

GUSTAVO ALEJANDRO SCHWEICKARDT

MODELOS CLÁSICOS Y SOFT-COMPUTING DE ECONOMÍA COMPUTACIONAL SOBRE PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN VINCULADOS AL CONTROL REGULADORIO EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA

ISBN 978-950-692-138-5

**CEC
COMITÉ DE ENERGÍAS CÓRDOBA**

CONICET



UNC

Universidad
Nacional
de Córdoba

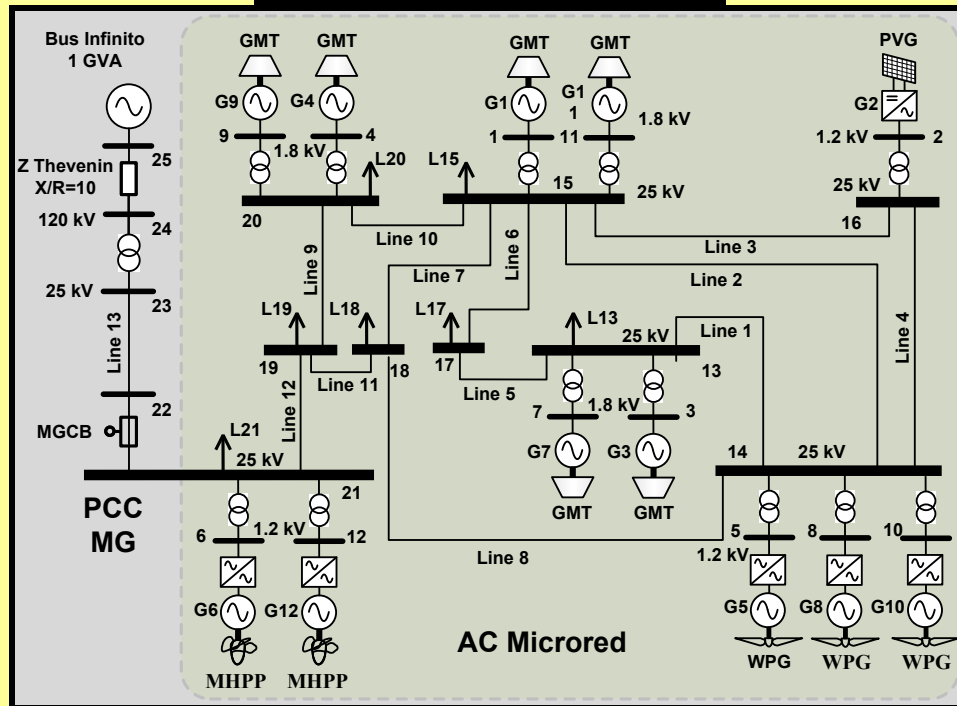
C I E C S

CONICET



Universidad
Nacional
de Córdoba

C I E C S



GUSTAVO ALEJANDRO SCHWEICKARDT

**MODELOS CLÁSICOS Y SOFT-COMPUTING
DE ECONOMÍA COMPUTACIONAL SOBRE
PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN
VINCULADOS AL CONTROL REGULADORIO
EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA**

ISBN: 978-950-692-138-5

AUTORIDADES

Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas

Presidente
Dr. Alejandro Ceccatto

Universidad Nacional de Córdoba

Rector
Dr. Hugo Oscar Juri

Centro Científico Tecnológico CONICET Córdoba

Directora
Dra. Dora Celton

Centro de Investigaciones y Estudios sobre Cultura y Sociedad CONICET y UNC

Director
Dr. Adrián Carbonetti

Departamento de Empresas Comité de Energías Córdoba, CEC

Coordinador
Mgter. Sergio Devalis

Mgter. Andrés Agosti
Ing. Carlos Ferrari

BIOGRAFÍA DEL AUTOR



Gustavo Schweickardt nació en Buenos Aires, el 5 de Julio de 1963. Obtuvo el grado de Ingeniero Electricista, por la Universidad Tecnológica Nacional, Argentina, con honores (1989), el grado de Magister en Economía y Política Energético Ambiental, por la Universidad Nacional del Comahue, Argentina, con honores (2005), y el grado de Doctor en Ingeniería/Economía Energética, por la Universidad Nacional de San Juan/INESC Porto, Argentina/Portugal (Beca FOMEC), con honores (2002). Se tituló como especialista en Economía Energética en el Instituto de Economía Energética de la Fundación Bariloche, Centro Atómico Bariloche, por la Universidad Nacional del Comahue (1997) (Beca CEB), con honores, y como Especialista en Evaluación de Impactos Ambientales por el Programa Ambiente Economía y Sociedad (2007), con honores.

Se dedicó a la actividad profesional en distintas empresas, desarrollando tecnologías software para simulación y optimización de Sistemas Energéticos, durante más de 14 años. Es Especialista en Ingeniería del Software, con orientación a las Técnicas de Inteligencia Artificial Computacional (Soft-Computing), aplicadas en Problemas Combinatorios de Optimización en Sistemas Energéticos.

Realizó múltiples cursos de posgrado en diferentes temáticas complementarias. Es profesor titular universitario de grado, y profesor de posgrado desde 1995, en universidades argentinas y del exterior. En 2004 ingresó como investigador docente del Instituto de Energía Eléctrica de la Universidad de San Juan. Recibió una beca financiada por el INESC Porto (Instituto de Ingeniería de Sistemas y Computadores de Porto), Portugal, para una estadía Posdoctoral, en el marco de la Economía de Computacional de Regulación de Redes Eléctricas y Mercados Energéticos. Desde 2005 es investigador del Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET), Argentina, categoría INDEPENDIENTE, en el área de Economía, desempeñando sus actividades en el Instituto de Economía Energética asociado a la Fundación Bariloche, Centro Atómico Bariloche. Actualmente desempeña sus funciones en la Universidad Tecnológica Nacional, Facultad Regional Concepción del Uruguay, a partir de un Plan de Radicación de Científicos en Áreas Prioritarias, con el cargo de Director del Grupo de Investigación sobre Economía Computacional de Regulación de Redes y Energías Renovables. Es Investigador Docente con Categoría I o "A" (la más elevada), en Ciencias de la Ingeniería y Tecnología conforme el sistema de categorización UTN argentino, Profesor Titular de la Cátedra "Inteligencia Artificial", en la Carrera de Ingeniería en Sistemas de Información (UTN FRCdU, Argentina), Profesor del Posgrado "Energías Renovables" en la Maestría en Ingeniería Ambiental, con créditos para Maestrías y Doctorados afines (UTN FRCdU, Argentina).

Profesor de los Posgrados: “Energía Renovable para el Desarrollo Sustentable”, “Mercado Eléctrico Mayorista y Mercado de Carbono”, y “Evaluación de Proyectos Energéticos”, en el marco de la Maestría en Energías Renovables, con créditos para Maestrías y Doctorados afines (UTN FRCdU, Argentina).

Profesor de los Posgrados: “Técnicas Heurísticas Modernas” y “Algoritmos Heurísticos aplicados a Problemas de Optimización” en la Maestría en Ciencias de la Computación (UTN FRCdU, Argentina).

Invitado a participar como docente en el Programa de Posgrado en Ciencias Informática de la Escuela de Informática de la Universidad Nacional de Colombia, Medellín, Colombia: A) Curso Regular de Sistemas Basados en Agentes Inteligentes y B) Soft-Computing en Economía Computacional.

Seleccionado como Catedrático en la Maestría en Ingeniería Eléctrica de la Universidad Politécnica de Quito, Ecuador, en las materias a) Planificación de Sistemas de Distribución y b) Inteligencia Artificial aplicada a los Sistemas de Potencia.

Es Profesor Visitante en el Doctorado en Ingeniería mención Sistemas Energéticos, en la Facultad de Minas de la Universidad Nacional de Colombia, sede Medellín, en el posgrado “Economía de la Energía”.

Ha dirigido varias Tesis Doctorales y de Maestría (12 en total), y es actualmente, director de 5 tesis doctorales, 1 investigador del CONICET y 2 becarios de iniciación a la investigación científica.

Ha publicado 13 libros sobre diferentes temáticas científico/técnicas, más de 90 artículos en revistas y congresos internacionales con referato, 54 Working Papers y 107 Informes Técnicos. Ha dictado múltiples cursos, seminarios y conferencias en Argentina y en el exterior, y ha dirigido más de 35 proyectos de investigación (nacionales e internacionales), tanto en la actividad privada (como Director de Investigación y Desarrollo de la empresa de Tecnología AXÓN S.A e INVAP (contratado), Bariloche, Argentina), así como en el ámbito académico-científico.

Es director de la Comisión de Expertos en Economía de la Energía y Medioambiente, en el Comité de Energías Córdoba (CEC) perteneciente al CIECS CONICET y UNC.

Participa como evaluador periódico en 12 Revistas Científicas Internacionales Indizadas y es Miembro del Comité Científico de las Revistas “Energética”, editada por la Universidad Nacional de Colombia, sede Manizales, y “Lámpsakos”, editada la Universidad Fundación Luis Amigó, Colombia, Medellín.

Integra, además, el Banco de Evaluadores de la Comisión de Evaluación y Acreditación Universitaria (CONEAU), Argentina, en posgrados de Regulación Energética y afines.

Reside, actualmente, en la ciudad de Gualeguaychú, Entre Ríos, Argentina.

email: gustavoschweickardt@conicet.gov.ar

AGRADECIMIENTOS

Este libro toma como referencia un conjunto de investigaciones realizadas durante más de diez años y que arrojaron, como resultado, un buen número de artículos en revistas internacionales con referato, presentaciones en congresos, conferencias y seminarios. Establece, además, líneas de investigación que permiten desarrollar nuevos Modelos, o bien mejorar los aquí propuestos, a efectos de abordar la creciente complejidad de los problemas regulatorios que se presentan en los Sistemas de Abastecimiento Eléctrico, mayormente en el Segmento de Distribución, desde la Economía Computacional mediante un nuevo Paradigma Tecnológico. El mismo es sustentado en instrumentos provenientes de la Inteligencia Artificial Computacional (Soft-Computing) y en Técnicas de la Programación Matemática Clásica.

Quiero agradecer, en primer lugar, a la institución que respeté y admiré siempre y a la cual tengo el honor de pertenecer como Investigador Científico desde hace 17 años: El Consejo Nacional de Investigaciones Científicas (CONICET), de mi país, Argentina, por confiar en el valor de los aportes presentados en este texto, oficiando como Editorial de libro. Particularmente, al Comité de Energías Córdoba, CEC, perteneciente al CIECS CONICET y UNC, por tomar esta propuesta y someterla a su Consejo Editorial, que aprobó su publicación. Para todos sus prestigiosos directivos, va mi más sincera gratitud.

El segundo agradecimiento debo dárselo mi núcleo familiar en Bariloche (mi muy querida Mamá, mi hermano Erio, mi cuñada, María Eugenia, y mis sobrinas Josefina y Magdalena) quienes me apoyaron en difíciles momentos que me tocaron vivir durante el desarrollo de las investigaciones, hasta lograr terminar de escribir este trabajo.

Y siempre, aunque no esté físicamente, pero sí en espíritu, a mi muy querido Papá.

PREFACIO

A mi único obstáculo, que sabrá entender...

Como sea que fue, aún entre los acechos de tu pasado, tu sombra persiguiéndome con los mismos engaños, mientras tus otoños acopiaban en vano las más dispersas hojas que el viento con facilidad devoraba en un débil remolino, pero ninguna cana para lucir con la sabiduría del peregrinar constante

Como sea que hayas pisado mis sueños, o los hayas soñado tan sólo para asegurarte que jamás se cumplan

Como sea que hayas lucrado con la moneda del vicio, comprando las mentiras que te parapetan, el silencio de tus cómplices, y las indulgencias del templo que Dios abandonó desde que pasaste por su puerta

Como sea que haya sido de atroz tu mentira más sórdida, repeliendo tus pecados con esa habilidad que sólo los conspiradores tienen, para enrevesar los hechos hasta lograr ser blancos de una conspiración inexistente

Como sea que te vuelvas un simulador ángel, manantial de bondad, mientras transformas tus difuntos en demonios, sin siquiera fuerzas para generar temor alguno

Como sea que pregones lealtad, cuando traicionas sin remordimiento a quienes de lealtad te colmaron, y sólo fueron y serán un crédito para alimentar tu exacerbado hedonismo

Y como sea que creas tener todo, el control, la dicha, la medida moral justa, el derecho a dañar por principio de cuentas, razón, estatura, proporción digna...

Yo estoy de pie. Y listo para darte batalla...

Schweickardt, Gustavo Alejandro

Modelos clásico y soft-computing de economía computacional sobre problemas de optimización vinculados al control regulatorio en sistemas de distribución eléctrica / Gustavo Alejandro Schweickardt. - 1a ed. - Ciudad Autónoma de Buenos Aires : CONICET - Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, 2017.

Libro digital, PDF

Archivo Digital: descarga y online

ISBN 978-950-692-138-5

1. Distribución de Energía. 2. Optimización. 3. Computación. I. Título.

CDD 333.794

Editorial CONICET

Sede GIOL: Godoy Cruz 2290 (C1425FQB) CABA - República Argentina - Tel: +5411 4899-5400

Sede Rivadavia: Av. Rivadavia 1917 (C1033AAJ) CABA - República Argentina - Tel: +5411 5983-1420

Diseño de portada: Lic. Celeste Ceballos

Este libro fue editado por el Comité de Energías Córdoba (CEC), en el marco del programa de investigación del Departamento de Empresas, perteneciente al Centro de Investigaciones y Estudios sobre Cultura y Sociedad (CIECS), Unidad Ejecutora de doble dependencia (CONICET y UNC).

www.ciecs-conicet.gob.ar/cec

RESUMEN

En este trabajo se pretende direccionar un *paradigma tecnológico* que permita mejorar la capacidad predictiva de los modelos asociados al estudio de sistemas complejos. Se refieren aplicaciones en el campo de la Economía Computacional, acotando el análisis a los *modelos de equilibrio parcial*, como lo es el estudio de un cierto Mercado Energético. En particular, y sin pérdida de generalidad, el que se presenta predominantemente es el Segmento de Distribución de Energía Eléctrica, sumado a dos Modelos de aplicación en el Segmento de Transmisión, que pueden ser considerados sobre sistemas de Distribución Troncal (DISTRO). En el Segmento de Distribución, no sólo existen transacciones de energía con cierto grado de competencia o disputabilidad, sino de capacidad instalada, ponderadas por el uso de un sistema de redes que constituye un Monopolio Natural No Disputable, y que requiere, por tanto, de un Control Regulatorio cada vez más sofisticado. Con esta finalidad se trata el desarrollo de metodologías que se integren a la Investigación Operativa, desde los nuevos instrumentos propuestos por la Soft-Computing (Razonamiento Aproximado, Metaheurísticas, HiperHeurísticas, Redes Neuronales y Sistemas Difusos, entre otros instrumentos), considerando, además, Modelos de Programación Matemática Clásica.

El libro incluye una serie de artículos del autor publicados en revistas internacionales con referato, así como algunas aportaciones en la temática no incluidas en publicaciones, que de algún modo sintetizan un trabajo de investigación de más de quince años.

De manera que el Índice Temático se listará por Capítulo y Página, sin referir sus contenidos, pues se corresponden, en general, con un Modelo asociado a un trabajo previo, o a las publicaciones mencionadas.

ÍNDICE POR CAPÍTULOS

	PAG.
CAPÍTULO I: CONTEXTO DEL PROBLEMA.....	1
CAPÍTULO II: LAS DOS CORRIENTES PRINCIPALES DEL PENSAMIENTO ECONÓMICO: PARADIGMAS MARGINALISTA Y POST-KEYNESIANO.....	22
CAPÍTULO III: ELEMENTOS DE LA IA-SOFT COMPUTING INTRODUCIDOS EN LA INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES SOBRE EL DOMINIO DE LA OPTIMIZACIÓN ESTÁTICA Y DINÁMICA DE SISTEMAS	68
CAPÍTULO IV: MODELOS Y APLICACIONES SOBRE LA ECONOMÍA COMPUTACIONAL EN EL CONTROL REGULATORIO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA.....	132
1.- OPTIMIZACIÓN DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON EMPLAZAMIENTO DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA. UN ENFOQUE MEDIANTE LA METAHEURÍSTICA FEPSO.....	133
2.- OPTIMIZACIÓN DEL BALANCE DE FASES EN LOS SISTEMAS TRIFÁSICOS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA EN BAJA TENSIÓN. UNA APLICACIÓN DE LA METAHEURÍSTICA FPSO	151
3.- OPTIMIZACIÓN DE LA CONFIABILIDAD EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA DE MEDIA TENSIÓN POR EVOLUCIÓN DEL COSTO INTRÍNSECO DE LA ENERGÍA NO SUMINISTRADA	170
4.- ADAPTACIÓN ECONÓMICA EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA: CONTROL REGULATORIO MEDIANTE UN MODELO	

POSIBILÍSTICO DE OPTIMIZACIÓN DINÁMICA SUSTENTADO EN PDD	191
5.- OPTIMIZACIÓN DINÁMICA DIFUSA CON NIVEL DE RIESGO ACOTADO. APLICACIÓN EN LA PLANIFICACIÓN Y CONTROL REGULATORIO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA, SUSTENTADA EN UN MODELO BASADO EN ODP (OPTIMIZACIÓN DIFUSA POSIBILÍSTICA).....	227
6.- HIPERHEURÍSTICA BASADA EN RAZONAMIENTO CON DOMINIO EN METAHEURÍSTICAS X-PSO MULTI OBJETIVO HY X-FPSO CBR. APLICACIÓN SOBRE UNA OPTIMIZACIÓN DINÁMICA POSIBILÍSTICA. PARTE 1) DESARROLLOS TEÓRICOS DEL ALGORITMO HIPERHEURÍSTICO HY X-FPSO CBR.....	246
7.- HIPERHEURÍSTICA BASADA EN RAZONAMIENTO CON DOMINIO EN METAHEURÍSTICAS X-PSO MULTI OBJETIVO HY X-FPSO CBR. APLICACIÓN SOBRE UNA OPTIMIZACIÓN DINÁMICA POSIBILÍSTICA. PARTE 2) APLICACIÓN A LA OPTIMIZACIÓN DINÁMICA POSIBILÍSTICA EN LA PLANIFICACIÓN DE MEDIANO/CORTO DE UN SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA.....	265
8.- UN MODELO DE OPTIMIZACIÓN SOPORTE BASADO EN SEÑALES DE UBICACIÓN SELECTIVA PARA LA ASIGNACIÓN DE LOS CARGOS DE ACCESO A REDES DE TRANSMISIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN SISTEMAS RADIALES.....	289
9.- MODELO PARA LA EVALUACIÓN DE LA SEGURIDAD DINÁMICA EN LÍNEA DE UNA MICRO-RED CON GENERACIÓN DISTRIBUIDA EN UN SISTEMA DE POTENCIA DESDE UN ENFOQUE SOFT-COMPUTING Y PROCESAMIENTO PARALELO.....	310
10.- MODELO DE SIMULACIÓN SOFT-COMPUTING PARA LA SELECCIÓN DE CONTINGENCIAS CRÍTICAS EN LA EVALUACIÓN DE LA SEGURIDAD DINÁMICA EN TIEMPO REAL DE SISTEMAS DE POTENCIA.....	331
11. COMPARACIÓN E INTEGRACIÓN DE LAS METAHEURÍSTICAS MULTI OBJETIVO ARTIFICIAL	

FISH SCHOOL (FAFS) Y FUZZY EPSO CON TOPOLOGÍA ESTRELLA GLOBAL INDIVIDUAL (FEPSO GIST). APLICACIÓN EN EL BALANCE DE CARGA EN REDES ELÉCTRICAS DE BAJA TENSIÓN..... 353

12.- MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA DEFINIR SUBSIDIOS INTRÍNSECOS EN LOS COSTOS DE ACCESO A REDES DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA DESDE LA ESTRUCTURA DE PRECIOS RAMSEY INCLUYENDO CARACTERÍSTICAS DISTRIBUTIVAS..... 375

13.- UN MODELO DE INCENTIVOS PARA LAS FUENTES PRIMARIAS DE ENERGÍA RENOVABLE POR ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS.....399

14.- MODELO DE SIMULACIÓN SOFT-COMPUTING PARA LA SELECCIÓN DE CONTINGENCIAS CRÍTICAS EN LA SEGURIDAD DINÁMICA DE SISTEMAS DE POTENCIA SOPORTADO EN REDES NEURONALES DE RETROPROPAGACIÓN SIMPLE Y MÚLTIPLE..... 418

15.- MODELOS HIPERHEURÍSTICOS BASADOS EN RAZONAMIENTO CON PROCESAMIENTO PARALELO Y DOMINIO EN METAHEURÍSTICAS X-PSO Y AFS MULTI OBJETIVO..... 438

CAPÍTULO IV: REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

CAPÍTULO I

CONTEXTO DEL PROBLEMA

.- INTRODUCCIÓN

La *Reforma en la Industria Eléctrica* en las últimas dos décadas ha implicado una transformación sustancial respecto de su tradicional concepción. Particionando verticalmente la cadena de producción de la electricidad, se conciben segmentos funcionalmente independientes (Generación, Transmisión y Distribución) vinculados a entornos de negocios en los que intentan establecerse *condiciones de mercado*. En aquellos segmentos donde pueda tener lugar *disputabilidad*, se introduce *competencia* mediante la participación de múltiples agentes¹ oferentes de servicios. En los que no, se *introduce regulación*.

Específicamente en la *actividad de distribución*, se conciben dos tipos de servicios: el *servicio de red*, de carácter **monopólico no disputable**, y el *servicio de comercialización*, considerado un **mercado disputable**. En este capítulo se describe el estado del arte en tal sentido, y se plantean algunas consideraciones que deben integrarse al contexto de una posible separación de estos servicios, otrora integrados en la estructura tradicional, verticalmente integrada, de la industria eléctrica.

Desde una visión pragmática, se presentan los aspectos prácticos de la reforma mediante el modelo instaurado por Inglaterra, país que de algún modo ha servido de inspiración a las ideas adoptadas como referencia en Latinoamérica.

Adicionalmente, se presenta una síntesis sobre los distintos *esquemas retributivos* que definen los *sistemas regulatorios*, y que pueden encontrarse en el servicio de abastecimiento eléctrico, conforme sea el grado de competencia introducido.

Luego se sintetizan, mediante algunas conclusiones, ciertos inconvenientes que requieren un tratamiento teórico cuidadoso al proponerse tal contexto de aplicación. Finalmente, son formulados los objetivos que este trabajo pretende alcanzar.

1.- DISPUTABILIDAD EN LOS MERCADOS ELÉCTRICOS

El nuevo enfoque teórico de la regulación, sustentado en el *aporte Neo-Clásico* que proporciona la *Teoría de Mercados Disputables*², define las bases para

¹ A este efecto sobre la estructura de la cadena productiva de electricidad se lo refiere como “partición horizontal” de la misma.

² La mayor parte de los trabajos que contribuyeron a la formulación de este nuevo enfoque teórico, se sitúa en el período que media entre fines de 1970 y principios de 1980, cuando en EEUU existía un fuerte cuestionamiento hacia las modalidades tradicionales de regulación de los Monopolios, verticalmente integrados, de servicios públicos. Por otra parte, cabe destacar que el concepto de *Contestable Markets*, en lengua inglesa, ha presentado indistintamente las traducciones: *Mercados Contestables*, *Mercados Competitivos* y *Mercados Disputables*. En opinión de la referencia, el concepto en cuestión queda mejor reflejado mediante la última traducción. Por tal motivo será la empleada en los desarrollos presentados.

introducir *competencia* en un mercado caracterizado por una forma restringida de la misma.

Ello requiere una serie de supuestos que presuponen, indirectamente: **a)** que todo el capital exigido para los entrantes potenciales se encuentra disponible en forma líquida, y **b)** que este capital puede desplazarse rápidamente de industria a industria.

Bajo estas circunstancias una empresa puede ingresar a un *Mercado Monopólico* en la medida que espere obtener beneficios fijando precios inferiores a los que perciben las empresas presentes, sirviendo sólo una parte de la demanda atendida hasta el momento por las mismas.

Si aquellas empresas que ocupaban previamente posiciones firmes del mercado en cuestión reajustasen sus precios, reaccionando a la nueva competencia, entonces la empresa que recién ingresa puede, sosteniendo aquellos supuestos, retirarse del mercado sin la pérdida que podría originar cualquier costo hundido.

Desde esta perspectiva, la *introducción de disputabilidad en los Sistemas de Suministro de Energía Eléctrica* requiere, como condiciones necesarias, de dos elementos fundamentales:

- *la Segmentación Vertical de los procesos inherentes a la Cadena Productiva de Electricidad;*
- *el establecimiento regulatorio de Incompatibilidad de Funciones y del Principio de Libre Acceso de Terceros a las Redes de Transmisión y Distribución.*

No obstante la implementación de las mismas, existen ciertas dificultades que pueden atentar contra el adecuado funcionamiento del sistema bajo esta nueva organización y su *esquema regulatorio* asociado. Se mencionan entre ellas:

- *La reintegración vertical de los procesos por medio de vínculos entre los consorcios adquirientes.*
- *Los incrementos sobre la concentración técnico-funcional en Generación y Distribución, a través de mecanismos similares.*
- *La existencia de ventajas para algunos actores que ocupan lugares estratégicos en diferentes cadenas energéticas.*
- *La existencia de inconvenientes para concretar a tiempo la expansión del transporte, sustentada en las señales del mercado.*
- *El establecimiento del costo de acceso a redes en condiciones económicas, para los múltiples actores del sistema. En particular, en el ámbito de distribución.*

Al considerar las experiencias relevadas en un gran número de países que han adherido a tal estructura, surgen *dos conclusiones* relevantes:

1^{ra}.- La instrumentación de los cambios referidos implica una modificación sustancial en la estructura del Mercado Eléctrico, por lo cual se le confiere, dada sus diferentes y complejas dimensiones, el carácter de *Reforma*. Este término se emplea frecuentemente al referirse a la introducción de los nuevos marcos que rigen la regulación eléctrica.

En el contexto del problema, no sólo es utilizado a los efectos de enfatizar las diferentes dimensiones que un cambio de tal magnitud debe afrontar. Adicionalmente se persigue con su empleo, evidenciar la existencia de un verdadero punto de inflexión en la política aplicada al sector, donde los proyectos de ordenamiento son reemplazados por una completa transformación.

2^{da}.- Desde el paradigma dominante, no han podido obtenerse soluciones satisfactorias para tales dificultades. Las cuestiones, específicas del ámbito de distribución, que constituyen el centro de debate al respecto, pueden ser sintetizadas en los siguientes puntos:

- *Modelos de Planificación de la Expansión de los Sistemas de Redes, bajo condiciones de incertidumbres de carácter no estocástico y planes de inversión resultantes.*
- *Tipo de Costo Económico (Medio o Marginal; de Corto o Largo Plazo) aplicable a cada atributo que pondere el mérito del sistema para tarifcar el acceso a las redes, evitando subsidios de carácter distorsivo.*
- *Integración de la complejidad tecnológica actual (generación distribuida, despacho en redes de media/baja tensión) en un marco económico consistente.*
- *Consideración de los Costos Económicos de Calidad Eléctrica y Ambiental en el Plan de Expansión y Explotación de las Redes de abastecimiento.*
- *Interpretación y definición operativa del concepto de Sistema Económicamente Adaptado, conforme los marcos regulatorios lo requieren.*

Todas estas cuestiones ameritan un profundo estudio, en aras de la definición de una *Economía de Regulación de Redes Eléctricas* metodológicamente fundada.

2.- DESCRIPCIÓN DE LA SITUACIÓN ACTUAL RELATIVA A LOS SECTORES ELÉCTRICOS BASADOS EN CONTEXTOS ABIERTOS A LA COMPETENCIA

2.1.- OBJETIVOS DE LA REFORMA EN EL SECTOR ELÉCTRICO

Existe cierto acuerdo en cuanto a los objetivos que persigue la Reforma en el Sector Eléctrico introducida en el EPÍGRAFE I.-. Los puntos más relevantes se presentan a continuación:

- ✓ Crear una Industria más eficiente adoptando las referencias que se desprenden de las mejores experiencias a nivel mundial.
- ✓ Permitir la maximización en las alternativas de selección para los consumidores.
- ✓ Fomentar inversiones eficientes en todos los segmentos de la cadena productiva de la electricidad.
- ✓ Asegurar que exista un apropiado entorno regulatorio que brinde protección a los consumidores del servicio y estándares de seguridad.
- ✓ Garantizar la confiabilidad del suministro *de energía eléctrica en el corto y en el largo plazo.*

No obstante la diversidad de cuestiones y particularidades que cada país presente, la experiencia acopiada durante el transcurso de esta última década parece indicar una confluencia de carácter universal, en relación a las pautas adoptadas, a efectos de conformar un *mercado eléctrico competitivo.*

2.2.- LOS MODELOS DE MERCADO ELÉCTRICO

En el estado del arte se proponen cuatro posibles modelos que permiten describir la *estructura del abastecimiento eléctrico* con participación de diversos agentes.

Estos modelos se distinguen, presentados en una escala gradual, conforme el *grado de disputabilidad introducido.* Se parte desde la concepción *monopólica pura, verticalmente integrada,* hasta el extremo de un *mercado abierto,* en el que han sido introducidas condiciones de disputabilidad en todos los segmentos posibles.

Resulta así la siguiente clasificación:

- 1) **Modelo A):** presenta *mercados monopólicos* en todos sus niveles, de modo que una única compañía controla la *producción, transmisión y distribución* (conjuntamente con la *comercialización*) de la energía eléctrica.
- 2) **Modelo B):** permite una única organización, la cual podría denominarse genéricamente *Agencia u Organismo de Control de Compra,* que aplica criterios establecidos en términos de *eficiencia económica* para definir el

abastecimiento de energía eléctrica. Su instrumentación requiere de cierto número de generadores que compiten en la *producción*. En esta estructura, se sostiene el monopolio en la *transmisión* y en la *distribución*, introduciéndose condiciones para la disputabilidad del mercado de *generación (producción)*.

- 3) **Modelo C):** permite la *competencia mayorista*, lo cual significa que las *compañías de distribución* o *usuarios especiales*, pueden comprar energía eléctrica a un 'pool' (mercado 'spot') o directamente a los productores de energía. En esta situación existe un *acceso abierto a las redes de transmisión*, no obstante se sostengan las *condiciones monopólicas en la distribución*.
- 4) **Modelo D):** permite instaurar la *competencia* tanto en el *mercado mayorista* como en el *minorista*, lo cual implica la aplicación adicional, relativa al **Modelo C)**, del principio de *acceso abierto a las redes de distribución*. Se caracteriza por separar la *función de distribución (servicio de red)* de aquella correspondiente a la *comercialización de la energía eléctrica* destinada a los consumidores finales.

En este último modelo, los *distribuidores* y *comercializadores* pueden acceder directamente al *mercado mayorista*, compuesto por el 'pool' de productores de energía eléctrica, o bien pactar su compra con un *generador* en particular. Se evidencia de este modo el *acceso abierto a la red de transmisión*. Además los *consumidores* pueden ser abastecidos por medio de compras a los *distribuidores* (locales) o *comercializadores* diferentes, exhibiéndose, en consecuencia, la aplicación del *acceso abierto a las redes de distribución*.

Resulta oportuno destacar algunas cuestiones adicionales a esta presentación:

1^o) Las *condiciones monopólicas* asociadas a la prestación del servicio de *transmisión* y *distribución* mediante sus respectivas redes, obviamente se *siguen sosteniendo*. Como es claramente reconocido, se trata de *Monopolios Naturales no disputables* que, en consecuencia, *deben ser regulados*.

De esta manera, al referirse a un '*contexto abierto a la competencia*', se hace específica alusión al principio de *libre acceso a las redes correspondientes*, por parte de quienes no son sus propietarios o incumbentes. Se compite por el empleo de las redes, como *insumo esencial* para las transacciones de compra-venta de energía.

2^{do}) Es posible concebir una situación intermedia entre los **Modelos C) y D)** en la cual, sin necesidad de hacer referencia de manera explícita a la figura del *comercializador* como un *agente económico adicional*, sea posible la aplicación del principio de *acceso abierto a las redes de distribución*.

A partir de ciertos niveles de potencia (o energía) asociados a las transacciones de compra-venta, puede conferírseles a los clientes el carácter de *Grandes Usuarios*, permitiendo a los mismos acceder directamente al *mercado mayorista* o bien pactar la compra con un *generador* de su preferencia.

Esta propuesta es consecuente con el estadio en que se encontraban países como Gran Bretaña (específicamente Inglaterra y Gales) hasta 1998, cuando fue desregulado por completo el mercado de *distribución – comercialización*. Otra referencia en tal sentido, es la situación de Australia en cuya regulación, si bien se incorpora la figura del *comercializador minorista* en algunos estados (como es el caso de Victoria), no todos los usuarios pueden elegir libremente su proveedor de energía.

La introducción del *comercializador minorista* como nuevo agente de la industria es, en general, discutida. Por ejemplo, la mayoría de los países Latinoamericanos que han introducido condiciones de disputabilidad en su industria eléctrica³, adhieren a un modelo de mercado definido por una transición entre el **C**) y el **D**), con las características presentadas.

3^{ro}) La figura del *comercializador*, ha sido planteada a los efectos de incrementar las oportunidades de negocios por incorporación de otros servicios, para establecer un mayor nivel de competencia. Económicamente, tal afirmación puede sustentarse en la medida que se conciba a la *comercialización* como una industria multiproducto, cuyas empresas se vean favorecidas por *economías de alcance* en sus funciones de costo.

2.3.- MODELOS COMPETITIVOS ADOPTADOS POR ALGUNOS PAÍSES DESARROLLADOS

En términos de los *modelos competitivos* adoptados por algunos países desarrollados, pueden ser referentes *Gran Bretaña*⁴, *Australia*, *EEUU*, *Suecia* y *Finlandia*, entre otros.

A fin de tomar en cuenta el 'grado de avance' que la *reforma del sector eléctrico* exhibe en términos lograr un *mercado competitivo*, se presenta la **Tabla I.1** referida al continente europeo.

³ Una excepción la constituye Colombia, cuya regulación admite la figura del comercializador.

⁴ Una indicación, que puede resultar de cierta obviedad para muchos, pero, no obstante, se resalta, es que al hacer referencia a Reino Unido (UK), se está aludiendo a Gran Bretaña e Irlanda del Norte, mientras que al hablar de Gran Bretaña, la referencia es dirigida a Inglaterra, Escocia y el País de Gales. La reforma que se adopta como modélica en el sentido competitivo, corresponde fundamentalmente a Inglaterra y al país de Gales. Escocia, mantiene en alguna de sus Regiones monopolios de abastecimiento eléctrico que funcionan verticalmente integrados. De modo que muchas veces se habla de la 'reforma introducida por Gran Bretaña', cuando, más adecuado, sería decir 'sobre Inglaterra y Gales'. El error se extiende del mismo modo al referirse a 'la Reforma de Reino Unido', en términos de su Industria Eléctrica.

La situación **Total**, se corresponde con el **Modelo D)** presentado en el **epígrafe 3.2**; la situación **Parcial** se corresponde con una *transición* entre el **Modelo C)** y el **D)**, tal cual fue descrita en el mismo epígrafe.

En los mismos países pioneros de la *reforma competitiva*, particularmente en Estados Unidos, existen dudas sobre si la introducción del *comercializador* en el *mercado minorista*, induce a las bondades de la reforma a través de una mayor competencia.

Conforme lo indica la referencia, en los Estados Unidos la *“libre elección del proveedor de energía eléctrica”*, frase que sintetiza el espíritu de la desregulación pretendida en el segmento de la *comercialización* es, en la actualidad, objeto de diversos cuestionamientos.

<i>País</i>	<i>Grado de Avance</i>
Austria	Parcial
Bélgica	Parcial
Dinamarca	Parcial
Finlandia	Total
Francia	Parcial
Alemania	Parcial
Grecia	Pequeño o Ninguno
Irlanda	Parcial
Italia	Parcial
Luxemburgo	Parcial
Holanda	Parcial
Portugal	Pequeño o Ninguno
España	Parcial
Suecia	Total
Reino Unido	Total

Tabla I.1: Grado de Avance de la Reforma en el Sector Eléctrico hacia un Mercado Competitivo en el continente europeo.

En el esquema instaurado por este país, los programas de “libre elección” por parte del consumidor, implican la siguiente *separación de roles* en la *distribución de energía eléctrica* :

- i. *El servicio de redes, como se ha dicho, se sostiene como un monopolio regulado.*

- ii. *La gestión que involucra los arreglos financieros para adquirir servicios de abastecimiento, en un mercado mayorista competitivo (revendiendo la energía a los usuarios finales), responde a un mercado minorista competitivo.*

El primer rol, es desempeñado por las *Utility Distribution Companies (UDC)*, mientras que el segundo, sintetizado bajo el nombre de *comercialización*, es desempeñado por agentes que offician de *comercializadores independientes*, y que reciben la denominación de *Electricity Service Providers (ESP)*. Estos últimos dependen, para tal fin, de las instalaciones de los primeros.

Aquellos clientes que no desean modificar su situación, cambiando su provisión a partir de una **ESP**, pueden continuar siendo abastecidos por la energía proveniente de las **UDCs**, bajo la denominada “oferta de servicio por omisión”, la cual responde, obviamente, a un precio regulado.

Esta estructura no es diferente de la adoptada por Gran Bretaña (Inglaterra - Gales), por lo cual los aspectos críticos aquí manifestados, pueden ser extendidos a la misma, confirmando que se trata de un problema que se abstrae de la realidad emergente de un país en particular.

Adoptando como general el carácter de las observaciones vertidas, y asumiendo que **ESP** refiere la figura del cualquier comercializador mientras que **UDC** refiere a cualquier distribuidor, pueden ser destacados los siguientes aspectos:

.- El problema básico con el que las **ESP** se enfrentan, es que no les es posible, en general, competir en condiciones de ingresos aceptables, con la “oferta de servicio por omisión” por parte de las **UDCs**. Tal oferta es destinada a los clientes que pueden vincularse físicamente con su **UDC** local. Esta competencia constituye un desafío especialmente dificultoso, en cuanto a la posibilidad de abastecer a usuarios del segmento comercial de pequeñas demandas y residenciales.

En este sentido, las **ESPs** argumentan que los precios de oferta vinculados al servicio por omisión, deben ser significativamente más altos que los actuales, a los efectos de que las mismas puedan atraer clientes ofreciendo precios más bajos. Así sostendrían ganancias razonables, cubriendo sus costos de marketing, publicidad, facturación, medición (si corresponde), y otros en los que puedan incurrir. Desde esta perspectiva, *se distorsiona el objeto por el cual se introduce la competencia*, cuyo fin último es contribuir al *Óptimo Colectivo* a partir de efectos que redunden en *precios más bajos*. Dicho de otra manera: lo que significa un negocio bajo condiciones rentables para estos agentes del mercado, *tendría como consecuencia un mayor costo social*.

.- Para que tal distorsión no tenga lugar, es imprescindible brindar una opción de *servicio de red básico (SRB)*, prestado por las **UDCs**, de modo que permita a los *consumidores minoristas* tener acceso directo al *mercado eléctrico mayorista*, sin intermediarios financieros. Este servicio, *constituiría la referencia respecto de la cual los beneficios sociales de la competencia introducida deberían ser juzgados*. De esta manera, la *competencia minorista*

exitosa proporcionaría *servicios de valor agregado* por encima de tal referencia, a fin de posibilitar la cobertura de todos los costos incurridos y asegurar un adecuado margen de comercialización.

Esta última afirmación se encuentra en consonancia respecto de las necesarias *economías de alcance*, que deben presentarse en las empresas que se desempeñen como estos nuevos agentes *del mercado eléctrico minorista*.

Si un *comercializador* no es apto para poder brindar *valor agregado* al servicio que presta, por encima del obtenido a partir de la opción **SRB**, entonces no es posible que tenga éxito. *Sin valor agregado, no hay margen de comercialización*.

Resulta, a partir de estos comentarios, la siguiente y muy importante conclusión:

El único modo en que puede aumentarse el beneficio social a partir de la competencia en la comercialización, es considerando e instrumentando dos aspectos fundamentales:

- a. La prestación en *condiciones económicas* de un *servicio de acceso a las redes de distribución*, **SRB**, lo cual permitiría:
 1. definir un *precio* para un *insumo esencial* (el *sistema de redes*) también requerido por el *comercializador*;
 2. establecer un costo de referencia: **SRB + Transacción de Energía en el Mercado Mayorista** el cual podría introducir legítimamente una *competencia para los comercializadores*, pues tal referencia debería reflejar los costos más bajos posibles de abastecimiento.
- b. La incorporación de *valor agregado* en la prestación de los servicios por parte de los *comercializadores*.

El punto **a.1.** es el que se relaciona directamente con los **precios de acceso a las redes de distribución** y constituye un tema sobre el que no han sido formuladas soluciones satisfactorias, en términos del contexto general descrito.

2.4.- DESCRIPCIÓN DEL MODELO IMPLEMENTADO EN GRAN BRETAÑA - INGLATERRA Y GALES

Especialmente en Inglaterra y Gales, se presenta una estructura de mercado que responde en la actualidad, y desde 1999, al **Modelo D)** presentado; es decir un *Esquema de Mercado Eléctrico absolutamente Competitivo*.

Las privatizaciones en el *Sistema Eléctrico británico*, han implementado cambios radicales en la política regulatoria, generando una Estructura del Mercado verticalmente desintegrada en su totalidad.

El gobierno hizo público su propósito de privatizar la *Industria de Abastecimiento Eléctrico*, en los países mencionados, cerca de febrero de

1988. Sin embargo, esta nueva estructura fue introducida en marzo de 1990, y segmentó los procesos en las cuatro actividades que tienen lugar conforme la segmentación vertical característica: *Generación, Transmisión, Distribución y Suministro o Comercialización*.

Conforme esta partición, fueron consignadas las siguientes definiciones y características para cada una de ellas:

A.- Generación: Está definida como el proceso de conversión de energía primaria, a partir de fuentes renovables o no, en energía eléctrica.

Las empresas generadoras producen mediante plantas que operan bajo licencias de generación en un mercado incrementalmente competitivo.

La *Central Electricity Generating Board (CEGB)*, organismo creado en 1958 que centralizó las actividades de Generación y Transmisión en Inglaterra y Gales, fue dividida en cuatro compañías: La *National Grid Company (NGC)*, responsable de la Transmisión, la *National Power Generation (NPG)* y la *PowerGen (PG)*, responsables de la Generación no Nuclear. La *Nuclear Electric (NE)* se constituyó como responsable de la Generación Nuclear. Todas ellas adoptaron el carácter de compañías públicas limitadas, en 1990.

Inicialmente, la competencia en este ámbito tuvo lugar sólo entre estas empresas, con la capacidad de generación existente, de modo tal que, en el año de referencia, la *National Power Generation* y la *PowerGen* concentraban el **78%** de la Generación total y, conjuntamente con la *Nuclear Electric*, el **94%** de la misma.

Las *condiciones de disputabilidad* introducidas, permitieron que se presente una clara evolución en la competencia, de manera tal que en 1998, la *National Power Generation* y la *PowerGen*, concentraban sólo el **41%** de la Generación total y, conjuntamente con la *Nuclear Electric*, el **58%**.

A partir de entonces, continuaron ingresando al mercado nuevos generadores, incrementando aún más la disputabilidad en este segmento y permitiendo una sostenida disminución, en consecuencia, de la concentración imputada a las empresas que participaron originariamente de aquel.

El aspecto más radical de la reforma de 1990, lo constituye el denominado *Mercado Spot o 'pool'*, referido por los británicos como *'Day Ahead Market'*. En él, cada mañana los generadores deben declarar cuáles de sus unidades de generación se encontrarán disponibles para el próximo día y anunciar sus respectivos precios.

Sucintamente, puede describirse el funcionamiento de este mercado como sigue: En la declaración de precios mencionada, los costos fijos de las unidades listas para generar, deberían ser reflejados mediante un precio de arranque y un precio de parada asociado a las mismas, existiendo la posibilidad de reconocer *cargos fijos* de manera incremental en sus precios

hasta el *tercer escalón de demanda*, a partir del cual sólo intervienen los *cargos variables*. Al mismo tiempo, los suministradores declaran un estimado de la demanda sobre los distintos puntos de abastecimiento en la red a partir de los cuales deben tomar la potencia comprometida, por cada media hora del siguiente día. La *National Grid Company*, entonces, simula computacionalmente un *programa de despacho* que propende a minimizar los costos del *Sistema de Generación* para el próximo día, en términos de los precios ofertados. Esta simulación, recibe el nombre de *Despacho sin Restricciones*, puesto que no toma en cuenta las restricciones en la red de *Transmisión*. Tales limitaciones podrían forzar a algunas unidades a operar de vez en cuando, siendo sus precios de oferta más elevados que los de otras unidades que, debido a aquellas, no pueden transmitir la energía eléctrica a los consumidores y, en consecuencia, entrar en servicio. Esta situación debe ser continuamente revisada por eventuales cambios, que van presentándose sobre la marcha, en la disponibilidad de las plantas.

Bajo este mecanismo, la remuneración del generador se establece con los siguientes criterios:

Generalmente, el *costo marginal* asociado a la operación de la unidad de generación más costosa que es requerida de entrar en servicio para satisfacer la demanda en cada media hora, establece el precio de la energía denominado *System Marginal Price (SMP)*.

A este, le es adicionada una remuneración por capacidad (**Capacity Payment**), la cual proporciona un incentivo a los generadores para mantener un adecuado *margen de reserva* relativo al nivel de demanda. Este valor puede resultar elevado, si el margen referido es estrecho, pero puede resultar nulo si excede ampliamente la generación requerida.

De esta manera, los generadores ofertan su potencia en el *Mercado Spot o 'pool'* a un precio llamado *Pool Purchase Price (PPP)* compuesto por los dos componentes descriptos (**SMP + Capacity Payment**).

B.-Transmisión: Consiste en el transporte masivo de electricidad desde las plantas generadoras hasta las compañías responsables de su distribución. Se incluye, también, la energía destinada a aquellos muy grandes usuarios que se conectan directamente a la Red Nacional.

La Transmisión fue transferida en el mismo año de referencia, 1990, como un Monopolio Natural Regulado a la *National Grid Company*, la cual funciona en Inglaterra y Gales.

Las Políticas Regulatorias son dictadas y aplicadas por un organismo gubernamental denominado *Office of Electricity Regulation (OFFER⁵)* el cual

⁵ Actualmente, el regulador inglés tiene responsabilidades tanto sobre el abastecimiento eléctrico como sobre el de gas, razón por la cual ha cambiado su nombre a **OFREG**. No obstante, en este capítulo, se denominará **OFFER** a los fines de mantener la referencia temporal, pues así se llamaba en el momento de la desregulación.

asegura que la **NGC**, cumpla con sus obligaciones estatutarias y con todos los aspectos condicionantes de su licencia de transmisión.

Dentro de las responsabilidades a que se compromete la *National Grid Company*, se contempla:

- *Mantener un Sistema de Transmisión coordinado, económico y eficiente.*
- *No discriminar entre usuarios o clases de usuarios.*
- *Facilitar y propender la competencia en la Generación y Suministro de electricidad.*

Dado la forma de Monopolio Natural en sus Redes que este segmento presenta, se requiere la aplicación de algún tipo de mecanismo regulatorio referido específicamente al Control de Precios, que se constituya en la remuneración del servicio de Transmisión. La modalidad empleada se denominada '*Price Cap*', de *Precios de Eficiencia* o, con frecuencia **RPI - X**. Su filosofía, como se presenta en el **epígrafe III.-**, se basa en que la compañía maximice sus ingresos minimizando sus costos. Siempre hablando de Inglaterra y Gales, la fórmula que se emplea a tal fin es la que se presenta a continuación:

$$M_t = \left[1 + \frac{RPI_t - X}{100} \right] \times P_{t-1} \times G_t - K \quad 1.1$$

donde :

M_t : Corresponde al máximo cargo promedio, expresado en [**£/kW**].

t : Año de referencia.

G_t : Factor de escala, para el año **t**, basado sobre el promedio de demanda Estacional pesado conforme la trayectoria que ha seguido la misma en los años previos.

P_{t-1} : Constituye el precio unitario del [**kW**] en el año **t-1**, el cual es, a su vez, función del año previo. De este modo:

$$P_{t-1} = P_{t-2} \times \left[1 + \frac{RPI_t - X}{100} \right] \quad 1.2$$

RPI : Índice de Precios Minorista (**Retail Price Index**).

X : Constituye el porcentaje a reducir en los precios, el cual es redefinido de vez en cuando por el Regulador.

K : Factor de Corrección.

Como dato adicional, el primer control de precios que el gobierno británico estableció fue en Abril de 1990 limitando los ingresos promedios percibidos por la **NGC** en concepto de Transmisión a no incrementarse más allá que el nivel inflacionario (**RPI-0**). El Director General del **OFFER** revisó este control y fue reformulado a **RPI-3** para los próximos cuatro años. Esto significa que los

precios fueron objeto de una reducción en términos reales del **3%** anual por tal período, a partir de Abril de 1993. Nuevamente, el Regulador sometió a una revisión de precios, al concluir este período, para los cuatro años futuros a partir de Abril de 1997. En tal caso el control proporcionó una reducción en el primer año del **20%**, seguido de **(RPI-4)** para cada uno de los siguientes tres años.

3.- Distribución: Consiste en el proceso de entrega de la energía desde el Sistema de Transmisión a los Consumidores. Al igual que la Transmisión, la Distribución fue reconocida como un Monopolio Natural, sujeta a Regulación por parte de la **OFFER**, en el año de referencia citado para la reforma.

Se crearon, de este modo, doce *Áreas de Servicio (Area Boards)*, en Inglaterra y Gales, las que actualmente se conocen con el nombre genérico de *Regional Electricity Companies (RECs)*.

Las compañías que ofician de distribuidores, poseen un rango adecuado de equipamiento como para posibilitar el transporte de energía a diferentes voltajes y transformar la potencia, conforme la necesidad del punto de atención, entre los mismos.

Cada red explotada por una compañía **REC** se ha desarrollado con el tiempo, de modo tal que refleja el tamaño de la región que ella sirve así como también el grado de dispersión de la población. Esto impacta en el reconocimiento sobre el tipo de Red y de Equipamiento, en cuanto a las inversiones que se requieran bajo concepto de Operación, Mantenimiento y Expansión, por parte del Regulador.

Todos los concesionarios poseedores de licencias para operar un Sistema de Distribución, deben reportar anualmente al Regulador (**OFFER**) su aptitud operativa en cuanto a la seguridad, disponibilidad y calidad del servicio. El resultado de tal declaración, se publica en un sumario anual que se presenta en el Distribution and Transmission System Performance Report publicado por el **OFFER**.

Al igual que en la Transmisión, debido a su carácter monopólico, la Distribución es remunerada sujeta a un control de precios por parte del Regulador. Los controles de precio establecidos por el **OFFER** para cada compañía limitan el ingreso que pueden percibir a partir de su negocio, aplicando el mismo criterio **(RPI-X)** que en Transmisión. Tales controles aplican un límite resultante del **(RPI-X)** al ingreso por **[kWh]** distribuido a todos los Consumidores conectados en el Sistema de Alta o Baja Tensión sobre la red concesionada a cada **REC**.

Para Distribución, se tiene la siguiente fórmula (el subíndice **d** refiere a *distribución*):

$$M_t = \left[1 + \frac{RPI_t - X_d}{100} \right] \times P_{d,t-1} \times A_t - K_d \quad 1.3$$

en la cual cada parámetro tiene un significado análogo al descrito para la Transmisión, resultando el factor A_t basado en las pérdidas que tienen lugar en esta actividad.

- Suministro (Supply)⁶: Consiste en el proceso de compra mayorista de electricidad y de venta a los consumidores finales. Los que offician en este rol del mercado (suppliers), pagan en concepto de la Energía Eléctrica que debe ser transmitida a través de la National Grid y distribuida sobre cada **REC** a los consumidores. Deben hacer públicas sus tarifas, lecturas de medidores, mecanismos de pago y distintos contratos relativos a ventas pactadas con los consumidores.

Existe, en este caso, separando las funciones de Distribución y Comercialización, como se mencionó para esta estructura de mercado, la posibilidad de introducir condiciones de disputabilidad en este segmento.

Únicamente las compañías que poseen licencias para el suministro pueden vender energía eléctrica. Estas licencias son de dos tipos: El primero, se corresponde con aquella que cada **REC** sostiene, otorgándole derechos y obligaciones relativas al suministro hacia los consumidores, dentro de su área autorizada o de concesión. Este tipo de licencias, recibe el nombre de licencia de Public Electricity Supplier **PES**.

El segundo, se denomina licencia de Second Tier (**ST**). Implica que cada **REC** que presente una licencia de tal tipo, puede suministrar energía eléctrica a consumidores que se encuentran fuera de su región concesionada. Esta licencia permite también a los Generadores u otros agentes a quienes se les haya otorgado, el suministro a consumidores con los que hayan pactado su compraventa de energía conforme los segmentos de mercado definidos.

Debido a que las licencias tipo **PES** otorgan la concesión de suministro a un mercado monopólico, la **REC** correspondiente, fueron incorporados controles de precio, siguiendo con la política de los Precios de Eficiencia (**RPI-X**) promovidos por la Reforma Británica. Estos controles operan de un modo similar al correspondiente en la Distribución, pero con una diferencia esencial: sólo los costos adicionales relativos al negocio de comercialización y los márgenes de ganancia correspondientes, son limitados por la fórmula aplicada. Esto significa que todos los costos no controlables en esta etapa del servicio (costos de compra de electricidad mayorista, costos de transmisión y distribución) son trasladados al consumidor. Esta condición recibe el nombre de *Pass Through* en la literatura económica. Este traspaso de costos responde a que los cargos en cuestión, son o bien regulados o bien sometidos a presiones competitivas, dependiendo del segmento de mercado que se trate.

La fórmula empleada en este caso, resulta ser (el subíndice **s**, indica *suppliers*):

⁶ Al hacer referencia a los agentes que desempeñan este rol, se emplearán indistintamente los términos *Comercializadores*, *Suministradores* o '*Suppliers*'.

$$M_{St} = \left[1 + \frac{RPI_t - X_s}{100} \right] \times P_{S_{t-1}} + Y_t - K_s \quad I.5$$

En la cual los parámetros incorporados, tienen un significado análogo al de las actividades anteriormente presentadas. El término Y_t , adicionalmente introducido para los *suppliers*, responde a la siguiente expresión:

$$Y_t = E_t + F_t + T_t + U_t + S_t \quad I.6$$

donde: **E**: es la Energía, **F**: un Impuesto a los combustibles Fósiles; **T**: cargo por Transmisión; **U**: cargo por Distribución y **S**: cargo acordado. Inicialmente, por cada área hay un Comercializador. Tal segmento se conforma con oferentes tipo **PES**.

La competencia habilita a que cada Consumidor pueda optar por comprar su Energía Eléctrica a su **PES** local, o bien a un competidor de segundo nivel (**second tier supplier**), que puede ser cualquier compañía comercializadora diferente de la **PES** cuya consignación tiene alcance en el área donde reside el Consumidor.

Esta introducción de competencia, fue producto de un proceso que paulatinamente permitió en la actualidad, el acceso de todos los consumidores a tal esquema de opción de proveedor de energía.

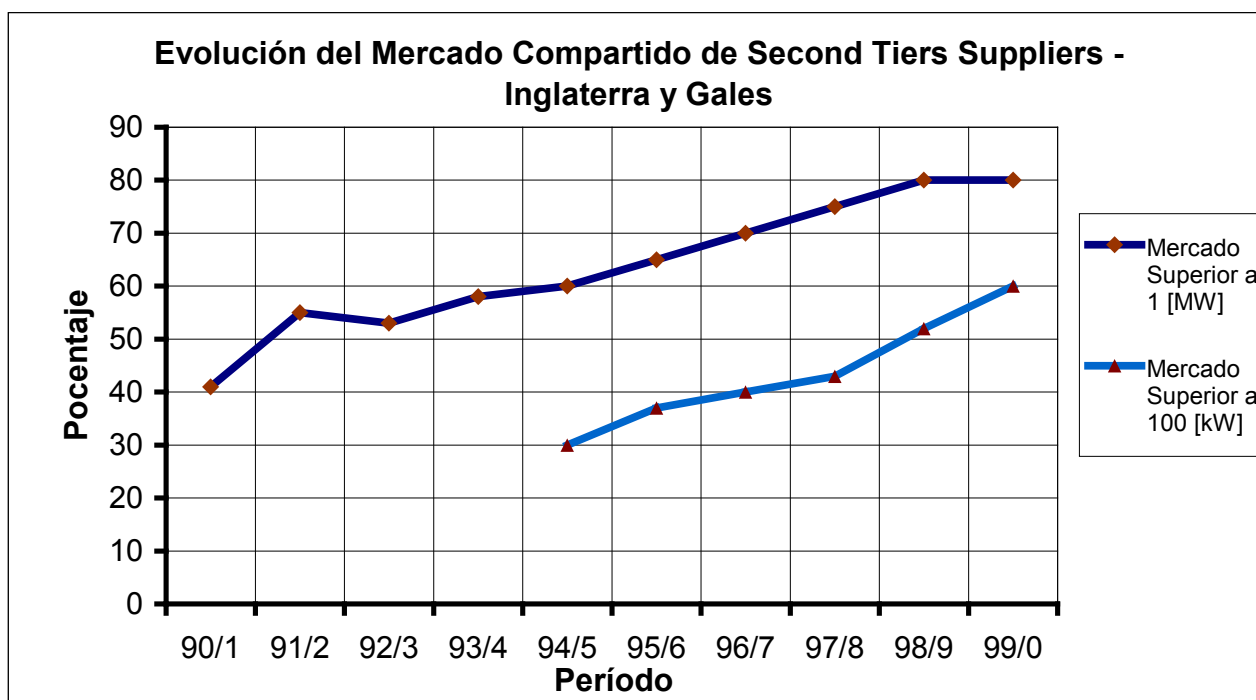
El Regulador **OFFER**, tuvo el deber de promover tal competitividad formalmente mediante un acta de 1989 (Electricity Act 1989 to Promote Competition in the Electricity Supply Industry).

En tal marco de referencia, fue prevista la liberación total de este mercado para todos los consumidores en 1998.

Desde el punto de vista de los niveles exigidos en potencia para categorizar en el derecho de libre acceso al mercado, se presentó en Inglaterra y Gales la siguiente evolución:

.- El Mercado Superior a 1 [MW] – Very Large Customers

Desde que se adoptó la figura de '*Muy Gran Usuario*', definida por aquellos consumidores cuya demanda máxima se establece por encima de **1 [MW]**, como agente económico adicional y estos han sido habilitados para tener acceso a la libre selección de su proveedor, se presentó la posibilidad de satisfacer bajo esta modalidad a una tercera parte de los requerimientos de energía eléctrica en los países mencionados, contabilizando, de modo aproximado, unos **5000** clientes potenciales. En 1990/1991, período correspondiente al primer año de instrumentación, sólo el **40%** de las ventas en este mercado, para Inglaterra y Gales, fueron pactadas con competidores de segundo nivel (**Second Tier Supplier**). Hacia el período correspondiente a 1997/1998, el **70%** de las mismas fueron pactadas con competidores de segundo nivel, expresando cómo la introducción de competencia evolucionó sobre este segmento. En 1999, este último porcentaje se elevó a **80%**.



.- El Mercado Superior a 100 [kW] - Medium Sized Customers

En 1994 la introducción de competencia fue extendida a aquellos consumidores cuya demanda máxima resultara ser mayor de **100 [kW]**; la franja de consumidores potencialmente beneficiarios, cuyo espectro de demanda se planteó entre los límites **100 [kW]** a **1 [Mw]**, ascendía, aproximadamente, a **50000**. En el período correspondiente a 1994/1995, el **30%** de las ventas en este mercado, se pactaron con competidores de segundo nivel, mientras que para el período 1997/1998, este porcentaje ascendió a **50%**. Sobre 1999, esta cifra se elevó al **60%**.

En la **Figura I.1**, se presenta una gráfica ilustrativa de la evolución de la competencia en estos dos últimos segmentos del mercado.

.- El Mercado Inferior a 100 [kW] – Mercado de Franquicia o Concesión – Domestic Customers

En 1998, el segmento de referencia comenzó su apertura para que todos los consumidores residenciales y pequeños comerciales fueran libres de escoger su proveedor. Con mayor precisión, esta fase contempló la apertura del mercado a los pequeños consumidores, ya sea en el interior o entre compañías regionales y tuvo lugar entre Septiembre de 1998 y Junio de 1999. De hecho el mercado fue completamente abierto en Mayo de 1999, unas semanas antes de lo estipulado en la planificación. Esta apertura involucró al resto de los **26 millones** de consumidores pertenecientes al segmento en cuestión.

Figura I.1: Evolución del Mercado Compartido de 'Segundo Nivel' para los Segmentos Superior a **1 [Mw]** y Superior a **100 [Kw]** desde 1990 a la fecha de la desregulación completa, en Inglaterra y Gales.

Uno de los principales cuestionamientos de que fue (y es) objeto la introducción de competencia en tal segmento, *se relaciona con los costos adicionales en los que se incurre al implementar la misma*. El argumento a favor del curso adoptado, es que los costos de implementación de competencia en el segmento de consumidores domésticos resultan del orden del 1% de la facturación anual correspondiente al mismo. Este valor ha sido más que compensado, en opinión de las referencias, con las reducciones alcanzadas en los precios de energía eléctrica para los consumidores pertenecientes a tal franja del mercado. Sin embargo, la realidad parece demostrar lo opuesto. Vale, al respecto, lo dicho en el **epígrafe II.3.-** en el análisis propuesto por Joscow para las **ESP en EEUU**.

3.- POSIBLES SISTEMAS REGULATORIOS. ESQUEMAS RETRIBUTIVOS EN DISTRIBUCIÓN

Los *Sistemas Regulatorios* vigentes en la actualidad, pueden implicar tres tipos de esquemas retributivos.

Los mismos se sintetizan a continuación:

A.- Regulación por Costo de Servicio: se caracteriza por remunerar el servicio, a partir de los costos en los que se incurre adicionando una *tasa de retorno* sobre el capital invertido. Este es el esquema de regulación tradicional, en donde son reconocidos los costos totales que la empresa distribuidora presente, en correspondencia con la expansión y explotación del sistema.

Para este esquema de retribución, también llamado por *tasa de ganancia*, la negociación, que tiene lugar en cada período tarifario entre regulador y regulado, se centra en el *valor de la tasa de retorno* que se permite recuperar y en el *nivel de inversiones* que integran cierto *valor base de discusión*, al cual se lo refiere como **RB**.

La *Ecuación Contable* del proceso de negociación en una situación general en donde se prestan múltiples servicios (**n**), presenta la forma:

$$C_e + RB \times s = \sum_i^n [p_i \times q_i] \quad \text{I.7}$$

donde :

RB : Medida del Valor de las Inversiones de la Empresa (Activos menos Depreciación) - **Rate Base**.

n : Nro. de Servicios Suministrados.

s : Tasa de Ganancia Reconocida.

p_i : Precio del Servicio **i**.

q_i : Cantidad del Servicio **i**.

C_e : Otros Gastos.

B.- Regulación por Incentivos: es el sistema que tiene lugar en el contexto del problema. Requiere que se desacoplen, durante el *período regulatorio*, los *ingresos* de los *costos* en los que la empresa incurre. Se induce un *incentivo* para que la misma disminuya sus costos, con el objeto de maximizar beneficios.

La *Regulación por Incentivos* puede, a su vez, ser implementada mediante tres esquemas de retribución: *Limitación de Ingresos*, *Limitación de Precios* o *Price Cap* y por *Costos Estándar* o *de Referencia*.

B.1.- Limitación de Ingresos: los *máximos ingresos* que puede tener la empresa se establecen mediante una expresión del siguiente tipo:

$$R_t = (R_{t-1} + CGA \times V_{cust}) (1+I-X) + Z \quad 1.8$$

donde:

R_t : Remuneración Autorizada en el Año t.

CGA : Factor de Ajuste función del Nro. de Consumidores.

V_{cust} : Variación Anual del Número de Consumidores.

I : Variación Anual del Índice Inflacionario, por unidad.

X : Factor de Productividad.

Z : Ajustes debidos a eventos tales como, Desastres Naturales, Regulación Ambiental, Aumentos de Impuestos, etc..

B.2.- Limitación de Precios: el *máximo precio* que la empresa puede aplicar a cada servicio prestado, es establecido mediante una expresión del siguiente tipo:

$$P_t = (P_{t-1}) (1+I-X) + Z \quad 1.9$$

donde:

P_t : Máximo Precio Autorizado en el año t.

I : Variación Anual del Índice Inflacionario, por unidad.

X : Factor de Productividad.

Z : Ajustes debidos a Eventos tales como, Desastres Naturales, Regulación Ambiental, Aumentos de Impuestos, etc.

B.3.- Por Costos Estándar o de Referencia: este esquema utiliza *Costos Estándar* que se estiman, en general, en base al comportamiento de una *empresa promedio*.

Para evaluar tal comportamiento, se emplean *estimaciones econométricas*, mediante expresiones del tipo:

$$C_k = F(X_k, (X_k/ X_i)_k, P_k, (T/USU)_k, W_k) \quad 1.10$$

donde:

k : Distribuidora; **I** : Mercado Industrial; **X** : Tamaño del Mercado; **P** : Pérdidas; **T** : Nro. Trabajadores; **USU** : Nro. Usuarios; **W** : Potencia.

Respecto de la comparación entre estos esquemas, sintéticamente puede decirse lo siguiente:

A.- Regulación por Costo de Servicio:

- El Servicio de Distribución de Energía Eléctrica se desarrolla en un *entorno estable*.
- Propende a mejorar la *Calidad de Suministro*.

- *Falta de Incentivo en la Eficiencia de las Inversiones.* A este efecto, que redundaría en un sobre-equipamiento del sistema, se lo refiere en Teoría Económica de la Regulación, como *Efecto Averch-Johnson*.

B.- Regulación por Incentivos:

- Incentiva la Eficiencia en las Inversiones.
- Riesgo en la Calidad de Suministro – Necesidad de Regulación.
- Requiere la definición de una **Red Eficiente - Red Adaptada**.

Respecto del esquema retributivo sustentado en *Costos Estándar*, se presentan inconvenientes de *comparabilidad* al regular mercados caracterizados por una marcada *diversidad*. También es claro, en este enfoque, que el sistema o *empresa de referencia* establecida, se corresponde con un *sistema de distribución económicamente adaptado*.

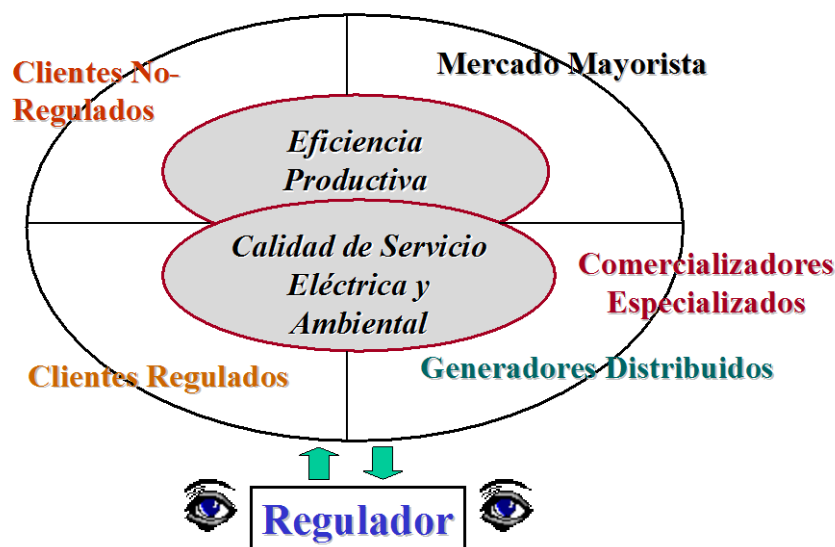
Este esquema es el que prevalece, bajo la denominación de *Yardstick Competition*, en la regulación chilena. El problema de la diversidad intenta ser atenuado mediante la introducción de las llamadas *Áreas de Distribución Típicas (ADT)*.

4.- RESUMEN

1^{ro}.- En este capítulo se han presentado los aspectos más relevantes de la Reforma en la Industria Eléctrica, así como los principales inconvenientes que pueden atentar contra su instrumentación.

Particularmente en el *segmento de distribución*, el contexto del problema a partir de la introducción de múltiples agentes, queda representado mediante la siguiente figura:

Entorno de Negocios en Distribución Eléctrica



En esta gráfica, *la frontera teórica del sistema de distribución*, está representada por la elipse exterior. La participación de *generación distribuida*, tiene cada vez más impacto en los países desarrollados, y, se estima, que lo tendrá también en ciertos países de América Latina en los próximos años. De cualquier modo, a efectos de la descripción del entorno, tales agentes constituyen un *comercializador no especializado*. Exhiben la particularidad, para nada menor, de introducir una mayor complejidad tecnológica en el problema de la expansión y explotación (operación) del sistema.

2^{do}.- Las condiciones requeridas para introducir disputabilidad en *el mercado de distribución eléctrica*, separando servicios y permitiendo competencia en el *segmento de comercialización*, resultan particularmente dificultosas de implementar. El segmento de distribución propiamente dicho, vinculado a la prestación del servicio de redes, exhibe características de un *monopolio natural no disputable*. El costo del *insumo red*, por el cual también competirán los diferentes agentes, requiere que la valorización del *servicio de red* se efectúe también, y como requerimiento previo, en condiciones económicas. No basta con que la regulación defina un esquema retributivo con ciertos incentivos para minimizar costos. El problema tecnológico de la expansión y explotación de las redes, de alta complejidad, debe ser evaluado cuidadosamente a efectos de que el sistema regulatorio instaurado pueda tener éxito.

3^{ro}.- Las experiencias presentadas de Inglaterra y Gales, y en EEUU, con menor detalle, no sugieren soluciones satisfactorias en términos de la maximización de beneficios al introducir condiciones de competencia en el segmento de distribución. Se vuelve sobre lo dicho en el punto anterior, respecto de una regulación que no aborda la complejidad que le es inherente a un problema con múltiples dimensiones, no reducibles al análisis de la eficiencia productiva a través de la minimización de costos, limitando precios o ingresos. Es necesario establecer un concepto de red eficiente, que pueda ser

reproducibles bajo distintas condiciones y diferente cantidad de agentes en el entorno de negocios.

4^{to}.- Se observa, a partir del desarrollo expuesto, la necesidad de una metodología que conduzca a la estimación y cálculo, en condiciones económicas, de los costos de acceso a las redes de distribución. Tal procedimiento resulta imprescindible al efecto de introducir condiciones de disputabilidad en la comercialización del uso de la red, considerando la misma un insumo esencial por el que compiten los distintos agentes del sistema en el segmento analizado.

CAPÍTULO II

LAS DOS CORRIENTES PRINCIPALES DEL PENSAMIENTO ECONÓMICO: PARADIGMAS MARGINALISTA Y POST- KEYNESIANO

.- INTRODUCCIÓN

El presente capítulo persigue como objetivo establecer algunos aspectos esenciales que ha proporcionado la producción científica en el dominio de la *Epistemología Económica*, como así también presentar, someramente, el desarrollo del pensamiento económico desde su concepción clásica hasta las actuales corrientes principales.

En particular, se pretenden enfrentar dos corrientes del pensamiento económico: la *Neo-Clásica* y la *Post-Keynesiana*, puesto que, en la primera, subyace la doctrina conceptual sobre la que se sustenta la reforma instaurada en los mercados de abastecimiento eléctrico, mientras que, la segunda, por los motivos que se desarrollarán a lo largo de los epígrafes subsiguientes, constituye una alternativa que permite cimentar, en un marco teórico económico congruente, los instrumentos matemáticos propuestos en este trabajo para aproximar una solución a los objetivos planteados en el **CAPÍTULO I**.

Como se ha referido, la precariedad conceptual con la que se han abordado los profundos cambios estructurales en la industria eléctrica, no ha permitido una composición consistente de los cuerpos regulatorios, particularmente en lo que se ha dado en llamar *Economía Computacional de Regulación de Redes Eléctricas*.

De las múltiples causas que pueden ser detectadas para esta apresurada constitución, existen tres aspectos que son remarcables; el *primero*, de carácter general, estriba en que el desarrollo del pensamiento económico, y la reflexión metodológica subyacente, no ha ocupado el interés de los filósofos que, casi con exclusividad, focalizaron su atención en las llamadas “ciencias duras”, en especial la *física*. El surgimiento de la preocupación por la *filosofía económica*, es relativamente reciente, reconociéndose actividades formales de divulgación sistemática a partir de 1980.

El *segundo*: trasladar la necesidad de introducir condiciones de mercado hacia los sistemas de redes eléctricas, implica enfrentar complejos problemas tecnológicos. El análisis requiere, entonces, de un *enfoque transdisciplinario*. Para los *economistas*, la tecnología es sólo una cuestión de implementación, y no constituye, por ello, un rasgo esencial que impacta sobre aspectos metodológicos. Para los *tecnólogos* la cuestión económica exhibe características doctrinarias, de modo que no proceden cuestionamientos.

Como *tercer* y último aspecto, corresponde enfatizar que la adhesión al *Paradigma Marginalista*, resultado del vacío ocasionado por las dos primeras cuestiones, resulta muy conveniente a cierto grupo de actores que son los verdaderos beneficiados, mientras abogan por un sistema de precios sustentados en la eficiencia que propende al beneficio colectivo.

Por ello se torna imprescindible contar con el desarrollo de ciertos elementos teóricos que integran el contexto económico donde problema de la Reforma en la Industria Eléctrica, referida, en particular, a la intronducción de disputabilidad en los mercados solidarios a las redes, debe plantearse conceptualmente.

1.- EL PARADIGMA ECONÓMICO DE REFERENCIA

1.1.- LA CONCEPCIÓN DE UNA TEORÍA ECONÓMICA

La frecuente aparición, en la *literatura económica aplicada*¹, del término *Teoría*, con el objeto de referir a la Economía como una *Teoría Económica*, confiere a esta ciencia el carácter de un cuerpo articulado de leyes e hipótesis de aceptación generalizada (universal). En rigor de verdad, tal referencia no es consecuente con lo que la historia del pensamiento económico ha dejado traslucir, puesto que, conforme a su evolución, parecería más acertado pensar que la *Economía* se nutre de la coexistencia de aportes teóricos elaborados en el seno de diferentes paradigmas (*Clásico, Neo-Clásico, Keynesiano, etc.*).

Sin pretender profundizar tal planteo, apelando a un análisis epistemológico formal, cabe, al respecto de la anterior afirmación, un cuestionamiento básico: *Cómo surge la 'Teoría Económica'?* Es posible encontrar una respuesta en torno a dos enfoques existentes: El *Enfoque Relativista* y el *Enfoque Absolutista*.

Los historiadores del *Pensamiento Relativista*, se interesan esencialmente en dos aspectos:

- 1^{ro}) Las fuerzas históricas, sociales y políticas que impulsan al hombre a examinar ciertos temas económicos, reconocidos como acciones externas a la disciplina.
- 2^{do}) Las formas en que esas fuerzas moldean el contenido de un elemento teórico emergente. Así, la historia, desde esta perspectiva, desempeña una parte sustancial en el desarrollo de la *Teoría Económica*, pues sus elementos componentes son 'moldeados' por aquella.

En cambio, los adeptos al *Pensamiento Absolutista*, subrayan que:

- 1^{ro}) La responsabilidad del desarrollo de la *Teoría Económica*, le compete a fuerzas internas, tales como el incremento del grado de profesionalismo dentro de la ciencia.
- 2^{do}) El progreso de la teoría, no sólo es reflejo de la circunstancias históricas, siendo éste un aspecto cuasi secundario, sino que depende de que el avance en el conocimiento científico permita descubrir y explicar problemas irresolutos o paradojas, en respuesta a nuevos desafíos intelectuales, los que, a su vez, tienen como resultado un aumento en el grado de profesionalismo indicado.

De acuerdo con este punto de vista, resulta posible jerarquizar las teorías de un modo absoluto, en función de su valía: *la Teoría más reciente es plausible de*

¹ Se considera especialmente el caso de la Economía de la Electricidad.

menos errores y, seguramente, se encuentra más próxima a la verdad que las teorías precedentes.

Parece ser que ninguna de las dos posiciones, resulta convincente por sí misma, sino que, por el contrario, *un enfoque más fructífero implicaría la concepción de un pensamiento económico² como un proceso dinámico de interacción entre fuerzas externas e internas a la disciplina, que permita dar origen a nuevos desarrollos teóricos.*

En el comienzo del presente epígrafe, se hizo referencia al término 'Paradigma'. En este punto resulta conveniente tratar con algunas cuestiones metodológicas formales. La pregunta pertinente para iniciar el desarrollo, resulta ser: *Qué es lo que los economistas conocen y cómo adquieren dicho conocimiento?* Valen las nociones, congruentes con la *evolución del pensamiento económico*, que se presentan a continuación:

1.2.- EL SURGIMIENTO DEL POSITIVISMO LÓGICO

La *Metodología de la Ciencia*, hizo su entrada en el siglo XX con el desarrollo del *Positivismo Lógico*, el cual proporcionó al *método científico* una fundamentación filosófica.

Se destaca por vincular al razonamiento deductivo un *deseo positivista* de *'dejar que los hechos hablen por sí mismos'*³.

Los *positivistas lógicos*, argüían que los científicos desarrollaban una *estructura deductiva*, o *teoría lógica*, que conducía a proposiciones empíricas comprobables.

Si bien se estableció un debate, entre los adeptos a esta línea del pensamiento científico, en torno a lo que constituía la *'verdad'*, existía para los mismos un acuerdo unánime sobre que esa *'verdad'* se *descubriría mediante la observación empírica*.

² Refiere, en el contexto que se pretende resaltar, al concepto de 'Teoría'.

³ El origen del Positivismo Lógico, se vincula con el denominado Círculo de Viena, que surge aproximadamente en 1923. Este constituyó un grupo de cerca de treinta científicos de la ciudad de Viena, quienes trabajaron en áreas de la filosofía, lógica, matemáticas y ciencias sociales. Fueron pioneros en el desarrollo de la filosofía analítica (lingüística) y la filosofía de la ciencia, y debe contarse como una de las más importantes influencias del pensamiento científico representativo del siglo XX. Este movimiento alcanzó su reconocimiento inicial a través de la publicación de un manifiesto titulado *The Scientific World View*. Dentro de sus miembros centrales, pueden destacarse Moritz Schlick, un profesor de filosofía de la Universidad de Viena y, en su periferia, se reconoce como fundamental partícipe y contribuyente en sus ideas al notable Filósofo Ludwig Wittgenstein. El pensamiento de Wittgenstein gira en torno al lenguaje. En su primera época, consideraba que el lenguaje se asemeja a un mapa de la realidad. Luego, las proposiciones (lo que se afirma, o se niega sobre cualquier hecho) tienen sentido si describen *lo que ocurre*. Obviamente aquellas proposiciones que no hablan de hechos, o que no representan hechos, carecen de significación (por ejemplo afirmaciones de tipo religioso o metafísico).

Si bien esta doctrina imperó en la filosofía de la ciencia sólo desde la década de 1920 a la de 1930, aproximadamente, su influencia en la economía se extendió mucho más en el tiempo. Fue el *positivismo lógico* quien sentó la distinción entre *Economía Positiva* y *Economía Normativa* en la mayor parte de la bibliografía introductoria existente, la cual describe a la economía como ‘*una ciencia positiva cuyo objeto es generar teorías que puedan validarse de forma empírica*’. Los debates *normativos*, fueron desterrados por considerarse ‘*no científicos*’.

1.3.- DEL POSITIVISMO LÓGICO AL FALSACIONISMO (REFUTACIONISMO)

En cierta medida, el *positivismo lógico* representó la culminación de la creencia en que el propósito de una ciencia consiste en establecer ‘*la verdad*’, confiriéndole a ésta un carácter de ‘*absoluto*’. Luego del período de apogeo mencionado para esta doctrina, la metodología de la ciencia fue abandonando progresivamente tal punto de vista. El origen de este apartamiento se evidenció mediante una serie de preocupaciones en torno al aspecto de verificación empírica fuertemente propugnado por el positivismo. Esta cuestión se encuentra claramente expresada en los escritos de Karl Popper, quien en 1930, argumentó que *las evidencias empíricas no establecían la verdad de una teoría, sino sólo su refutación*.

Conforme su punto de vista, no resulta posible una verificación plena de una teoría, puesto que nunca podrán llevarse a cabo la totalidad de las pruebas que conduzcan a su completa validación, en términos de la multiplicidad de aspectos que deberían ser contemplados para tal fin. Según Popper, *la validación o verificación parcial sobre ciertos elementos predictivos de una teoría, solamente comprueba que la misma todavía no es falsa. Por tal motivo, denominó a este enfoque Falsacionismo*⁴.

El punto de vista de Popper, modifica radicalmente el objeto de la ciencia y el mecanismo requerido para su progreso, puesto que desde tal concepción, la ciencia debería tener como finalidad el desarrollo de teorías que contengan hipótesis empíricamente comprobables, a los efectos de probar su falsedad posteriormente. Así, *el progreso de una ciencia surge como resultado de un proceso continuo de refutación en las teorías en ella contenidas*.

⁴ En realidad, para defensa de una posición de Popper un poco menos extrema, no obstante lo que los textos sobre el pensamiento económico refieran, vale citar sus propias palabras en relación al empleo de tal término: “*A propósito del término Falsacionismo (término que ahora estoy dispuesto a evitar) debo añadir que yo nunca he dicho que la falsación sea importante o, incluso, más importante que la verificabilidad (ya que esta no puede aplicarse a las teorías científicas), aunque lo que en verdad es importante es la actitud crítica: el proceder crítico*”. Vale destacar que, no obstante el reconocimiento que en general se efectúa sobre su aporte, se lo menciona a Popper en ‘la periferia del círculo’ en referencia al Círculo de Viena.

Subyace en esta aseveración, el concepto de *Teoría Dominante*, la cual se caracteriza por explicar la más amplia gama de observaciones empíricas, motivo por el cual, no ha sido aún refutada.

1.4.- DEL FALSACIONISMO (REFUTACIONISMO) A LOS PARADIGMAS

El rechazo moderno a la metodología de Popper, presenta argumentos más que razonables.

En primer lugar, las predicciones empíricas de algunas teorías no pueden probarse, debido a que no existe la tecnología requerida para comprobarlas. En tales casos, qué ocurre con las mismas?

En segundo lugar, resulta dificultoso establecer *cuándo una teoría ha sido refutada*. Como ejemplo, considérese una prueba empírica que no produce los resultados esperados. Es posible que el investigador atribuya la falla a eventuales imperfecciones del procedimiento adoptado para su desarrollo o a factores exógenos diversos. Esto implica que el fracaso de una prueba empírica, no necesariamente invalida una teoría.

En tercer lugar, la contraparte del planteo anterior: pueden surgir inconvenientes vinculados con el bagaje intelectual de los investigadores, ya que los mismos no se encuentran exentos de cometer errores. De tal modo, al probar las implicaciones de una teoría, que en realidad son falsas, pueden darlas como ciertas. En estas circunstancias, dicho bagaje intelectual, a partir del cual se concluye en el fundamento erróneo, puede bloquear la trayectoria de aceptación de nuevas teorías, debido a las mismas razones que dieron a origen el equívoco en la validación.

En respuesta a estos inconvenientes, Thomas Khun introdujo en el debate de la metodología de la ciencia, el concepto de *Paradigma*.

Khun define un *Paradigma*, como *'un logro científico, universalmente reconocido, que por un tiempo provee, a una comunidad de practicantes, de modelos de problemas y soluciones'*. A través de esta noción, los miembros de una comunidad científica en particular, llegan generalmente a un acuerdo sobre un conjunto de reglas y principios comparativos, que cubren la teoría, aplicación e instrumentación, cuando estos se manifiestan en la forma de un *ejemplo clásico particular, o ilustración estándar*, que se convierte en un *modelo de comportamiento científico*.

La mayoría de las discusiones, han empleado el término *Paradigma*, en el sentido de *'una visión del mundo'*⁵. Si bien tal acepción se corresponde con uno de los sentidos más importantes que Khun utiliza para tal término, existe una segunda noción que la mayoría de los autores parecen haber ignorado, al menos dentro de la Economía.

⁵ Cuando los Paradigmas son discutidos en el sentido de 'visión del mundo', Khun eligió el término *Matriz Disciplinaria*, con el objeto de refocalizar su atención en una segunda noción.

Esta se corresponde con la idea de *Paradigma en el sentido ejemplar o modélico: un ejemplo concreto de investigación o una ilustración típica que puede convertirse en un ejemplo clásico sobre cómo la buena ciencia es conducida y sugiere una investigación posterior*. Khun hizo hincapié sobre esta última noción de *Paradigma*, como la más significativa de ambas en cuanto a su capacidad de explicar el basamento sobre el cual las comunidades científicas resuelven cuestiones relativas a la elección de una Teoría.

Es importante, aunque inevitablemente se perderá algo de valor en el debate metodológico vinculado a este elemento, sintetizar algunos aspectos fundamentales del mismo, a los fines de brindar la dimensión adecuada que tal instrumento presenta en el desarrollo del presente trabajo de investigación. De este modo, se destacan los siguientes rasgos:

1^{ro}) *Un Paradigma constituye un enfoque y un cuerpo de conocimientos dados, construido dentro de los análisis que desarrollan los investigadores y que concuerda con la presentación aceptada sobre una corriente principal del pensamiento científico, en cualquier época determinada.*

2^{do}) *Según el autor (Khun), la mayor parte del trabajo científico, constituye Ciencia Normal. El significado de este término, conforme su propia interpretación, implica la resolución de enigmas, la articulación entre el paradigma y su aplicación en diferentes modalidades novedosas.*

3^{ro}) *El Progreso Científico en este contexto, se funda en un mecanismo que implica, esencialmente, la resolución de un enigma⁶ dentro de la estructura del Paradigma existente. Este proceso conduce, eventualmente, a la detección o descubrimiento de anomalías que el Paradigma de referencia es incapaz de explicar. No obstante, la existencia de tales anomalías, no bastan para desechar el Paradigma imperante: únicamente un nuevo Paradigma que sea capaz de afrontar de mejor manera las mismas, puede desechar al cuestionado. Si esto ocurre, una vez que el Paradigma superior ha sido desarrollado, existe la posibilidad de que se experimente una revolución. Bajo esta concepción de 'ciencia revolucionaria', primeramente se presentará un estadio de rechazo del Paradigma existente, y luego tendrá lugar una competencia entre ambos Paradigmas (existente y nuevo).*

Esto necesariamente repercute en dificultar la comunicación entre científicos de campos opuestos, que adhieren su pensamiento a una u otra línea.

Por último, si la revolución mencionada tiene éxito, surgirán nuevos interrogantes dentro del sistema adoptado, y se desarrollará una nueva Ciencia Normal.

I.5.- LOS PROGRAMAS DE INVESTIGACIÓN

⁶ Khun empleó la palabra 'puzzle', la cual es traducida en los textos de epistemología como 'rompecabezas', término que puede, inclusive, resultar más adecuado para la idea que intenta expresarse.

Tanto las concepciones *inductivista* como *falsacionista* de la ciencia son, además de muy poco sistemáticas, incapaces de describir adecuadamente teorías complejas. Para dar una idea más adecuada de las teorías, *hay que concebirlas como totalidades estructuradas*. Esto se debe a tres razones:

- a) en la historia de la ciencia, *la evolución y el progreso de las disciplinas principales* muestran una estructura que ni el *inductivismo* ni el *falsacionismo* puede abordar;
- b) el significado de los conceptos *depende de la estructura de la teoría en la que aparecen y la precisión de aquéllos depende, a su vez, de la precisión y el grado de coherencia de ésta*. Los conceptos adquieren su significado, *a partir del rol que ejercen en una teoría*;
- c) *la racionalidad subyacente en el la evolución del pensamiento científico*, sugiere que *la ciencia avanzará de manera más eficaz si las teorías están estructuradas de modo tal que contengan indicaciones y prescripciones acerca de cómo deben desarrollarse y ampliarse*. Así, su estructuración debe contener un *programa de investigación*.

Imre Lakatos⁷, con el propósito de mejorar el falsacionismo popperiano y superar las objeciones formuladas a éste, desarrolló su concepción de la ciencia en *Programas de Investigación*, considerando a las teorías como *estructuras organizadas*.

El *programa de investigación lakatosiano* se define como *una estructura cuya utilidad consistirá en guiar, tanto positiva como negativamente, la futura investigación*. Los *programas de investigación* serán *progresistas* si llevan al descubrimiento de fenómenos nuevos; y serán *degeneradores* si no lo hacen. Los elementos que constituyen un *programa* son el *núcleo central* y el *cinturón protector*; el primer elemento mencionado constituye una característica definitoria del *tipo de programa*, conjuntamente con las *heurísticas positiva y negativa*.

Por *Núcleo Central*, se entiende las hipótesis teóricas muy generales que constituyen la base a partir de la cual se desarrolla el programa; cabe aclarar que *los núcleos son aceptados e infalsables*. Un ejemplo de *núcleo central* de la astronomía copernicana lo constituye la hipótesis que dice que la Tierra y los planetas giran alrededor de un sol inmóvil y que la Tierra gira una vez al día sobre su eje. Cualquier desajuste habido en la confrontación entre un programa de investigación y los datos observacionales no habrá que atribuírselo al *núcleo central* sino al *cinturón protector*, aquella otra parte de la teoría conformada por el conjunto de hipótesis auxiliares, supuestos subyacentes de las condiciones iniciales y enunciados observacionales.

El *Cinturón Protector* puede modificar su contenido; no así el *núcleo central*; de modificarse éste, implicaría apartarse de ese *programa de investigación*. Para

⁷ Irme Lakatos fue un matemático y epistemólogo húngaro que vivió entre 1922 y 1974.

Lakatos, los científicos deben decidir aceptar el *núcleo central* del programa; *no sólo lo que serían los enunciados singulares, como sostendría Popper, sino los enunciados universales.*

La *Heurística Positiva*, aspecto del programa que dice lo que debe hacerse y lo que no, indica cómo debe completarse el *núcleo central* para explicar y predecir fenómenos varios. El programa deberá someterse a *confirmaciones* sobre pruebas observacionales y a *falsaciones*, las cuales tendrán vital importancia. Se pide que al menos, de vez en cuando, el programa resulte exitoso cuando se deban realizar predicciones nuevas a confirmar.

La *Heurística Negativa* indica que no pueden rechazarse ni modificarse los supuestos básicos subyacentes al *programa*, componentes de su *núcleo central*.

De lo dicho se desprenden dos cuestiones fundamentales que hacen a un *programa de investigación*:

- a) Debe tener un grado de coherencia tal que permita la elaboración de un programa para la futura investigación.
- b) Debe llevar a nuevos descubrimientos (con alguna frecuencia).

Respecto a la *Metodología* dentro de un *programa de investigación*, la misma debe ser analizada desde dos puntos de vista: **1) dentro de un solo programa, 2) en la comparación entre programas rivales.**

1.6.- COMPARACIÓN DE ENFOQUES

A partir de esta síntesis, es posible concluir en una importante cuestión comparativa en relación a la metodologías de los autores citados: para el *Refutacionismo*, la '*verdad*' concebida como la *Teoría Dominante*, avanzará sin inconvenientes, mientras que en la concepción de Khun y de Lakatos, podría emerger una *Teoría Superior* aunque no se adoptara, debido a la mayor inercia que naturalmente favorece al *Paradigma existente (alternativamente, confrontación entre programas lakatosianos)*.

Esto conduce a pensar que *la Teoría Dominante, no necesariamente es la mejor.*

Una segunda y más breve reflexión, tiene el propósito de resaltar una distinción; tal vez la más importante que del pensamiento económico se desprende, al considerar *la ambivalencia de la Economía* concebida como *Ciencia* o como *Arte*. Tal distinción reviste un carácter fundamental, *pues implica abordar, según se considere un enfoque u otro, una metodología diferente.*

Específicamente, el pensamiento económico distingue *tres enfoques* al respecto: *La Economía Positiva, La Economía Normativa y El Arte de la*

Economía, constituyendo los dos primeros, lo que podría enmarcarse en una aproximación científica de mayor rigurosidad⁸.

.- *La Economía Positiva*: Tiene como objeto el estudio de las fuerzas que gobiernan a la actividad económica. Responde a preguntas tales como: *Cuáles son las causas que determinan la distribución del ingreso?* El único propósito de este interrogante, es lograr una comprensión por la comprensión misma. *Lo positivo es aceptado o rechazado en base a la observación empírica.*

De esta manera, la metodología empleada resulta ser *formal y abstracta*. Separa (o lo intenta, al menos) *las fuerzas económicas de las fuerzas sociales y políticas en la evaluación y análisis de los hechos.*

.- *La Economía Normativa*: Se ocupa explícitamente de aquello que debería ser. Si se quiere, constituye una rama filosófica que entrelaza la *Economía* con la *Ética*. En relación a la misma pregunta anterior, la formulación normativa podría ser : *Es ecuéñime la distribución del ingreso?*

Lo normativo, es aceptado o rechazado en base a juicios de valor (ej.: *no es bueno que este impuesto sea aplicado*).

.- *El Arte de la Economía*: Relaciona la ciencia, en sentido positivo, con los aspectos normativos de la *Economía*. Se preocupa por asuntos de política, y hace preguntas del siguiente tipo: *Si las fuerzas que gobiernan la economía son las expuestas, y las metas normativas son estas, entonces, cómo es posible alcanzarlas?*

Resulta evidente que la metodología empleada en tal enfoque *tiene clara vinculación con aspectos políticos, más que con abstracciones y modelos formales de la realidad*. O, mejor aún, *tiene más que ver con la realidad que con la abstracción.*

Sobre esta síntesis, vale la siguiente reflexión: *los conceptos relevados del estado del arte, vertidos a lo largo de este trabajo, que sustentan la noción de Adaptación Económica, están insertos, no obstante el carácter altamente social de sus eventuales impactos al instrumentarlos, en el dominio de la Economía Positiva.*

En palabras de Vilfredo Pareto⁹, cuyas *condiciones de optimalidad* reflejan los argumentos de la *Teoría Marginalista*: "La ciencia pura no sabe de juicios

⁸ Cabe destacar, a este respecto, que para los *positivistas lógicos* los aspectos normativos no constituyen un objeto de estudio científico.

⁹ Vilfredo Pareto, fue un economista y sociólogo (aunque de primera formación era ingeniero) italiano, que vivió entre 1848 y 1923. Su primer trabajo *Cours D'économie Politique*, incluyó su famosa Ley de Distribución del Ingreso, una complicada formulación matemática en la cual intentó probar que la distribución del ingreso y la riqueza de las naciones, no constituyen fenómenos aleatorios, y que una estructura consistente de los mismos puede ser observada a través de la historia en todas partes del mundo y en toda sociedad.

morales”, erradicando de este modo, cualquier posible intento de cuestionamiento cuyo origen sea de carácter *normativo*.

A partir de los conceptos expuestos, se comprenderá la referencia al *Paradigma Neo-Clásico*. Es oportuno, al respecto, citar que según resultaría más conveniente emplear el término de *Economía Marginalista* en lugar de *Neo-Clásica*, ya que si algo define y caracteriza a esta nueva corriente o *Paradigma* en relación a la *Economía Clásica*, donde se sitúa la comunidad científica a la que tal línea de pensamiento hace referencia, es la aplicación del *Análisis Marginal*. De modo que, no estaría desacertado emplear la referencia de *Paradigma Marginalista*, en aquellos desarrollos económicos que debieran sustentar la Reforma en la Industria Eléctrica, conforme ha sido implementada.

2.- CARACTERIZACIÓN DEL PARADIGMA NEO-CLÁSICO

2.1.- PRINCIPALES CONTRIBUCIONES A LA CORRIENTE DE PENSAMIENTO ORTODOXA

El término 'clásico' refiere a los trabajos desarrollados por un grupo de economistas en los siglos XVIII y XIX . Gran parte de sus aportes constituyeron las teorías de desarrollo sobre los mercados, centrándose en el funcionamiento de las denominadas, por tanto, 'economías de mercado'. La actualización de estos aportes, introducida por economistas modernos adeptos a la misma línea de pensamiento, ha permitido acuñar la denominación de economía *Neo-Clásica*, y para tales economistas, la designación de *Neo-Clásicos*, dado que la palabra *neo*, significa 'nuevo.' Es decir que sólo se hace referencia a los *nuevos economistas clásicos*, con alguna singularidad que acompasa el devenir de los tiempos, *pero sin modificaciones sustanciales sobre las ideas primigenias desarrolladas por los primeros*.

Entre los *economistas clásicos* más destacados, pueden mencionarse, en primer término, Adam Smith (1723-1790), autor de la conocida obra “La Riqueza de las Naciones”¹⁰, David Ricardo¹¹ (1772-1823), Thomas Maltus¹²

¹⁰ La publicación del libro "La Riqueza de las Naciones" de Adam Smith, en 1776, es considerada el origen de la Economía como ciencia. Su preocupación principal fue el crecimiento económico y temas relacionados como la distribución, el valor, el comercio internacional, etc. Uno de sus objetivos principales fue la denuncia de las ideas mercantilistas restrictivas de la libre competencia, que estaban aún muy extendidas en su época. Para Adam Smith, el Estado debía abstenerse de intervenir en la economía ya que si los hombres actuaban libremente en la búsqueda de su propio interés, había una *mano invisible* que convertía sus esfuerzos en beneficios para todos.

¹¹ A diferencia de Adam Smith, en cuyos trabajos se apoyó, David Ricardo se preocupó sólo en segunda instancia en averiguar las causas del crecimiento o, si se prefiere, el origen de "la riqueza de las naciones"; aunque también se podría decir que sus preocupaciones en torno al crecimiento lo llevaron a interesarse, en primer lugar, en los factores que explican la distribución de la renta. Al autor de los "Principios de economía política y tributación" (1817) lo inquietaba especialmente la tendencia de la baja de los beneficios.

(1766-1834) y Jean-Baptiste Say¹³ (1776-1832). Las ideas Neo-Clásicas pueden atribuirse a economistas tales como Irving Fisher¹⁴ (1867-1947), Leon Walras (1834-1910) y Alfred Marshall¹⁵ (1842-1924), entre otros.

La Revolución Marginalista, como suele ser referida en la historia del pensamiento económico, fue iniciada a comienzos de la década de 1870 por tres economistas: William Stanley Jevons¹⁶ (1835-1882), en Inglaterra, Carl

¹² Malthus fue un economista político cuya central preocupación se refirió al decaimiento de las condiciones de vida de la Inglaterra del siglo XIX. Atribuyó esta declinación a tres elementos: La sobrepoblación de jóvenes (referida a las familias de numerosos hijos, y de escasas posibilidades económicas); la incapacidad de recursos para mantenerse al ritmo de la población creciente; y la irresponsabilidad de las clases bajas. Para combatir esto, sugirió que el tamaño familiar de la clase baja debía regularse no permitiendo que las familias pobres engendrasen más niños de los que pudiesen sostener. Vertió estos conceptos en un escrito "An Essay on the Principle of Population", publicado en 1798.

¹³ Economista francés de la Escuela Clásica, seguidor de Adam Smith aunque con notable originalidad. Su aportación más conocida es la llamada "Ley de Say" que puede formularse, de manera sintética, afirmando que toda oferta crea su propia demanda.

¹⁴ Irving Fisher realizó aportaciones muy originales a la ciencia económica. Propuso las curvas de indiferencia como método de análisis. Introdujo la distinción clave entre flujos y stocks. Elaboró unos modelos mecánicos basados en depósitos de agua, bombas y tubos, para simular la circulación económica y financiera.

¹⁵ Profesor de Economía Política en Cambridge, Reino Unido, es el fundador de la Escuela de Cambridge. Se le considera también precursor de la Economía del Bienestar, ya que su objetivo explícito en el análisis económico es encontrar una solución a los problemas sociales. Recogiendo la economía de los clásicos con las aportaciones marginalistas de sus contemporáneos, realiza una síntesis en la que busca y destaca las razones y requisitos de *equilibrio parcial*. Es famosa su comparación de las tijeras con cómo son determinados los precios por el encuentro entre la oferta y la demanda. "*Sería igualmente razonable discutir -dice- sobre si es la cuchilla de arriba o la de abajo la que corta el papel, como si es la utilidad o el costo de producción lo que determina el valor*".

¹⁶ En su objetivo de equiparar la Economía con las ciencias naturales, Jevons utilizó un tratamiento matemático. A comienzo de la década de 1870, simultáneamente a otros trabajos de Walras y Menger, publica una elaborada síntesis de las teorías del consumo, del intercambio y de la distribución, asentando así las bases para la "revolución marginalista" que le siguió.

Considera que *la utilidad sólo puede ser medida en términos ordinales y que la utilidad proporcionada por un bien es inversamente proporcional a la cantidad de ese bien previamente poseída*. Establece claramente la diferencia entre *utilidad total* y lo que llamó "grado final de utilidad", que después recibió el nombre de *utilidad marginal*.

Afirmó que "el valor del trabajo debe determinarse a partir del valor del producto y no el valor del producto a partir del valor del trabajo" contradiciendo así la teoría clásica de la tradición ricardiana y marxista.

Menger¹⁷ (1840-1921), en Austria, y Leon Walras en Suiza. De los tres, Walras fue el único que se atrevió a introducirse en las complejidades matemáticas de un *equilibrio multimercado general*. Fue nombrado profesor en la Universidad de Lausana y se dedicó plenamente a la docencia y la investigación.

Los esfuerzos por divulgar sus ideas, mediante correspondencia escrita con un gran número de prestigiosos economistas de todo el mundo, le fueron poco fructíferos. Muy poco valorado en su tiempo, sólo Vilfredo Pareto se convirtió decididamente en su discípulo y le sucedió en la cátedra de Lausana. Pareto, quien ya fue citado y ubicado dentro de esta corriente de pensamiento, fue el primer economista en distinguir claramente entre los conceptos de *utilidad cardinal* y *ordinal*, negando la aplicabilidad del primero. Mediante la introducción de las llamadas *curvas de indiferencia*, reelaboró la *teoría de la utilidad y la demanda*. Negando la posibilidad de hacer comparaciones interpersonales de utilidad, definió el concepto conocido en la actualidad como “Óptimo de Pareto”. Al estudiar la distribución de la riqueza y las rentas, estableció la llamada "Ley de Pareto" según la cual *la desigualdad económica es inevitable en cualquier sociedad*.

La teoría del **Equilibrio Parcial** estudia los mecanismos por los que se determinan la *cantidad* y el *precio de equilibrio* en un mercado. El análisis de las *elasticidades* de la *Oferta* y la *Demanda*, constituye el núcleo de esa teoría cuya elaboración y sistematización debe en buena medida al trabajo de Alfred Marshall. La teoría del **Equilibrio General** estudia las condiciones necesarias para que todos los mercados estén simultáneamente en equilibrio. Esta compone la formulación original de Walras; todos los bienes son complementarios o sustituibles de/por otros en mayor o menor grado. Debido a la **interdependencia general** existente, cualquier desplazamiento fortuito del punto de equilibrio en el mercado de un bien provocará desplazamientos en los mercados de otros bienes, éstos en los de otros y así sucesivamente. Estas variaciones de precios pueden producir a su vez un efecto retroactivo, *corrector* o *realimentador (feedback)*, sobre el mercado original. Finalmente, si no existe intromisión externa que lo dificulte, ese proceso — que Walras llamó *tâtonnement* — conducirá al equilibrio en todos los mercados de bienes y factores.

La *doctrina Económica Neo-Clásica* introduce el concepto de **Equilibrio Parcial**, definiéndolo como *el estudio del comportamiento individual de las unidades de decisión y del funcionamiento de los mercados individuales en que las mismas participan*. Esta noción de **Equilibrio Parcial**, proviene de las ciencias naturales y, en especial, de la física.

¹⁷ Fundador de la Escuela Austríaca a partir de la publicación de los “Principios de Economía Política”, en el año 1871. Si bien la influencia de Menger sobre la ciencia económica es universalmente reconocida, por haber establecido las bases del marginalismo, las implicaciones más profundas de su análisis, su método y sus conceptos básicos, no fueron entendidas. Su pensamiento puede ser sintetizado mediante estas palabras: "*La propiedad, como la economía humana, no es una invención arbitraria sino más bien la única solución práctica posible del problema que la naturaleza nos ha impuesto por la disparidad entre la necesidad y las cantidades disponibles de todos los bienes económicos*"

Desde tal concepción, se entiende que se presenta una situación de equilibrio cuando el sistema objeto de estudio se sostiene en un estado de reposo que no tiende a modificarse. Esto significa que, ante cualquier alteración producida por fuerzas exógenas, el mismo tiende a un estado similar al de origen. No se trata aquí de dar una definición física rigurosa de lo que debe entenderse por equilibrio sino, más bien, de incorporar la idea 'mecanicista' sobre la cual reposan gran parte de los preceptos que constituyen el basamento analítico al que responde la doctrina económica en cuestión.

Es claro que esta noción de equilibrio, dentro del enfoque propugnado por el paradigma económico *Neo-Clásico*, constituye un instrumento metodológico empleado como una aproximación analítica que permite abordar algunos aspectos de la realidad económica para posibilitar su explicación. La realidad, no presenta situaciones que se correspondan con una hipótesis de simplicidad tal, que entrañe la *reversibilidad*, de un modo cuasi axiomático, en los procesos que en ella se presentan.

No obstante, aceptada esta noción desde la perspectiva instrumental mencionada, es posible extenderla y concebir al desequilibrio, metodológicamente, como un estado entre dos situaciones de equilibrio. Cuando tal recurso metodológico se refiera a las condiciones de equilibrio de una parte del sistema económico objeto de estudio (una unidad productiva o el mercado de un bien en particular) bajo el supuesto de que los restantes elementos de aquel no se alteran, se estará, entonces, en presencia de una situación que se corresponde con un *análisis de equilibrio parcial*. El mismo se aplicará a problemas como el planteado por el interrogante: *Cúal es el precio de equilibrio cierto bien/servicio X?*

Pero, sin duda, considerando que dentro de un sistema económico todos sus elementos se encuentran directa o indirectamente relacionados, las conclusiones que puedan obtenerse sobre cualquier aspecto del mismo a partir del *análisis de equilibrio parcial*, resultarán de un alcance limitado (el precio del bien/servicio X, citado como ejemplo, depende de los precios de los insumos requeridos para su producción; estos a su vez de otros precios y así siguiendo).

Sin embargo, a la luz de esta doctrina, el concepto de **equilibrio parcial** se presenta apropiado, a partir de sus hipótesis simplificadoras, *para estudiar cómo las unidades de consumo y de producción optimizan su conducta*.

Al abordar los aspectos económicos relativos al funcionamiento de una empresa, vista como una de las unidades de decisión que interviene en el sistema económico, surge el siguiente interrogante: *Es posible considerar a la misma en carácter de tal (unidad de decisión) siendo que en las grandes sociedades la toma de decisiones se encuentra muy descentralizada?* Al respecto, este enfoque de la ciencia económica supone que cada decisión tomada en el interior de una empresa, se fundamenta en los mismos principios y que no viene influenciada por quien adopta esa decisión. Se asume, entonces, que puede hacerse abstracción de las peculiaridades de las personas que toman esa decisión y de los tipos de organización en las que

trabajan. En tal sentido, puede considerarse a la empresa, como una unidad que tiene objetivos propios y adopta decisiones para alcanzar esos objetivos.

La respuesta al interrogante planteado, vista desde esta perspectiva, admite el supuesto de que los esfuerzos de los diferentes sujetos que deciden, se encuentran unificados por el solo hecho de participar en objetivos comunes.

Claramente, la admisión de este supuesto constituye una *hipótesis fuerte*, de modo que *la validez de tal teoría, a los fines predictivos, corresponde a las evidencias empíricas*.

En este sentido, es oportuno reflexionar sobre que las teorías son concebidas para dar respuestas a preguntas respecto de la causalidad atribuida a cierta regularidad fáctica observada. Parece, entonces, razonable pensar que una teoría puede ser juzgada en base a su capacidad predictiva sobre los acontecimientos que se desean explicar. En este contexto, su aceptación o rechazo no estriba en el mero hecho de que las presunciones contenidas en ella parezcan o resulten irreales; más bien, la teoría y sus presunciones constituirán una descripción válida de la realidad observable, si con ellas es posible predecir adecuadamente la misma, considerando el carácter inherentemente incierto de tal afirmación. En efecto: lo percibido como “realidad” constituye sólo una aproximación elaborada mediante una serie de instrumentos metodológicos de mayor o menor grado de abstracción, que permiten abordar simplificativamente su análisis.

Es factible aceptar una teoría por su valor predictivo y rechazarla si las predicciones a partir de la misma están reñidas con la realidad, no porque lo estén sus presunciones.

2.2.- EQUILIBRIO DE MERCADO. MODELO ‘MECANICISTA’ NEO-CLÁSICO

La **Figura 1**, permite una análisis con algo más de detalle sobre la idea de *equilibrio* que introduce la doctrina ortodoxa. En ella se presenta de una manera sencilla, como las curvas de Oferta (**O**) y Demanda (**D**) del mercado de un producto genérico, determinan, a partir de las mencionadas ‘fuerzas impersonales del mercado’, el equilibrio *precio (P) – cantidad (Q)*.

Al respecto, pueden exponerse algunas situaciones que tienden necesariamente al equilibrio:

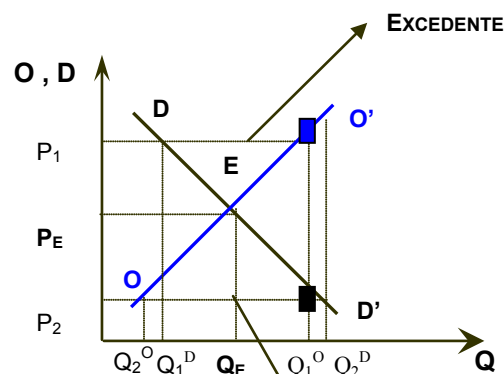


Figura 1: Equilibrio: Modelo Mecanicista Neo-Clásico.

Al precio de mercado indicado como P_1 , los consumidores desean adquirir la cantidad Q_1^D , como se observa. Por otra parte, los oferentes están dispuestos a llevar al mercado la cantidad Q_1^O . De este modo, existirá un *excedente* en la producción.

Por otra parte, al precio indicado como P_2 , los consumidores desean adquirir la cantidad Q_2^D , mientras que los oferentes se disponen a llevar al mercado la cantidad Q_2^O . Como se observa, existirá un *faltante* en la producción.

Al producirse un *excedente* o *faltante* en la producción, los precios deben tender a bajar o a subir, respectivamente, hasta arribar al punto de equilibrio indicado en la Figura como (P_E, Q_E) , en el cual los consumidores desean llevarse del mercado la cantidad que los vendedores desean colocar a ese precio.

De este modo, el precio y la cantidad de equilibrio son determinados resolviendo un sistema de ecuaciones que expresan la Oferta y la Demanda en forma simultánea.

Sin embargo, el análisis precedente ha sido con frecuencia cuestionado.

El equilibrio de *Oferta y Demanda*, se concebía originariamente en términos de analogías mecánicas. Por ejemplo, la definición de equilibrio estable podría ser representada por *cierto número de esferas macizas reposando en contacto unas con otras en un recipiente semiesférico*. O bien un *péndulo clásico*.

No obstante el carácter simplista de esta proposición, la falacia fundamental de tal analogía es el pensar que la realidad se comporta de forma, por citar el ejemplo, 'pendular', tendiendo finalmente a una posición de reposo o equilibrio. Un movimiento en el espacio (el del péndulo o el de las esferas) puede ir de un lado a otro. *Pero un desplazamiento temporal, sólo puede recorrer un 'camino' o trayectoria, que va desde el pasado hacia el futuro, y todo lo que ocurre una vez, afecta a lo que ocurrirá luego.*

La introducción del *tiempo* en este análisis de *equilibrio de mercado*, implica introducir el futuro, y como el futuro es incierto, aparece como imposible un comportamiento estrictamente racional, tan pregonado por la *teoría Neo-Clásica*.

La **Figura 1**, *no tiene historia*. Los movimientos deben ser instantáneos o en un momento determinado.

Si al plano *precio – cantidad* se le introduce el *tiempo* como una tercera dimensión, las curvas presentadas pierden su significado: cuando el precio es P_1 hoy, la cantidad comprada por los consumidores no sería la misma si estos, en carácter de compradores, supieran que se espera que tal precio baje respecto a si tuviesen una larga experiencia de que el precio permanece

constante. Lo mismo podría pensarse si el precio propuesto subiera continuamente.

Si se acepta esta crítica como pertinente, el esquema de la figura anterior con representación de *excedentes* y *faltantes*, pierde validez, ya que tal diagrama representaría sólo una porción de tiempo, el 'ahora', con el pasado detrás. Se están, así, comparando probables posiciones y no representando cambios y movimientos, cuando, en realidad, resulta imposible desplazarse de un punto a otro cambiando la historia pasada. *No existe, en términos prácticos, la reversibilidad implícita hacia el equilibrio, en las trayectorias que el diagrama establece como naturales, producto de las 'fuerzas impersonales del mercado'.*

El análisis allí propuesto resulta estrictamente *estático* o, a lo sumo, *estático comparativo*¹⁸. En consecuencia, no puede comprender movimientos hacia o desde puntos de equilibrio.

Para comprender mejor estos efectos, puede ser de utilidad brindar una definición más precisa de lo que se entiende por *Curva de Demanda* y por *Curva de Oferta*.

Sea X un determinado producto. Una *Curva de Demanda* por X, indica la máxima cantidad de X que los consumidores desean comprar, a un precio dado de una unidad del mismo, por unidad de tiempo, en un instante de tiempo y permitiendo un cierto lapso de tiempo como para que tengan lugar algunos ajustes pertinentes.

Una manera alternativa de definir esta curva es la siguiente: Constituye la indicación del máximo precio que se está dispuesto a pagar para consumir una cierta cantidad de X, por unidad de tiempo, en un instante de tiempo y permitiendo cierto lapso de tiempo para que tengan lugar algunos ajustes pertinentes, cuando los consumidores tienen la libertad de adquirir esa cantidad o cualquier otra al máximo precio establecido¹⁹.

La primer definición, daría lugar a una expresión matemática del tipo:

$$x_D = f_1^D(p^D_x) \quad \text{II.1}$$

¹⁸ Cuando el análisis sobre el comportamiento de un sistema se realiza en base a un corte temporal, es decir, para un instante dado, tratando de investigar las relaciones causales entre sus elementos o parte de ellos, se estará realizando un análisis *estático*. Si lo que se hace es comparar el estado del sistema para diferentes instantes de tiempo, el análisis será de *estática comparativa*.

¹⁹ Esta afirmación tiene que ver con lo que se define como Excedente del Consumidor. Marshall define tal concepto como la diferencia que existe entre el precio total que estaría dispuesto a pagar un consumidor por una cierta cantidad del producto X y el precio que efectivamente se paga por la misma. Si la alternativa que enfrentan los consumidores, a un precio unitario máximo del producto dado, es consumir una cantidad K del producto X, por período, ó nada, los consumidores estarán dispuestos a pagar algo más que el precio máximo unitario establecido.

En cambio la segunda, se expresaría de manera inversa:

$$P^D_x = f_2^D(x_D)$$

II.2

Es interesante observar como en ambas definiciones se incluye el factor tiempo en tres oportunidades, que merecen ser analizadas:

1^{ro}) Por unidad de tiempo: esta referencia, indica que la Demanda se vincula a un *flujo* antes que a un *stock*.

2^{do}) En un instante de tiempo: esto indica que existe un cierto conjunto de variables que están definidas en valores apropiados, de modo que el proceso de demandar incorpora implícitamente la selección entre alternativas en el tiempo.

3^{ro}) Permitiendo cierto lapso de tiempo: los ajustes pertinentes a los que se hace referencia en la definición, y que requieren tal lapso de tiempo, indican que no existe un acto instantáneo de demandar en respuesta a las necesidades y/o deseos.

Pero además, y tal vez más importante, el tiempo resulta implícitamente considerado en las definiciones dadas, a los efectos de indicar la presencia de incertidumbre. Esto es: al precio p se demandarán X unidades, siempre y cuando los demandantes tengan la absoluta certeza de que este es, ha sido y será siempre el precio unitario del producto considerado.

La demanda del mismo resultaría muy distinta si, por ejemplo, los consumidores supiesen con certeza que el precio unitario de mercado va a modificarse (por caso, que subirá).

Respecto de la *Curva de Oferta*, también es posible definirla de dos maneras²⁰:

Por una parte, se la puede definir como una relación que indica la máxima cantidad de un producto que los oferentes están dispuestos a lanzar al mercado, a un precio dado, por unidad de tiempo, en un instante de tiempo, y permitiendo un lapso de tiempo para que se produzcan algunos ajustes pertinentes.

La formulación matemática correspondiente a este caso, resulta ser:

$$x_O = f_1^O(P^O_x) \quad \text{II.3}$$

La definición alternativa establece que: la *Curva de Oferta* constituye una indicación del mínimo precio que exigirán los oferentes para producir una cierta cantidad del producto cuyo mercado se analiza, si existiera la libertad de ofrecer esa cantidad o cualquier otra al precio mínimo que se determine, por unidad de tiempo, en un instante de tiempo, y permitiendo un lapso de tiempo como para que se produzcan algunos ajustes pertinentes.

²⁰ En ciertas ocasiones, una definición excluye a la otra.

La formulación matemática, inversa a la anterior, resulta ser:

$$P^O_x = f^O_2(X_O) \quad \text{II.4}$$

Se observa, al igual que en la *Curva de Demanda*, que en ambas definiciones se hace referencia al tiempo tanto explícita como implícitamente. Podría, eventualmente, pormenorizarse lo que intentan reflejar tales referencias, pero el hecho de tratar con las *Funciones de Producción* y el supuesto del *Corto Plazo*, permiten inferir de que se trata.

La única salvedad que podría enunciarse al respecto, la constituye la tercer mención al factor tiempo. Aquí, al decir: *Permitiendo cierto lapso de tiempo como para que se produzcan ajustes pertinentes*, más bien se refiere a la cantidad de factores productivos que los oferentes pueden cambiar. No al acto instantáneo de la *Oferta*, como se manifestó en la *Demanda*.

La idea implícita de incertidumbre se sostiene y valen los mismos comentarios tanto para la función de Oferta como para la de Demanda: *cuestiona la conducta racional de las unidades decisorias, en términos Neo-Clásicos, como supuesto*.

En general, la frase 'en cierto instante de tiempo', es referida en economía como *ceteris paribus*²¹. Este concepto se vincula estrechamente con lo dicho en relación al *Corto Plazo*.

2.3.- LAS IDEAS CLÁSICAS Y NEO-CLÁSICAS

En términos más pragmáticos, esta doctrina es referida también como *Neo-Liberalismo*. Sus propugnadores la exhiben y presentan, como el remedio a todos los males de la sociedad; es la corriente de pensamiento *Post-Moderno* en donde toda la humanidad ha alcanzado el bienestar y su futuro se está realizando en el presente: se ha llegado a un status en que ya no se puede ni se debe avanzar.

Sus defensores afirman proposiciones solidarias a esta corriente de pensamiento que constituyen instrumentos tendentes al auspicio de una sociedad por igual, sin distingo clases, pero siempre y cuando se sometan a los a los designios de aquellos. Ante estas propuesta, corresponde indagar cuál es el origen del *Neo-Liberalismo*, su génesis.

Los pensadores de tal corriente se presentan como innovadores, tal es el caso de von Mises²² (1881-1973), cuando en realidad exponen pensamientos que

²¹ La noción de *ceteris paribus*, constituye un instrumento metodológico y, como se ha dicho, no una descripción de lo que sucede en la realidad. Se consideran ciertos elementos como constantes, no porque realmente lo sean, sino porque es conveniente presumir que, momentáneamente, lo son. Tal instrumento constituye un aporte de Marshall.

Adam Smith formuló en 1776; con el agravante que sus hipótesis las contrastan con una realidad muy diferente a la de aquella época.

Para von Mises, la operación de los mercados de factores en el capitalismo desempeña un papel clave. En su concepción, los propietarios de la tierra, mano de obra y capital suministran factores de producción a las empresas que los demanden. Como consecuencia, emerge el sistema de precios y, sobre la base del mismo, y la tecnología disponible, las empresas adoptan sus decisiones respecto de la manera más económica de combinar los factores destinados a la producción. Crítico acérrimo del socialismo, von Mises sostuvo que al no ser en este sistema los factores de producción de propiedad *individual* sino de propiedad *comunitaria*, no habría mercados de factores y, en consecuencia, tampoco una determinación de precios derivada de los mismos. Luego, sigue que la *toma racional de decisiones*, a efectos de distribuir recursos, es imposible sin un sistema solidario a los factores de producción. En su ensayo titulado "On Economic Theory of Socialism", publicado en 1938, afirma que *"tan pronto como uno abandona la concepción de un precio monetario establecido libremente para los factores de producción, la producción racional se torna absolutamente imposible. Cada paso que nos aleja de la propiedad privada de los medios de producción, también nos aleja de una economía racional"*.

Sin embargo, casi dos siglos antes, el 'liberalismo smithiano' se pronunciaba por un mercado de libre competencia movido por una 'mano invisible', cuando aún no se presentaban los efectos negativos del monopolio y no existían las empresas multinacionales ni transnacionales; lo contrario de aquello que los *Neo-Liberalistas* propugnan, pues, no obstante su doctrina de mercado, la realidad implica el control en manos de las grandes corporaciones, y una tendencia a la oligopolización más que a la competencia atomizada. Los *Neo-Liberalistas* se pronuncian por un orden de cosas en donde el mercado se erige como el conductor único de la economía, sin intervención de ningún otro ente controlador (léase Estado).

Dicha pretensión se torna altamente cuestionable, al observar los fracasos que se han tenido en el plano económico-social cuando se propone al mercado como la única institución que dirija al proceso económico; históricamente, y en la actualidad, puede ser comprobada cuan insuficiente resulta tal estructura de organización destinada a la producción de bienes y servicios. El caso concreto de la industria eléctrica, en muchos aspectos de su reforma, no resulta una excepción.

2.4.- DISCUSIÓN SOBRE EL CARÁCTER "SUPERIOR" DE LAS SOLUCIONES REGULATORIAS BASADAS EN EL CRITERIO DEL COSTO MARGINAL

²² Discípulo directo de Böhm-Bawerk y seguidor de Carl Menger, convirtiéndose en uno de los más destacados y respetados representantes de la Escuela Austriaca. Durante toda su vida fue un reconocido publicista del liberalismo dedicando muchas páginas a demostrar la inviabilidad del socialismo. En 1920 publicó un artículo en el cual argumentaba que una distribución racional de recursos no era posible en el socialismo. El artículo, publicado originariamente en alemán, se tradujo al inglés como "Economic Calculation in a Socialist Commonwealth".

2.4.1.- CUESTIONES BÁSICAS: EL PRINCIPIO DEL COSTO MARGINAL

En las dos referencias citadas en el título del presente epígrafe, se desarrolla una crítica al *Paradigma Marginalista* en cuanto a la capacidad de obtener, a partir de sus proposiciones, *precios de eficiencia mediante el criterio del Costo Marginal*. En particular, en el marco de este trabajo, interesan tales precios al efecto de valorizar el acceso a las redes de distribución eléctrica. No obstante este propósito, las ideas a continuación desarrolladas involucran supuestos en los que el *Paradigma Marginalista* se sustenta, y son, por tanto, de consideración general. De modo que aportan a la caracterización de la corriente de pensamiento en cuestión, desde una óptica específica: el *Principio del Costo Marginal*.

Este principio, aplicado para la determinación de *precios de eficiencia*, se deriva de las *condiciones de primer orden* que sirven a la determinación del *Óptimo de Pareto*.

De un modo general, cuando el mercado adopta una *forma restringida de competencia*, tal como lo es el *monopolio natural no disputable*, (situación imputable al *servicio de redes eléctricas*), desde la *Teoría Económica de la Regulación* el problema que debe abordarse implica *la regulación de precios conforme la óptica de la denominada Economía del Bienestar*.

El marco teórico de referencia para este problema, supone un *monopolio uniproducto* que se encuentra inmerso en un contexto donde todos los mercados de bienes y factores responden funcionalmente a un *modelo de competencia perfecta*. La teoría del *Óptimo Paretiano*, afirma que *cualquier acción regulatoria, cuyo objetivo implique la eficiencia asignativa en los recursos, debería inducir a que el precio de venta del bien o servicio ofertado por el monopolista, sea fijado al nivel de su costo marginal de producción*.

Esta situación implica que *el valor de la productividad marginal de cada recurso se iguale con su precio de mercado, condiciones de primer orden para la eficiencia asignativa en el Óptimo de Pareto*.

Por otra parte, la *Teoría del Monopolio* indica que la *conducta óptima* del monopolista *implicaría maximizar su beneficio, estableciendo un nivel de producción tal que el costo marginal se iguale con el ingreso marginal*. Bajo estas consideraciones, el precio de mercado del bien o servicio *no reflejaría su costo marginal de oportunidad*, permitiendo al monopolista la apropiación de las denominadas *cuasirentas monopolísticas*. En consecuencia, la *intervención regulatoria* permitiría restituir las condiciones necesarias en la *eficiencia asignativa*, lo que redundaría en una mejora del bienestar social, *asumiendo que el mercado en estudio es el único que se aparta del comportamiento paretiano*. Tal intervención, procura, entonces, *la búsqueda de un apartamiento óptimo respecto del óptimo primero, solución que, por tanto, recibe el nombre de "segundo mejor"*.

Sentadas estas bases, se pasa, entonces, a la caracterización complementaria del *Paradigma Marginalista*. La misma implica tratar, al menos, *dos cuestiones principales: a) cuáles supuestos sustentan la validez del Principio del Costo*

Marginal y b) qué implica proponer, correlativamente, una “solución de segundo mejor” sobre un mercado que se aparta de las condiciones de competencia perfecta.

A continuación se desarrollan ambos puntos.

2.4.2.- SUPUESTOS EN LOS QUE SE FUNDAMENTA LA REGLA ASIGNATIVA DEL COSTO MARGINAL

El carácter de los supuestos más relevantes, requeridos para la deducción del *Principio del Costo Marginal como regla asignativa*, constituye un primer punto de observación a los efectos de legitimar como *superiores* las soluciones basadas en aquél. Entre estos se citan:

- i. **Supuestos relacionados con los Consumidores:** *se admite, por una parte, que el bienestar de cada individuo se traduce mediante su mapa de indiferencia y que el incremento del mismo, “ceteris paribus”²³, produce un incremento en el bienestar social. Por otra parte, el consumidor se supone soberano en sus decisiones económicas, no existiendo sobre él ningún tipo de influencias ajenas al mercado.*

Suponer que cada individuo tiene establecida su *escala de preferencias* con absoluta claridad, implica una racionalidad determinada difícilmente comprobable.

Suponer que el consumidor es *soberano*, requiere de una absoluta independencia en el consumo, ausente de influencias que no tengan lugar en el mercado y, por lo tanto, despojada de todo juicio de valor acerca del bienestar relativo entre los consumidores, situación muy alejada de la realidad.

- ii. **Supuestos relacionados con el horizonte temporal empleado en el proceso de optimización:** *se admite que se ha adoptado un horizonte temporal que permita delimitar de manera precisa el grupo de individuos cuyo bienestar se considera.*

Tal supuesto se torna cuestionable no sólo por la información requerida, sino por su incidencia en el marco del *desarrollo sustentable* para los *sistemas energéticos en general*. En efecto, cualquier política de precios de la energía que admita la adopción y conveniencia de dicho alcance temporal, deberá considerar el uso de *recursos no renovables*, cuyo consumo presente afecta a las generaciones futuras.

- iii. **El Óptimo del Bienestar Paretiano:** *como se dijo, se requiere que las reglas de eficiencia asignativa se verifiquen en todos los mercados de bienes y factores productivos. Si este supuesto no es satisfecho, el empleo de la regla que propone la igualdad entre precio y costo marginal*

²³ Tal como se dijo, esta situación refiere a que el resto de las condiciones del sistema, en este caso las preferencias del resto de los consumidores, no se modifican.

para una actividad en particular, en vez de conducir al óptimo, puede alejar la solución del mismo.

Incluso aún cuando pudiera reducirse el número de condiciones que no son satisfechas, no se tendría ninguna garantía de que con ello la solución obtenida se aproxima al óptimo primero.

- iv. **Exclusión de la Incertidumbre en el establecimiento de las condiciones necesarias para el óptimo:** *se supone que toda la información requerida acerca de los acontecimientos futuros, está disponible en forma cierta, o es reducible a un conjunto de certezas.* Este supuesto exhibe una fuerte inconveniencia, tratada en el **epígrafe IV** con detalle: las expectativas de los distintos actores sociales, pueden diferir notablemente en términos de la estructura de incertidumbres inherente al sistema en estudio. Como es lógico, tales expectativas impactarán sustantivamente sobre el bienestar actual. Por otra parte, la admisión de incertidumbres *implicaría restar validez a las equivalencias marginales*, en particular, la relativa al costo marginal. En última instancia, *el Óptimo Paretiano se sustenta en la equivalencia entre tasas marginales de sustitución, refiriendo un equilibrio que, en modo ninguno, podría ser determinado en condiciones de incertidumbre.*

La visión *Neo-Clásica* de la asignación de recursos, reposa esencialmente sobre el *principio de sustitución*. La atención excluyente sobre tal principio, supone una teoría del “equilibrio puro”, irreal y *estática*, en donde todos los eventos se desarrollan en un *tiempo lógico instantáneo* y a cuyos procesos se les confiere un carácter *mecanicista y reversible*.

La idea de *entropía* asociada a las transformaciones en un sistema económico ha sido propuesta por varios autores, por ejemplo y es absolutamente compatible con la admisión de incertidumbres y, por ello, con una *racionalidad acotada* en las conductas individuales.

- v. **Perfecta divisibilidad de los Bienes:** este supuesto también es cuestionable. Su implicancia puede ser analizada en términos de su negación: *qué ocurriría si tal divisibilidad no existiera?* Siendo de este modo, si la indivisibilidad existente tiene significación en los bienes de capital, las curvas de costo marginal correspondientes resultarían *discontínuas*. Consecuentemente, *habría un costo marginal vinculado a un aumento de producción y otro vinculado a una contracción de la producción.* Adicionalmente, si tal indivisibilidad fuese extendida también a los bienes de consumo, *entonces las condiciones marginales se verían seriamente comprometidas en su validez.* En efecto, todas las propiedades convenientes del sistema de precios *fallarían completamente.* En virtud de las mismas, por ejemplo, los factores de producción deben ser empleados en aquella actividad donde obtengan mayores rendimientos, reflejando costos de oportunidad, bajo una supuesta distribución del ingreso. Nada podría decirse en tal situación, *sin recurrir a una función de bienestar explícita y bien definida.*

2.4.3.- EL PRINCIPIO DEL COSTO MARGINAL Y LAS SOLUCIONES DE “SEGUNDO MEJOR”

Al proponerse la *solución de segundo mejor*, *apartamiento óptimo* respecto del *Óptimo de Pareto*, se asume, como condición, *un monopolio natural inmerso en un contexto donde todos los mercados de bienes y factores responden a un modelo de competencia perfecta*.

La primer observación relacionada con la supuesta superioridad de este *óptimo segundo*, se vincula a los fundamentos que conducen al *óptimo primero*.

Sin duda el abandono del supuesto de un contexto competitivo donde el monopolio en cuestión se encuentra inmerso, constituye, adicionalmente, un problema de compleja solución: buscar un *apartamiento óptimo como solución de “segundo mejor”*. Tal supuesto resulta poco funcional, tomando en consideración la fuerte tendencia a la *oligopolización* en las economías concretas. De modo que se “desdibuja” la *eficiencia asignativa* que pretende garantizar una solución así concebida.

Volviendo sobre las condiciones requeridas en el *óptimo primero*, para luego proceder a su *apartamiento óptimo*, es interesante la conclusión establecida por Lipsey, al enunciar el *Teorema General del Segundo Mejor*: *si una de las condiciones del óptimo paretiano no puede ser alcanzada, una situación de óptimo segundo sólo puede ser lograda mediante el apartamiento de todas las demás condiciones*. Esto implica que cuando alguna de las condiciones mencionadas no se verifican, el cumplimiento de las restantes, aún cuando sea *posible*, no necesariamente es *deseable*, requiriéndose, en general, *un apartamiento de la totalidad de ellas como condición necesaria de un óptimo segundo*.

En tal sentido, para la modelización del apartamiento que debe ser requerido en las restricciones establecidas para el problema de optimización, los autores de esta última referencia introducen el concepto de *unidades desviantes*, en una compleja formulación matemática. En última instancia, deben estudiarse y, en general, reformularse, en situaciones de violación para las restricciones impuestas, las relaciones que expresan el comportamiento de estas *unidades desviantes*.

La conclusión resulta en una *circularidad implícita en el planteo-solución del problema*. En efecto, *si se arriba a un óptimo segundo mediante la metodología expuesta y, para tal resultado, una restricción no es satisfecha, las unidades desviantes deben modificar su comportamiento estableciendo nuevas restricciones que, a su vez, pueden conducir a otra solución. Nada garantiza que tal circularidad sea convergente y, con ello, que exista la procurada eficiencia asignativa en la solución alcanzada*.

Si en este marco se reconsidera el carácter *regresivo* de las *soluciones Ramsey*²⁴ desde el punto de vista distributivo, se concluye en que *no necesariamente las soluciones basadas en el Principio del Costo Marginal, resultan superiores a, por ejemplo, aquellas basadas en Costos Medios, cuestionando el significado de precios de eficiencia, en términos de la eficiencia asignativa supuestamente garantizada a la luz del pensamiento Neo-Clásico.*

3.- EL PARADIGMA POST-KEYNESIANO COMO ALTERNATIVA NECESARIA

El objetivo del este epígrafe, consiste en presentar los aspectos más destacables de la economía *Post-Keynesiana*, como corriente de pensamiento, la cual muestra una *sólida estructura conceptual* que puede proporcionar una alternativa al *Paradigma Neo-Clásico* dominante. En particular, y más allá de la generalidad de conceptos que esta corriente de pensamiento involucra, interesan, en el marco de este trabajo, las ideas solidarias a la *Teoría de la Elección*. Se establecerá que *la adopción de decisiones está caracterizada por un entorno de incertidumbres fundamentales*. Este confiere una perspectiva más realista a los diversos problemas que devengan de la *planificación en los ámbitos de negocios*, sosteniendo adecuada rigurosidad en su *formulación metodológica*.

La *economía Post-Keynesiana* exhibe un *núcleo*²⁵ tan coherente como el conferido al *programa Neo-Clásico* y, en consecuencia, *puede ofrecer una alternativa viable para aquellos que no adhieren a las proposiciones de la economía ortodoxa*. Se expresa como un *cuerpo íntegro* que constituye un marco de referencia *comprensivo y fundado*, como soporte metodológico, tal como el que se intenta expresar mediante la síntesis *Neo-Clásica*.

III.1.- El Keynesianismo: Caracterización del Paradigma Keynesiano

J. M. Keynes²⁶ constituye un auténtico hito para entender la evolución, tanto de la *Ciencia Económica* como de la *Historia Económica* (e, incluso, política y social), de la segunda mitad del siglo XX. Sin embargo, la mayoría de los investigadores que, de una u otra forma, se han acercado al pensamiento keynesiano han ignorado o, al menos, desdeñado, sus aportaciones a la *relación de compatibilidad entre equidad en la distribución de la renta y crecimiento económico*.

Keynes fue un economista crítico en su época, tanto con el modelo de sociedad victoriana, que dominaba la Inglaterra de principios del siglo XX, como con las teorías económicas imperantes. Estas consideraciones salen a relucir si se

²⁴ En las dos referencias siguientes, se habla de que el apartamiento de *segundo mejor*, en su forma más simple, sigue la denominada *Regla de Ramsey, o de inversa de la elasticidad de la demanda-precio*. También puede consultarse en aquellas, el *carácter regresivo* que exhiben tales soluciones respecto de su *impacto distributivo*.

²⁵ En el sentido *lakatosiano*.

²⁶ Economista inglés, nacido en Cambridge, que vivió entre 1886 y 1946.

repan algunas incidencias de la vida del economista inglés, así como algunas claves de la *revolución científica keynesiana*, que se ponen de manifiesto al analizar tan sólo el prefacio de **The General Theory**, obra fundamental de Keynes, desde un punto de vista lingüístico.

Tanto en esta obra capital como en trabajos anexos, Keynes justifica que las medidas de redistribución de ingresos que aumenten la propensión a consumir, pueden estimular el crecimiento económico al incrementar la demanda agregada. De este modo, Keynes arremete contra uno de los grandes obstáculos que bloqueaba el camino hacia una distribución de la renta más equitativa, y proporciona un argumento de peso a favor de la *relación de compatibilidad entre equidad en la distribución de la renta y crecimiento económico*.

La *economía Keynesiana* es una teoría que trata centralmente con el gasto total y sus efectos en la producción e inflación, conceptos referidos en esta corriente bajo la síntesis del *Principio de la Demanda Efectiva*²⁷. Aunque el término 'Keynesiano' se emplea (a veces de forma abusiva) para describir una gran variedad de aspectos económicos, según el autor Alan S. Blinder pueden ser enunciados *seis principios fundamentales* que caracterizan el *Keynesianismo*. Los primeros tres describen cómo la economía funciona desde la perspectiva que sostiene la propia corriente. Los restantes componen, más bien, proposiciones que caracterizan el paradigma, estableciendo diferencias respecto de la corriente clásica.

Se enuncian, sintéticamente, a continuación:

1.- Los *Keynesianos* consideran que la *demanda global* está influenciada por un conjunto de decisiones económicas de carácter tanto público como privado, comportándose, frecuentemente, *de manera errática*. Las decisiones públicas incluyen, esencialmente, aspectos vinculados a la *política monetaria y fiscal*.

2.- Según la *teoría Keynesiana*, los cambios en la demanda global, no obstante sean anticipados, exhiben, en el *Corto Plazo*, su más fuerte impacto sobre la *productividad real* y el *empleo*, no sobre los *precios*. Por caso, esta idea se resalta en las llamadas *Curvas de Phillips*, las cuales muestran que la inflación cambia muy poco ante variaciones en el nivel de empleo. El *enfoque Keynesiano* sustenta que el *Corto Plazo constituye un horizonte temporal suficientemente extenso como para tener relevancia excluyente en los hechos que en tal lapso ocurran*. Frecuentemente, suele

²⁷ Afirma esencialmente que el nivel de actividad del sistema económico, es determinado, en el corto plazo, por la demanda agregada o global. El nivel de producto del sistema, no depende de la capacidad de producción disponible, sino de la demanda. La gran crisis de los años 1930 en EEUU, puso en tela de juicio la capacidad de los mecanismos de mercado para garantizar el logro automático de una situación de pleno empleo de los recursos productivos. Así surge la óptica que sustenta este principio.

hacerse referencia a la famosa frase del propio Keynes, "*En el largo plazo, estaremos muertos*", para para enfatizar este aspecto.

3.- Los *Keynesianos* afirman que los *precios* y, especialmente, los *salarios*, *responden con gran inercia a los cambios en la Oferta-Demanda*, produciéndose *escasez y excedentes*, fundamentalmente en la *mano de obra*.

4.- Los *Keynesianos* no consideran que exista *un nivel de desempleo* al que pueda conferírsele el carácter de *ideal* (un resultado *mecanicista*), en parte porque el desempleo está sujeto a las variaciones, no siempre controlables, de la *demanda global* y porque consideran que los *precios sólo se ajustan gradualmente*. Afirman que los *períodos de retracción o depresión constituyen 'anomalías económicas'*, y *no una reacción eficaz del mercado a las oportunidades poco atractivas*. Se reitera que los *Neo-Clásicos* sostienen al respecto, una profunda creencia de '*la mano invisible*'.

5.- La mayoría de los *Keynesianos* abogan por una política de la *Estabilización Activa* para reducir la amplitud del *Ciclo Comercial*, el cual consideran entre los más importantes problemas económicos.

6.- Finalmente, el pensamiento *Keynesiano* se preocupa más por *combatir el desempleo* que por *un control sobre la inflación*.

3.2.- EL POST-KEYNESIANISMO: CARACTERIZACIÓN DEL PARADIGMA POST-KEYNESIANO

El término *Post-Keynesiano* se ha usado para definir clases diferentes de economía y de economistas. Lavoie, identifica como *Post-Keynesianos* a aquellos que generalizan las *ideas seminales* de los economistas de Cambridge, poco ortodoxos, surgidas en los años cincuenta del siglo pasado; más notablemente las ideas de Joan Robinson²⁸ (1903-1983), Richard Kahn²⁹ (1905-1989) y Nicolás Kaldor³⁰ (1908-1986).

²⁸ Joan Violet Robinson (de soltera Maurice) pertenece al grupo de economistas más destacados del siglo XX. Líder de la "Cambridge School" fue *Marshalliana* en origen, ardiente *Keynesiana* y, finalmente, una destacada miembro de las escuelas *Neo-Ricardiana* y *Post-Keynesiana*. Introdujo la Teoría de la Competencia Imperfecta en su famoso libro "Theory of Money and Analysis of Output" publicado en 1933. Después, en 1937, elaboró una fiel exposición de las ideas de Keynes. En 1942 vuelve su atención hacia la Teoría Marxista. Más tarde concentra su atención en problemas metodológicos.

²⁹ Richard Ferdinand Kahn es reconocido como el primer economista que propuso en 1931, cuando tenía 25 años, la idea del *multiplicador* que posteriormente, en 1936, Keynes utilizaría como la pieza básica de su teoría general. La idea, sintéticamente, sostiene que las decisiones de inversión de los empresarios, son adoptadas en función de sus proyectos, del estado de la tecnología y, sobre todo, en función de sus expectativas, es decir, de sus previsiones sobre el porvenir de los negocios y de la situación económica. Un incremento en las decisiones de invertir por parte de los empresarios, tendrá un *efecto multiplicador* sobre la economía ya que permitirá un

Sin embargo, la economía de Kalecki³¹ (1899-1970) resulta reconocida con una influencia superior, en cuanto al objetivo componer una alternativa a la *teoría Neo-Clásica*. Kalecki puede ser considerado el fundador real de *teoría Post-Keynesiana*. Incluso aquellos que contribuyeron al desarrollo de la *revolución Keynesiana* han pasado por juicios similares. Kaldor ha notado que '*el modelo original de Kalecki es claramente superior al Keynes*'; cuando describe el *Principio de Demanda Efectiva* en sus valoraciones, está utilizando una presentación que se asemeja más a las ideas de Kalecki que a la Teoría General de Keynes. Puede decirse que, con el tiempo, Kaldor y Robinson migraron desde Keynes hacia Kalecki. Robinson ha defendido su posición sustentada en que las ideas de Kalecki se encontraban exentas de ciertos remanentes teóricos 'anticuados', que Keynes no desechó en sus desarrollos. Kalecki fue capaz de vincular el análisis de competencia imperfecta y de la demanda efectiva; constituyéndose éste en el cuerpo que luego se designó mediante el nombre de *Teoría Post-Keynesiana*.

Siguiendo, entonces, la opinión de Lavoie, *el núcleo de la economía Post-Keynesiana derivó de las ideas de Kaldor y Kalecki, y, debido al último, también de Robinson, quien puede considerarse un vínculo importante entre la corriente Clásica y las ideas Post-Keynesianas*.

3.2.1.- PROGRAMAS DE INVESTIGACIÓN O CORRIENTES PRINCIPALES DEL PENSAMIENTO ECONÓMICO DESDE LA ÓPTICA POST-KEYNESIANA/POST-CLÁSICA

Se ha referido al principio del presente capítulo, el aporte de diversas corrientes de pensamiento (o escuelas) a partir de las cuales se nutre la *teoría*

aumento de las rentas en los factores de la industria de bienes de inversión; parte de este aumento se destinará a consumo, lo que provocará aumentos en cascada en las rentas de otros factores.

³⁰ Nicholas Kaldor nació en Budapest. Elaboró un *modelo de crecimiento estable*, conciliando la *tasa de crecimiento "garantizado"* con la *tasa de crecimiento "natural"*. Su *teoría de la distribución* supuso una superación del *óptimo paretiano*. Consideraba que, *si un cambio en la distribución de la renta permitía que los que se beneficiaban de él compensasen plenamente a los perjudicados, el resultado sería un aumento del producto y del bienestar general*.

³¹ Gran parte de los principios que estableció Keynes en 1936 habían sido ya avanzados y publicados anteriormente por Kalecki, en idioma polaco. En los años 30, sin embargo, es reconocido mundialmente. Sus publicaciones más conocidas tratan de los ciclos económicos. Fue también un pionero en el análisis matemático de la dinámica económica. Utiliza ampliamente conceptos clásicos y marxistas, interesándose por los *conflictos de clase*, la *distribución de la renta* y la *competencia imperfecta*. Estas ideas tuvieron influencia y reconocimiento en la escuela *Keynesiana* de Cambridge (especialmente entre sus miembros más próximos al marxismo como J. Robinson y N. Kaldor) y entre los economistas *Post-Keynesianos*.

económica, llevando a la propuesta de *Paradigmas Clásico, Neo-Clásico, Keynesiano, Post-Keynesiano/ Post-Clásico y Neo-Ricardiano*, entre otros.

La perspectiva que propone Lavoie respecto de la *ciencia económica*, implica la *coexistencia de dos Programas de Investigación* (Lakatos), *Paradigmas* (Kuhn) o *Tradiciones de Investigación* (Laudan³²) *principales*: El *Neo-Clásico* y el *Post-Clásico*.

No resulta sencilla la tarea de caracterizar estas dos corrientes principales. Los dos programas se extienden a través de todos los campos y dominios de economía; a su vez, dentro de cada campo, cada uno de ellos abarca varias teorías o escuelas de pensamiento; y cada teoría comprende varios y diferentes modelos.

Consecuentemente, desde tal enfoque, constituye una tarea en extremo difícil delinear los aspectos característicos de la *economía Neo-Clásica*, puesto que existen múltiples modelos que tratan con una inmensa cantidad de preguntas, y desde diferentes puntos de vista.

Muchos epistemólogos, afirman que no pueden aplicarse, apropiadamente, los conceptos *lakatosianos* de *Núcleo Central* y *Cinturón Protector* a la *ciencia económica*, puesto que los mismos han sido introducidos en los *programas de investigación* al efecto de tratar con *Modelos Formales*.

Si bien existen *modelos formales* en la *economía Neo-Clásica*, se han diversificado sobre un conjunto de temas de tal especificidad que ha sido sugerida la idea de que cada cual debe presentar su propio *núcleo central*; condición a la que se ha referido como el '*semi-Núcleo*'. De este modo, por caso, la *Macroeconomía* tendría su propio *semi-Núcleo*, mientras que la *Teoría de Equilibrio General* tendría el suyo.

Bajo estas consideraciones, las *Teorías de Equilibrio General* proporcionan el rigor científico para sustentar las *Teorías Macroeconómicas*, las *Teorías de Equilibrio Parcial* y otras proposiciones en la esfera *Microeconómica*. Como consecuencia, *el núcleo central de la economía Neo-Clásica puede definirse mediante el núcleo de la economía Walrasiana*. De ahí que, conforme Lavoie,

³² Larry Laudan (1977) habla de "Tradiciones de Investigación", en lugar de "Programas de Investigación". Una *tradicón de investigación* es un conjunto de presuposiciones generales acerca de las entidades y procesos en un área de estudio y acerca de los métodos o técnicas apropiadas para realizar investigaciones y construir teorías en esa misma área. Laudan concibe las *tradiciones de investigación*, al igual que Lakatos, como un conjunto de teorías en evolución que no pueden ser evaluadas fuera de su contexto histórico. Una *tradicón de investigación* posee dos características esenciales: una *metodológica* y la otra *ontológica*. Ambas son interdependientes y capaces de influirse una a otra. El desarrollo de la *tradicón* es radicalmente dirigido por esta función, que legitima, a la vez, aquello que determina la actividad de investigación científica. Para Laudan, la actividad científica es esencialmente una actividad dirigida a la resolución de problemas, de tal forma que la función *metodológica* debe establecer cánones de legitimidad para proponer preguntas o problemas y formas de responderlas o resolverlos. Estos procedimientos, y en este aspecto Laudan se apoya en Kuhn, constituyen el contenido del entrenamiento que se proporciona a los futuros investigadores en el área.

el *Paradigma Neo-Clásico* pueda ser referido, con propiedad, como *Paradigma Neo-Walrasiano*.

3.2.2.- PRESUPUESTOS DE LOS PROGRAMAS DE INVESTIGACIÓN NEO-CLÁSICO Y POST-CLÁSICO

Lavoie confronta los dos *programas* en cuestión, a partir de *cuatro presupuestos* que responden a la **Metodología, Ontología, Racionalidad y Focalización del Análisis**, característicos de cada corriente de pensamiento económico. Los dos primeros, pueden suponerse en un *nivel metodológico*, mientras que los otros dos constituyen *aspectos más bien técnicos*.

Para el *enfoque económico Neo-Clásico*, estos *cuatro presupuestos* son: el *instrumentalismo* y el *Individualismo*, por el *primer nivel*, y la *Racionalidad Substantiva* y el *Intercambio*, por el *segundo*.

Para el *enfoque económico Post-Clásico*, confrontados en los mismos *niveles*, resultan ser: El *Realismo* y el *Organicismo*, por el primero, y la *Racionalidad Procedural* y la *Producción*, por el otro. Se sintetizan en la **Tabla 1**.

El *presupuesto Metodológico*, se refiere a la *epistemología*, es decir a la *construcción teórica que integra el conocimiento desde los dos enfoques contrastados*.

	Paradigmas	
Presupuesto	Neo-Clásico	Post-Clásico
Metodología Ontología Racionalidad Focalización del Análisis	Instrumentalismo Individualismo Sustantiva Intercambio	Realismo Organicismo Procedural Producción

Tabla 1: Confrontación de los Paradigmas Neo y Post Clásicos.

El *Ontológico*, concepto proveniente de la metafísica y que trata sobre la esencia del ser, refiere, en este contexto, a la *conceptualización*³³ (*vista como un mecanismo de especificación para los conceptos*) de la *economía según los respectivos paradigmas*.

³³ Este término exhibe una larga historia en el campo de la filosofía, donde refiere a la *existencia (el ser)*, confundiendo, a menudo, su significado con el de la palabra *epistemología*. La *ontología* constituye una descripción (una especificación formal de un programa) de los conceptos y relaciones que pueden existir en una comunidad de agentes adeptos a cierta corriente de pensamiento. Tal interpretación, puede tener un sentido diferente del usual en la filosofía (metafísica).

La *Racionalidad*, refiere la motivación de los agentes que intervienen en el sistema económico objeto de estudio.

En cuanto a la *Focalización del Análisis* está implícito en el mismo nombre el aspecto considerado.

Sigue una síntesis sobre la contrastación de estos presupuestos para las dos corrientes.

a.- Instrumentalismo³⁴ vs. Realismo: la *economía Neo-Clásica*, aún en el trabajo empírico sobre los aspectos más comunes de la teoría, se constituye de un conjunto de predicciones sustentadas en el *programa Neo-Walrasiano*. No existe esfuerzo alguno para priorizar *hipótesis realistas*. Los *axiomas* son escogidos *por su habilidad a efectos de permitir la existencia de un equilibrio*, y *no por su capacidad descriptiva de la realidad analizada*. Sintéticamente: los *Neo-Walrasianos describen el mundo en términos de como debería ser*, en lugar de *como es*.

Considerando que los economistas *Neo-Clásicos* se sustentan en la *Teoría de Equilibrio General* para su '*seguridad científica*', se encuentran obligados a desarrollar ideas partiendo de hipótesis *poco realistas* y, en consecuencia, *no descriptivas* del mundo real sino *prescriptivas*. Se ha discutido en el epígrafe II.-2., el *modelo de equilibrio mecanicista* que esta doctrina sugiere, plagado de analogías provenientes del dominio científico de la física, por excelencia *instrumentalista*.

La crítica principal del *Post-Keynesianismo³⁵* contra la *teoría Neo-Clásica* es la *falta el realismo en su metodología*. Caldwell es quien recomienda *el desarrollo de una epistemología basada en el Realismo*.

Desde el *enfoque Post-Keynesiano*, una teoría no puede ser correcta a menos que incorpore hipótesis que abandonen el *instrumentalismo* conducente a desarrollos prescriptivos sobre el funcionamiento del sistema económico. La necesidad de abstracción para cualquier teorización exitosa no la releva, cualquiera sea el enfoque, de la necesidad descriptiva. De manera que, a diferencia del análisis *Neo-Clásico*, que sólo considera el *realismo*, cuanto más, en hipótesis auxiliares, el enfoque *Post-Clásico* requiere *que el realismo sea introducido a nivel de las hipótesis primarias y esenciales*. *El mundo debe ser descrito ajustándose, primero, al mundo, y no a una 'idea' del mundo*.

b.- Individualismo vs. Organicismo³⁶: El segundo objeto de oposición, es la distinción entre el *Individualismo* y el *Organicismo* o *Enfoque Holístico*.

³⁴ En la filosofía de ciencia, el Instrumentalismo consiste en un punto de vista en el que los conceptos y teorías constituyen *instrumentos* cuyo valor no es medido por su veracidad o falsedad (o por su correcta descripción de la realidad), sino por su eficacia para explicar y predecir eventos o fenómenos.

³⁵ En este contexto, el *Post-Keynesianismo* refiere al enfoque *Post-Clásico*.

En el *enfoque Neo-Clásico*, los desarrollos teóricos se inician a partir del comportamiento de *agentes individuales*. El *individuo* es el centro de la *economía Neo-Clásica*. Las *necesidades* y las *preferencias* de los *individuos* son aspectos esenciales e indiscutidos, que gobiernan los mecanismos conducentes al equilibrio. Los individuos, aunque diferentes debido a sus preferencias distintivas, impactan de igual manera en la economía. No existen *clases de individuos* y, en consecuencia, *distingos de racionalidades afín entre grupos con intereses en conflicto*, pero comunes en su constitución como *clase*. Esta concepción filosófica tiene un fuerte impacto en la *Teoría del Valor*, puesto que, al considerarse las preferencias de los individuos como elemento sustancial, las mismas tendrán efecto en el *sistema de precios*.

La obsesiva preocupación del *enfoque Neo-Clásico* por la conducta individual explica el poco interés que este exhibe respecto de los aspectos macroeconómicos; como la conducta individual se relaciona estrictamente con las características personales, y no con el ambiente social, *la distribución de ingreso no constituye un elemento determinante de la actividad económica, sino una condición técnica de contorno para abordar el resto de los problemas*.

Por el contrario, para el *enfoque Post-Clásico*, *la distribución del ingreso constituye un aspecto crucial y determinante de la actividad económica*.

Aunque no se niega la elección individual, el efecto de las preferencias resultantes se encuentran restringido por aspectos primarios tales como las clases socio-económicas, normas y presiones sociales y, fundamentalmente, por los eventos macroeconómicos. *Las conductas individuales resultan, así, interdependientes*.

El *contexto social* juega, entonces, un papel muy importante en la caracterización del entorno económico y su conceptualización. Los individuos pueden influenciar y son influenciados por su ambiente social. Cada entidad es el resultado de su relación con otras entidades.

Es desde esta perspectiva, que se propone un *enfoque holístico u organicista* de la actividad económica conforme la corriente *Post-Clásica* de pensamiento.

c.- Racionalidad Sustantiva vs. Racionalidad Procedural: El Principio de Racionalidad³⁷ constituye un mecanismo esencial en cualquier teoría vinculada a las ciencias sociales. Por tanto, central en el pensamiento económico, hasta un punto en que se vincula con la definición misma de la actividad económica.

³⁶ El *Organicismo*, constituye una teoría que supone una visión totalizadora u holística del objeto de estudio, en lugar de considerar componentes individuales. La visión holística de una disciplina, implica suponer que las partes componentes toman sentido conforme la existencia del todo. Por oposición puede definirse el *Individualismo*.

³⁷ En la literatura contemporánea, el tema de la Racionalidad Económica se presenta bajo la forma de dos preguntas: **1º)** ¿En qué forma deben comportarse los agentes económicos en un sistema económico dado para alcanzar los objetivos que se proponen? y luego, extendiendo el concepto, **2º)** ¿Cuál es la racionalidad del sistema económico en sí y cómo puede ser comparada con la de otros sistemas?

En este aspecto, puede afirmarse que el *Paradigma Neo-Clásico*, como consecuencia de la confrontación de los presupuestos arriba descritos, expresa proposiciones divergentes, cuanto menos, respecto del *enfoque Post-Clásico*. El enfoque Neo-Clásico se encuentra sustentado en una clase muy particular de racionalidad, que Lavoie indica como *sustantiva*³⁸. La característica fundamental de esta clase de racionalidad, puede sintetizarse en el conocimiento perfecto: el individuo racional, puede conocer los eventos futuros, enfatizando la simplicidad de cualquier tipo de equilibrio, siempre que los instrumentos de los que dispone permitan formular el modelo adecuado. Por tanto, el *instrumentalismo* es totalmente compatible y complementario, en términos de sus formulaciones, con la *racionalidad sustantiva*. Tiene esto estrecha relación, como se ha dicho, con la desestimación que este enfoque manifiesta respecto de existencia de incertidumbres en el entorno donde el individuo adopta sus decisiones y con la confianza en la prescripción resultante de los modelos. En el entorno de decisión del *individuo Neo-Clásico*, existen, de seguro, herramientas analíticas para su tratamiento; supone dos hipótesis filosóficas asociadas a la descripción objetiva de la realidad: **a)** la existencia de una realidad que describir (*presunción ontológica*), y **b)** la posibilidad de alcanzar un conocimiento objetivo y universal de la misma, independiente de las valoraciones, emociones y puntos de vista personales (*presunción epistemológica*). En síntesis, tal *racionalidad* se torna en una lógica consecuencia de los presupuestos anteriormente confrontados que caracterizan al *enfoque Neo-Clásico*.

Por su parte, el *enfoque Post-Clásico* sugiere una *racionalidad* basada en un 'realismo cognitivo', a la que Lavoie refiere como *Procedural*³⁹ (o *Procesal*). Se caracteriza por una forma de *racionalidad acotada* (no completa) donde la capacidad que el individuo tiene para adquirir y procesar la información del entorno, así como para computar los resultados posibles, está limitada por la propia estructura de incertidumbres inherente a la naturaleza del problema. Una racionalidad de este tipo, también supone dos hipótesis filosóficas asociadas a la descripción de la realidad: **a)** existe una versión verosímil de la realidad, de la cual ciertos aspectos pueden ser conceptualizados (*presunción ontológica*) y **b)** el conocimiento de la misma, no puede ser de carácter universal ni determinístico (*presunción epistemológica*).

d.- Intercambio vs. Producción: Lavoie refiere a esta confrontación de presupuestos como "escasez versus producción".

³⁸ Esta racionalidad funciona sólo dentro de los límites impuestos por un determinado ambiente, es decir "por las condiciones y restricciones dadas" en el mismo. El individuo, asumiendo las metas dadas, resuelve situaciones específicas, reiterando las reglas de funcionamiento del sistema adaptativa y recurrentemente. Por tanto, *el conocimiento del entorno es completo*.

³⁹ La *Racionalidad Procesal/Procedural* implica que la conducta de los agentes es resultado de una deliberación apropiada, sopesando los elementos que el entorno pueda sugerir, permitiéndoles enfrentar situaciones problemáticas.

Para el *programa Neo-Clásico*, el concepto de *escasez* constituye la *cuartaesencia* de su corriente de pensamiento. Múltiples hipótesis son establecidas para preservarlo ajeno a las condiciones normales de las economías de intercambio, por caso, el pleno empleo y un stock conocido y fijo de dinero. Para este enfoque, la *escasez* justifica el abastecimiento y análisis de la demanda. Confiere al *sistema de precios* un rol *crucial*, y, en última instancia, gobierna el comportamiento de la economía. Explica, en consecuencia, por qué los economistas *Neo-Clásicos* tratan con extrema importancia la asignación óptima de recursos, instrumentando técnicas de optimización sujetas a restricciones, que constituyen el epítome, lo más fundamental y necesario, de cualquier aspecto abordado en la economía. Al sustentar sus ideas en este *Principio de Escasez*, todos los recursos resultarán escasos y, en consecuencia, se encontrarán asignados en alguna actividad de producción. Importa sustancialmente la forma en que se los asigna, mucho más que la creación o aumento de la producción. Los recursos pueden, adicionalmente, encontrar otros mercados de factores en los cuales puedan ingresar conforme su valor de oportunidad, producto de una asignación óptima. La *escasez*, así considerada, se torna el elemento vital para una *economía de intercambio* mientras que la *producción* constituye, por consecuencia, *una forma indirecta de intercambio*.

El *programa Post-Clásico*, deja a un lado el concepto de *escasez*, como elemento central de la economía, para focalizarse en la producción. El énfasis en este aspecto que el pensamiento *Post-Keynesiano* expresa, surge como consecuencia de sostener que ni los factores de producción (bienes de capital) ni la mano de obra, se encuentran totalmente empleados en el sistema productivo, situación absolutamente compatible con el *realismo* que caracteriza este enfoque. Desde tal perspectiva, *los recursos no son escasos*. El problema se traslada, entonces, desde la asignación óptima de recursos, propiciada por el *enfoque Neo-Clásico*, hacia *cómo incrementar la producción*. Es el propio incremento de la producción el que empleará mayor capacidad, aumentándose el nivel de empleo. Metodológicamente, **el Principio de la Escasez** es sustituido, como elemento vertebral del enfoque, por el **Principio de la Demanda Efectiva**, ya referido.

4.- LA TEORÍA DE LA ELECCIÓN DESDE LA ÓPTICA POST-KEYNESIANA⁴⁰

4.1.- GENERALIDADES

Basado en los aportes de Lavoie, fundamentalmente, el objeto de epígrafe consiste en presentar la manera en que los agentes económicos toman sus decisiones conforme el marco que ofrece la economía Post-Keynesiana. Debido a que la mayoría de estas decisiones son adoptadas dentro de un entorno carente de certezas, un concepto que debe ser definido cuidadosamente es el de *incertidumbre*. No obstante el enfoque generalizado y orgánico que el *Paradigma Post-Keynesiano* expresa, debe prestarse singular

⁴⁰ Si bien las ideas aquí presentadas se insertan en la corriente *Post-Keynesiana*, los conceptos esenciales que hacen a las mismas han sido formulados por Keynes. Tal es el caso de la *Incertidumbre Fundamental*.

atención a la racionalidad que subyace en las acciones de los agentes económicos, en particular, dentro de tal entorno de incertidumbre.

Antes de abordar la manera en que los agentes toman decisiones, es necesario, como un paso preliminar, describir el ambiente en que estas decisiones normalmente se toman. Los economistas *Post-Keynesianos*, en particular aquéllos que Lavoie refiere como *Keynesianos Fundamentalistas*, se caracterizan por su insistencia en la importancia de la incertidumbre como elemento vertebral del proceso de toma de decisiones. *Post-Keynesianos* tales como, Hyman Minsky, han enfatizado el papel jugado por la incertidumbre, sobre todo vinculando el dinero con las economías monetarias.

IV.2.- Una Definición de Riesgo e Incertidumbre

La relevancia de la incertidumbre, no obstante las exhortaciones *Post-Keynesianas* para que tal concepto sea integrado en el análisis económico, no ha sido tomada muy en cuenta por la mayoría de los economistas de la corriente principal de pensamiento (*Clásica/Neo-Clásica*). De hecho, ha generado cierta molestia en los economistas adeptos a tal corriente, pues aquellas exhortaciones son consideradas sin fundamentos, ya que los mismos afirman que, en efecto, tratan con la incertidumbre en sus modelos.

Si bien la corriente *Neo-Clásica* establece que aquello que carece de certeza resulta incierto, existe una confusión semántica, cuanto menos, a raíz del modo en el cual la palabra '*incertidumbre*' es empleada, con significados claramente distintos, en el seno de ambos paradigmas.

Los economistas de la corriente principal no reconocen la distinción entre las nociones de riesgo e incertidumbre, debido a que los procesos de toma de decisión se establecen en un entorno de riesgo tal, que puede respresentarse por algún conjunto equivalente de situaciones de certeza. En última instancia, esto implica sostener que, en el Universo de Decisión, todos los estados de la naturaleza y las posibles alternativas, son susceptibles de modelar mediante alguna distribución de probabilidades.

Lavoie presenta la definición de incertidumbre como sigue:

1. Existe *certeza* cuando cada opción invariablemente lleva a un resultado específico, cuyo el valor es conocido inequívocamente.
2. Existe *riesgo*, o *certeza equivalente*, cuando cada elección conduce a un conjunto de posibles resultados específicos, de valores conocidos o asociados con una *probabilidad* específica.
3. Existe *incertidumbre* cuando la *probabilidad* de un resultado es desconocida, cuando el *valor* de un resultado es desconocido, cuando los *resultados* que posiblemente pueden ser consecuencia de una opción son desconocidos, o cuando el *espectro* de posibles opciones es desconocido.

Se tendrían, entoces, *tres tipos de incertidumbre*: El primero: la *incertidumbre*

de *probabilidad*, siendo la de más frecuente discusión en la literatura económica. La cuestión al respecto, estriba en cómo pueden realizarse estimaciones apropiadas de tales probabilidades. Para la corriente principal, No se considera que éste constituya un verdadero problema. Siempre pueden hacerse estimaciones de probabilidades, ya sea desde un punto de vista lógico o subjetivo.

Respecto del segundo tipo, la *incertidumbre de valor*, la corriente *Neo-Clásica* postula que, de ignorarse los valores vinculados a distintos resultados dentro de un espectro de opciones, puede componerse fácilmente una situación de riesgo, mediante el empleo del análisis de sensibilidad.

Existe, finalmente, un tipo de incerteza que podría denominarse *incertidumbre fundamental*; en tal caso el individuo ignora los cursos disponibles de acción o bien la magnitud de los estados futuros en el Universo de Decisión. Esta forma de incertidumbre conduce obviamente a probabilidades desconocidas, a las que Keynes y otros autores denominan *probabilidades no-mensurables*.

Este es tipo de *incertidumbre*, que probablemente menos se considere dentro del análisis de la corriente de pensamiento *marginalista*, es el que los post-Keynesianos refieren al hablar de la *verdadera incertidumbre*, también denominada *incertidumbre Knightiana* o, por tanto, *Keynesiana*.

No es difícil de pensar en situaciones en las que el problema implica encontrar las opciones que están disponibles, en un marco de análisis donde todas las perspectivas futuras no pueden ser enunciadas. El avance tecnológico constituye un buen ejemplo de incertidumbre fundamental: la imposibilidad de saber cuán novedoso pueda ser, en qué momento aparecerá y cuál será su impacto en el sistema en estudio.

Keynes subraya la *incertidumbre fundamental* como un elemento crucial del ambiente económico. Cuando los agentes toman sus decisiones, actúan según este conocimiento incierto, en lugar de suponer que prevalece un *conjunto de situaciones de riesgo*.

Por tal motivo Keynes enfatiza sobre una distinción radical entre las *situaciones de riesgo* y *situaciones de incertidumbre*, y todo análisis económico debería tomar en cuenta tal distinción.

En palabras del mismo Keynes: “*El cálculo de probabilidades supone la capacidad de reducir la incertidumbre a un cierto estado calculable vinculado a certezas. Esta falsa racionalización sigue las líneas del llamado ‘cálculo de Benthamite’. La hipótesis sustentada en futuros calculables conduce a una interpretación equivocada de los principios de comportamiento, esenciales para compelerlos a la adopción de decisiones*”.

Han habido muchas valoraciones de los puntos de vista filosóficos de Keynes y el impacto que sus nociones de *probabilidad* e *incertidumbre* exhiben en el análisis de un sistema económico, en términos de su *evolución temporal*. Además, diversos autores han intentado subrayar las diferencias en las consideraciones de Keynes y de Knight al respecto de su concepción sobre la

incertidumbre.

Si bien estas diferencias constituyen aspectos que requieren de un desarrollo preciso, importa más centrarse en aquellos rasgos que son consistentes dentro de cada autor, permitiendo observar los puntos comunes existentes en los enfoques que ambos proponen.

Keynes reconoce que, para ciertas experiencias o decisiones, el cálculo ortodoxo de riesgo se constituye en el instrumento apropiado, en particular en las experimentaciones científicas.

En tales situaciones, pueden computarse las desviaciones normales y, para estimaciones puntuales, es posible obtener un intervalo de confianza, incluso, basado en cierta probabilidad estacionaria de error.

Esta condición puede vincularse a lo que Knight denomina el '*la probabilidad de error*', o alternativamente, a lo que Keynes designa como '*el error probable*'. Es claro que ambos concuerdan en que, bajo situaciones repetitivas, estos "*errores probables*" pueden resultar, incuestionablemente, de utilidad.

Por otro lado, Keynes sostiene que, generalmente, las decisiones deben ser tomadas bajo condiciones donde los *errores normales* y las *probabilidades carecen de sentido*, no obstante sea posible estimarlos y/o computarlos.

Este es, ciertamente, el caso de la mayoría de las decisiones a largo plazo, en particular en los entornos de negocios. Al efecto de clarificar este aspecto, en su *Tratado sobre Probabilidad*, Keynes define un nuevo concepto al que confiere la denominación de '*peso de un argumento*'.

Tal '*peso*' expresa la cantidad relativa de información que está disponible cuando una decisión debe tomarse. Representa *cuán relevante resulta el conocimiento disponible en relación a ignorancia*, condición que puede referirse también como '*grado de integridad del conocimiento*'.

Georgescu-Roegen refiere también este concepto como '*credibilidad*' vinculada un conjunto de *expectativas probabilísticas*.

En algunos casos, el *error normal estadístico* y el '*peso de un argumento*', conforme fue presentado, pueden relacionarse estrechamente; donde *la ley de los grandes números* puede aplicarse, es claro que *un aumento en el conocimiento relativo tiende a disminuir el error normal, sin que las probabilidades de los diferentes resultados sea alterada*.

Esta es la razón por la que, para tales situaciones, puede asociarse el *error normal* con el *peso de un argumento*: *la credibilidad de las afirmaciones probabilísticas aumenta con el tamaño de la muestra*.

Sin embargo, cuando las *probabilidades* son completamente *subjetivas*, la *desviación normal* carece de significado útil, puesto que sólo refleja si el agente tomador de decisiones ha conferido o no probabilidades altas para aquellos resultados que se encuentran alrededor del más probable o esperado.

Un *argumento de peso alto* no guardaría, en tal caso, necesariamente relación

con una *desviación normal pequeña*.

El factor más relevante, resulta así *la calidad de información o la cantidad relativa de información que ha llevado a las estimaciones de resultados y probabilidades*.

En las situaciones verdaderamente *inciertas*, la información extensa podría reducir el *grado de confianza* sin necesariamente cambiar las *probabilidades* evaluadas (inclusive, frecuentemente, imposibles de evaluar); este es el caso de crisis políticas, por ejemplo: hay nueva información, pero esta información ha destruido parte del conocimiento acumulado en el pasado, o ha dejado al descubierto nuevos aspectos de ignorancia insospechada, que distorsiona las tendencias acopiadas. La acumulación de información pertinente, en relación a la ignorancia expuesta, en tal situación, ha disminuido.

El hecho de que el peso referido, pueda, entonces, disminuir ante la adquisición de nueva evidencia, permite introducir una definición más laxa del mismo, interpretándose como *'el equilibrio entre las cantidades absolutas de conocimiento pertinente y de ignorancia pertinente en los eventos evaluados, sobre los que una probabilidad de los mismos puede sustentarse'*.

La conclusión de Keynes es que en los procesos de toma de decisiones bajo incertidumbre, parece razonable suponer que deben considerarse tanto el peso como la probabilidad de las diferentes expectativas. Así es como propone la distinción entre *acciones vinculadas a situaciones arriesgadas* y *acciones vinculadas a situaciones inciertas*: la consideración de este *'argumento de peso'* es el que indica la diferencia.

Cuando los *errores normales* son de relevancia, *la función de densidad de probabilidad depende de la medida de riesgo*. En el caso de la *incertidumbre fundamental*, las *probabilidades* y el *peso del argumento*, resultan, entonces, *propiedades independientes*.

El resumen de la cuestión presentada, finalmente, es que *las situaciones de incertidumbre no pueden reducirse a situaciones de riesgo*. Al tomar una decisión en un mundo incierto, un agente racional no puede confiar exclusivamente en la *distribución de probabilidad que se asocia a eventos similares del pasado, o que surgen como una consecuencia de la introspección subjetiva*.

La *credibilidad* o la *fiabilidad* de la información adquirida y, consecuentemente, el *grado de confianza* en las *probabilidades* evaluadas, también deben ser consideradas; la ausencia de *peso de un argumento no puede ser compensada o sustituida por una elevada probabilidad vinculada a cierta alternativa que integra el universo de decisión*.

De otro modo *podrían reducirse las probabilidades y el peso referido mediante un índice*, retornándose, con ello, a las formulaciones subyacentes en la *teoría de compensaciones-pérdidas esperadas*, bien establecidas en los modelos estocásticos aplicables a la toma de decisiones, y que *reducen la adopción de preferencias a una comparación escalar*.

Lavoie formula, conforme los desarrollos expuestos, la siguiente cuestión: *si una distinción entre las situaciones de riesgo y situaciones de incertidumbre fundamental, puede, de hecho, ser establecida, por qué es que los Neo-Clásicos la han ignorado en sus modelos?*

La argumentación neoclásica al respecto, es decir, en contra del reconocimiento de la *incertidumbre fundamental*, puede ser diferenciada en tres categorías:

a.- Existen, en primer término, economistas que sostienen, simplemente, que los eventos económicos son *recurrentes*. Este es el punto de vista más elemental, que reconoce probabilidades imputables a tales eventos, basadas en frecuencias observables de su ocurrencia. Sostienen que las distribuciones pasadas de resultados, constituyen un buen indicador de los resultados futuros. Como consecuencia, las expectativas probabilísticas del futuro pueden ser sustentadas en las distribuciones del pasado.

Pero tal argumento, es basado en una *visión ergódica del mundo*. Los procesos ergódicos aseguran que la distribución de probabilidad de las variables pertinentes, calculada sobre eventos pasados, tiende a converger con la función de probabilidad que gobierna los eventos actuales y con la función de probabilidad que gobernará resultados, en este caso económicos, futuros.

Sin embargo, cuando los procesos históricos exhiben un comportamiento *no-ergódico*, tal convergencia no existe y no resulta lícito basarse en las distribuciones estadísticas del pasado, a efectos de proporcionar datos fiables para estimaciones del presente o futuras. *La incertidumbre fundamental, entonces, prevalece sobre las probabilidades que intenten ser, de tal modo, estimadas.*

Los procesos estocásticos no estacionarios con interrupciones estructurales, e incluso algunos procesos estocásticos estacionarios tales como los ciclos límites, constituyen buenos ejemplos de procesos *no-ergódicos*.

La incertidumbre prevalecerá en los entornos reales vinculados a las decisiones económicas debido a que los procesos económicos, normalmente, *no tienen un carácter ergódico*. Volviendo sobre lo dicho: Las frecuencias observadas del pasado no pueden componer una guía fidedigna para estimar la ocurrencia de eventos futuros. Las decisiones de negocio adoptadas a largo plazo tienen un carácter singular y, en consecuencia, *no pueden basarse exclusivamente en las medidas empíricas pasadas, puesto los efectos de aquellas, de seguro, han modificado el ambiente económico en el cual las nuevas alternativas de selección se presentan*. Este es el argumento esencial que se esgrime en contra de la óptica sostenida por doctrina Neo-Clásica.

b.- En esta fase, los autores Neo-Clásicos proponen su segunda línea o categoría de argumentos contrarios a la consideración de *incertidumbre fundamental*. Confieren a las estimaciones de probabilidad un carácter *esencialmente subjetivo*. El hecho de que los procesos históricos sean o no ergódicos no resulta, entonces, pertinente. El subjetivismo menos extremo considera que un agente puede confiar en la experiencia del pasado para establecer las probabilidades pero, básicamente, las probabilidades constituyen *índices de credibilidad subjetiva* en los resultados. Las probabilidades

constituyen un '*código de coherencia*' para aprehender un mundo sin certeza, tal como sugieren las formulaciones axiomáticas. *Todas las situaciones pueden describirse con la ayuda de estas distribuciones de probabilidad subjetivas, caracterizadas por sus medias y desviaciones normales.*

En última instancia, si los resultados futuros o las posibles alternativas de selección fueran desconocidos, como habría de considerarse bajo un entorno de *incertidumbre fundamental*, el *Análisis de Riesgo* o bien la *Teoría de la Utilidad Esperada*, pueden salvaguardarse confiando en el *Principio de la Razón Insuficiente*, el cual imputa igual probabilidad a todos los estados inciertos. Bajo la aplicación de este principio, *siempre corresponderá una distribución de probabilidad dada a cada situación que integre el universo de decisión.*

Se explica, entonces, porqué Keynes insiste tanto en la distinción entre el *riesgo* e *incertidumbre*, desechando el *Principio de la Razón Insuficiente* en aquellas situaciones donde éste *no conducirá a una decisión racional: cuando los resultados futuros o las alternativas que generan los mismos son desconocidos, lo cual implica un conocimiento no exhaustivo del Universo de Decisión, las situaciones de incertidumbre no pueden reducirse a situaciones de riesgo equivalente.*

c.- Aún asumiendo como cierta la crítica de Keynes, centrada en el *Principio de Razón Insuficiente*, surge, entonces, una tercera categoría de defensa vinculada a la negativa *Neo-Clásica* respecto de la *incertidumbre fundamental*.

Los autores *Neo-Clásicos* sostienen que el marco de referencia proporcionado por la *Teoría de la Utilidad Esperada*, es, por una parte, *simple* y, por otra, *permite obtener resultados inequívocos*; continúan defendiendo su postura de que el conocimiento del futuro es o bien perfecto, o bien pueden reducirsen las *situaciones "imperfectas" de certeza a situaciones de riesgo*, a través de la aplicación de aquella teoría.

No existe, entonces, ninguna *incertidumbre de carácter fundamental* en el mundo real y los tomadores de decisiones asignan probabilidades a cada evento, pudiendo actuar en términos de las mismas, inclinando sus preferencias en los resultados analíticos más que en cualquier argumento de peso al que se le confiera una naturaleza exclusivamente subjetiva. Tal planteo equivale a que los agentes terminan por '*adaptar la realidad a la teoría*', *tan sólo porque la lógica de un proceso analítico exhibe un mayor grado de persuasión a la luz de la razón, frente a un argumento basado en la intuición ("animal spirits", como refiere Keynes).*

Sin duda, las defensas a favor de la inexistencia de una *incertidumbre fundamental* que esgrimen los economistas de la corriente dominante del pensamiento, son, cuanto menos, *circulares* y *dejan enfáticamente en evidencia el carácter instrumentalista* conferido por Lavoie a su enfoque.

4.3.- LA PERSPECTIVA BAYESIANA DE LA PROBABILIDAD

4.3.1.- EL TEOREMA DE BAYES

La *Teoría de Probabilidades Bayesiana*, debe su nombre al matemático del siglo XVIII Thomas Bayes⁴¹. Su núcleo central es el *teorema* que lleva su nombre, el cual formalmente enunciado se establece mediante la expresión II.4, más adelante presentada.

El *Teorema de Bayes*, se vincula con las denominadas *probabilidades condicionales* en la teoría clásica. Estas probabilidades, consignadas a determinadas proposiciones, dependen de las pruebas que soportan las mismas, motivo por el cual aquellas se ven condicionadas por estas. A modo de ejemplo, las probabilidades asignadas a la ocurrencia de cierta demanda en determinado momento del crecimiento relativo a cierto sistema de abastecimiento eléctrico, estará condicionada por el conocimiento que se tenga de factores tales como: características del mercado, evolución en los precios de fuentes, existencias de fuentes sustitutivas, crecimiento demográfico, *en el pasado*. Más aún, tales probabilidades estarán sujetas a *nuevas evidencias disponibles*, como por ejemplo, si existiese cierto fenómeno que incrementase drásticamente la actividad industrial energo-intensiva, y, con ello, se creasen nuevos puestos de trabajo que tengan efecto sobre un aumento en los consumos residencial-comercial, por caso.

En términos simples, el *Teorema de Bayes prescribe cómo deben modificarse las probabilidades disponibles, relativas a determinadas proposiciones, bajo la luz que arroje una nueva evidencia sobre el conocimiento de las mismas*.

En el contexto de la *incertidumbre fundamental*, el problema estriba en cómo asignar probabilidades a ciertas hipótesis en un proceso de decisión, considerando elementos de prueba, bajo la forma supuesta de evidencia, pero de la que no se tiene, a su vez, certeza.

Sea $p(h/e)$ la probabilidad de una hipótesis h en función de la evidencia e , $p(e/h)$ denota la probabilidad que se ha de asignar a la prueba e en el supuesto de que la hipótesis h sea correcta. $p(h)$ es la probabilidad asignada a h en ausencia de todo conocimiento de e , y $p(e)$ la probabilidad asignada a e en ausencia de cualquier suposición respecto de la verdad de h . El *Teorema de Bayes* se puede escribir:

$$p(h/e) = p(h) \times \frac{p(e/h)}{p(e)} \quad \text{II.4}$$

$p(h)$ resulta ser la *probabilidad previa (a priori)*, puesto que es la probabilidad asignada a la hipótesis *antes* de toda consideración de la evidencia e , mientras que $p(h/e)$ resulta ser la *probabilidad posterior (a posteriori)*, pues es la

⁴¹ Thomas Bayes fue un matemático y ministro presbiteriano inglés que vivió entre 1702 y 1761.

probabilidad *después* de tomar en cuenta la evidencia e . La expresión establece *cómo modificar la probabilidad de una hipótesis para llegar a una nueva y revisada probabilidad en vista de alguna evidencia especificada*.

La expresión II.4 indica que la probabilidad previa, $p(h)$, se modifica por un factor de escala $\frac{p(e/h)}{p(e)}$ en función de la evidencia e . Tal formulación puede ser

constatada desde la intuición: La medida en que una evidencia brinda sustento a una hipótesis es proporcional al grado con que la hipótesis predice la prueba. El factor $p(e/h)$ es una medida de la probabilidad de e dado h . Tomará un valor máximo de 1 si e se sigue de h y valor mínimo, 0, si la negación de e se sigue de h . El divisor del factor de escala, $p(e)$ constituye una medida de lo probable que se considera la evidencia e si no se supone la verdad de la hipótesis h . Así, si se considera que una evidencia es extremadamente probable, tanto si suponemos una hipótesis como si no, la hipótesis no recibe un apoyo importante cuando se confirma esa evidencia; mientras que si la prueba es muy improbable, a menos que se suponga la hipótesis, entonces la hipótesis recibirá una alta confirmación si se confirma la prueba.

En resumen, esta visión de la probabilidad, compone una mecánica de ajustes en la disposición evidencia/hipótesis.

4.3.2.- EL BAYESIANISMO SUBJETIVO COMO TEORÍA CONTRAPUESTA A LA PROBABILIDAD FRECUENCIAL

En el seno mismo de las *ideas bayesianas*, no existe acuerdo sobre naturaleza de las probabilidades. Por una parte se observan los que podrían llamarse *Bayesianos "objetivos"* para quienes las probabilidades resultan de lo que los agentes racionales deberían subscribir, en vista objetiva de la proposición juzgada. Supóngase que se tiene cierto conjunto de alternativas, sobre la que no existe ninguna información que guíe las preferencias del tomador de decisiones. El "*principio de la razón insuficiente*", se constituye así en la única manera *racional* de asignar probabilidades a la verosimilitud de éxito, visto como arrepentimiento nulo, distribuyéndolas por igual en el conjunto de proposiciones a juzgar. A partir de tal asignación, el *Teorema de Bayes* será el que permita, a la luz de cualquier evidencia adicional, modificar las probabilidades racionalmente asignadas con esta indiferencia inicial.

Por otra parte, pueden identificarse los *Bayesianismo "subjetivos"*, para quienes las probabilidades que ha de manejar el Teorema de Bayes, frente a la ausencia absoluta de preferencias objetivas, tienen su origen en lo que denominan *grados distintos de creencia*. Argumentan que se puede desarrollar una interpretación consistente de la *Teoría de Probabilidades* sobre esta base, y que, además, es una interpretación que puede servir debidamente a la ciencia.

Podría, entonces, pensarse que la *probabilidad subjetiva bayesiana*, a través de cierto *grado de creencia*, implica un tratamiento consecuente con la naturaleza conferida a la *incertidumbre fundamental* por Keynes.

La cuestión es que el cálculo bayesiano subjetivo, continuará adscrito a un modo objetivo de inferencia, transformará probabilidades previas en probabilidades posteriores, en vista de las evidencias aportadas, conforme el Teorema de Bayes. El andamiaje matemático solidario a la ergodicidad inherente a los procesos estocásticos, sigue vigente, nada más que partiendo de una base subjetiva, que desecha el *Principio de la Razón Insuficiente* para reemplazarlo por los *grados de creencia*. Consecuentemente, toda elección sustentada en *grados de creencias a posteriori*, que se encuentre reñida por las preferencias y experiencias de diferencias tomadores de decisión, tendrá su origen en las probabilidades a priori sostenidas por los mismos, puesto que se supone que las evidencias componen una *condición de borde* en el problema y se considera que el mecanismo de inferencia es objetivo.

Por tal motivo, como se presentará en el **CAPÍTULO III**, se descartan las *probabilidades subjetivas*, como opuestas a las *frecuenciales*, a efectos de tratar con la incertidumbre fundamental, reconocida en el Paradigma Post-Keynesiano. El instrumento propuesto como adecuado a tal fin, se sustenta en el vínculo entre los *Conjuntos Difusos* y la *Teoría de Posibilidades*, como se discutirá en ese capítulo, mediante la Introducción de la Soft Computing.

5.- RESUMEN

En el presente capítulo, se han confrontado los aspectos característicos de las dos corrientes del pensamiento económico principales: el *Paradigma Neo-Clásico* y el *Post-Keynesiano (visto como Post-Clásico, según los atributos de Lavoie)*. Para ello, previamente, se han introducido algunos aportes teóricos que la historia del pensamiento económico acopia, particularmente aquellos que permiten identificar la forma en que el *conocimiento científico de la economía*, se construye y evoluciona. Se concibe la idea de *Paradigma, Programa de Investigación o Tradición de Investigación*, según las propuestas metodológicas presentadas, para agrupar distintas corrientes que, a través de sus conceptos, componen una *Teoría Económica*.

Pueden extraerse, entonces, las siguientes conclusiones de sustancial importancia para los desarrollos abordados en el resto de los capítulos del presente trabajo:

1^o.- El pensamiento económico ha sido dominado por un sentido *lógico positivista* en su concepción. Las ideas *ortodoxas* o *clásicas*, son referidas como *paradigma dominante* e introducidas en el debate sobre cualquier tópico de economía aplicada, sin explorar la necesidad de alternativas. La historia del pensamiento económico, permite relevar suficientes errores en la aplicación de los modelos sustentados por esta corriente, como para inducir la necesidad de *cambio de concepción (de paradigma)*. Concretamente, el ámbito de la Reforma de la Industria Eléctrica, exhibe múltiples ejemplos en este sentido. Si desde la misma evolución científica, procede la persistencia en tales *ideas clásicas*, bajo un enfoque *Neo-Clásico*, cabe esperar que en una eventual *fusión conceptual* al efecto de concebir una *economía de redes eléctricas*, la

tecnología constituya una cuestión irrelevante para los economistas adeptos a la corriente dominante. *Sólo se tratará de aplicar los mismos modelos empleados para cualquier otro mercado, en las redes de transmisión y distribución.*

Sin embargo, desde esta *concepción*, la *teoría de equilibrio parcial* y la *eficiencia asignativa* pregonada por el *óptimo paretiano*, *no posibilitan la definición de un costo de oportunidad para el 'insumo red', compatible con la tecnología de expansión y explotación* de la misma. Basta con considerar, al respecto, los cuestionamientos sobre el *Principio del Costo Marginal*, como instrumento metodológico de referencia, al momento de integrar todas las condiciones que caracterizan tal tecnología.

2^{do}.- Considerando los *cuatro presupuestos* que sugiere Lavoie en la confrontación de los dos *paradigmas*, (dominante *Neo-Clásico* y alternativo *Post-Keynesiano*), es posible aseverar que la *tecnología de planificación en redes eléctricas*, en particular de *distribución*, no resulta consecuente, conforme el estado del arte, con una evaluación económica de los procesos inherentes sustentada en el *enfoque marginalista*. Es necesario compatibilizar las decisiones relativas al sistema en evolución, con una *Racionalidad Procedural* más que *Sustantiva*. Y desde lo metodológico, resulta imprescindible introducir mayor dosis de *Realismo* en los modelos empleados, a través de *heurísticas*, que permitan explicar los resultados no esperados provenientes de una *concepción rigurosamente Instrumental*.

3^{ro}.- El tercer aspecto, desarrollado en detalle, se relaciona con el *Entorno de Decisión* y la *Incertidumbre Fundamental que lo domina*, caracterizado por la corriente de pensamiento alternativa. Tal vez en este punto en particular, es donde más se induce la necesidad de un *cambio en el paradigma dominante*, con fuertes incidencias en cuestiones tecnológicas inherentes a la evolución de los sistemas. El modelado que se adopte para la expansión del sistema considerado, requiere del *realismo* que la doctrina alternativa propone, e, insoslayablemente, deberá introducirse la *incertidumbre fundamental* en el entorno de planificación, estableciendo, cuanto más, un *conocimiento imperfecto del Universo de Decisión*. Este redundará en una *racionalidad acotada* para el planificador. Debe enfatizarse el *vínculo teórico entre las ideas Pos-Keynesianas, y las herramientas que permiten tratar formalmente con estos aspectos*, generándose un *único paradigma*. Cabe destacar que en la bibliografía especializada, aparecen referencias a *paradigmas de riesgo e incertidumbre*, en donde elementos matemáticos completamente afines con los presupuestos metodológicos que caracterizan la corriente alternativa de pensamiento, son empleados para calcular, por caso, un *costo marginal*. Dicho de otro modo: *se reconoce la incertidumbre fundamental en los procesos de decisión, excluyendo el tratamiento probabilístico de las mismas, por no exhibir un carácter estocástico-ergódico*. Sin embargo, *el objeto del modelado alternativo, caso de los Conjuntos Difusos, sigue dominado por el Criterio del Costo Marginal, de clara adhesión Neo-Clásica*. Hay una *mezcla conceptual*, que, sin duda, proviene de lo dicho en la introducción del presente capítulo: *para los tecnólogos/planificadores, las cuestiones económicas revisten un carácter doctrinario y no son objeto de cuestionamientos. El paradigma*

económico dominante, recibe así un aporte metodológico desde la ingeniería de redes, resultando una solución híbrida, carente de sustento en uno y en otro paradigma.

Esta *contradicción* es la que intentará salvarse con los modelos presentados en a lo largo de los desarrollos restantes de este trabajo.

A partir de este marco de referencia, se tratará de presentar, en los capítulos restantes, la forma en que el problema de definir un *sistema de distribución adaptado* puede ser resuelto *en el seno de un paradigma económico alternativo. Para ello se integrarán herramientas matemáticas congruentes con sus elementos sustanciales, permitiendo la concepción de un paradigma unicista en lo económico/tecnológico.*

CAPÍTULO III

ELEMENTOS DE LA IA-SOFT COMPUTING INTRODUCIDOS EN LA INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES SOBRE EL DOMINIO DE LA OPTIMIZACIÓN ESTÁTICA Y DINÁMICA DE SISTEMAS

0.- INTRODUCCIÓN

Desde que en 1965 Lotfi A. Zadeh introdujera el concepto de Conjunto Difuso (*Fuzzy Set*) permitiendo la pertenencia de un elemento a un conjunto de forma gradual, y no de manera absoluta como establece la teoría conjuntista clásica, es decir, admitiendo pertenencias valoradas en el intervalo $[0,1]$ en lugar de en el conjunto $\{0,1\}$, las aplicaciones y desarrollos basados en este sencillo concepto han evolucionado de tal modo que, hoy en día, es prácticamente imposible calcular el volumen de negocio que generan en todo el mundo, pudiendo encontrar productos cuyo funcionamiento está directamente basado en dicho concepto.

La necesidad de encontrar la solución óptima de un problema correctamente planteado, o la mejor solución entre las disponibles, justifica que se construyan y estudien teorías, y se propongan metodologías adecuadas al campo científico en el que surge la cuestión que se ha de resolver. Desde un punto de vista más concreto, pero aún muy general, una importante clase de problemas son los conocidos con el nombre de problemas de optimización, habitualmente asociados a tener que encontrar el máximo o el mínimo valor que una determinada función puede alcanzar en un cierto conjunto previamente especificado. Todo lo relativo a estos problemas se enmarca dentro del cuerpo doctrinal denominado Programación Matemática, que incluye una enorme variedad de situaciones, según que se consideren casos lineales, no lineales, aleatoriedad, un solo decisor o varios decisores, etc. Entre todos los modelos que se incluyen en la Programación Matemática, el más y mejor estudiado, así como el que ha probado tener unas repercusiones prácticas más importantes, es el correspondiente al caso lineal MonoObjetivo (o UniObjetivo), tema del que se ocupa la Programación Lineal.

Los métodos y modelos de la Programación Lineal tienen relevantes aplicaciones en las diferentes áreas de las Ingenierías, la Economía, las Matemáticas, la Investigación Operativa, la Inteligencia Artificial Computacional, y demás disciplinas más o menos relacionadas con la optimización, y constituyen un sustrato teórico más que adecuado para abordar de un modo elegante y eficiente situaciones muy complejas.

Cuando en los problemas de Programación Matemática se consideran elementos de naturaleza borrosa, surgen los métodos de optimización borrosa, quizás una de las áreas más fructíferas en el dominio difuso o *fuzzy*, tanto desde el punto de vista teórico, como aplicado, que aunque recoge métodos y modelos que dan solución a una enorme variedad de situaciones prácticas reales, del mismo modo que le ocurre a la Programación Matemática convencional, no puede dar respuestas en todos los escenarios posibles. Y no puede hacerlo por una sencilla razón, y es que hay problemas que siendo *formulables* en términos propios de ese campo, no son resolubles con sus técnicas.

La facilidad de resolver problemas reales de dimensión cada vez mayor, gracias a la mayor potencia y el menor costo de los computadores, la imposibilidad de conocer en todos los casos las soluciones exactas que les

corresponden a esos problemas, y la necesidad de dar respuestas a las situaciones prácticas contempladas en multitud de casos (problemas de organización de las tareas que ha de efectuar un robot, de identificación de itinerarios, de clasificación y ubicación de recursos, de recorte, etc. (Problemas Combinatorios), han motivado que los algoritmos de tipo heurístico sean empleados cada vez más, como valiosas herramientas capaces de proporcionar soluciones donde los algoritmos exactos no son capaces de encontrarlas. Así en los últimos años ha surgido un largo catálogo de técnicas diversas, animadas por el principio de que es mejor satisfacer que optimizar, o lo que es lo mismo que, antes que no poder dar la solución óptima a un problema, es mejor dar una solución que satisfaga al usuario en algún sentido que previamente habrá especificado, y que se han demostrado extraordinariamente efectivas.

Ejemplos de esas técnicas pueden ser los algoritmos de Búsqueda Tabú, Enfriamiento Simulado, GRASP (Greedy Randomized Adaptive Search Procedure), Genéticos, o los más recientes: Meméticos, VNS (Búsqueda por Entornos Variables), Colonias de Hormigas, Estimación de Distribuciones, Búsqueda Dispersa, Programación por Restricciones, que en definitiva, demuestran el gran interés de este campo, y la falta de un marco teórico en el que encuadrar, relacionar y poder comparar estos algoritmos.

Se puede decir que, en la mayoría de los casos, estas heurísticas se han inspirado en algún modelo real de la naturaleza, la sociedad, la física, para producir modelos teóricos que se ajustan a las circunstancias consideradas. Desde esta perspectiva se ha conseguido proporcionar solución a casos que, hace muy poco tiempo, eran intratables con las técnicas convencionales. Sin embargo, las soluciones conseguidas no han sido en la inmensa mayoría de los casos las óptimas. Han sido soluciones "cercanas a las óptimas", que frecuentemente se han obtenido con cargo a criterios distintos del clásico "conseguir el mejor valor de la función objetivo", al considerar características subjetivamente establecidas por el decisor.

Como es reconocido, al hablar de subjetividad asociada a personas, o incluso de cercanía a un valor óptimo, la forma mejor contrastada de modelar ese tipo de situaciones es mediante los conjuntos *fuzzy*, o más generalmente con metodologías propias del ámbito de la denominada *Soft-Computing*. Sin embargo esa forma de modelización de la subjetividad, tan desarrollada en otros ámbitos, prácticamente no ha sido aplicada al caso del diseño de algoritmos heurísticos, a pesar de que todo apunta que este puede ser un enfoque muy prometedor porque, a parte de proporcionar soluciones tan cercanas al óptimo como las otras heurísticas convencionales ya conocidas:

a) encuentran la solución del problema en cuestión con un menor costo que los demás métodos;

b) como es habitual en el marco de las metodologías *fuzzy*, generalizan las heurísticas ya conocidas y

c) la hibridación en el contexto de la Soft-Computing favorece y enriquece la aparición de procedimientos originales que pueden ayudar a la resolución de nuevos problemas.

Pero, si bien la traza histórica de los conjuntos y los sistemas *fuzzy* es bien conocida, no pasa lo mismo con la de la Soft-Computing, tan bien acogida ahora en muchos ambientes en los que hace sólo unos cuantos años constituía una idea extraña y con escasa adscripción. Por ello, y porque algo similar ocurre con las Técnicas Heurísticas, también denostadas durante mucho tiempo (casi en los mismos círculos que lo rechazaban la aplicabilidad de la teoría de los Conjuntos Difusos) en lo que sigue describirá sucintamente qué es la Soft-Computing y qué se entiende por Heurística.

A partir de ambos conceptos, se intentará encontrar un contexto unificado entre los mismos, en el resulte posible compaginar las mejores características de ambos. El resultado será doble beneficioso. En primer lugar surgirán los procedimientos MetaHeurísticos, basados en Soft-Computing, los cuales se perfilan como una de las herramientas con un futuro más prometedor frente a la demanda de soluciones efectivas de problemas no resolubles hasta ahora, así como para encontrar soluciones a la medida de quien las busca. En segundo lugar, y como consecuencia de lo anterior, surgirá una nueva descripción de las componentes que definen la Soft-Computing, que ampliará aún más su ámbito de aplicaciones.

0.1.- SOFT-COMPUTING

Hasta que en 1994 L.A. Zadeh proporcionó la primera definición de "Soft Computing", la referencia a los conceptos que actualmente ésta maneja solía hacerse de forma atómica, es decir, se hablaba de manera aislada de cada uno de ellos con indicación del empleo de *metodologías fuzzy*.

Aunque la idea de establecer el área de Soft Computing se remonta a 1990, como se ha dicho fue L.A. Zadeh quien propuso una definición, estableciéndola en los siguientes términos:

"Básicamente, Soft Computing no es un cuerpo homogéneo de conceptos y técnicas. Más bien es una mezcla de distintos métodos que de una forma u otra cooperan desde sus fundamentos. En este sentido, el principal objetivo de la Soft Computing es aprovechar la tolerancia que conllevan la imprecisión y la incertidumbre, para conseguir manejabilidad, robustez y soluciones de bajo costo. Los principales ingredientes de la Soft Computing son la Lógica Fuzzy, la Neuro-computación y el Razonamiento Probabilístico, incluyendo este último a los Algoritmos Genéticos, las Redes de Creencia, los Sistemas Caóticos y algunas partes de la Teoría de Aprendizaje. En esa asociación de Lógica Fuzzy, Neurocomputación y Razonamiento Probabilístico, la Lógica Fuzzy se ocupa principalmente de la imprecisión y el Razonamiento Aproximado; la Neurocomputación del aprendizaje, y el Razonamiento Probabilístico de la incertidumbre y la propagación de las creencias".

Queda claro así como la Soft-Computing no está definida precisamente, sino que, en una primera aproximación, se define por extensión mediante distintos

conceptos y técnicas que intentan superar las dificultades que surgen en los problemas reales que tienen lugar en un mundo impreciso, incierto y difícil de categorizar.

Aunque ha habido varios intentos de ajustar más esta definición, no han sido muy fructíferos. Así, por ejemplo, otros autores proponen la siguiente definición, pero persistente en ser de tipo descriptivo:

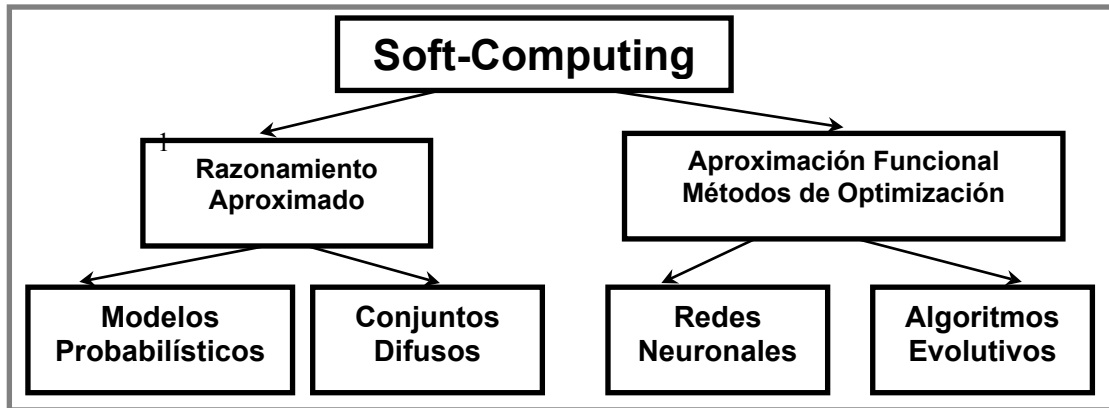
"Cualquier proceso de computación que expresamente incluya imprecisión en los cálculos en uno o mas niveles, y que permita cambiar (disminuir) la granularidad del problema o suavizar los objetivos de optimización en cualquier etapa, se define como perteneciente al campo de la Soft Computing".

El punto de vista que aquí se considera, y que será adoptado para lo que sigue, implica otra forma de definir Soft-Computing. Se trata de considerarla como antítesis de lo que podría denominarse "Hard-Computing". De modo que la Soft-Computing podría, entonces, verse como un conjunto de técnicas y métodos que permitan tratar las situaciones prácticas reales de la misma forma que suelen hacerlo los seres humanos, es decir, en base a inteligencia, sentido común, consideración de analogías, aproximaciones, etc.

En este sentido la Soft-Computing supone una familia de métodos de resolución de problemas cuyos primeros componentes serían el Razonamiento Aproximado y los Métodos de Aproximación Funcional y de Optimización, incluyendo los de búsqueda. La Soft-Computing queda situada como la base teórica del área de los Sistemas Inteligentes o Inteligencia Artificial Computacional, y establece una diferencia entre la Inteligencia Artificial (clásica), y la correspondiente a los Sistemas Inteligentes: la primera se apoya en la denominada Hard-Computing, mientras que la segunda lo hace en la Soft-Computing.

Desde este otro punto de vista, en un segundo nivel, la Soft-Computing se puede desagregar en otros componentes que ayudan a una definición por extensión, como la que se dio en primer lugar. Desde el principio, se han considerado que en ese segundo nivel los componentes más importantes son el Razonamiento Probabilístico, la Lógica y los Conjuntos Difusos, las Redes Neuronales y los Algoritmos Genéticos, que debido a su alta interdisciplinariedad, la importancia y relevancia de sus aplicaciones, y el éxito de los resultados logrados, inmediatamente se destacaron de otras metodologías como, las ya citadas (Teoría del Caos, Teoría de la Evidencia, etc.).

Pero la mencionada popularidad de los Algoritmos Genéticos, junto con la eficacia demostrada en una gran variedad de áreas y aplicaciones, el intento de conseguir imitar a las criaturas naturales: plantas, animales, seres humanos, quienes evidentemente tienen una naturaleza "soft" (flexible, adaptable, creativa, inteligente,...), y sobre todo sus extensiones y diferentes versiones, hicieron que ese cuarto ingrediente del segundo nivel pasara a ser el de los bien conocidos Algoritmos Evolutivos. De esta forma, se constituyeron en el cuarto integrante fundamental de la Soft-Computing, como se refleja en el siguiente esquema:



Desde esta última concepción para la Soft Computing, puede hacerse una descripción relativa a otras técnicas que surgen en torno a ella, sin más que tener en cuenta algunas de las posibles combinaciones que pueden presentarse:

1. A partir del primer nivel, comenzando por los métodos de Razonamiento Aproximado, cuando nos concentramos solo en los Modelos Probabilísticos, nos encontramos con la Teoría de Dempster-Shafer y las Redes Bayesianas. Pero cuando los Modelos Probabilísticos son considerados en combinación con la Lógica Fuzzy, e incluso con algunas otras lógicas multi-valuadas, surge lo que podría denominarse Modelos Probabilísticos Híbridos, fundamentalmente los de la Teoría de Probabilidad para Eventos Fuzzy, los de Creencias de Eventos Fuzzy y los Diagramas Fuzzy de Influencia.

2. Cuando se centra el análisis en los desarrollos más importantes directamente asociados a la Lógica Fuzzy, aparecen destacados los Sistemas Fuzzy, y en particular los Controladores Fuzzy. Entonces de la incidencia combinada de Lógica Fuzzy con las Redes Neuronales y Algoritmos Evolutivos, surgen los llamados Sistemas Híbridos basados en Lógica Fuzzy, cuyos componentes de mayor reconocimiento son los Sistemas Neuronales Fuzzy, los Controladores Ajustados mediante Redes Neuronales (Sistemas Fuzzy Neuronales, distintos de los mencionados Sistemas Neuronales Fuzzy) y los Controladores basados en Lógica Fuzzy generados y ajustados con Algoritmos Evolutivos.

3. En el primer nivel, la otra gran área que abarca la Soft Computing, Aproximación Funcional/Métodos de Optimización, el componente que resalta son las Redes Neuronales, y por tanto los diversos modelos de las mismas (Recurrentes, *Feedforward*, Perceptrón, Hopfield, etc.). En este contexto, la interacción con las metodologías de la Lógica Fuzzy y los Algoritmos Evolutivos llevan a lo que suelen llamarse Sistemas Neuronales Híbridos, particularmente el Control Fuzzy de parámetros de Redes Neuronales, la generación formal de estructuras y de pesos en las mismas.

4. La cuarta componente típica de la Soft Computing, que quizás tenga una historia mas corta pero posiblemente la de mayor actualidad, es la constituida por los Algoritmos Evolutivos. Asociados a los mismos aparecen cuatro grandes áreas de importancia: Las Estrategias Evolutivas, la

Programación Evolutiva, los Algoritmos Genéticos y la Programación Genética. Si fueran contemplados solamente estos componentes, podría considerarse que el conjunto de metodologías y técnicas asociadas a la Soft Computing resultan en tres importantes líneas: los Sistemas Genéticos Fuzzy, los Sistemas Bioinspirados y las Aplicaciones del Control Fuzzy sobre Parámetros Evolutivos.

0.3.- HEURÍSTICAS Y METAHEURÍSTICAS

Desde lo que podría denominarse el *Fuzzy Boom* de los 90's, la Soft-Computing se ha instalado de manera permanente en todas las áreas de la investigación, el desarrollo y la innovación. Sus aplicaciones se multiplican en todos los campos del conocimiento. Por otro lado, no cabe duda de que gracias al potencial tecnológico del que se dispone en la actualidad, las computadores pueden abordar problemas de gran complejidad, tanto en comprensión como en dimensión, en una gran variedad de nuevos campos del conocimiento (Bioinformática, Minería de Datos, Ingeniería del Conocimiento, entre otros).

Como anteriormente se comentó, desde mediados de los 90's los Algoritmos Genéticos, o desde un punto de vista general los Algoritmos Evolutivos, se están mostrando como métodos muy valiosos para encontrar buenas soluciones a problemas concretos en estos campos. Como fruto de su atractivo científico, de la diversidad de sus aplicaciones y de la notable eficacia de sus soluciones en el contexto de los Sistemas Inteligentes, se han incorporado al segundo nivel de las componentes de la Soft-Computing.

Los Algoritmos Evolutivos sin embargo no son mas que una clase mas de Heurísticas, o de MetaHeurísticas, como también lo son la Búsqueda Tabú, el Enfriamiento (Recocido) Simulado, los métodos de Escalada, la Búsqueda por Entornos Variables, los Algoritmos de Estimación de Distribuciones (EDA), la Búsqueda Dispersa, los GRASP, la Búsqueda Reactiva, y muchos más.

Generalmente, todos estos Algoritmos Heurísticos (MetaHeurísticos) suelen proporcionar soluciones que no son las óptimas en sentido formal, pero que satisfacen en buena medida las expectativas del tomador de decisiones. Cuando estos actúan desde el principio de que es mejor satisfacer que optimizar, le dan perfecto sentido en este contexto a la famosa frase de Zadeh: "*...en contraste con la computación tradicional (hard), la Soft-Computing se beneficia de la tolerancia asociada a la imprecisión, la incertidumbre, y las verdades parciales para conseguir tratabilidad, robustez, soluciones de bajo costo y mejores representaciones de la realidad*". Consiguientemente, entre las componentes de la Soft Computing, en lugar de los Algoritmos Evolutivos, que pueden representar sólo una parte de los métodos de búsqueda y optimización que se emplean, deberían considerarse los Algoritmos Heurísticos o aún mejor las MetaHeurísticas.

Suele haber mucha controversia y discusión acerca de la diferencia entre Metaheurística y Heurística. No se plantea la intención aquí de entrar en ese debate, pero si interesa hacer una mínima reflexión acerca de ambos conceptos. El término Heurística proviene de la palabra griega "heuriskein",

cuyo significado está relacionado con el concepto de encontrar y se vincula a la famosa y supuesta exclamación ¡eureka! de Arquímedes.

Con ese origen se han desarrollado un gran número de Procedimientos Heurísticos para la resolución de problemas de optimización específicos con mucho éxito, de los que se intenta extraer lo mejor de ellos y emplearlo en otros problemas o en contextos. Esto ha contribuido al desarrollo científico de este campo de investigación y a extender la aplicación de sus resultados. Surgen así las denominadas MetaHeurísticas, término que apareció por primera vez en un artículo de Fred Glover en 1986.

El término MetaHeurística deriva de la composición de la palabra "Heurística", ya comentada, con la del sufijo "Meta" (más allá o de nivel superior). Aunque no existe una definición formal de qué es una MetaHeurística, las dos siguientes propuestas dan una representación clara de la noción general del término.

a) Osman y Laporte la definen así: *una MetaHeurística se define formalmente como un proceso iterativo que guía una heurística subordinada, combinando de forma inteligente diferentes conceptos para explorar y explotar el espacio de búsqueda.*

b) Voss propone que: *una MetaHeurística es un proceso maestro iterativo que guía y modifica las operaciones de heurísticas subordinadas para producir, de forma eficiente, soluciones de alta calidad. En cada iteración, puede manipular una solución (completa o incompleta) o un conjunto de soluciones. Las Heurísticas subordinadas pueden ser procedimientos de alto o bajo nivel, o simplemente una búsqueda local o método constructivo.*

Parece, por tanto, claro que el concepto de MetaHeurística tiene un carácter más general que el de Heurística. Por tal razón, en lo que sigue se hablará de las primeras, comenzando por puntualizar que, en los términos en los que han sido definidas, una MetaHeurística será mejor que otra simplemente en función del rendimiento que proporcionen al resolver cierto problema.

Para conseguir el mejor rendimiento de las MetaHeurísticas, es deseable que tengan una serie de "buenas propiedades", entre las que se encuentran las siguientes:

1) Simplicidad, ya que una MetaHeurística debe estar basada en un principio sencillo y claro que la haga fácil de comprender;

2) Independencia, puesto que no puede depender del marco tecnológico en el que se vaya a desarrollar;

3) Coherencia, porque los elementos que caractericen la MetaHeurística deben derivarse de forma natural de los principios que la inspiran;

4) Efectividad, ya que los algoritmos particulares que se produzcan a partir de las MetaHeurísticas deben proporcionar soluciones óptimas o muy cercanas a las óptimas, es decir, de alta calidad en algún sentido propio que

cada usuario deberá especificar, y que podrá depender de cada problema concreto;

5) Eficacia, en el sentido de fallar solo en ocasiones muy raras ante casos prácticos del mundo real;

6) Eficiencia, como una característica, más que deseable, exigible en términos de recursos, es decir, de tiempo de ejecución, de espacio de memoria y, en definitiva, de costos de desarrollo;

7) Generalidad, de forma que se pueda utilizar provechosamente en una gama de situaciones y problemas tan amplia como sea posible;

8) Adaptabilidad, para que pueda adecuarse a los diferentes contextos de aplicación y a los distintos casos que se consideran;

9) Robustez, ya que no puede ser muy sensible a pequeñas alteraciones del modelo o contexto de aplicación;

10) Interactividad, para que el tomador de decisiones pueda mejorarla a partir de su experiencia y conocimientos;

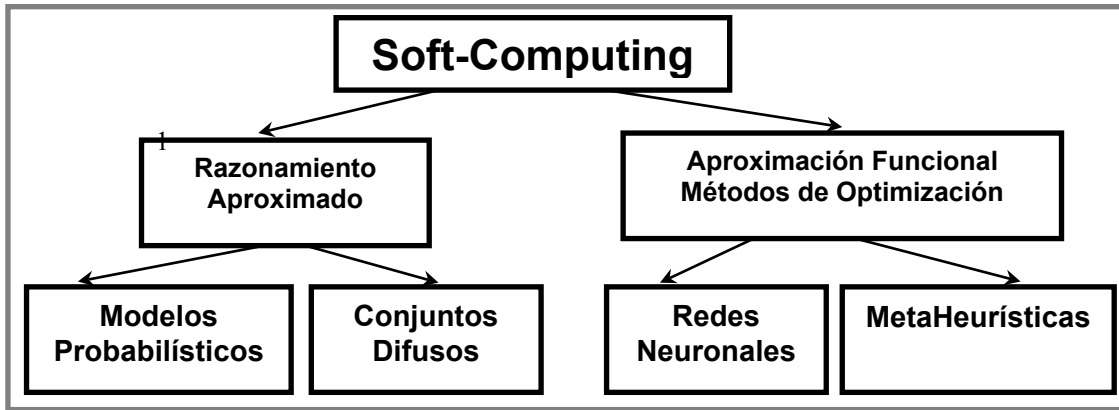
11) Diversidad, para que se permita al usuario elegir entre las distintas soluciones alternativas que proporcione la MetaHeurística, y

12) Autonomía, para facilitar su funcionamiento automático global, o al menos en alguna de las facetas que la caractericen.

A la vista de su definición y de ésta serie de características deseables, es claro que entre las MetaHeurísticas se encuentran los Algoritmos Evolutivos, y que por tanto tienen una fácil integración con las demás componentes del segundo nivel de la Soft-Computing.

0.4.- UNA REVISIÓN DE LAS COMPONENTES DE LA SOFT COMPUTING

Retomando en este punto la anterior descripción y análisis de las componentes que describen la Soft-Computing en los distintos niveles, podría concluirse en que, en el segundo, sus componentes mas importantes son el Razonamiento Probabilístico, la Lógica y los Conjuntos Fuzzy, las Redes Neuronales y, a la vista de lo explicado, las MetaHeurísticas, que típicamente englobarían los Algoritmos Evolutivos, sin no quedar circunscritas a estos exclusivamente. De esta forma esto, el nuevo marco definitorio de las principales metodologías que integran la Soft-Computing quedaría como se presenta en el siguiente esquema:



Como se mencionó, las metodologías que integran la Soft-Computing, más que poder ser entendidas de forma aislada, deben ser comprendidas como resultado de la cooperación, la asociación, la complementariedad o la hibridación de sus componentes de segundo nivel.

Las MetaHeurísticas disponibles son tantas y variadas, que es prácticamente imposible ponerse de acuerdo en una forma de clasificarlas que resulte universalmente aceptada. No obstante, la jerarquía sobre la que existe mayor consenso considera cuatro grupos destacables:

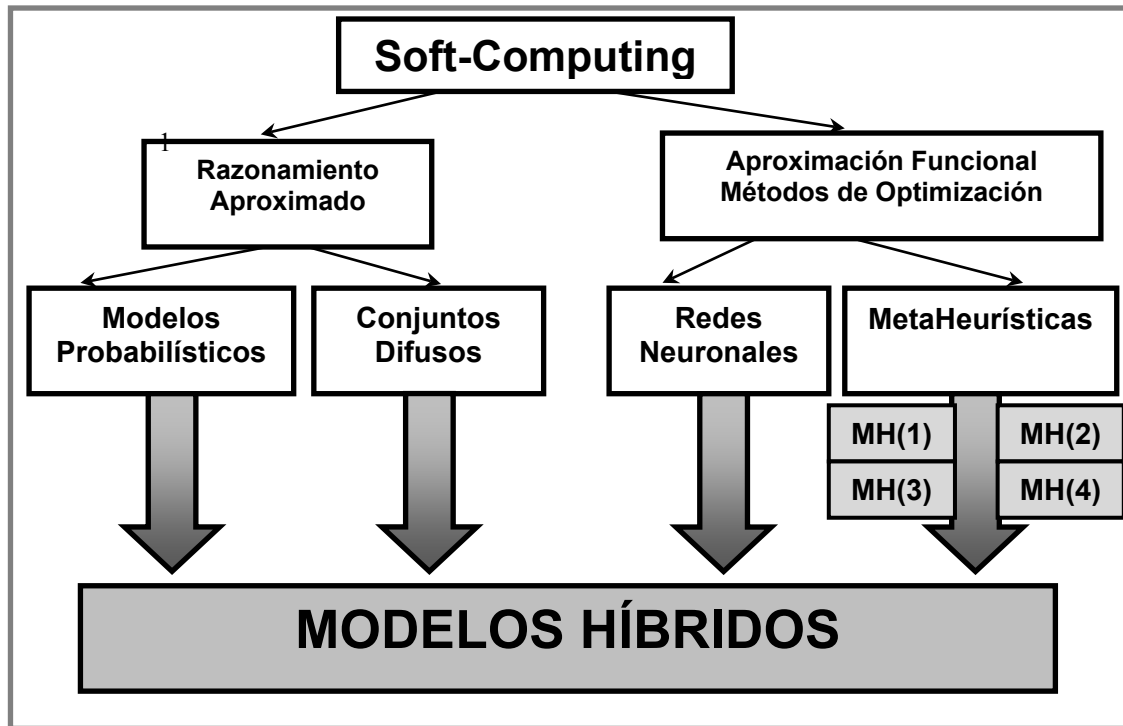
1) las MetaHeurísticas para los Procedimientos Evolutivos, basadas en conjuntos de soluciones que evolucionan según principios de la evolución natural;

2) las MetaHeurísticas para los Métodos de Relajación, que son métodos de solución de problemas que utilizan adaptaciones del modelo original, y que resultan más sencillas de resolver;

3) las MetaHeurísticas para las Búsquedas por Entornos, que recorren el espacio de soluciones explotando estructuras de entornos asociadas a esas soluciones, y

4) otros tipos de MetaHeurísticas que se corresponden con aspectos intermedios entre los anteriores, o derivados en algún sentido de estos.

En esta forma de clasificar las MetaHeurísticas, lo primero que puede observarse es que la anterior definición de Soft-Computing realizada "por extension" en función de sus componentes, no sólo mantiene la esencia de la definición original de L.A. Zadeh, sino que la generaliza y amplía para contemplar nuevas posibilidades. En efecto, si esos cuatro grupos de MetaHeurísticas son referidos como MH(1), ... MH(4), respectivamente, el anterior diagrama descriptivo de las principales metodologías que integran la Soft-Computing, podría representarse ahora de forma más explícita como se muestra a continuación, donde, debido a que las componentes clásicas de la Soft Computing (Modelos Probabilísticos, Lógica Fuzzy, Redes de Neuronas y Algoritmos Evolutivos) siguen constituyendo el marco de definición, las diferentes áreas conocidas y estudiadas se mantienen como hasta ahora, surgiendo la forma en la que dos o más de esas componentes se interrelacionan entre sí.



Sin embargo, como consecuencia de haber incorporado nuevas posibilidades en la cuarta componente (Metaheurísticas) ahora tiene sentido esperar que aparezcan nuevos Modelos Híbridos a desarrollar.

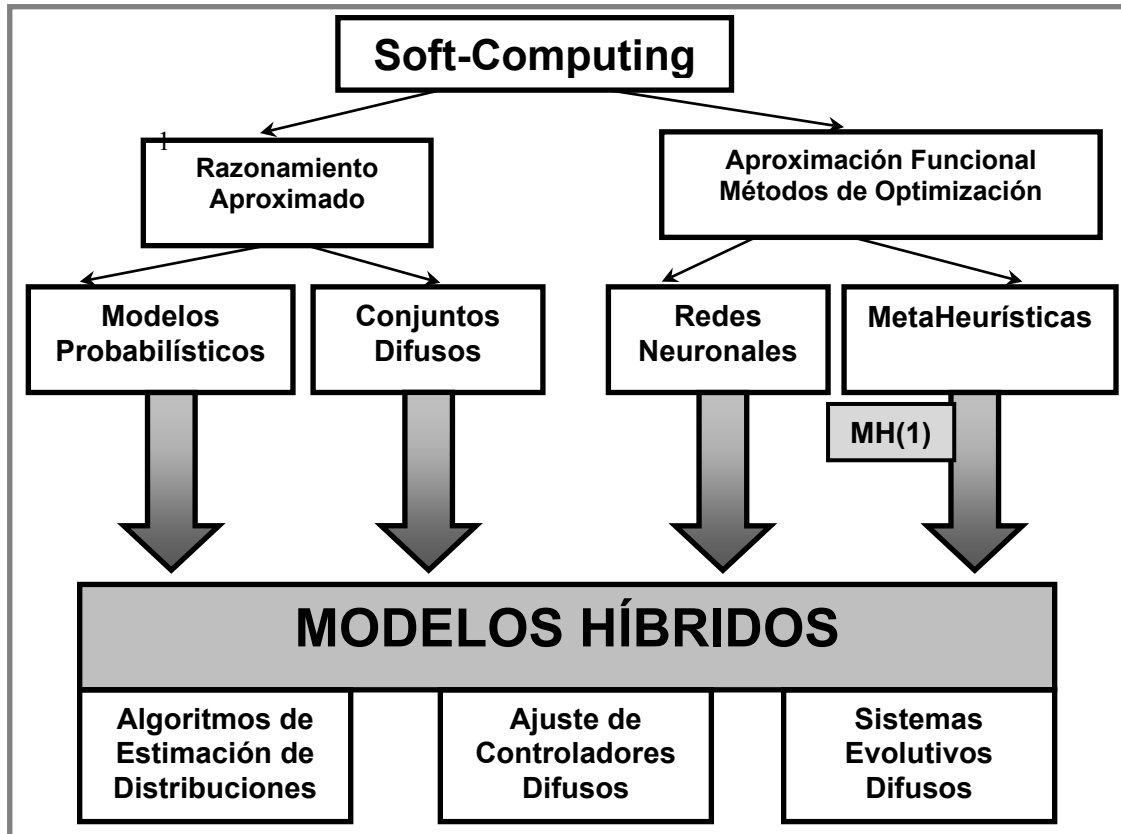
A los efectos de mostrar el abanico de áreas de estudio con el que puede contarse, cuando la componente base que se toma es la de las Metaheurísticas, en lo que sigue se enfatizará sobre la descripción de las *hibridaciones* que surgen empleando para ello la anterior categorización.

0.5.- METAHEURÍSTICAS HÍBRIDAS EN SOFT-COMPUTING

Considerando los cuatro grandes grupos de Metaheurísticas referidos anteriormente. A partir de ellos, en lo que sigue se describirán las nuevas MetaHeurísticas que surgen, deteniéndose brevemente sólo en aquellas que por su novedad tengan un nivel de desarrollo o popularidad menor.

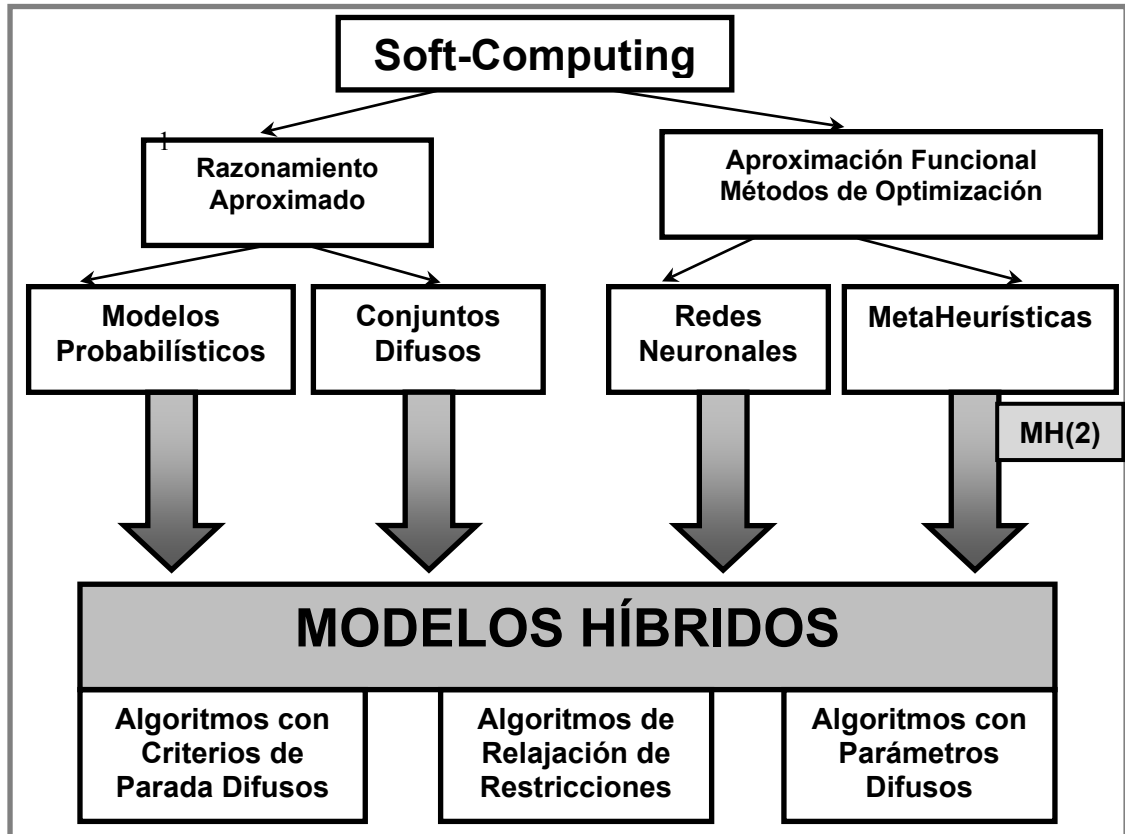
0.5.1.- METAHEURÍSTICAS EVOLUTIVAS

Estas MetaHeurísticas, resultan hoy las más populares, con mucha diferencia, sobre todas las demás estrategias. Se definen en ellas mecanismos para que se desarrolle una evolución en el espacio de búsqueda de los conjuntos de soluciones, con la finalidad de aproximarse a la solución óptima con los elementos que van sobreviviendo en las sucesivas generaciones de poblaciones. En el contexto de la Soft-Computing las hibridaciones que toman como referencia estas MetaHeurísticas son fundamentales, y pueden incorporarse dentro del siguiente esquema jerárquico/funcional:



0.5.2.- METAHEURÍSTICAS DE RELAJACIÓN

Se obtiene una relajación de un problema real cuando se simplifica eliminando, debilitando o modificando algún elemento característico del mismo. Las MetaHeurísticas de Relajación son estrategias para el empleo de relajaciones del problema en el diseño de Heurísticas, que persiguen encontrar una solución para un problema que, de no emplear esta metodología, sería muy difícil de resolver. Ejemplos triviales de las mismas son los redondeos o los ajustes de naturaleza, como ocurre cuando a una cantidad expresada imprecisa y lingüísticamente, se le asocia un valor numérico exacto. Desde este punto de vista, una alternativa real es la de flexibilizar los algoritmos exactos, introduciendo criterios de parada difusos, lo que finalmente conduce a MetaHeurísticas de relajación Basadas en Reglas. En ellas se capta la vaguedad de los coeficientes, justificando los algoritmos para resolver problemas con parámetros difusos, relajando la verificación de las restricciones y permitiendo ciertas violaciones en su cumplimiento. Este contexto de la Soft-Computing, se sintetiza mediante el siguiente esquema:

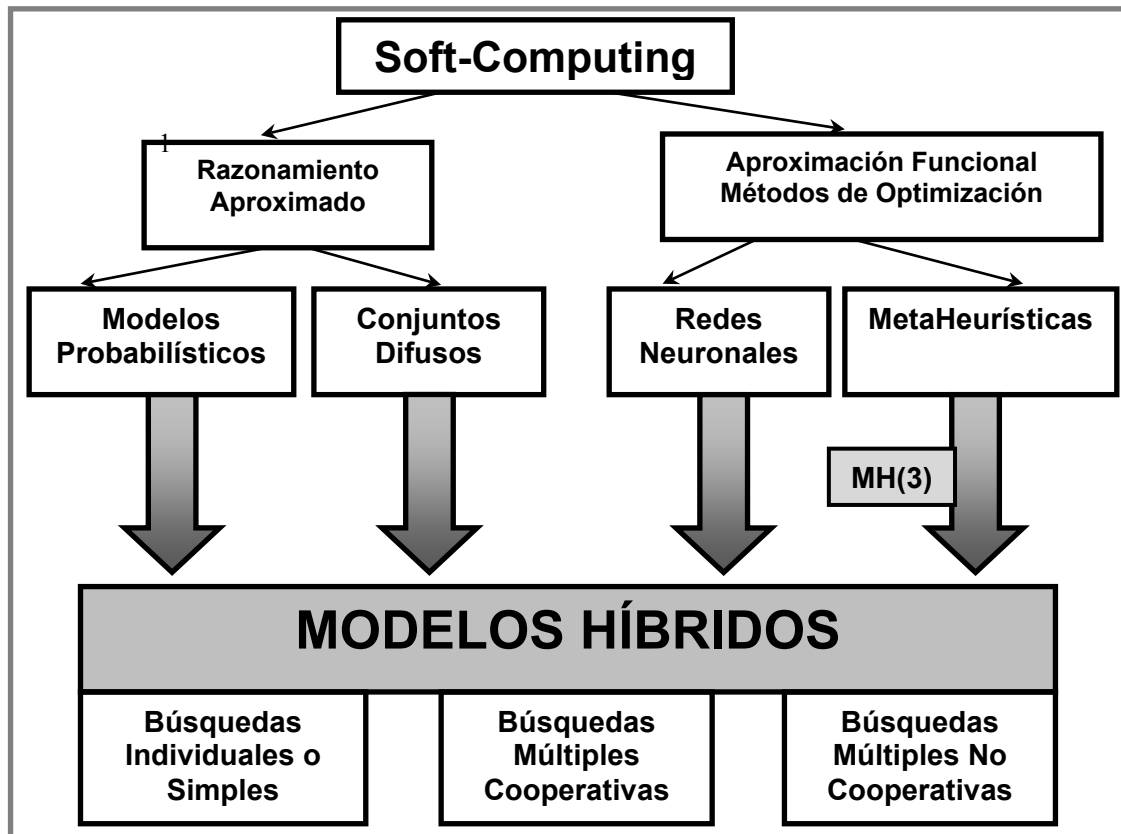


Los criterios de parada fijan las condiciones de finalización del procedimiento iterativo de un algoritmo, estableciéndose a partir de las características teóricas del problema, del tipo de solución que se busca y del tipo del algoritmo que utilice.

0.5.3.- METAHEURÍSTICAS DE BÚSQUEDA

Probablemente estas sean las MetaHeurísticas más importantes, por ser las de mayor generalidad en su aplicación. Su funcionamiento básico consiste en establecer estrategias para recorrer el espacio de soluciones del problema transformando las soluciones de partida de forma iterativa. Aunque al comienzo pudieran parecer similares a las búsquedas evolutivas, no lo son debido a que aquellas basan su funcionamiento en la evolución de una población de individuos sobre el espacio de búsqueda.

Ahora bien, fuera de ese marco descriptivo, dado que una búsqueda puede realizarse mediante un único procedimiento o mediante más de uno, y que en este caso, los métodos de búsqueda podrían cooperar entre si o no, las MetaHeurísticas de Búsqueda (sin que esta clasificación sea exclusiva de este apartado) pueden considerarse como individuales o múltiples, permitiéndose en este último caso la posibilidad de que los diferentes agentes cooperen entre si o no. Las distintas opciones que pueden surgir en el contexto de la Soft-Computing se recogen en el siguiente esquema:



Entre las MetaHeurísticas Individuales más conocidas, se encuentran el "Hill Climbing", las de tipo "Greedy", las de Arranque Múltiple, las de Entorno Variable, las de Recocido Simulado o las Búsquedas Tabú, que pueden tener sus propias extensiones difusas.

Independientemente de su forma concreta de actuación, todas estas MetaHeurísticas progresan por el espacio de búsqueda en base a evaluaciones de la función objetivo del problema concreto que se esté tratando de resolver, lo que explícitamente supone realizar valoraciones numéricas, con ayuda de una función objetivo, en un espacio exactamente determinado. Pero con mucha frecuencia, la función objetivo representa alguna propiedad vagamente establecida, y el espacio de búsqueda, o los entornos en los que ésta se va realizando, no tiene unas fronteras nítidamente definidas, lo que permite enfocar la aplicación de estas MetaHeurísticas con elementos teóricos del

campo de los Conjuntos Difusos. Precisamente en ese contexto surgen los algoritmos de tipo FANS (*Fuzzy Adapative Neighborhood Search*).

FANS es un método de búsqueda por entornos donde las soluciones se evalúan no sólo en términos de la función objetivo, sino también mediante el empleo de propiedades y conceptos difusos, que permiten valoraciones cualitativas sobre las soluciones. Además, es un método adaptable al contexto, ya que su comportamiento varía en función del estado de la búsqueda a través del uso de varios administradores o "*schedulers*".

FANS se basa en cuatro componentes principales: un operador (OP), para construir soluciones; una propiedad difusa (FC) para cualificarlas y evaluarlas; un administrador de operación (OS), para adaptar el comportamiento o características del operador; y un administrador de vecindario (NS), para generar y seleccionar una nueva solución.

Luego de una etapa de inicialización, el algoritmo itera hasta que se verifica una cierta condición de finalización. En cada iteración se ejecuta el administrador de vecindario NS, el cual utilizando, la solución actual, SolAct, el concepto difuso, FC, y el operador OP, generará cierto número de soluciones vecinas, las cualificara mediante FC y elegirá alguna en función de cierto criterio establecido por el tomador de decisiones. Si es posible, el administrador devuelve una solución vecina, que pasa a ser la nueva solución actual. Además se realiza la comparación correspondiente para verificar si es la mejor de todas las visitadas. Si, por ejemplo, no existieran soluciones vecinas satisfaciendo el criterio utilizado, se produciría una condición de excepción. Como respuesta, se ejecutaría el administrador de operación, OS, que modificaría en algún sentido el operador utilizado. En la próxima iteración, el administrador de vecindario dispondría de un operador diferente para buscar soluciones. Finalmente, si se verifican ciertas condiciones, la propiedad difusa que se está empleando se adapta, lo que ocurre por ejemplo cada vez que la solución actual cambia, o después de un número fijo de iteraciones.

Por otro lado, si el procedimiento de búsqueda se realiza a partir de varias MetaHeurísticas, como se ha comentado anteriormente, se tiene la posibilidad de que estas cooperen entre si o no y, por tanto, la generalización de todo lo descrito hasta ahora se extienda al contexto de *paralelismo*, sobre el que es interesante hacer una breve reflexión, ya que con la proliferación de la computación paralela, las cada vez mas potentes computadora, y la velocidad de las redes de comunicación, las implementaciones paralelas de las MetaHeurísticas han surgido como algo natural, proporcionando una interesante alternativa para aumentar la velocidad de la búsqueda de las soluciones. En ese sentido se han propuesto y aplicado diversas estrategias que han demostrado ser muy eficientes para resolver problemas de gran tamaño y para encontrar soluciones mejores que las de sus contrapartidas secuenciales, debido a la división del espacio de búsqueda, o porque han mejorado la intensificación y la diversificación de la búsqueda. Por ello, el paralelismo, y por tanto las MetaHeurísticas Múltiples, no sólo constituyen una vía para reducir los tiempos de ejecución de las Metaheurísticas Individuales, sino también para mejorar su efectividad y robustez.

En el ámbito de la Soft-Computing, la idea básica que hasta ahora se ha desarrollado, consiste en suponer que se dispone de un conjunto de *agentes solucionadores*, cuya función básica es ser algoritmos de solución de problemas de optimización combinatoria, y ejecutarlos de forma cooperativa a través de un agente coordinador para resolver el problema en cuestión, teniendo como premisa fundamental la generalidad basada en un conocimiento mínimo del problema. Cada *agente solucionador* actúa de forma autónoma y se comunica solamente con un agente coordinador para enviarle las soluciones que va encontrando y para recibir de este las directivas que le indiquen cómo seguir actuando. El agente coordinador recibe las soluciones encontradas por cada *agente solucionador* para el problema, y siguiendo una base de reglas difusas que modelan su comportamiento, crea las directivas que envía a éstos, llevando de esta manera todo el control de la estrategia.

0.6.- CONCLUSIONES GENERALES SOBRE LA SOFT-COMPUTING

El concepto de Conjunto Difuso ha sido y es un paradigma en el mundo científico-tecnológico, de relevantes repercusiones en todos los sectores sociales a causa de la diversidad de sus aplicaciones, de la facilidad de su transferencia tecnológica, y del ahorro económico que su uso supone. Aunque cuando se publicó el primer artículo sobre el tema, hace aproximadamente cuarenta años, hubo sectores académicos muy reacios al mismo, el tiempo ha demostrado que los Conjuntos Difusos constituyen el núcleo de un cuerpo doctrinal de indudable solidez, dinamismo y reconocimiento internacional que integra la Soft-Computing. Es precisamente ese dinamismo el que ha llevado a reflexionar sobre cuáles son los límites definitorios de la Soft-Computing, intentando ampliar el abanico de sus componentes básicas al incorporar las MetaHeurísticas. Esta perspectiva más amplia y general de la Soft-Computing permite la posibilidad de incorporar nuevos esquemas de búsqueda/optimización aún no desarrollados, sin que ninguno de los ya explorados sea protagonista, evitando de esta forma, como L.A. Zadeh indicó, la tendencia a proclamar que cierta metodología que resultó exitosa en un problema específico, como la mejor de todas.

Esto significa dejar espacios abiertos a nuevas componentes de la Soft-Computing, evitando, como el mismo Zadeh señaló, el famoso Principio del Martillo: "Cuando la única herramienta que se tiene es un martillo, todo lo que se encuentra son clavos".

1.- CONGRUENCIA DE LOS INSTRUMENTOS APORTADOS POR LAS TÉCNICAS DE IA-SOFT COMPUTING CON LAS IDEAS PROPICIADAS POR EL PARADIGMA POST-KEYNESIANO SOBRE RIESGO E INCERTIDUMBRE

En el **CAPÍTULO II**, al presentar sus conclusiones, se enfatizó sobre un concepto, observable en cualquier contexto complejo en el que se inserte un modelo de toma de decisión, que estriba en la caracterización del Entorno de Decisión a través de la Incertidumbre Fundamental que lo domina. Su sustento metodológico fue suficientemente abonado por la corriente de pensamiento económico referida como alternativa, que en este caso resulta ser la del Paradigma Post-Keynesiano, en términos de sus nociones de Riesgo e Incertidumbre, como se explicó. Tal vez en este punto en particular, es donde más se induce la necesidad de un cambio en el paradigma dominante, con fuertes incidencias en cuestiones tecnológicas inherentes a la evolución de los sistemas. El modelado que se adopte para el análisis dinámico del considerado, requiere del realismo que la doctrina alternativa propone, e, insoslayablemente, deberá introducirse la incertidumbre fundamental en el entorno de planificación, estableciendo, cuanto más, un conocimiento imperfecto del Universo de Decisión. Una Racionalidad Acotada. Este redundará en una racionalidad acotada para el planificador. Debe, por tanto, ser posible establecer un vínculo teórico entre las ideas Pos-Keynesianas (siempre referidas a sus presupuestos y a las nociones específicas de Riesgo e Incertidumbre), y las herramientas que permiten tratar formalmente con estos aspectos, generándose un único paradigma. Cabe destacar que en la bibliografía especializada, aparecen referencias a paradigmas de riesgo e incertidumbre, en los cuales los elementos matemáticos completamente afines con los presupuestos metodológicos que caracterizan la corriente alternativa de pensamiento, son empleados para calcular, por caso, un costo marginal. Dicho de otro modo: se reconoce la incertidumbre fundamental en los procesos de decisión, excluyendo el tratamiento probabilístico de las mismas, por no exhibir un carácter estocástico-ergódico. Sin embargo, el objeto del modelado alternativo, caso de los Conjuntos Difusos, sigue dominado por el Criterio del Costo Marginal, de clara adhesión Neo-Clásica. Hay una mezcla conceptual, que, sin duda, proviene de lo dicho en la introducción del **CAPÍTULO II**: para los tecnólogos/planificadores, las cuestiones económicas revisten un carácter doctrinario y no son objeto de cuestionamientos. El paradigma económico dominante, recibe así un aporte metodológico desde la Investigación de Operaciones Clásica, o desde la Ingeniería de redes, en términos del campo de aplicación de interés en el presente texto, resultando una solución híbrida, carente de sustento en uno y en otro paradigma.

Esta contradicción es la que intentará salvarse con los modelos presentados en a lo largo de los desarrollos restantes de este trabajo.

A partir de este marco de referencia, se tratará de presentar, en primer lugar, el conjunto de herramientas más destacadas, en tanto su aplicación, desde la Soft-Computing en la Investigación de Operaciones, con aplicación sobre la Economía Computacional aplicada a los Esquemas Regulatorios en Distribución Eléctrica. Interesará, y será tratado en el **CAPÍTULO IV**, la forma

en que se defina un sistema de distribución adaptado y cómo puede ser resuelto en el seno de un paradigma económico alternativo. Para ello se integrarán estas nuevas herramientas de la Soft-Computing/Investigación Operativa, congruentes con la concepción de un paradigma unicista en lo económico/tecnológico.

2.- PROGRAMACIÓN LINEAL DIFUSA

2.1.- LA TOMA DE DECISIÓN DIFUSA

Conforme lo define Zimmerman, la toma de decisión en ambientes difusos puede ser caracterizada considerando:

- Un Conjunto de Alternativas de Decisión, que constituyen el Espacio de Decisión, el cual puede ser descrito por enumeración de tales alternativas (frecuentemente referidas como variantes, si se preserva el término alternativa para una toma de decisiones dinámica) o definido a partir de cierto número de restricciones;
- Un Conjunto de Estados de la Naturaleza, o Espacio de Estados;
- Una Relación que asigna a cada par (decisión, estado) un resultado;
- Una Función de Utilidad o Función Objetivo, que permite ordenar el Espacio de Decisión mediante una relación uno-a-uno respecto de los resultados asignables a las alternativas.
- Un sistema de valuación de dichas alternativas, o mejor, de los resultados correspondientes a los pares (decisión, estado), mediante Conjuntos Difusos Normales y Convexos, que no son otra cosa que Número Difusos. Las restricciones que definen el Espacio de Búsqueda, o de Decisión, conjuntamente con la Función de Utilidad, se extienden al dominio difuso como una forma de modelar las incertidumbres, particularmente de valor, en las preferencias y en la racionalidad acotada o conocimiento imperfecto del tomador de decisiones.

Por otra parte, bajo esta caracterización, se introduce la propuesta de Bellman y Zadeh, quienes sugieren un modelo para la toma de decisiones en ambientes difusos. Los autores consideran una situación en la cual tanto la función objetivo como las restricciones son difusas. Se tienen, de tal modo, los conceptos de Función Objetivo Difusa y de Restricción Difusa, ambos definidos, formalmente, mediante una Función de Pertenencia asociada a un Conjunto Difuso con las propiedades mencionadas más arriba, en general. Como se pretende la satisfacción simultánea de la restricción o restricciones y de la función objetivo difusas, para definir el grado de satisfacción simultánea se introduce el término de confluencia entre las Funciones de Pertenencias correspondientes. Esta confluencia, estará, en general, dada por una t-norma, dentro de las cuales, la t-norma Min, equivalente al operador lógico and, que se

corresponde con la Intersección¹ de los Conjuntos Difusos involucrados, es el operador sugerido como ensayo en el trabajo de los referidos autores. Por supuesto, y de hecho en las aplicaciones que serán presentadas al final de este trabajo, el operador para tal confluencia debe ser cuidadosamente seleccionado, a los efectos de representar algunas propiedades que debe satisfacer una Función Difusa de Utilidad. Por caso, la Función Difusa de Aptitud vinculada a las Metaheurísticas extendidas a la solución de problemas MultiObjetivo, como se discutirá.

Volviendo sobre el operador de confluencia intersección, el mismo procurará una solución de compromiso en la toma de decisión, tal que se satisfagan “en el mayor grado posible” el objetivo (si se extiende a varios, los objetivos) y las restricciones del problema.

A partir de esta representación de la función objetivo (o varias) y restricciones mediante funciones de pertenencias, valuadas entre 0 y 1, se simetriza completamente la relación Objetivo-R restricción, O-R, pues todos los conjuntos, al poder ser visto desde su Intersección, se mapean en otro: el Conjunto Difuso de Decisión, que tendrá una función de pertenencia cuyos valores son los grados de satisfacción por en el compromiso impuesto por la Intersección.

De manera que, cualitativamente, la mejor decisión difusa estática es la que maximiza, en tal proceso, el valor de la Función de Pertenencia correspondiente al Conjunto Difuso de Decisión, o Intersección. A este valor, se lo referirá como Decisión Maximizante.

Es importante observar que, no obstante la Función Objetivo, (o Funciones Objetivos) pretenda minimizarse o maximizarse (o, si la Toma de Decisión es MultiObjetivo, algunas FO se pretendan minimizarse y otras maximizarse) siempre se buscará la Decisión Maximizante. Por eso se habla de simetría en la Toma de Decisión Difusa.

Es claro que la relación O-R no sería simétrica si cualquier Objetivo y/o Restricción, no se hubiese modelado mediante Conjuntos Difusos.

Con estos elementos, se está en condiciones de proporcionar una definición formal del proceso de Toma de Decisión en Ambientes Difusos, conforme el Modelo de Bellman-Zadeh:

Asúmase que son dados un Objetivo Difuso, O^{\sim} , una Restricción Difusa R^{\sim} , en un espacio de alternativas $X\{x\}$, entonces O^{\sim} y R^{\sim} se combinan en el Espacio de Alternativas, $X\{x\}$, para formar la Decisión Difusa D^{\sim} resultante de la Intersección de los Conjuntos Difusos O^{\sim} y R^{\sim} . En símbolos:

$$D^{\sim} = O^{\sim} \cap R^{\sim} \quad (\text{III.1})$$

Y, correspondientemente, se tendrá:

$$D(x) = \text{Min} \{O(x), R(x)\} \quad (\text{III.2})$$

¹ Para que el operador lógico and se corresponda con el operador de confluencia entre conjuntos difusos Intersección, las funciones de pertenencia involucradas deben ser no-interactivas o independientes. En la Toma de Decisión Difusa, esta condición se impone a las restricciones del problema. Esta aclaración es de forma, pues, muy excepcionalmente, se modelarán restricciones interactivas entre sí.

Siendo $O(x)$ y $R(x)$ las Funciones de Pertenencia de sendos Conjuntos Difusos. III.2, expresa el compromiso entre los grados de satisfacción, tal como se dijo. Pero de todos los posibles estados, se buscará el de la decisión maximizante, es decir:

$$D_{\text{Max}}(x) = \text{Max} \{ \text{Min} \{ O(x), R(x) \} \}, \quad \forall x \text{ en } \mathbf{X} \quad (\text{III.3})$$

Más general: supónganse n Objetivos, $\{ O_1, O_2 \dots O_n \}$ y m Restricciones, $\{ R_1, R_2 \dots R_m \}$, entonces el resultado de (III.1), se extiende a la Intersección:

$$D \sim = O_1 \cap O_2 \cap \dots \cap O_n \cap R_1 \cap R_2 \cap \dots \cap R_m \quad (\text{III.4})$$

y el resultado de (III.2), como compromiso en el grado de satisfacción correspondiente a la alternativa x :

$$D(x) = \text{Min} \{ O_1, O_2, \dots, O_n, R_1, R_2, \dots, R_m \} \quad (\text{III.5})$$

y la Decisión Maximizante en $\mathbf{X}\{x\}$, expresión (III.3):

$$D_{\text{Max}}(x) = \text{Max} \{ \text{Min} \{ O_1, O_2, \dots, O_n, R_1, R_2, \dots, R_m \} \} \quad \forall x \text{ en } \mathbf{X} \quad (\text{III.6})$$

De acuerdo con Zimmerman, las definiciones anteriores implican, esencialmente, asumir tres hipótesis:

- 1.- El operador que conecta los Objetivos y las Restricciones en el modelo se corresponde con el operador lógico and;
- 2.- El operador lógico and, se corresponde con la Intersección teórica entre conjuntos; y
- 3.- La Intersección de los Conjuntos Difusos, es definida a través de sus Funciones de Pertenencia, mediante el operador Min.

Adicionalmente, por inferencia, en la obtención de la Decisión Maximizante, se el operador Max en las Funciones de Pertenencia, se corresponde con el operador Or lógico, y con la Unión de conjuntos, limitando su elemento mayor.

Si se extiende el sentido del operador de confluencia a otro bien establecido, C , para satisfacer las propiedades que el contexto de cierto problema de optimización MultiObjetivo impone a la Función de Aptitud, dada aquí por la Función de Pertenencia del Conjunto Difuso de Decisión, $D \sim$, se tiene la generalización:

$$D \sim = O_1 C O_2 C \dots C O_n C R_1 C R_2 C \dots C R_m \quad (\text{III.7})$$

y si t es el operador entre las Funciones de Pertenencia (t -norma distinta de Min), se tendrá la generalización:

$$D_{\text{Max}}(\mathbf{X}) = \text{Max} \{ t \{ \tilde{O}_1, \tilde{O}_{2\dots}, \tilde{O}_n, \tilde{R}_1, \tilde{R}_{2\dots}, \tilde{R}_m \} \} \quad \forall x \text{ en } \mathbf{X} \quad (\text{III.8})$$

2.2.- MODELO DE PROGRAMACIÓN LINEAL DIFUSA

2.2.1.- LA RELAJACIÓN DE LAS RESTRICCIONES Y SOBRE LA Estricta MAXIMIZACIÓN/MINIMIZACIÓN DE LA FO

Los Modelos de Programación Lineal, constituyen una clase especial de modelos de Toma de Decisión, en el cual tanto las restricciones como el objetivo (o los objetivos) son funciones lineales, definiéndose, por tanto, un Espacio de Decisión también lineal.

Consultando Bellman y Dreyfus, como otros tantos textos de referencia, un modelo típico de Programación Lineal, puede ser formulado como sigue:

Encontrar el vector $\mathbf{X}\{x\}$, tal que:

$$\text{Maximiza: FO} = f(\mathbf{X}) = \mathbf{C}^T \times \mathbf{X} \quad (\text{III.9})$$

Sujeto a:

$$\mathbf{A} \times \mathbf{X} \leq \mathbf{b} \quad (\text{III.10})$$

$$\mathbf{X} \geq \mathbf{0} \quad (\text{III.11})$$

con $\mathbf{C}, \mathbf{X} \in \mathbb{R}^n$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^m$ y $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $\mathbf{C}\{c\}$ es conocido como vector de Coeficientes de Transformación (en inglés referido como revenue coefficients vector) $\mathbf{b}\{b\}$ es referido como vector de recursos (resource vector) y $\mathbf{A}\{a\}$ es la matriz de restricciones ($n \times m$), cuyos coeficientes son llamados coeficientes Tecnológicos (Technological coefficients). La ecuación (III.9) define la función objetivo, la (III.10) las ecuaciones de restricción, al igual que la de positividad de las variables de decisión, \mathbf{X} , dada por (III.11).

A este modelo, se lo llama Determinístico o Rígido (en inglés, 'Crisp'), porque asume, implícitamente, las hipótesis siguientes:

- 1.- Todos los coeficientes a_{ij} , b y c son números² (determinísticos);
- 2.- La desigualdad \leq se satisface estrictamente; y
- 3.- "Maximiza" está expresado en un sentido imperativo.

Estas cuestiones resultaban evidentes antes de comenzar a introducir la incertidumbre en los Modelos Lineales de Programación.

² Se aclara que 'número' referirá a un número determinístico, pues un número difuso, como se explicó, es una función.

Si el Programa (III.9)-(III.11) se extiende al dominio de la Toma de Decisión Difusa, Zimmerman sugiere algunas modificaciones en su formulación, pues las hipótesis asumidas recientemente, deberán cambiar. Estrictamente, deberán 'relajarse', como consecuencia de la incertidumbre, afectando al ambiente de toma de decisión, en diversas formas.

En primer lugar, el tomador de decisiones, podría no querer, o no le resultaría posible, 'Maximizar' la FO en el sentido estricto de la hipótesis 3.-. Recordando que a esta FO se la suele referir como función de costo, en diversos textos, tomando las palabras de Zimmerman "el tomador de decisiones, podría querer o estaría posibilitado sólo a, mejorar la situación de costo presente". En consecuencia, necesitaría imponer a la FO un cierto 'nivel de aspiración' en su cumplimiento (Maximizarse, en este caso), que no va a poder ser cumplido estrictamente. Se 'relaja', entonces, el estricto sentido de la condición 3.-.

En segundo lugar, las restricciones del problema podrían ser vagas o imprecisas, en alguna de las siguientes maneras:

a.- Podrían representar niveles de aspiración en su satisfacción, o requerimientos cualitativos, que en modo alguno serían adecuadamente representadas mediante números ('Crisp'); por tanto, la desigualdad \leq , también debe 'relajarse', permitiendo, con ciertos grados de satisfacción, desvíos en su cumplimiento. O, lo que es lo mismo, se aceptarían, con ciertos grados de satisfacción, apartamientos de su cumplimiento estricto: a mayor apartamiento, menor grado de aceptación.

b.- Los coeficientes de los vectores **C** y **b** o los de la matriz **A**, podrían tener significativas incertidumbres de valor. Esto sería resultado de la percepción que el tomador de decisiones tiene de los mismos, o una cualidad inherente a su naturaleza.

c.- Finalmente, el tomador de decisiones podría identificar o definir diferentes grados de importancia en el cumplimiento estricto de las restricciones del problema, lo cual también redundaría en una relajación, con diferentes límites de aceptación en su incumplimiento, de las desigualdades \leq . Tales límites dependerían del orden de importancia que les fuera conferido a las respectivas restricciones.

Como resultado, el rol de las restricciones pasa a ser diferente, permitiendo que el Programa obtenga soluciones con grados de factibilidad, decrecientes en su aceptación en la medida que aumente su apartamiento respecto de su cumplimiento estricto que requiere la Programación Clásica Determinística. Lo mismo puede decirse respecto del rol de Maximización/Minimización de la FO.

2.2.2.- TIPOS DE MODELOS DE PROGRAMACIÓN LINEAL DIFUSA

De lo dicho en el epígrafe anterior, en contraste con la Programación Lineal Clásica o Determinística, PL. se observa que pueden existir diferentes modelos de Programación Dinámica Difusa. En este trabajo se presentarán dos tipos, pero es claro que cualquier tomador de decisiones, en la medida que respete el contexto formal, puede proponer el suyo.

Se tendrán, entonces:

A) Los Modelos Difusos de PL básicos propuestos por Zimmerman, en la referencia citada, los cuales pueden ser Simétricos o Asimétricos. Dependiendo si ambas, FO y Restricciones, son modeladas mediante Conjuntos Difusos, este autor los clasifica en: Modelos de PL Difusa Simétricos, si FO y Restricciones son difusas y Modelos Asimétricos, si las Restricciones son difusas pero FO es determinística;

B) Los Modelos Difusos de PL, con la Matriz **A** de coeficientes difusos.

A la Programación Lineal Difusa, se la referirá, de aquí en adelante, como PLD.

2.2.2.1.- MODELO DE PLD SIMÉTRICO

En este modelo, se asume que el tomador de decisiones establece para la función objetivo, cierto 'nivel de aspiración', indicado como ζ , para el cumplimiento de la Maximización/Minimización (se sostiene la Maximización, a los efectos de comparar con el Modelo PL presentado) de la FO, y que cada restricción del problema es modelada mediante un Conjunto Difuso.

Se formula de la siguiente manera:

Encontrar el vector $\mathbf{X}\{x\}$, tal que:

$$\mathbf{C}^T \times \mathbf{X} \geq \tilde{\zeta} \quad (\text{III.12})$$

Sujeto a:

$$\mathbf{A} \times \mathbf{X} \leq \tilde{\mathbf{b}} \quad (\text{III.13})$$

$$\mathbf{X} \geq \mathbf{0} \quad (\text{III.14})$$

Aquí las relaciones de desigualdad $\leq \tilde{}$ y $\geq \tilde{}$ resultan ser las extensiones al dominio difuso de las determinísticas. Indican la 'relajación' en el cumplimiento de las mismas, tal como se explicó. Estas relaciones de orden difusas, tienen su interpretación lingüística, conforme Zimmerman:

$\leq \tilde{}$ significa que el número real en el primer miembro de la desigualdad, es *esencialmente* igual o más pequeño que el número real del segundo miembro;

$\geq \tilde{}$ significa que el número real en el primer miembro de la desigualdad, es *esencialmente* igual o mayor que el número real del segundo miembro.

Para verificar que esta formulación supone la simetría definida por Zimmerman, se siguen los siguientes pasos:

$$1ro) \text{ Se designa la matriz } \begin{pmatrix} -\mathbf{C}^T \\ \mathbf{A} \end{pmatrix} = \mathbf{B} \text{ y } \begin{pmatrix} -\zeta \\ \mathbf{b} \end{pmatrix} = \mathbf{d}$$

2do) Se sustituyen estas matrices en el modelo anterior, específicamente en las ecuaciones (III.12) y (III.13), resultando:

$$\mathbf{B} \times \mathbf{X} \leq \tilde{\mathbf{d}} \quad (\text{III.15})$$

$$\mathbf{X} \geq \mathbf{0} \quad (\text{III.16})$$

El por qué esta sustitución arriba a la expresión (III.15), se entiende bajo las consideraciones siguientes:

\mathbf{C} es un vector columna al igual que \mathbf{X} , y ambos tienen n componentes, tantas como variables de decisión. Por ello, $\mathbf{C}^T \times \mathbf{X}$ es un producto matricial posible $(1 \times n) \times (n \times 1)$, y resulta que un escalar que debe ser mayor que el nivel de aspiración fijado, ζ , conforme (III.12). Por otro lado, \mathbf{b} es también un vector columna de m componentes $(m \times 1)$, tantas como restricciones del modelo. \mathbf{A} es una matriz de orden $(m \times n)$ por ello es multiplicable con el vector \mathbf{X} , resultando en un vector columna de m componentes $(m \times 1)$, como \mathbf{b} . Entonces, si se forma una matriz llamada \mathbf{B} , que tiene una fila más que \mathbf{A} , justamente la que proporciona el vector fila \mathbf{C}^T , de orden $(1 \times n)$, \mathbf{B} tendrá $(m+1)$ filas y n columnas $((m+1) \times n)$. Luego si al vector columna \mathbf{b} de orden $(m \times 1)$, se le agrega un elemento más, que resulta ser el nivel de aspiración, ζ , entonces se tendrá el vector \mathbf{d} , de orden $((m+1) \times 1)$. Luego, a los elementos de la primer fila de \mathbf{B} y de \mathbf{d} se les cambia el signo, así se invierte la desigualdad vinculada a la FO, de \geq a \leq . Por lo tanto, se tiene el producto de las matrices $\mathbf{B} \times \mathbf{X}$, $((m+1) \times n) \times (n \times 1)$, es posible (matrices multiplicables), y el resultado será un vector de orden $((m+1) \times 1)$, el mismo que el de \mathbf{d} . Y todas las restricciones son del tipo \leq . Así se tienen $(m+1)$ desigualdades del tipo \leq , posibilitándose la simetrización del problema.

Cada una de las $(m+1)$ filas de este modelo, específicamente las ecuaciones (III.15), será representada por un Conjunto Difuso, cuya Función de Pertenencia se designará mediante $\mu_i(\mathbf{X})$, con cada x en el el vector $\mathbf{X}\{x\}$. Por lo dicho en el epígrafe 3.1.-, la Función de Pertenencia del Conjunto Difuso de Decisión, D^{\sim} , resultará:

$$\mu_{D^{\sim}}(\mathbf{X}) = \text{Min}_i \{ \mu_i(\mathbf{X}) \} \quad (\text{III.17})$$

$\mu_i(\mathbf{X})$ puede ser interpretada como el grado con el cual x satisface la desigualdad difusa $\mathbf{B}_i \times \mathbf{X} \leq d_i$, donde \mathbf{B}_i representa la i -ésima fila de la matriz \mathbf{B} . Por lo tanto, \mathbf{B}_i es un vector fila que se multiplica por un vector columna, \mathbf{X} resultando en un escalar.

3ro) Se debe, a continuación, formular $\mu_i(\mathbf{X})$. Esta función asumirá el valor 0, cuando las restricciones y la FO fueran fuertemente violadas. Análogamente, asumirá el valor 1, cuando las mismas sean muy bien satisfechas (la posibilidad límite, es que sean estrictamente satisfechas). Adicionalmente, la función debe ser monótonamente creciente entre estos valores extremos.

Cuantitativamente, se tendrá, entonces:

$$\mu_i(\mathbf{X}) = 1, \text{ si } \mathbf{B}_i \times \mathbf{X} \leq d_i \quad (\text{III.18})$$

$$\mu_i(\mathbf{X}) \in [1, 0], \text{ si } d_i < \mathbf{B}_i \times \mathbf{X} \leq d_i + p_i; i=1, \dots, m+1 \quad (\text{III.19})$$

$$\mu_i(\mathbf{X}) = 0, \text{ si } \mathbf{B}_i \times \mathbf{X} > d_i + p_i \quad (\text{III.20})$$

donde p_i es el parámetro que define intervalo de tolerancia $[d_i, d_i + p_i]$, en el incumplimiento estricto de la restricción i -ésima/FO. Los valores de $\mu_i(\mathbf{X})$ expresados en (III.20), representan grados de satisfacción intermedios. La variación de i hasta $m+1$, surge como consecuencia de la simetrización, ya que se tienen m restricciones y una FO, y se tratan, como se explicó en el epígrafe 2.3.1.-, del mismo modo a través de sus Funciones de pertenencia $\mu_i(\mathbf{X})$.

Queda por definir la forma de $\mu_i(\mathbf{X})$, que estará impuesta por (III.20), ya que las dos restantes ecuaciones, establecen valores para los extremos 1 y 0. Si bien puede adoptarse otra, la variación más simple es la función lineal, dada por la expresión:

$$\mu_i(\mathbf{X}) = 1 - \frac{\mathbf{B}_i \times \mathbf{X} - d_i}{p_i} \quad (\text{III.21})$$

De modo que reformulando la definición condicional para $\mu_i(\mathbf{X})$, dada por el sistema (III.18)-(III.20), se tiene, con la introducción de (III.21):

$$\mu_i(\mathbf{X}) = 1, \text{ si } \mathbf{B}_i \times \mathbf{X} \leq d_i \quad (\text{III.22})$$

$$\mu_i(\mathbf{X}) = 1 - \frac{\mathbf{B}_i \times \mathbf{X} - d_i}{p_i}, \text{ si } d_i < \mathbf{B}_i \times \mathbf{X} \leq d_i + p_i; i=1, \dots, m+1 \quad (\text{III.23})$$

$$\mu_i(\mathbf{X}) = 0, \text{ si } \mathbf{B}_i \times \mathbf{X} > d_i + p_i \quad (\text{III.24})$$

Queda así confirmada la simetría propuesta para el Modelo PLD. El valor de la Función de Pertenencia, asociada al Conjunto Difuso de Decisión, D^{\sim} , para la alternativa genérica \mathbf{X} (con x variable de decisión en $\mathbf{X}\{x\}$), estará dada por, desde (III.17):

$$D(\mathbf{X}) = \mu_{D^{\sim}}(\mathbf{X}) = \bigcap_{i=1}^{m+1} \mu_i(\mathbf{X}) = \text{Min}_i \{ \mu_i(\mathbf{X}) \} \quad (\text{III.25})$$

y, desde (III.3), el valor de la decisión maximizante, para el Espacio de Decisión, $\mathbf{X}\{x\}$, resultará ser:

$$D(\mathbf{X})_{\text{Max}} = \mu_{D\sim}(\mathbf{X})_{\text{Max}} = \text{Max}_{\mathbf{X}\{x\}} \left\{ \left[\bigcap_{i=1}^{m+1} \mu_i(\mathbf{X}) \right] \right\} = \text{Max}_{\{x \geq 0\}} \{ \text{Min}_i \{ \mu_i(\mathbf{X}) \} \} \quad (\text{III.26})$$

y si se asume que las condiciones (III.22) y (III.24) para $\mu_i(\mathbf{X})$ están implícitas, entonces (III.26) se transforma en la siguiente búsqueda:

$$\text{Max}_{\{x \geq 0\}} \{ \text{Min}_i \{ \mu_i(\mathbf{X}) = 1 - \frac{\mathbf{B}_i \times \mathbf{X} - d_i}{p_i} \} \} \quad (\text{III.37})$$

Si se introduce una nueva variable en el problema, $\lambda = \mu_i(x)$ que debe ser minimizada para que se corresponda con:

$$\lambda \equiv \{ \text{Min}_i \{ \mu_i(\mathbf{X}) = 1 - \frac{\mathbf{B}_i \times \mathbf{X} - d_i}{p_i} \} \} \quad (\text{III.38})$$

de manera que desde la igualdad, supuesta tal minimización, siguiente:

$$\lambda = \mu_i(\mathbf{X}) = 1 - \frac{\mathbf{B}_i \times \mathbf{X} - d_i}{p_i}, \quad i=1, \dots, m+1, \text{ obteniéndose:}$$

$$\lambda \times p_i = p_i - \mathbf{B}_i \times \mathbf{X} + d_i, \text{ o bien:}$$

$$\lambda \times p_i + \mathbf{B}_i \times \mathbf{X} = p_i + d_i \quad (\text{III.39})$$

Para que la expresión (III.39) se corresponda con (III.38), al minimizarse λ la relación de igualdad en (III.39) se transformará en una desigualdad del tipo \leq . Luego, se debe Maximizar tal valor de λ , conforme (III.37), por lo que el PLD puede ser formulado el siguiente PL equivalente:

Maximizar λ

Sujeto a:

$$\lambda \times p_i + \mathbf{B}_i \times \mathbf{X} \leq p_i + d_i, \quad i=1, \dots, m+1 \quad (\text{III.40})$$

$$\mathbf{X} \geq 0$$

La solución “óptima”, entendiendo como más satisfactoria conforme el paradigma tecnológico que pretende introducirse, estará dada por el vector compuesto por la variable λ y el propio vector $\mathbf{X}\{x\}$ “óptimo” en las variables de decisión, es decir $S \equiv [\lambda, \mathbf{X}^{\text{op}}]$. El vector \mathbf{X}^{op} satisfará la ecuación (III.26), permitiendo obtener la Decisión Maximizante.

Puede ser pertinente plantear un ejemplo de aplicación, cuyo modelo sea correspondiente una FO que desea minimizarse, con restricciones tipo ‘ \geq ’. Si bien se seguirán los pasos de simetrización sugeridos por Zimmerman, se introducirán algunas sistematizaciones que, a juicio de quien escribe, permitirán tener mayor claridad al plantear un Modelo PLD simétrico

Supóngase que desea diseñarse una porción aislada de un sistema de distribución eléctrica, de forma tal que es necesario introducir 4 alimentadores principales en Media Tensión, por caso.

Se tiene que la capacidad de cada alimentador, identificada por su flujo de potencia activa a transportar, es f_i , con $i=1\dots 4$. A su vez, se han identificado los

costos por unidad en capacidad de cada alimentador, en términos de su longitud, típico constructivo empleado: a) aéreo con postación de hormigón, b) aéreo con postación de madera, a) aéreo con postación con columnas tubulares de hierro y d) subterráneo. Estos costos vendrán expresados en [k\$/kW-año], pues, para cierta vida útil, y cierta tasa de recuperación del capital invertido, se calcula una anualidad del costo total de inversión. De modo que hasta aquí, se tiene un vector de costos por unidad de capacidad según típico constructivo, **CcT**, constante, y el vector de capacidades por alimentador, **f**, que constituye el vector de Variables de Decisión en el dominio real.

A su vez, se tienen tres escenarios a los que debe hacer frente este subsistema, conforme la demanda pronosticada. En cada escenario, debe existir una capacidad de reserva mínima por eventuales transferencias de carga ante contingencias entre un alimentador perteneciente a **f**, y los del resto del sistema, en los puntos donde se hayan colocado seccionadores de conmutación. Estos valores de capacidad de reserva mínima, definirán un vector, **CRm**, también constante. Las capacidades **f** y las de reserva mínima **CRm**, estarán expresadas en [kW].

Por lo dicho los vectores hasta aquí presentados, podrán expresarse como sigue:

$$\mathbf{f} = \begin{bmatrix} f_1 \\ f_2 \\ f_3 \\ f_4 \end{bmatrix}; \mathbf{C}c\mathbf{T} = [C_cT_1 \quad C_cT_2 \quad C_cT_3 \quad C_cT_4] \text{ y } \mathbf{C}R\mathbf{m} = \begin{bmatrix} CRm_1 \\ CRm_2 \\ CRm_3 \end{bmatrix} \quad (\text{A})$$

Como las longitudes de las líneas son fijas, y el típico construido a emplear en cada alimentador, ubicado en cierta zona geográfica, es también predefinido, por cuestiones de impacto ambiental, La FO de un Programa Lineal Determinístico, supondrá la minimización del Costo Total. Es decir:

$$FO = \mathbf{C}c\mathbf{T}^T \times \mathbf{f} \quad (\text{B})$$

El valor que adopte cada componente de **CcT**, C_cT_k , $k=1..4$, depende del típico constructivo a), b), c) o d), como se dijo.

En cada alimentador, existirá un flujo de potencia activa circulante, valor esperado para cada escenario. De manera tal que fue posible estimar coeficientes de capacidad de reserva del sistema por alimentador, función la capacidad **f** del alimentador, y del escenario. Por caso, si el coeficiente de reserva de capacidad para el escenario **j** sobre el alimentador **i**, cr_{ij} , entonces la capacidad de reserva en ese alimentador, sería el producto $cr_{ij} \times f_i$. Así se tiene la matriz **CR** de orden (3x4) siguiente:

$$\mathbf{C}R = \begin{bmatrix} CR_{11} & CR_{12} & CR_{13} & CR_{14} \\ CR_{21} & CR_{22} & CR_{23} & CR_{24} \\ CR_{31} & CR_{32} & CR_{33} & CR_{34} \end{bmatrix} \quad (\text{D})$$

Los coeficientes para las capacidades de reserva, **CR**, también estarán expresados en [pu], es decir, por unidad o, sencillamente, números adimensionales.

De modo que las capacidades de reserva por cada escenario, estarán dadas por el producto matricial:

$$\mathbf{CR} \times \mathbf{f} \quad (E)$$

Y lo que se pretende, es que el Costo Total resulte mínimo, satisficiendo las restricciones de reserva de capacidad mínima establecidas por escenario, según el vector **CRm**. Entonces el Modelo PL, queda formulado como sigue:

$$\text{Minimizar: FO} = \mathbf{C} \mathbf{c} \mathbf{T}^T \times \mathbf{f}$$

$$\text{Sujeto a:} \quad (F)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{CR} \times \mathbf{f} &\geq \mathbf{CRm} \\ \mathbf{f} &\geq \mathbf{0} \end{aligned}$$

Para resolver este problemas, proporcionemos valores a las componentes de los vectores presentados entre (A) y (F).

Se tiene:

$$\mathbf{C} \mathbf{c} \mathbf{T} = [414, 215, 481, 600] \text{ [k\$/kW-año]}$$

(El orden se corresponde con los típicos constructivos a), b), c) y d), de izquierda a derecha, en los valores del vector fila).

f, como se dijo, es el vector de variables de decisión.

$$\mathbf{CRm} = \begin{bmatrix} 170 \\ 400 \\ 30 \end{bmatrix} \text{ [kW]}$$

$$\mathbf{CR} = \begin{bmatrix} 0.84 & 1.44 & 2.16 & 2.4 \\ 1.6 & 1.6 & 1.9 & 1.5 \\ 1 & 0.2 & 0.3 & 0.7 \end{bmatrix} \text{ [pu]}$$

Con estos datos sustituidos en el Modelo (F), se obtienen las inecuaciones:

$$\text{Minimizar: FO} = 414 \times f_1 + 215 \times f_2 + 481 \times f_3 + 600 \times f_4 \quad \text{[k\$/año]}$$

Sujeto a:

$$0.84 \times f_1 + 1.44 \times f_2 + 2.16 \times f_3 + 2.4 \times f_4 \geq 170 \quad \text{[kW]}$$

$$1.6 \times f_1 + 1.6 \times f_2 + 1.9 \times f_3 + 1.5 \times f_4 \geq 400 \quad \text{[kW]}$$

$$1 \times f_1 + 0.2 \times f_2 + 0.3 \times f_3 + 0.7 \times f_4 \geq 30 \quad [\text{kW}]$$

$$f_1 \geq 0$$

$$f_2 \geq 0$$

$$f_3 \geq 0$$

$$f_4 \geq 0$$

La solución que arroja cualquier paquete software (Solver Excel®, Lindo®, etc.; aquí se empleó el Solver del Solver Excel®, para Microsoft Office 2003®), es:

FO =Costo Total = 53750 [k\$/año]

$$f_1^{\text{Op}} = 0$$

$$f_2^{\text{Op}} = 250 \text{ [kW]}$$

$$f_3^{\text{Op}} = 0$$

$$f_4^{\text{Op}} = 0$$

Lo cual supone que sólo debe instalarse el alimentador 2, con una capacidad de 250 [kW].

Las restricciones de mínima capacidad de reserva del subsistema de los 4 alimentadores, para cada escenario de demanda, resultaron satisfechas como se indica a continuación:

$$0.84 \times f_1^{\text{Op}} + 1.44 \times f_2^{\text{Op}} + 2.16 \times f_3^{\text{Op}} + 2.4 \times f_4^{\text{Op}} = 360 \geq 170 \text{ [kW]}$$

$$1.6 \times f_1^{\text{Op}} + 1.6 \times f_2^{\text{Op}} + 1.9 \times f_3^{\text{Op}} + 1.5 \times f_4^{\text{Op}} = 400 \geq 400 \text{ [kW]}$$

$$1 \times f_1^{\text{Op}} + 0.2 \times f_2^{\text{Op}} + 0.3 \times f_3^{\text{Op}} + 0.7 \times f_4^{\text{Op}} = 50 \geq 30 \text{ [kW]}$$

Aplicando el Modelo idéntico al de Zimmerman, PLD Simétrico, pero separando la Función Objetivo, definiendo su Función de Pertenencia en términos del intervalo sobre el nivel de aspiración en la minimización de los costos, dados por $[\zeta, \zeta+po]$, pues se trata de una restricción del tipo menor o igual, respecto del resto de las restricciones del tipo mayor o igual, se tienen los siguientes datos:

Máxima Inversión fijada: 59125 [k\$/año]

Relajación definiendo $d1 = \zeta = 52086.31$ [k\$/año], y $po = 7038.69$ [k\$/año]

Relajación para las restricciones:

d2	170
d3	400
d4	30

p2	17
p3	28
p4	12

El modelo pasa a ser planteado de la siguiente manera:

Por una parte, en el intervalo $[\zeta, \zeta+po]$, es determinada la función lineal de satisfacción del objetivo, que no es otra cosa que la función de pertenencia del conjunto difuso asociado a la relajación de la minimización determinística del costo, conforme una holgura po . Se puede plantear gráficamente la situación establecida, y desde allí construir tal función. Entonces:

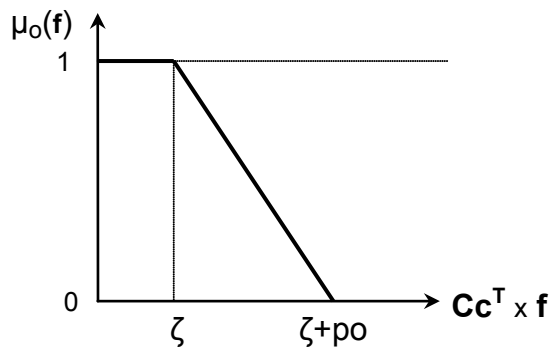
1) Se deberá cumplir que:

$$\mu_o(\mathbf{f}) = 1, \text{ si } \mathbf{C}\mathbf{c}^T \times \mathbf{f} \leq \zeta \tag{A-1}$$

$$\mu_o(\mathbf{f}) \in [1, 0], \text{ si } \zeta < \mathbf{C}\mathbf{c}^T \times \mathbf{f} \leq \zeta+po \tag{A-2}$$

$$\mu_o(\mathbf{f}) = 0, \text{ si } \mathbf{C}\mathbf{c}^T \times \mathbf{f} > \zeta+po \tag{A-3}$$

2) Considerando la expresión (A-2) se tiene la gráfica:



3) Los pares $(\zeta, \mu_o(\zeta)=1)$ y $(\zeta+po, \mu_o(\zeta+po)=0)$ definen la característica lineal de la función de pertenencia asociada al conjunto difuso que modela la satisfacción del objetivo. La recta tendrá como ecuación:

$$\mu_o(\mathbf{f}) - 0 = [(1 - 0)/(\zeta - (\zeta+po))] \times [\mathbf{C}\mathbf{c}^T \times \mathbf{f} - (\zeta+po)] \tag{B-1}$$

o bien:

$$\mu_o(\mathbf{f}) = [-1/po] \times [\mathbf{C}\mathbf{c}^T \times \mathbf{f} - (\zeta+po)] = 1 - [(\mathbf{C}\mathbf{c}^T \times \mathbf{f} - \zeta)]/po \tag{B-2}$$

y vale el siguiente desarrollo:

$$\mu_o(\mathbf{f}) \times po = po - [(\mathbf{C}\mathbf{c}^T \times \mathbf{f} - \zeta)]; (\mathbf{C}\mathbf{c}^T \times \mathbf{f} - \zeta) = po \times (1 - \mu_o(\mathbf{f})) \tag{B-3}$$

4) Introduciendo la variable λ , bajo la condición (III.38), se tiene en (B-3):

$$(\mathbf{C}\mathbf{c}^T \times \mathbf{f} - \zeta) \leq po \times (1 - \lambda) \tag{B-4}$$

pues en el conjunto $\lambda = \text{Min} \{\mu\}$, en $i = 1 \dots m+1$, siendo μ la función de pertenencia genérica tanto para el objetivo como para las m restricciones del

PL, se cumplirá que $\lambda \leq \mu_o(\mathbf{f})$. Esto es así porque al ser λ el Min $\{\mu\}$, ssi ese mínimo lo impone el valor de pertenencia de la función objetivo, entonces valdrá la igualdad en (B-4), pero si lo impone la función de pertenencia de alguna restricción, el segundo miembro de (B-4) será mayor, ya que $\lambda < \mu_o(\mathbf{f})$ y, como consecuencia, $[\rho_o \times (1 - \lambda) > \rho_o \times (1 - \mu_o(\mathbf{f}))]$.

Reordenando (B-4), se obtiene:

$$\mathbf{C}\mathbf{c}^T \times \mathbf{f} \leq \zeta + \rho_o \times (1 - \lambda) \tag{B-5}$$

Por otra parte, se tienen las m restricciones, en general. Para este caso, $m = 3$. En el problema se restringe el espacio de búsqueda de modo tal que siempre la capacidad de reserva de los alimentadores en los tres escenarios, resulte mayor que un cierto valor mínimo, dado por el el vector \mathbf{CR}_m .

Las mismas se relajan, según los valores p_1, p_2 y p_3 anteriores, de manera que la función que medirá la satisfacción de su cumplimiento, tendrá su dominio en el intervalo correspondiente $[d_i - p_i, d_i]$ Esta será la función de pertenencia del conjunto difuso solidario a cada restricción i-ésima, con $i=1..3$. Entonces:

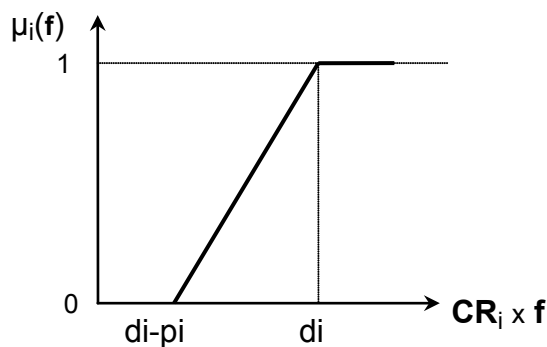
1) Se deberá cumplir que, para $i=1..3$:

$$\mu_i(\mathbf{f}) = 1, \text{ si } \mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} \geq d_i \tag{C-1}$$

$$\mu_i(\mathbf{f}) \in [1, 0], \text{ si } d_i - p_i < \mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} \leq d_i \tag{C-2}$$

$$\mu_i(\mathbf{f}) = 0, \text{ si } \mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} < d_i \tag{C-3}$$

2) Considerando la expresión (C-2) se tiene la gráfica:



3) Los pares $(d_i, \mu_i(d_i)=1)$ y $(d_i - p_i, \mu_i(d_i - p_i)=0)$ definen la característica lineal de la función de pertenencia asociada al conjunto difuso que modela la satisfacción de la restricción i-ésima. La recta tendrá como ecuación:

$$\mu_i(\mathbf{f}) - 0 = [(1 - 0)/(d_i - (d_i - p_i))] \times [\mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} - (d_i - p_i)] \tag{D-1}$$

o bien:

$$\mu_i(\mathbf{f}) = [1/\pi_i] \times [\mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} - (d_i - \pi_i)] = 1 + [(\mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} - d_i)]/\pi_i \quad (\text{D-2})$$

y vale el siguiente desarrollo:

$$\mu_i(\mathbf{f}) \times \pi_i = \pi_i + [(\mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} - d_i)]; (\mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} - d_i) = -\pi_i \times (1 - \mu_i(\mathbf{f})) \rightarrow$$

$$\mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} = d_i - \pi_i \times (1 - \mu_i(\mathbf{f})) \quad (\text{D-3})$$

4) Introduciendo la variable λ , bajo la condición (III.38), se tiene en (D-3):

$$\mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} \geq d_i - \pi_i \times (1 - \lambda) \quad (\text{D-4})$$

en $i=1 \dots m$, con $m=3$, en este ejemplo. Vale una explicación completamente análoga para justificar la introducción de la desigualdad ' \geq ' en (D-4), que la proporcionada para la función objetivo, en (B-4).

Ahora el PLD Simétrico, puede ser planteado según el Principio de Optimización de Bellman-Zadeh, Maximizando la variable auxiliar λ , en el siguiente PL equivalente:

Maximizar λ

Sujeto a:

- 1) $\mathbf{C}\mathbf{c}^T \times \mathbf{f} \leq \zeta + p_o \times (1 - \lambda) \rightarrow$ Restricción correspondiente a la relajación de la FO, conforme el nivel de aspiración ζ y la tolerancia p_o ;
- 2) $\mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} \geq d_i - \pi_i \times (1 - \lambda)$, $i=1 \dots m$ (con $m=3$ en este ejemplo) \rightarrow Restricción correspondiente a la relajación de cada restricción, conforme el nivel su mínimo valor de satisfacción d_i y la tolerancia π_i , correspondientes;
- 3) $\mathbf{f} \geq \mathbf{0}$

Es posible que, si las tolerancias son elevadas, el problema tenga una solución factible que se corresponda con la condición $\lambda > 1$, lo cual debe interpretarse como la *no necesidad de relajar las restricciones o el objetivo, pues el nivel de aspiración propuesto se satisfará de igual manera*. Para ser congruentes con los valores que puede adoptar λ , en $[0, 1]$, aún en esta situación, se incorpora una restricción adicional, que será redundante si las tolerancias no son excesivas:

$$4) \quad \lambda \leq 1$$

Este Modelo, puede ser seguido, con pasos completamente análogos, para el caso de una PLD Simétrica en la cual la desigualdad de la función objetivo es del tipo ' \geq ' y las de las restricciones del tipo ' \leq ', tal como el caso tratado por Zimmermann, presentado al comienzo del presente epígrafe.

Para la aplicación propuesta, y los datos proporcionados, se tiene la formulación:

Maximizar λ

Sujeto a:

$$414 \times f_1 + 215 \times f_2 + 481 \times f_3 + 600 \times f_4 \leq 52086.31 + 7038.69 \times (1 - \lambda)$$

$$0.84 \times f_1 + 1.44 \times f_2 + 2.16 \times f_3 + 2.4 \times f_4 \geq 170 - 17 \times (1 - \lambda)$$

$$1.6 \times f_1 + 1.6 \times f_2 + 1.9 \times f_3 + 1.5 \times f_4 \geq 400 - 28 \times (1 - \lambda)$$

$$1 \times f_1 + 0.2 \times f_2 + 0.3 \times f_3 + 0.7 \times f_4 \geq 30 - 12 \times (1 - \lambda)$$

$$f_1 \geq 0$$

$$f_2 \geq 0$$

$$f_3 \geq 0$$

$$f_4 \geq 0$$

$$\lambda \leq 1$$

Logrando los siguientes resultados:

FO =Costo Total = 53243.73 [k\$/año]

$$f_1^{Op} = 0$$

$$f_2^{Op} = 247.64 \text{ [kW]}$$

$$f_3^{Op} = 0$$

$$f_4^{Op} = 0$$

$$\lambda = 0.8335$$

Es decir que para tal nivel de aspiración en el Costo Mínimo de los Alimentadores, y la Capacidad de Reserva total correspondiente a los tras escenarios planteados, con las tolerancias definidas, la solución óptima supone la construcción de un único Alimentador, 2, cuya capacidad sea 247,64 [kW], satisficiendo la Confluencia de los Conjuntos difusos con un nivel $\lambda = 0.8335$.

Podrían seguirse, por caso, relajando las restricciones mediante el incremento de los π_i , $i=2..4$, y observar cómo λ aumenta.

2.2.2.2.- MODELO DE PLD ASIMÉTRICO O MODELO DE PLD CON FUNCIÓN OBJETIVO RÍGIDA ('CRISP')

Si se tiene el caso en el que la función objetivo FO tenga que ser maximizada o minimizada, entonces se habla de una Función Objetivo Rígida. Si bien las restricciones pueden ser relajadas, y modeladas como se explicó en el epígrafe

anterior, mediante conjuntos difusos, el problema a abordar deja de ser Simétrico. Desde allí su nombre. Se está, entonces, frente a un problema de optimización lineal con FO Rígida y Restricciones total o parcialmente Difusas. La Asimetría es clara puesto que los roles de la FO y de las Restricciones son, ahora, diferentes: Las Restricciones definen el espacio de decisión en forma Rígida o Difusa, en general, mientras que la FO induce un orden de decisión determinístico entre las alternativas.

Por tanto, el enfoque presentado para desarrollar la extensión al dominio difuso de esta modalidad de optimización lineal, no es aplicable.

De modo que para arribar a una solución del PLD Asimétrico, es necesario agregar formalmente el la FO Rígida con Restricciones, en general, Difusas, pues perfectamente pueden integrarse restricciones rígidas, según podrá inferirse, tanto en el Modelo Simétrico como en el Asimétrico.

En tal contexto, se sigue también a Zimerrman, quien propone la determinación de un extremo para la FO Rígida, en un dominio difuso, a efectos de construir una función de pertenencia, correspondiente al conjunto difuso que proporciona una medida del alcance de la meta propuesta (su maximización o minimización, según corresponda).

A los efectos de lograr tal conjunto difuso, se introduce el concepto, propuesto por Zadeh, de Conjunto Maximizante, asociado, en este caso, a la FO. Logrado el mismo, puede simetrizarse el problema conforme los pasos presentados en el epígrafe anterior.

Para proceder operacionalmente en tal sentido, deben presentarse de modo formal los conceptos de Conjunto Maximizante y de Extremos (Absolutos pues, en rigor, la palabra en latín es “Extremum”, puesto que se procuran el Máximo Maximorum o el Mínimo Minimorum, a los cuales se los referirá mediante los acrónimos Sup (Supremun) e Inf (Infrenum).

Típicamente el Extremo de una función $f(x)$, cuando es objeto de una optimización, se corresponde con su valor crítico, x_0 , para el cual $f(x_0)$ es óptima el proceso de decisión correspondiente. A tal punto x_0 se lo llama, por tal razón, “decisión óptima”. Por ello en el enfoque clásico o determinístico, existe una correspondencia única entre el Extremo de la función, y el concepto de decisión óptima en el proceso de toma de decisión analizado. Sin embargo, en los modelos difusos, esta corespondencia única no tiene lugar. En términos de lo que proponen Bellman y Zadeh, en los Modelos de Decisión Difusa, la Decisión Óptima puede ser considerada como un Conjunto Determinístico (Crisp), que contiene aquellos elementos del Conjunto difuso de Decisión que maximizan el grado de pertenencia de la función asociada al mismo.

Desde tal enfoque, Zadeh proporciona la siguiente definición para el Conjunto Maximizante:

Sea f una vunción valuada en reales, en el dominio $X\{x\}$, acotada superiormente mediante el valor $\sup(x)$, e inferiormente mediante $\inf(x)$. Entonces el Conjunto Difuso $\tilde{M} = \{ x, M(x)\}$, con x en $X\{x\}$ y:

$$M(x) = \frac{f(x) - \inf(f(x))}{\sup(f(x)) - \inf(f(x))} \quad (\text{III.41})$$

recibe el nombre de Conjunto Maximizante.

Utilizando este concepto, Werners proporciona una definición más apropiada, a juicio de Zimmermann, para este tipo de PLD, para la función de pertenencia de la Función Objetivo, sustentada en la definición de Conjunto Maximizante, con los cambios que se observan a continuación:

Sea f una función valuada en reales, en el dominio $X\{x\}$ la FO Rígida en un proceso de toma de decisión, R^{\sim} la Región Factible Difusa, $S(R^{\sim})$ el Conjunto Soporte de R^{\sim} , (aquel que en el que se verifica que la función de pertenencia para sus elementos, resulta ≥ 0) y R_1 , un α -corte, tal que $\alpha = 1$, es decir un 1-corte, de R^{\sim} . Entonces la función de pertenencia de la FO (o meta, 'Goal', en idioma inglés), que en el marco de la solución del PLD Asimétrico abordado, está dada por la expresión condicional:

$$G(x) = 1; \quad \text{si } f(x) \geq \sup_{S(R^{\sim})}(f(x)) \quad \text{(III.42)}$$

$$G(x) = \frac{f(x) - \sup_{R_1}(f(x))}{\sup_{S(R^{\sim})}(f(x)) - \sup_{R_1}(f(x))}; \quad \text{si } \sup_{R_1}(f(x)) \leq f(x) \leq \sup_{S(R^{\sim})}(f(x)) \quad \text{(III.43)}$$

$$G(x) = 0; \quad \text{si } f(x) \leq \sup_{R_1}(f(x)) \quad \text{(III.44)}$$

siendo: $\sup_{R_1}(f(x))$ el supremum de $f(x)$ en R_1 (1-corte de la Región Difusa R^{\sim}) y $\sup_{S(R^{\sim})}(f(x))$ el supremum de $f(x)$ sobre $S(R^{\sim})$ (Conjunto Soporte de la Región Difusa R^{\sim}).

Procede una interpretación más clara de estos dos conjuntos, donde son evaluados los Extremos sup referidos: $S(R^{\sim})$ incluye todos los valores posibles en el Conjunto Difuso Soporte, mientras que R_1 incluye sólo aquellos cuya función de pertenencia adopta el valor 1. De manera que $S(R^{\sim})$ supone la Región más amplia posible en el espacio de las restricciones, mientras que R_1 supone la Región más pequeña posible en el mismo espacio. Por otro lado, al ser R_1 un 1-corte, el sup de $f(x)$ allí calculado, coincidirá con el óptimo del Modelo de PL Determinístico, sin relajar el espacio de restricciones. Al contrario, el sup calculado sobre $S(R^{\sim})$, supondrá un valor menor, pues las restricciones han sido relajadas, ampliando su región. En estas aclaraciones estriba la definición operacional para el cálculo de los parámetros de $G(x)$:

$f_1 = \sup_{R_1}(f(x))$ y $f_0 = \sup_{S(R^{\sim})}(f(x))$, transformándose (III.43) en la expresión siguiente:

$$G(x) = \frac{f(x) - f_1}{f_0 - f_1} \quad \text{(III.45)}$$

A partir de estos elementos, se está en condiciones de presentar, formalmente, la formulación y el cálculo auxiliar de los parámetros que definen $G(X)$ en el Modelo de PLD Asimétrica. Continuando con un Caso de Maximización, sujeto

a restricciones del tipo \leq^{\sim} (\leq extendida al dominio difuso), con la adición, para dar mayor generalidad, de un conjunto de restricciones rígidas, se tiene:

1) Formulación del Modelo PLD Asimétrico:

Maximizar

$$f = \mathbf{C}^T \times \mathbf{X} \tag{III.46}$$

Sujeto a:

$$R^{\sim} = \begin{cases} \mathbf{A} \times \mathbf{X} \leq^{\sim} \mathbf{b} \\ \mathbf{D} \times \mathbf{X} \leq \mathbf{b}' \\ \mathbf{X} \geq \mathbf{0} \end{cases} \quad (\text{Restricciones Rígidas agregadas}) \tag{III.47}$$

Nótese como queda, en este caso, definido el espacio difuso de las restricciones, R^{\sim} .

2) Las funciones de pertenencias solidarias a las restricciones difusas, tienen el mismo tratamiento y formulación que el presentado para la PLD Simétrica en el epígrafe anterior. De modo que si se tienen m restricciones, repitiendo por comididad las expresiones obtenidad, vale:

$$\mu_i(\mathbf{X}) = 1, \text{ si } \mathbf{A}_i \times \mathbf{X} \leq b_i \tag{III.48}$$

$$\mu_i(\mathbf{X}) = 1 - \frac{\mathbf{A}_i \times \mathbf{X} - b_i}{p_i}, \text{ si } b_i < \mathbf{A}_i \times \mathbf{X} \leq b_i + p_i; i=1, \dots, m \tag{III.49}$$

$$\mu_i(\mathbf{X}) = 0, \text{ si } \mathbf{A}_i \times \mathbf{X} > b_i + p_i \tag{III.50}$$

donde se sustituye la matriz \mathbf{B}_i por \mathbf{A}_i , y el vector columna \mathbf{d} por \mathbf{b} , puesto que se excluye la función objetivo.

3) Las restricciones rígidas, si existen, son tratadas como tales.

4) Queda pendiente, entonces, el cálculo de los parámetros f_1 y f_0 que definen la función $G(x)$. Por lo dicho respecto a la interpretación de los Extremos f_1 y f_0 , se tienen los siguientes PL Determinísticos:

4-A) PL para determinar f_1 :

Maximizar

$$f = \mathbf{C}^T \times \mathbf{X} \tag{III.51}$$

Sujeto a:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} \times \mathbf{X} &\leq \mathbf{b} \\ \mathbf{D} \times \mathbf{X} &\leq \mathbf{b}' \\ \mathbf{X} &\geq \mathbf{0} \end{aligned} \quad (\text{III.52})$$

y resulta desde aquí $f^{\text{Op}} = f_1 = \sup_{R_1}(f(x))$.

4-B) PL para determinar f_0 : Aquí se relajan las restricciones difusas, según sus tolerancias p_i , con $i = 1 \dots m$, la expresión vectorial del PL resulta:

Maximizar

$$f = \mathbf{C}^T \times \mathbf{X} \quad (\text{III.53})$$

Sujeto a:

$$\begin{aligned} \mathbf{A} \times \mathbf{X} &\leq \mathbf{b} + \mathbf{p} \\ \mathbf{D} \times \mathbf{X} &\leq \mathbf{b}' \\ \mathbf{X} &\geq \mathbf{0} \end{aligned} \quad (\text{III.54})$$

y resulta desde aquí $f^{\text{Op}} = f_0 = \sup_{S(R^{\sim})}(f(x))$.

5) Como el PLD ha sido simetrizado, siguiendo con los desarrollos del epígrafe anterior, introduciendo la variable auxiliar λ , bajo la condición (III.38), y considerando las funciones de pertenencia asociadas a la FO extendida al dominio difuso, $G(X)$, dada por (III.45), y las asociadas a las Restricciones Difusas, dadas por la ecuación (III.49), se obtiene el siguiente PL equivalente para resolver el PLD Asimétrico:

Maximizar λ

Sujeto a:

$$\lambda \times (f_0 - f_1) - \mathbf{C}^T \times \mathbf{X} \leq -f_1 \quad (\text{III.55})$$

$$\lambda \times p_i + \mathbf{A}_i \times \mathbf{X} \leq p_i + b_i; \quad i = 1 \dots m \quad (\text{III.56})$$

$$\mathbf{D} \times \mathbf{X} \leq \mathbf{b}' \quad (\text{III.57})$$

$$\mathbf{X} \geq \mathbf{0}$$

$0 \leq \lambda \leq 1$ (Restricción que se incorpora por lo dicho en el ejemplo del epígrafe anterior, en el que se aplica la PLD Simétrica).

Como ejemplo, considérese el mismo problema planteado en el epígrafe anterior, resuelto con un Modelo de PLD Simétrica, en el que la FO debía ser Minimizada, con restricciones del tipo ' \geq '.

La formulación es idéntica a obtenida en (III.55)- (III.57), sólo que debe respetarse el sentido de la desigualdad de las restricciones y sus extensiones difusas (expresiones utilizadas en el ejemplo resuelto por PLD Simétrica). La diferencia estriba, entonces, en que la FO debe ser minimizada. El Costo Total del Sistema de Alimentadores, cuatro, debe ser mínimo.

No vale, de tal forma, establecer el nivel de aspiración ζ , ni una relajación en su satisfacción, p_0 . Hay que determinar $G(x)$ o, lo que es equivalente, los valores de f_1 y f_0 cuyos significados fueron ya establecidos.

Sin embargo, y por esta razón se proporciona un ejemplo que modele un problema de minimización con restricciones del tipo ' \geq ', existe un cambio en la formulación de la función de pertenencia $G(X)$ asociada a la extensión difusa de la FO. En principio, se habla de mínimo; por consiguiente, f_1 resultará el valor mínimo para la región más estricta, mientras que f_0 resultará en un valor menor aún, porque la región es más amplia debido a la relajación de las restricciones difusas. De modo que $G(X)$ debe ser formulada en los siguientes términos, entendiendo que los Sup (supremum) son los óptimos de $f(x)$ al maximizarla, los óptimos al minimizarla; f_1 y f_0 continúan siendo los óptimos para sendos problemas determinísticos, ahora, de minimización. Sólo se ha extendido la idea de extendida desde el concepto de Conjunto Maximizante, introducida por Werner, a esta formulación del PLD Asimétrico.

Entonces se tendrá el siguiente cambio en la función $G(X)$:

$$G(x) = \frac{f_1 - f(x)}{f_1 - f_0}, \text{ puesto que } G(x) \in [0,1] \text{ si } f_0 \leq f(x) \leq f_1; \text{ dado que se relajan las}$$

restricciones: se tendrá el valor 1 cuando $f(x)$ alcance el mínimo $f_0 < f_1$, y un valor 0 si alcanza f_1 . El razonamiento para sustentar cualitativamente esta idea, es que si las restricciones van a ser relajadas, se espera un costo inferior a f_1 . Por ello es el menos aceptable o no aceptable pues su valor de pertenencia es nulo. La expresión (III.55) se modifica al introducir la variable auxiliar λ , del siguiente modo:

$$\lambda \times (f_1 - f_0) + \mathbf{C}^T \times \mathbf{X} \leq f_1 \quad \text{(III.58)}$$

En cuanto al valor de f_1 , ya se obtuvo al resolver el PL Determinístico. Para no confundir la nomenclatura, pues el vector de capacidades de los alimentadores, variables de decisión del problema, ha sido designado como \mathbf{f} , se referirá este Extremo de la FO como FO1. Análogamente, el Extremo f_0 , será indicado como FO0.

Se obtuvo FO1 = 53750 [k\$/año]. Queda por resolver el PL que proporcionará como resultado, el Extremo FO0.

Para ello, deben ser relajadas, en sus valores de tolerancia p_i , las restricciones de capacidad en cada escenario. La formulación del PL requerido, resulta:

$$\text{Minimizar: } FO = 414 \times f_1 + 215 \times f_2 + 481 \times f_3 + 600 \times f_4 \quad [\text{k\$/año}]$$

Sujeto a:

$$0.84 \times f_1 + 1.44 \times f_2 + 2.16 \times f_3 + 2.4 \times f_4 \geq 170 - 17 \quad [\text{kW}]$$

$$1.6 \times f_1 + 1.6 \times f_2 + 1.9 \times f_3 + 1.5 \times f_4 \geq 400 - 28 \quad [\text{kW}]$$

$$1 \times f_1 + 0.2 \times f_2 + 0.3 \times f_3 + 0.7 \times f_4 \geq 30 - 12 \quad [\text{kW}]$$

$$f_1 \geq 0$$

$$f_2 \geq 0$$

$$f_3 \geq 0$$

$$f_4 \geq 0$$

El resultado es $FO \equiv FO0 = 49987.5$ [k\$/año]

Se está en condiciones de formular el PLD Asimétrico para este problema, simetrizado mediante la introducción de la función de pertenencia de la FO, $G(X)$:

Ahora el PLD Simétrico, puede ser planteado según el Principio de Optimización de Bellman-Zadeh, Maximizando la variable auxiliar λ , en el siguiente PL equivalente:

Maximizar λ

Sujeto a:

$$1) \quad \lambda \times (FO1 - FO0) + \mathbf{C}^T \times \mathbf{X} \leq FO1$$

$$2) \quad \mathbf{CR}_i \times \mathbf{f} \geq di - pi \times (1 - \lambda), i=1\dots m \text{ (con } m=3 \text{ en este ejemplo)}$$

$$3) \quad \mathbf{f} \geq \mathbf{0}$$

$$4) \quad \lambda \leq 1$$

Introduciendo los datos proporcionados, se obtiene:

Maximizar λ

Sujeto a:

$$\lambda \times (53750 - 49987.5) + (414 \times f_1 + 215 \times f_2 + 481 \times f_3 + 600 \times f_4) \leq 53750$$

$$0.84 \times f_1 + 1.44 \times f_2 + 2.16 \times f_3 + 2.4 \times f_4 \geq 170 - 17 \times (1 - \lambda)$$

$$1.6 \times f_1 + 1.6 \times f_2 + 1.9 \times f_3 + 1.5 \times f_4 \geq 400 - 28 \times (1 - \lambda)$$

$$1 \times f_1 + 0.2 \times f_2 + 0.3 \times f_3 + 0.7 \times f_4 \geq 30 - 12 \times (1 - \lambda)$$

$$f_1 \geq 0$$

$$f_2 \geq 0$$

$$f_3 \geq 0$$

$$f_4 \geq 0$$

$$\lambda \leq 1$$

Logrando los siguientes resultados:

FO =Costo Total = 51901.7544 [k\$/año]

$$f_1^{Op} = 0$$

$$f_2^{Op} = 241.40 \text{ [kW]}$$

$$f_3^{Op} = 0$$

$$f_4^{Op} = 0$$

$$\lambda = 0.4912$$

Al observar este resultado, en términos de λ , no parece decir mucho. Sólo resulta en un nivel de satisfacción de la decisión maximizante, que no tiene, a priori, significación alguna. Esto es el alto o bajo? Respecto de qué valor?

En el epígrafe siguiente, y con más detalle, en el epígrafe 4.-, se introduce el concepto de Riesgo Intrínseco asociado a una trayectoria de evolución de un sistema, resultado de una Optimización Dinámica Difusa. A los efectos de aportar a el PLD Asimétrico un significado de mayor utilidad, es procedente vincularlo con tal concepto, anticipándolo brevemente, y extender el modelo propuesto desde las ideas de Werner y Zimmermann.

3.- PROGRAMACIÓN DINÁMICA DIFUSA (PDD)

3.1.- INTRODUCCIÓN

La Técnica PDD está basada en los principios de optimalidad propuestos por Bellman y Dreyfus y Bellman y Zadeh. Requiere la introducción de conjuntos difusos, asociados a los n criterios mediante los cuales se define la aptitud de cierto estado en la evolución del sistema. Los mismos permiten mapear cada variable asociada a los n criterios, en el mismo espacio difuso de decisión. En el modelo propuesto, con este fin, las variables no son integradas en forma directa. Se introduce lo que aquí se referirá como variables de apartamiento. Para cierto criterio A_i , cuya variable asociada asume en cierto estado el valor a_i , la variable de apartamiento respecto de cierto valor de referencia, indicado como $a_{i \text{ ref}}$, queda definida como:

$$u_i = \frac{|a_i - a_{i \text{ ref}}|}{a_{i \text{ ref}}} \quad (\text{III.41})$$

y el correspondiente conjunto difuso $\{A_i\}$, cuya función de pertenencia se indica como $\mu_{\{A_i\}}(u_i)$, estará definido como:

$$\{A_i\} = \sum_{i=1}^n \mu_{\{A_i\}}(u_i) / u_i ; u \in U \quad (III.42)$$

empleando la notación de conjuntos difusos discretos.

Para complementar la técnica PDD, una vez definidos los conjuntos difusos asociados a cada variable de apartamento, se introducen las preferencias entre criterios. Para ello, se considera la técnica de AHP, formando una matriz de preferencias, indicada como MP_A .

Tales preferencias se conforman según la escala de dominancia propuesta por Saaty, donde a_{ij} es un entero positivo en el intervalo [1..10] y $a_{ji} = 1 / a_{ij}$; entonces:

$$MP_A = \begin{pmatrix} 1 & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & 1 & \dots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & 1 \end{pmatrix} \text{ con } \begin{cases} a_{ij} > 0 \forall i, j = \{1 \dots n\} \\ a_{ji} = \frac{1}{a_{ij}} \end{cases} \quad (III.43)$$

El Teorema de Perron garantiza, para tal matriz, la existencia de un autovalor dominante y positivo, λ_P , así como de su correspondiente autovector, V_P , cuyos componentes son también positivos. Ambos elementos son de sustancial importancia para el modelo propuesto en este trabajo. Se cumplirá que:

$$\lambda_P \geq n \quad (III.44)$$

y sólo si la matriz MP_A exhibe preferencias consistentes, resultará:

$$\lambda_P = n \quad (III.45)$$

siendo n el número de criterios. La condición de consistencia establece que:

$$a_{ik} = a_{ij} \times a_{jk} ; \quad \forall i, j, k = 1 \dots n \quad (III.46)$$

La condición (III.44), que sostiene a (III.45), es introducida por el denominado Índice de Consistencia de Saaty, el cual permite ponderar el grado de transitividad entre las preferencias sobre los n criterios para la optimización del sistema. Tal índice es definido como:

$$IC_{\text{Saaty}} = (\lambda_P - n) / (n-1) \quad (III.47)$$

El mismo puede verse demasiado estricto, si el número de criterios resulta: $n > 5$, o poco estricto si: $3 \leq n \leq 5$. Por ello, se introduce una Razón de Consistencia en su reemplazo, definida mediante:

$$RC = IC_{\text{Saaty}} / CCA(n) \quad (III.48)$$

siendo $CCA(n)$ el denominado Coeficiente de Consistencia Aleatoria. De esta manera, las preferencias son consideradas consistentes si se cumple:

$$RC \leq 0.1 \quad (III.49)$$

Por otra parte el autovector de Perron, V_P , asociado a MP_A , satisface el Principio de Composición Jerárquica, definido como:

$$MP_A \times V = c \times V \quad (III.50)$$

$$\text{si } c = \lambda_P \text{ y } V = V_P$$

De manera que V_P resulta ser el Vector de Prioridades en las preferencias, establecidas sobre MP_A , entre los criterios del sistema.

Si su forma de expresión es cambiada a la de Yager, normalizando sus componentes y multiplicándolos por el número n de criterios, se obtiene el denominado Vector de Ponderadores de Yager. El mismo es el que sirve al propósito del modelo desarrollado en este trabajo.

Puede demostrarse fácilmente, que los componentes de este vector de Yager, operan como ponderadores exponenciales de los conjuntos difusos asociados a cada variable de apartamiento (criterio de optimización del sistema). Su efecto es modificar la importancia que cada conjunto difuso tendrá dentro del proceso de toma de decisión. Este aspecto se discutirá en el epígrafe siguiente.

3.2. FORMALIZACIÓN DEL MODELO DE OPTIMIZACIÓN DIFUSA SUSTENTADO EN PDD, CON PONDERACIÓN DE IMPORTANCIA EN LOS CRITERIOS DE OPTIMIZACIÓN

Considérese la transición entre dos etapas $k-1$ y k correspondiente a una dinámica *forward* o hacia adelante. El criterio para arribar óptimamente (entiéndase, del modo más satisfactorio posible) al único estado de la etapa k , es el de $\text{Max} \{ \text{Min} \{ \} \}$ de los valores que adoptan las funciones de pertenencia involucradas. El $\text{Min} \{ \}$ en cada vínculo posible desde cada estado en la etapa $k-1$, y de ellos el $\text{Max} \{ \}$. Este valor indica el nivel de satisfacción al maximizar la decisión adoptada en cuanto a cuál transición seguir. Tal proceso se indica como Principio de Optimalidad de Bellman – Zadeh. Si a cada función de pertenencia $\mu_{\{A_i\}}(u_i)$, se la eleva al exponente dado por el ponderador de Yager

asociado al criterio i , $\left[\mu_{\{A_i\}}(u_i) \right]^{pY_i}$, el efecto sobre el conjunto difuso correspondiente, será una contracción ($pY_i > 1$) o una dilatación ($pY_i < 1$). La contracción realzará la importancia del criterio correspondiente en el proceso de toma de decisión, mientras que la dilatación, la atenuará. Esto es así, porque el operador $\text{Min} \{ \}$, se corresponde con la intersección de los conjuntos difusos, ahora ponderados por el Vector de Yager.

Si la optimización estática de la transición considerada, se extiende entre cada estado $\left[\forall e_j^{k-1} \in E^{k-1} \right]$ y cada estado $\left[\forall e_i^k \in E^k \right]$, donde E^{k-1}, E^k son los Vectores de Estado de las etapas $k-1$ y k , respectivamente, el Modelo Formal de Optimización Difusa puede expresarse como:

$$\mu_D^*(i, k) = \text{Max} \left\{ \text{Min} \left[\forall e_j^{k-1} \in E^{k-1} \left\{ \begin{array}{l} [\mu_{(A1)}(j, k-1); (i, k)]^{pY_1}; \\ [\mu_{(A2)}(j, k-1); (i, k)]^{pY_2}; \dots; \\ [\mu_{(An)}(j, k-1); (i, k)]^{pY_n}; \mu_D^*(j, k-1) \end{array} \right\} \right] \right\} \quad (III.51)$$

$$[\forall e_i^k \in E^k]; k = 1, 2, \dots, N \quad (III.52)$$

sujeto a las restricciones:

- 1) MP_A invariante en T^*
- 2) $\mu_D [T^*] \geq [1 - \Theta_{Ext}]$

para el mediano/corto plazo. El valor de la función de pertenencia es maximizado en el Conjunto Difuso de Decisión, μ_D , para cada estado, sobre un horizonte de N etapas. pY_i , $i = 1 \dots n$, es el ponderador de Yager asociado al criterio i -ésimo; T^* es la trayectoria resultante; $\mu_D [T^*]$ es el nivel de satisfacción obtenido, mientras que el parámetro externamente fijado Θ_{Ext} , recibirá el nombre de Riesgo Extrínseco. Por tal motivo, el valor $1 - \mu_D [T^*]$ resulta ser el Riesgo Intrínseco de la Trayectoria resultante.

La restricción 1) establece que las preferencias (y el vector de ponderadores, consecuentemente) deben permanecer invariables en la optimización.

La restricción 2), se denominará de Riesgo Extrínseco. Supone que sólo serán aceptables aquellas Trayectorias cuyo nivel de satisfacción supere un valor externamente fijado. Si los conjuntos difusos están normalizados, las funciones de pertenencia podrán adoptar valores entre $[0, 1]$. Por lo que Θ_{Ext} deberá fijarse en dicho intervalo. Es claro que aceptar $\mu_D [T^*]$, entraña un riesgo, pues las variables asociadas a los criterios del sistema pueden no adoptar el valor asumido mediante (1). Como este nivel de riesgo sólo depende de la estructura de incertidumbres del sistema, y del proceso de optimización, se lo denomina Intrínseco. Por oposición, al ser externamente fijado, Θ_{Ext} resultará Extrínseco. El vínculo $\mu_D^*(j, k-1) \rightarrow \mu_D^*(i, k)$, constituye la condición dinámica del proceso de optimización.

4.- OPTIMIZACIÓN DINÁMICA DIFUSA/POSIBILÍSTICA (ODP)

4.1.- INTRODUCCIÓN

En el campo del Análisis de Decisión, la *Programación Dinámica Clásica*, basada en el Principio de Optimalidad de Bellman exhibe una variante para el tratamiento de las incertidumbres del sistema en estudio, plausibles de clasificarse como estocásticas. Se conciben entonces, bajo la misma idea, dos estrategias operativamente similares de solución (determinística y estocástica) conforme resulte el Universo de Decisión que, quien toma decisiones, pueda eventualmente enfrentar.

Para aquellas incertidumbres que no presenten *características estocásticas* y que, en consecuencia, deban asimilarse como *borrosidades (fuzziness)*, puede considerarse una variante a través del llamado Principio de Optimalidad de Bellman-Zadeh. Se concibe así la denominada (tradicionalmente) *Programación Dinámica Difusa (PDD)*. En ésta, tanto las *Restricciones* como la *Función Objetivo* son modeladas mediante *Conjuntos Difusos*. De este modo el problema de optimización consiste en determinar *la Decisión Maximizante sobre el conjunto conformado por la intersección -“Confluencia”, en un sentido más general - de los Objetivos y las Restricciones difusas*; conjunto, por tal motivo, denominado de *Decisión Difusa*.

La PDD requiere, entonces, de un conjunto de *variantes discretas* cuyos valores asociados a cada criterio-restricción, a través de sus correspondientes *funciones de pertenencia*, son mapeados sobre los *conjuntos difusos Objetivo-Restricciones*. El resultado implica *evolucionar* según una *Trayectoria Óptima*, conformada bajo la premisa de *que todo estado óptimo de la misma, se deduce de aquella variante a la que le corresponde el valor máximo de pertenencia en el Conjunto Difuso de Decisión*. Adicionalmente, el tomador de decisiones puede introducir una valoración en la importancia relativa de tales criterios-restricciones. Entre los métodos vinculados a este procedimiento, se destaca, por su utilidad específica sobre los dos aspectos complejos referidos, el de los Ponderadores Exponenciales de Yager. Estos modifican cada función de pertenencia conforme la importancia del criterio-restricción, alterando su participación en la “Confluencia” referida. Con ello se impacta convenientemente sobre la Decisión Maximizante.

Tanto desde el campo de aplicación propuesto, como desde los esquemas regulatorios pertinentes, se sostiene la hipótesis de que para cada criterio-restricción del problema existe una valoración originada en su *costo de oportunidad*³. En tal contexto, la PDD presenta dos dificultades principales:

a) Genera una *Trayectoria discreta de evolución*, sobre un *espacio de estados determinístico*. De esta manera se “desvanecen” las incertidumbres imposibilitando su propagación en la dinámica del sistema. Este aspecto es de suma importancia cuando se pretende evaluar el impacto que las incertidumbres de la estrategia óptima resultante, tienen sobre algún proceso de cálculo ulterior. Por ejemplo, el caso concreto de asignar los costos vinculados al plan físico de expansión de un SDEE, basado en tal estrategia, con propósitos tarifarios;

b) Existe una *consideración implícita del riesgo* en las decisiones adoptadas, definiendo *a priori* un orden de importancia en los criterios-restricciones que se integran en la función objetivo - constituida por la función de pertenencia del conjunto de decisión. Siguiendo el procedimiento descrito, tal propósito se alcanza mediante *una ponderación subjetiva* de cada conjunto difuso por parte del planificador. Sería más útil contar con una *medida de riesgo explícita*. Su

³ Desde el Paradigma Económico Neo-Clásico, un costo de oportunidad de un bien o servicio, refiere al valor de la mejor alternativa no aprovechada, y su sustento deviene del Principio de Escasez aplicado a la dotación de recursos disponibles.

naturaleza se vincularía a la *estructura de incertidumbres* inherente al sistema y no a la *aversión o propensión al riesgo* que el tomador de decisiones manifieste *implícitamente* mediante aquel proceder.

Tales limitaciones sugieren la exploración de un modelo de optimización diferente, bajo la hipótesis de que los criterios-restricciones, aún con incertidumbres, cuenten con valores expresados según sus costos económicos (o de oportunidad). Conforme los aspectos complejos a tratar, arriba mencionados, el modelo propuesto *persigue dos objetivos*:

- a) Dar tratamiento a las incertidumbres inherentes al sistema, preservando el impacto que las mismas puedan producir en cálculos ulteriores a la obtención de la estrategia de expansión. Particularmente, la asignación de costos con propósitos tarifarios;
- b) Obtener una medida del riesgo que permita acotar el mérito de la estrategia de expansión seleccionada, la cual resultará una *trayectoria difusa*, en lugar de *determinística*.

En el núcleo de este modelo persisten los elementos básicos de la PDD (Conjuntos Difusos y el Principio de Optimalidad de Bellman), pero se integran de un modo diferente. Asimismo, son incorporados otros elementos cuyos conceptos se presentarán a lo largo de los desarrollos siguientes.

4.2.- CARACTERIZACIÓN DEL MODELO ODP

4.2.1.- OBJETO DEL MODELO

El modelo de optimización propuesto, se centra en obtener una estrategia de expansión para el sistema en estudio, sin las dos limitaciones referidas en el apartado anterior. Fundamentalmente, interesa la idea de que la *trayectoria solución* sea conducida por un cierto *nivel de riesgo* (entendido como un α -corte del Conjunto Difuso de Decisión), por debajo del cual *no pueda sostenerse como aceptable*. Para ello, es aplicada una técnica de Programación Dinámica, donde las incertidumbres (borrosidades) del Sistema son representadas bajo la forma de números difusos. De este modo, se persigue una Maximización/Minimización de una Función Objetivo que resultará difusa a raíz de su dependencia de variables difusas, hecho sustentado analíticamente a partir del Principio de Extensión, formulado por Zadeh y Dubois y Prade. La expresión matemática que gobierna la Estrategia de Optimización, resulta, entonces, una forma del Principio de Optimalidad de Bellman extendido al dominio difuso.

Para su desarrollo, se requiere presentar algunos conceptos en el marco de la Teoría de Decisión sobre *alternativas valuadas en números difusos*. Cabe destacar que serán empleados los términos *conjunto* y *número difuso* indistintamente. En rigor, el segundo es un caso particular del primero: un *número difuso* es definido como un *conjunto difuso normal* (máximo valor de la función de pertenencia igual a la unidad) y *convexo*.

4.2.2.- EL PROBLEMA DE LA COMPARACIÓN ENTRE NÚMEROS DIFUSOS

Antes de avanzar, en el contexto del presente modelo se referirá como *alternativas*, a las opciones que suponen una *comparación estática*. Para el caso de *comparaciones estáticas con un vínculo dinámico*, se hablará de *variantes*, siendo la trayectoria resultante del proceso de decisión, una *alternativa*. En este apartado se hablará de *comparaciones estáticas*.

Si se asume que las alternativas en un proceso de decisión son valuadas, a los efectos de preservar las incertidumbres, mediante números difusos, un primer problema es establecer una forma de *comparar* - para poder optar según el mérito resultante.

Considérense dos Números Difusos $A^{\sim} = A(\alpha)$ y $B^{\sim} = B(\alpha)$, definidos como sugieren, mediante el *acoplamiento* de un *segmento de confianza* (expresado entre corchetes) y un *nivel de presunción* (variable α o α -corte), indicando los subíndices 1 y 2 el extremo *inferior* y *superior*, respectivamente, de tal segmento:

$$\forall \alpha \in [0,1], A^{\sim} = [a_1(\alpha), a_2(\alpha)] \text{ y } B^{\sim} = [b_1(\alpha), b_2(\alpha)] \quad (III.53)$$

Entonces, en cuanto al *ordenamiento* de estos números difusos, puede decirse que:

$$A^{\sim} \leq B^{\sim}, \text{ si: } \forall \alpha \in [0,1], a_1(\alpha) \leq b_1(\alpha) \text{ y } a_2(\alpha) \leq b_2(\alpha) \quad (III.53)$$

$$A^{\sim} \geq B^{\sim}, \text{ si: } \forall \alpha \in [0,1], a_1(\alpha) \geq b_1(\alpha) \text{ y } a_2(\alpha) \geq b_2(\alpha) \quad (III.54)$$

Es claro que si (2) o (3) no se satisfacen, los números difusos A^{\sim} y B^{\sim} *no resultan comparables*. Se concluye así en que los números difusos *no presentan una estructura de orden total, sino parcial*.

Por otra parte, sean los Operadores \wedge y \vee , con la siguiente significación:

$$a \wedge b = \text{Min}(a, b) = \{a, \text{ si } a \leq b; b, \text{ si } b \leq a\} \quad (III.55)$$

$$a \vee b = \text{Max}(a, b) = \{a, \text{ si } a \geq b; b, \text{ si } b \geq a\} \quad (III.56)$$

Los mismos pueden ser *extendidos al dominio difuso*, conduciendo a las expresiones ($\langle \wedge \rangle$ y $\langle \vee \rangle$) son los *operadores extendidos*):

$$\forall \alpha \in [0,1], A^{\sim} = [a_1(\alpha), a_2(\alpha)] \text{ y } B^{\sim} = [b_1(\alpha), b_2(\alpha)]:$$

$$A^{\sim} \langle \wedge \rangle B^{\sim} = [a_1(\alpha), a_2(\alpha)] \langle \wedge \rangle [b_1(\alpha), b_2(\alpha)] = [a_1(\alpha) \wedge b_1(\alpha), a_2(\alpha) \wedge b_2(\alpha)] \quad (III.57)$$

$$A^{\sim} \langle \vee \rangle B^{\sim} = [a_1(\alpha), a_2(\alpha)] \langle \vee \rangle [b_1(\alpha), b_2(\alpha)] = [a_1(\alpha) \vee b_1(\alpha), a_2(\alpha) \vee b_2(\alpha)] \quad (III.58)$$

La expresión (III.57) representa el Mínimo Difuso de \tilde{A} y \tilde{B} , mientras que la (III.58) representa el Máximo Difuso de \tilde{A} y \tilde{B} . Estas definiciones resultan en una *fusión* entre ambos números, compuesta por secciones de uno y otro. Por caso, en la FIGURA 1, se representa el Máximo Difuso de dos números difusos de forma *triangular* (NDT), \tilde{A} y \tilde{B} . Ambos números responden a la definición de NDT (Valor Central, Desvío a Izquierda, Desvío a Derecha):

$$\tilde{A} = (a, \delta_{1A}, \delta_{2A}); \tilde{B} = (b, \delta_{1B}, \delta_{2B}).$$

Esta idea de Máximo (o Mínimo), no resulta de utilidad para establecer un *ordenamiento de preferencias*, ya que se desvanece la representatividad que cada número difuso tiene respecto de la alternativa que lo generó. Dicho de otra manera: se debe preferir \tilde{A} sobre \tilde{B} ó bien \tilde{B} sobre \tilde{A} , en sentido amplio, pero no una “fusión” de ambas alternativas. Y también es claro que un *ordenamiento de preferencias* constituye la base de toda comparación.

4.2.3.- ORDENAMIENTO LINEAL DE NÚMEROS DIFUSOS A PARTIR DEL COLAPSO DE SU FUNCIÓN DE PERTENENCIA

La determinación de un *ordenamiento total* de números difusos sin que pierdan su esencia, resulta un problema. Es posible emplear un reduccionismo, muy frecuente de observar en las aplicaciones de Lógica Difusa en Teoría de Control. En tal ámbito tiene sentido, pero en el contexto definido para el modelo resulta impropio (al menos, como se verá luego, en forma *directa*). Tal reduccionismo supone adoptar un número (determinístico) como representativo de una Distribución de Posibilidades, ya un número difuso puede así ser considerado. La *reducción de una función a un número*, se refiere en este contexto como *colapso* de la misma. En Teoría de Control, la *reducción de un número difuso a un número determinístico*, se denomina *desborrosificación*. Para el modelo propuesto, se prefiere utilizar el término *colapso*. El mismo está inspirado en la mecánica cuántica, cuando habla del *colapso de una función de onda*, puesto que, en última instancia, este reduccionismo supone la pérdida completa de la información que la función lleva consigo. En el caso de las variables del modelo propuesto, *supone la pérdida de la incertidumbre en sus valores*, que, como se dijo, intenta ser preservada. El *orden lineal*, de este modo, se *sustenta en los colapsos de los números difusos*.

Existen diferentes métodos para *colapsar* (*desborrosificar*) una función de pertenencia de un conjunto difuso. Se mencionan los más empleados: a) Removal (Rem), b) Total Distance Criterion (TDC), c) Center of Mass (CM) y d) Generalized Hurwicz Criterion (GHC).

4.2.4.- COMPARACIÓN PARCIAL DE ALTERNATIVAS VALUADAS EN NÚMEROS DIFUSOS. CONCEPTO DE RIESGO INTRÍNSECO

A partir de lo dicho, se *propone para el modelo que dos alternativas valuadas en números difusos se comparen parcialmente*. Esto significa *limitar la alternativa dominante, conforme la característica funcional de los conjuntos*

difusos que son comparados. Se evita así la pérdida de individualidad respecto de las alternativas que representan. Esto requiere, como condición necesaria, que las expresiones (III.53) y (III.54) sean siempre satisfechas, dependiendo del contexto del problema (minimización o maximización). Pero ello no constituye una condición suficiente. Para aclarar este concepto, y sus implicancias, considérese la FIGURA 2. En la misma se representan dos NDT, A^{\sim} y B^{\sim} . Sin pérdida de generalidad, se han adoptado estas formas (NDT) por simplicidad en el desarrollo. La primer implicancia es que, suponiendo un contexto de minimización, la expresión (III.53), $A^{\sim} \leq B^{\sim}$, se satisface siempre que se cumpla $\alpha \geq \alpha_p$ (condición necesaria). Sin embargo, tal situación no garantiza la dominancia de la alternativa A sobre la B. Para ello, se requiere un nivel de certidumbre $\alpha_c > \alpha_p$, tal que no sólo se satisfaga (III.53), sino que la alternativa A domine a la B de manera incontestable (sean cuales fueren las ocurrencias en los valores de $A(\alpha)$ y $B(\alpha)$). Esto es (condición suficiente):

$$A(\alpha \geq \alpha_c) \leq B(\alpha \geq \alpha_c) \Rightarrow \text{Min}(A^{\sim}_{\alpha_c}, B^{\sim}_{\alpha_c}) = A^{\sim} \quad (\text{III.59})$$

Se infiere, fácilmente, la expresión de estructura según (8) para un contexto de maximización.

La segunda implicancia, se refiere al carácter que le puede ser conferido al nivel de certidumbre α_c . Para niveles más bajos, $\alpha < \alpha_c$, se observa (FIGURA 2) que pueden existir ocurrencias en los valores de $A(\alpha)$ y $B(\alpha)$, tales que satisfagan o no la expresión (III.59) (o su correlato en un contexto de maximización). Esta condición, de persistir en la dominancia de la alternativa A sobre la B, entraña un riesgo para el tomador de decisiones. De manera que el nivel de certidumbre α_c tiene un carácter umbral de satisfacción para, por caso, (8). Por ello, puede interpretarse como una definición operacional de riesgo, en el proceso de comparación parcial propuesto. Se lo denominará Umbral de Riesgo Intrínseco, ya que sólo depende de la estructura de incertidumbres inherente al modelo y no de factores externos (algún ponderador, como ocurre en el criterio de colapso GHC, por ejemplo). Por simplicidad se lo referirá, en los cálculos, simplemente como Riesgo Intrínseco, Θ_i :

$$\Theta_i = \alpha_c \quad (\text{III.60})$$

Así, Toda comparación parcial de alternativas valuadas en números difusos, estará acotada por un Umbral de Riesgo Intrínseco, $0 \leq \Theta_i = \alpha_c \leq 1$.

4.5. ORDENAMIENTO LINEAL DE DECISIONES VALUADAS EN NÚMEROS DIFUSOS. EL CRITERIO DEL MÍNIMO COLAPSO DE ARREPENTIMIENTOS DIFUSOS

Un aspecto que contempla el modelo propuesto, consiste en establecer una clara diferencia entre *decisiones sobre números difusos* y *decisiones sobre alternativas valuadas en números difusos*. Esta diferencia es enfatizada por lo siguiente: si se intenta establecer una *escala de preferencias entre números difusos, omitiendo la pérdida de incertidumbre*, entonces puede emplearse

alguno de los *criterios de colapso* mencionados. Pero si se trata de establecer una *escala de preferencias entre alternativas valuadas sobre números difusos*, en procesos vinculados a la toma de decisiones, la solución requerida es más compleja. En efecto, debería ser considerada *una medida de arrepentimiento por haber escogido, de entre varias, una determinada alternativa en lugar de la que resulte mejor*.

El concepto de *Arrepentimiento Difuso*, es de interés en los contextos de la ODP. El desarrollo se sintetiza a continuación: si un cierto futuro (escenario), k , fuese conocido anticipadamente (sin incertidumbres), se estaría en *condiciones teóricas* para seleccionar una alternativa óptima, tal que *minimice*, por caso, una función de costo $f_{c,k}$. Al valor resultante se lo indica como $f_{c,k}^{Op}$. Este valor recibe el nombre de *óptimo condicional*.

Si se seleccionase una alternativa i , diferente de la *óptima condicional*, entonces el *arrepentimiento determinístico* (no hay incertidumbres), resultará:

$$R_{i,k} = r(f_{c,i} - f_{c,k}^{Op}) \tag{III.61}$$

donde r es una función cualquiera que intente ponderar la importancia de la diferencia en la elección. Considerando el caso más simple, r es *lineal*, se tiene:

$$R_{i,k} = f_{c,i} - f_{c,k}^{Op} \tag{III.62}$$

Si fueran contempladas las incertidumbres, valuando las alternativas en números difusos y suponiendo que se dispone del mismo *óptimo condicional*, (11) puede *extenderse al dominio difuso*:

$$\tilde{R}_{i,k} = \tilde{f}_{c,i} \langle - \rangle \tilde{f}_{c,k}^{Op} \tag{III.63}$$

donde: $\langle - \rangle$ representa la *sustracción extendida*.

Supóngase, sin pérdida de generalidad, un *contexto de minimización* de la función de costo referida. Los valores que interesan en (III.63) son los *positivos*. Para tal contexto, los resultados *negativos* y *cero* implican *ausencia de arrepentimiento* en la decisión adoptada/alternativa seleccionada.

Una situación más general, correspondería a un proceso de decisión entre dos alternativas, A y B , para las cuales *no se conoce el óptimo condicional*. Deben calcularse entonces, *dos arrepentimientos* (en el dominio difuso), donde $\tilde{A} \tilde{|} \tilde{B}$ *significa preferir la alternativa A en lugar de la B*:

$$\tilde{R}[\tilde{A} \tilde{|} \tilde{B}] = \tilde{A} \langle - \rangle \tilde{B} \tag{III.64}$$

$$\tilde{R}[\tilde{B} \tilde{|} \tilde{A}] = \tilde{B} \langle - \rangle \tilde{A} \tag{III.65}$$

y escoger aquella alternativa que arroje el menor. Las expresión conforme las operaciones definidas entre números difusos, resulta:

$$\forall \alpha \in [0,1], \tilde{A} = [a_1(\alpha), a_2(\alpha)] \text{ y } \tilde{B} = [b_1(\alpha), b_2(\alpha)]:$$

$$R^{\sim}[A^{\sim}|B^{\sim}] = \{ \text{Max} [0 ; (a_1(\alpha) - b_2(\alpha))] ; \text{Max} [0 ; (a_2(\alpha) - b_1(\alpha))] \} \quad (\text{III.66})$$

definición que respeta la *sustracción* de dos números *extendida* al dominio difuso, ignorando valores positivos.

En la FIGURA 3 se representan dos NDT A^{\sim} y B^{\sim} y los *arrepentimientos difusos* $R^{\sim}[A^{\sim}|B^{\sim}]$ y $R^{\sim}[B^{\sim}|A^{\sim}]$, calculados según la formulación dada.

El concepto de *arrepentimiento difuso* así entendido, se introduce en el modelo ante situaciones en las que el *riesgo intrínseco* de la *comparación parcial* resulta tan elevado, que es preferible ignorar una de las dos alternativas que se comparan. Por *ignorar* debe entenderse *eliminar la alternativa que exhibe el mayor arrepentimiento del espectro de opciones*.

En la FIGURA 3, si el riesgo intrínseco de la comparación parcial resultase inadmisibles, entonces se aplicaría este *nuevo criterio*: 1) se calculan los *arrepentimientos difusos*; 2) se *colapsan* según alguno de los criterios presentados, y 3) se *comparan los números colapsados*, eliminando del espectro de opciones la alternativa correspondiente al mayor.

Siguiendo este orden y empleando el criterio de colapso Rem, definido para un NDT como:

$$\text{Rem}(Z^{\sim}) = z + \frac{1}{2} \times \left[\int_z^{z_2} R(z) dz + \int_z^{z_1} L(z) dz \right] \quad (\text{III.67})$$

donde: $L(z)$ y $R(z)$ son las *funciones de pertenencia a izquierda y derecha*, respectivamente, del valor *más verosímil*, z (abscisa del vértice de cada triángulo); z_1 y z_2 son los valores 0 de estas funciones. Se tiene, entonces, para los pasos propuestos (contexto de *minimización*) que:

- 1) Los números difusos resultantes, se observan en la FIGURA 3;
- 2) Resulta $\text{Rem}\{R^{\sim}[A^{\sim}|B^{\sim}]\} = 2.847$; $\text{Rem}\{R^{\sim}[B^{\sim}|A^{\sim}]\} = 2.347$;
- 3) Se elimina la alternativa A (se considera dominante a la B).

Entonces: *cuando la comparación parcial exhibe un nivel de riesgo intrínseco inadmisibles, la preferencia entre dos alternativas es establecida mediante un criterio complementario. Este Criterio del Mínimo Colapso de los Arrepentimientos Difusos (MCRD), (de los números difusos en los que las alternativas son valuadas), define cuál alternativa resulta dominante según el contexto de selección (minimización o maximización).*

Dado un conjunto de varias alternativas valuadas en números difusos, el criterio propuesto se aplica considerándolas *de a pares*. A tal efecto, pueden comprobarse las siguientes propiedades:

a) Existe *transitividad entre los colapsos de los arrepentimientos difusos*: Sean A, B, y C tres alternativas valuadas según los números difusos **A**, **B** y **C**, correspondientemente. Sea C_{pso}, cualquier criterio de los referidos en 2.3. Entonces: si $C_{pso} \{R[A|B]\} \leq C_{pso} \{R[B|A]\}$ y $C_{pso} \{R[B|C]\} \leq C_{pso} \{R[C|B]\} \Rightarrow C_{pso} \{R[A|C]\} \leq C_{pso} \{R[C|A]\}$ (si A es preferible a B y B lo es a C, entonces A lo es a C);

b) La *transitividad no depende ni de la función de pertenencia del número difuso, ni del criterio de colapso empleado*. Es claro que el criterio, una vez seleccionado, *debe ser único*.

Se conforma, entonces, un *ordenamiento lineal de preferencias entre alternativas valuadas en números difusos*, a través del criterio MCRD.

4.2.6.- DINÁMICA DEL MODELO. EXTENSIÓN DEL PRINCIPIO DE OPTIMALIDAD DE BELLMAN AL DOMINIO DIFUSO

La Programación Dinámica es una técnica de optimización muy conocida en el ámbito de la investigación operativa. En su formulación *clásica* o *tradicional*, se fundamenta en el denominado Principio de Optimalidad de Bellman, el cual requiere considerar al problema abordado, como un proceso de decisión Multi-Etapa, en el que la política óptima es determinada recursivamente. Formalmente, este principio puede enunciarse del siguiente modo:

Supuesto el problema abordado divisible en etapas, el valor de la *función a optimizar* (Función Objetivo) correspondiente a la vinculación entre un estado j de la etapa k y un estado i de la etapa k-1, *depende únicamente del valor de la función en el estado i y del valor correspondiente a la variación de la función entre ambos estados* (j de la etapa k ; i de la etapa k-1). Esta variación, en un *contexto de minimización*, suele ser referida como *costo* (en sentido lato) de *transición* entre ambos estados de sendas etapas.

De manera que el *principio de optimalidad*, está gobernado por la siguiente expresión:

$$f^*(j, k) = \text{Opt} \left\{ f^*(i, k-1) + C_{tr} \left(i^{k-1}, j^k \right) \right\}; \{ \forall i = 1..n \in (k-1) \} \quad (\text{III.68})$$

donde: Opt: Óptimo (Mínimo – Máximo, según el problema); f*: Valor Óptimo de la Función Objetivo f en el estado y etapa considerados; (j, k): estado j correspondiente a la etapa k; (i, k-1): estado i correspondiente a la etapa k-1; C_{tr}: variación de la función f entre los estados (i, k-1) y (j, k) - Costo de Transición entre ambos estados de sendas etapas en un contexto de *minimización*.

Esta formulación puede ser extendida al dominio difuso porque el *principio de extensión* para las operaciones algebraicas involucradas (III.68), resulta aplicable. En efecto, se trata de la *adición* e, implícitamente, de la *sustracción* que tiene lugar al comparar, en *contextos de minimización*, las transiciones desde el estado i de la etapa (k-1), al j de la etapa k (supuesta una dinámica “hacia delante”: (k-1) → k). Por otra parte, como se dijo, en términos dinámicos

se habla de *variantes valuadas en números difusos*. La *alternativa* resultará de la política de evolución óptima.

De modo que, fijando un *contexto de minimización*, puede proponerse la siguiente forma del Principio de Optimalidad de Bellman Extendido:

$$f^*(j,k)_{\Theta_i} = \text{Min} \left\{ f^*(i,k-1) \langle + \rangle C_{tr}^* \left(i^{k-1}, j^k \right) \right\}_{\Theta_i}, \{ \forall i \in (k-1) \} \quad (III.69)$$

siendo: $f^*(i,k-1)$, $C_{tr}^* \left(i^{k-1}, j^k \right)$ y $f^*(j,k)$ números difusos; las comparaciones respectivas *parciales* y, por tanto, acotadas según un *riesgo intrínseco* $\Theta_i(j,k) = \text{Max} \left\{ \Theta_i \left[f^*(i,k-1) \right]; \Theta_i \left[C_{tr}^* \left(i^{k-1}, j^k \right) \right] \right\}$ (el *mayor* de los riesgos intrínsecos de los operandos); y $\langle + \rangle$ la *adición extendida*.

El *espacio de búsqueda* donde tal *dinámica difusa* será aplicada, resultará dividido en N etapas, cada una de las cuales exhibirá *variantes (estados) valuadas en números difusos*, generados por aplicación de (III.69). La *variante óptima* en cada etapa, tendrá una *dominancia acotada por cierto umbral de riesgo intrínseco* Θ_i . Como la trayectoria de evolución se obtiene recursivamente, *a partir del conjunto ordenado de las variantes óptimas por etapa*, e_k^* , su *riesgo intrínseco asociado resultará el mayor de los riesgos intrínsecos obtenidos en cada* e_k^* . Se lo indicará como Θ_i^T :

$$\Theta_i^T = \text{Max} \left\{ \Theta_i \left(e_k^* \right) \right\}; \forall k = 1..N \quad (III.70)$$

4.2.7.- INTRODUCCIÓN FORMAL DEL CRITERIO DEL MÍNIMO COLAPSO DE LOS ARREPENTIMIENTOS DIFUSOS: LA RESTRICCIÓN DE RIESGO EXTRÍNSECO Y EL CONCEPTO DE SORPRESA

Al presentar el criterio MCRD, se habló de emplearlo complementariamente a las comparaciones parciales, cuando el riesgo intrínseco resulta inadmisibile. Este hecho se introduce formalmente en el modelo, mediante una restricción que establezca, cuantitativamente, cuál es la *propensión al riesgo* del tomador de decisiones. Se aceptarán, entonces, *trayectorias solución que exhiban un riesgo intrínseco menor o igual al impuesto externamente*. Este *umbral externo y su restricción asociada, se denominarán de Riesgo Extrínseco*, Θ_{ex}^T . Se deberá cumplir:

$$\Theta_i^T = \text{Max} \left\{ \Theta_i \left(e_k^* \right) \right\} \leq \Theta_{ex}^T; \quad \forall k = 1..N \quad (III.71)$$

Si no se satisface (III.71), se procede de la siguiente forma: 1) Se identifica cuál es estado óptimo, e_k^* , que impone el Θ_i^T . Tal estado se referirá como *estado crítico*, $e_{k,Crit}^*$ y la *comparación parcial* correspondiente, como *comparación parcial crítica*; 2) Se aplica el criterio MCRD, eliminando aquella variante de mayor arrepentimiento en la *comparación parcial crítica* (que condujo a $e_{k,Crit}^*$);

3) Se observa el conjunto modificado $\{\Theta_i(e_k^*)\} \forall k = 1..N$, verificando, nuevamente, si se satisface (III.71). De no cumplirse, se repite el procedimiento desde 1). Al riesgo intrínseco así obtenido, luego de n eliminaciones de variantes óptimas por MCRD, se lo referirá como riesgo intrínseco de n-ésima opción, $\Theta_{i,n}^T$. De manera que $\Theta_{i,0}^T \equiv \Theta_i^T$.

Cada aplicación del criterio MCRD, si bien disminuye el riesgo intrínseco de la trayectoria solución, implica una pérdida. La misma se relaciona con el rechazo de cierta variante para la cual, de ocurrir valores por debajo del nivel de riesgo $\Theta_{i,n}^T$, podrían haber resultado costos de transición menores. Una medida de tal pérdida, la constituye el colapso del arrepentimiento originado en la preferencia de la variante rechazada, sobre la comparación parcial crítica. Considérese dos variantes V_1 y V_2 , valuadas en los números difusos V_1 y V_2 , correspondientemente, sobre las que se define cierta comparación parcial crítica. Si V_1 y V_2 definen $e_{k,Crit}^*$ con un cierto riesgo intrínseco de j-ésima opción, $\Theta_{i,j}^T$, y V_1 resulta preferible a V_2 por aplicación del criterio MCRD, entonces $Cpso\{R[V_1|V_2,]\} \leq Cpso\{R[V_2,|V_1]\}$. Por lo que la pérdida en cuestión, estará dada por $Cpso\{R[V_2,|V_1]\}$. Este valor, será referido en el modelo como Sorpresa, S. Generalizando:

Si $(V_1, V_2) \equiv e_{k,Crit}^*$ con riesgo intrínseco de j-ésima opción, $\Theta_{i,j}^T$, entonces:

$$S_j^T = Cpso\{R[V_2,|V_1]\} \tag{III.72}$$

y la Sorpresa total o acumulada (o intrínseca) para la trayectoria finalmente admitida como solución, con un riesgo intrínseco $\Theta_{i,n}^T$, será:

$$S_n^T = \sum_{j=0}^n S_j^T \tag{III.73}$$

Cada Trayectoria o Solución Dinámica, tendrá asociado, como medida de mérito, el siguiente Vector de Aceptación:

$$[T^S] = \begin{bmatrix} \Theta_{i,n}^T \\ S_n^T \end{bmatrix} \tag{III.74}$$

4.2.8.- PROPAGACIÓN DE INCERTIDUMBRES EN LA DINÁMICA DEL MODELO

La representación de incertidumbres mediante distribuciones de posibilidad asociadas a cada variable difusa, requiere de especial cuidado en su tratamiento operacional (operaciones algebraicas extendidas). En este modelo en particular, se tendrán dos situaciones que requerirán de tal cuidado, a

efectos de no generar una propagación de incertidumbres mayor que la real. Son descriptas a continuación.

4.2.8.1.- VARIANTES CON INCERTIDUMBRES ACOPLADAS DINÁMICAMENTE. RIESGO INTRÍNSECO APARENTE Y REAL

Al emplear el *principio de optimalidad extendido*, se presentará, en general, una situación que debe tratarse especialmente. En cierta etapa del proceso de decisión, puede que dos variantes, cuyos valores difusos están siendo comparados, provengan de la misma variante óptima de la etapa precedente. La FIGURA 4 representa esta situación. En la parte (a), se representa como desde la variante común A, sobre la que se define cierto estado óptimo de etapa, se conciben dos nuevas variantes, B y C, cuyos números difusos deben ser sometidos a una *comparación parcial*. En la parte (b), se presenta el NDT, **A**, y la *comparación parcial*, dando lugar a un *riesgo intrínseco* indicado como α_c . Esta comparación, considera doblemente las incertidumbres que aporta **A**, puesto que se han acoplado dinámicamente, al formarse **B** y **C**. En la parte (c), se calcula el *riesgo intrínseco desacoplando la incertidumbre de A*, el cual resulta de la comparación entre $\mathbf{B}' = \mathbf{F}_1^*$ y $\mathbf{C}' = \mathbf{F}_2^*$. Así se obtiene el nuevo *riesgo intrínseco*, indicado como $\alpha_c^d < \alpha_c$.

Este procedimiento debe ser extendido a todos los estados e_k^* , para lo cual se requiere que el método recursivo, solidario al principio de optimalidad extendido, incorpore un *back-tracking* del *riesgo intrínseco* obtenido mediante (19). Por ello a tal riesgo se lo denominará *riesgo intrínseco aparente*, $\Theta_{i,a}^T$. Luego de *desacoplar las incertidumbres comunes a las variantes óptimas*, se obtendrá el *riesgo intrínseco real*, $\Theta_{i,r}^T \leq \Theta_{i,a}^T$.

4.2.8.2.- VARIANTES CON INCERTIDUMBRES DEPENDIENTES

Las *operaciones expandidas* que se resumen en la *aritmética difusa*, exhiben como ventaja la sencillez de ejecución, y como desventaja que sus cálculos pueden resultar incorrectos. Existen situaciones, particularmente en aquellas operaciones extendidas menos *amortiguadas* en tanto su *propagación de incertidumbres*, para las que el cálculo debe realizarse de otra manera. La diferencia estriba en lo siguiente: si las *incertidumbres en los operandos, son independientes (las instancias de ocurrencias en sus valores, son independientes)*, la aritmética difusa es aplicable. Si son *dependientes (las instancias de ocurrencia de los operandos son las mismas)*, la *propagación de incertidumbres generada por aritmética difusa resultará mayor que la real*. Tal es el caso de la *división extendida*, que se analiza brevemente a continuación. Sea el número difuso (NDT) **A** y sea el cociente **A/A**. Según las reglas de la *aritmética difusa*, aplicables para *incertidumbres independientes*, este cociente no resultará la unidad. En efecto, las ocurrencias de el **A** numerador, para la misma instancia, no tienen por que coincidir con las ocurrencias del **A** denominador, propagándose las incertidumbres según la expresión:

$$\forall \alpha \in [0,1]:$$

$$\mathbf{A}/\mathbf{A} = [a1(\alpha)/a2(\alpha), a2(\alpha)/a1(\alpha)] \tag{III.75}$$

En cambio, si las *incertidumbres son dependientes*, **A** es *único*. Al igual que sus ocurrencias en diferentes instancias. Este cociente debe ser la unidad, y tal consideración *amortigua la propagación de incertidumbres*, que expresa (III.75).

Cuando las operaciones involucran *varios operandos difusos con incertidumbres dependientes*, habrá que analizar, para diferentes valores de α , las instancias de ocurrencias para cada operando. Si existe *dependencia en las incertidumbres*, no podrá calcularse el resultado mediante un *álgebra extendida*, sino por un *análisis de sensibilidad*. Consiste en, para cada valor de $\alpha \in [0,1]$ *observar aquellas instancias de ocurrencia, para diferentes operadores, que no pueden ser diferentes*, restringiendo las incertidumbres que arrojaría, por caso, la aplicación de (III.75).

4.2.9.- FORMULACIÓN DEL MODELO DE OPTIMIZACIÓN DIFUSA CON NIVEL DE RIESGO ACOTADO (ODP)

Si el problema se ha dividido en N etapas, *aplicar recursivamente*:

$$\mathbf{f}^*(j, k)_{\Theta_i} = \text{Min} \left\{ \mathbf{f}^*(i, k - 1) \langle + \rangle \mathbf{C}_{tr} \left(\begin{matrix} k-1 & k \\ i & j \end{matrix} \right) \right\}_{\Theta_i}, \{ \forall i \in (k - 1) \} \\ \{ \forall j \in k \} \text{ y } \forall k = 1..N \tag{III.76}$$

Sujeto a: (Restricciones de *Riesgo* y de *Sorpresa*)

$$1) \Theta_{i,r}^{T,n} = \text{Max} \left\{ \Theta_{i,r} \left(\mathbf{e}_k^* \right) \right\} \leq \Theta_{ex}^T \text{ (riesgo intrínseco real de } n\text{-ésima opción } \leq \text{ riesgo extrínseco)} \tag{III.77}$$

$$2) S_{n \leq}^T \leq S_{ext}^T \text{ (Sorpresa de Orden } n \leq \text{ Sorpresa extrínseca)} \tag{III.78}$$

La Trayectoria T es difusa, puesto que existen infinitas ocurrencias en los *segmentos de confianza* acotados por $\Theta_{i,r}^{T,n}$, por las cuales el sistema puede evolucionar. Cada una de estas soluciones, satisface un *vector de aceptación* $[T^S]$.

Es razonable imponer, eventualmente, la restricción 2) en el contexto de *minimización* considerado. La Sorpresa constituye una medida del costo (sobre costo) que podría haberse evitado por ocurrencias de las alternativas eliminadas (por aplicación del criterio MCRD).

4.3.- ASPECTOS METODOLÓGICOS DESDE LA PERSPECTIVA DEL RIESGO E INCERTIDUMBRE POST-KEYNESIANOS

No puede omitirse una breve discusión epistemológica, abordando la relación entre el tipo de incertidumbre con la que tratan los *modelos clásicos* de optimización y su vínculo con el *paradigma económico dominante*. Del mismo

modo, describir el tipo de incertidumbre referida en este trabajo, y su relación con la técnica de optimización solidaria al modelo propuesto, en el seno de un *paradigma económico alternativo*.

Tomando como referencia la aplicación definida para este modelo, la corriente del pensamiento económico en la que se sustentan, metodológicamente, los esquemas regulatorios aplicados a los SDEE, no reconoce distinción entre las nociones de *riesgo* e *incertidumbre*. Los procesos de toma de decisión, conforme este *paradigma dominante* (referido como *Neo-Clásico*), se establecen en un entorno de riesgo tal, que puede representarse por algún conjunto equivalente de situaciones de certeza. En última instancia, esto implica sostener que, en el Universo de Decisión, todos los estados de la naturaleza y las posibles alternativas, son susceptibles de modelar mediante alguna distribución de probabilidades.

Según lo dicho en el **Capítulo II**, se tienen, entonces, *tres tipos de incertidumbres*; de *probabilidad*; de *valor* y un tercer tipo que coincide con c), y que Keynes refiere como *incertidumbre fundamental*. Una alternativa metodológica para su representación, es mediante los conjuntos difusos. La misma resulta de plena conformidad con la Teoría de Posibilidades, para la cual se demuestra que un número difuso constituye una *distribución de posibilidades*.

El modelo propuesto considera que el entorno dinámico de decisión, se compone de variables que pueden tener, en general, cualquier tipo de incertidumbres y, en particular, *incertidumbre fundamental*.

En tal sentido, las *técnicas clásicas de optimización*, como la *programación lineal* o la *dinámica*, constituyen claros soportes a problemas del tipo de la aplicación propuesta, *en el dominio determinístico*. Resultan solidarias al *principio del costo marginal*, costo de *eficiencia* que la corriente de pensamiento Neo-Clásica propugna en todos sus modelos.

Pero este principio para determinar *costos económicos*, colapsa por completo frente a la *incertidumbre fundamental*, por lo que también fracasan aquellas técnicas. La razón de mayor peso es que el *costo marginal* se funda en una condición de equilibrio (óptimo de Pareto, relacionado con la *eficiencia asignativa*), absolutamente imposible de validar en términos reales. Uno de los *presupuestos* que caracterizan al Paradigma Neo-clásico, es la *racionalidad sustantiva o completa* que exhiben los tomadores de decisiones – agentes del sistema. Supone un *conocimiento perfecto* por parte de los mismos, ubicando el Universo de Decisión en la *certeza* de sus estados o bien en la *certeza estocástica o equivalente* (su noción de *riesgo*).

Por el contrario, en el mismo presupuesto para el paradigma Post-Keynesiano, *la racionalidad es acotada o procedural* y, por tanto, los actores tienen un *conocimiento acotado o imperfecto*, lo que redundará en un Universo de Decisión dominado por la *incertidumbre fundamental* inherente a sus estados. Se desvanece, así, *toda consideración apriorística de equilibrio como medio para concebir la eficiencia en la asignación de recursos*. Existirán *soluciones satisfactorias*, más que *óptimas*.

Por ello surge la necesidad de proponer un *paradigma alternativo*, sustentado en modelos de optimización como el que se presenta en este trabajo.

4.4.- CONSIDERACIONES SOBRE LA APLICACIÓN DEL MODELO ODP EN EL CONTROL REGULADORIO DE LOS SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA

El problema de la *planificación de la expansión* de un SDEE, está caracterizado como *multi-criterio* cuyo desarrollo se presenta en un contexto dominado por la *incertidumbre fundamental*. En el *largo plazo*, 10-15 años de horizonte, las incertidumbres son muy importantes. Por ello en la referencia anterior se proponen técnicas de optimización, como los Algoritmos Genéticos, aplicada sobre pocos criterios. Las mismas son completamente afines con el paradigma económico alternativo considerado.

Para el *mediano-corto plazo*, 5-7 años, el horizonte coincide con los períodos de control tarifario que la regulación fija para la mayoría de los países. Enmarcado en el mejor plan de largo plazo, en el plan de expansión correspondiente las incertidumbres son menores. La topología de la red está definida, esencialmente. Se plantean variantes de equipamiento que impactan sobre: a) las inversiones en calidad de servicio y producto técnico; b) el impacto visual (calidad ambiental) y c) la flexibilidad de operación ante contingencias previsibles en alguna medida.

Estas características, conferirán al modelo propuesto una aplicabilidad singular, siempre que exista algún modo de reducir el espacio de búsqueda multi-criterio, a un espacio con un único criterio equivalente. Tal como lo fijan las regulaciones de países avanzados en la reforma eléctrica (Argentina y España, entre otros), existen penalizaciones para la *no calidad* en cualquiera de las formas mencionadas. Estas constituyen *costos de oportunidad agregables*, conjuntamente con el costo de oportunidad del capital requerido en las inversiones de corto/mediano plazo. Lo que no puede precisarse (incertidumbre de valor) es un método único y valores homogéneos para las determinar penalizaciones. Mucho menos su dinámica (incertidumbre fundamental). Asimismo, existe una incertidumbre no estocástica (fundamental) sobre la tasa de retorno aplicable a la recuperación del capital.

De modo que la extensión de los costos de oportunidad al dominio difuso, y su agregado, constituyen el criterio único para un problema de optimización a resolver mediante el modelo propuesto.

Respecto del *control regulatorio*, una vez definida la *política de inversiones satisfactoria*, el modelo arroja *segmentos de confianza para el costo de oportunidad agregado, en cada variante de equipamiento de cada año de corte (etapa)*. Tales *segmentos de confianza*, lo son para el *riesgo intrínseco* admitido y, eventualmente, *su nivel asociado de sorpresa* (sobre-costos evitables). Estos costos son directamente trasladables a las tarifas, y el *control regulatorio* debería aplicarse sobre los segmentos de confianza en cada año de corte. En la FIGURA 4-(c) se representa el *segmento de confianza*, asumiendo de que Z es un costo, $[b_1^{\alpha}; b_2^{\alpha}]$, $\alpha \geq \alpha_c^d$.

La idea que propicia el *principio de la regulación por incentivos*, supone desacoplar costos de ingresos por cierto período (el de control tarifario, precisamente). El mecanismo de control propuesto, no vulnera este principio. Lo complementa, con un doble objetivo: a) efectuar eventuales ajustes tarifarios reconocidos por el regulador y b) estimar del grado de adaptación económica

del sistema. Si un costo relevado en cierta etapa, resulta fuera de tal segmento, habrá que observar la causa. La información obtenida, podrá ser empleada para la *definición y aplicación de factores de ajustes/correcciones por desadaptación* en el próximo período de control tarifario, y así siguiendo para los futuros.

FIGURA 1: Máximo Difuso entre dos NDT **A** y **B**

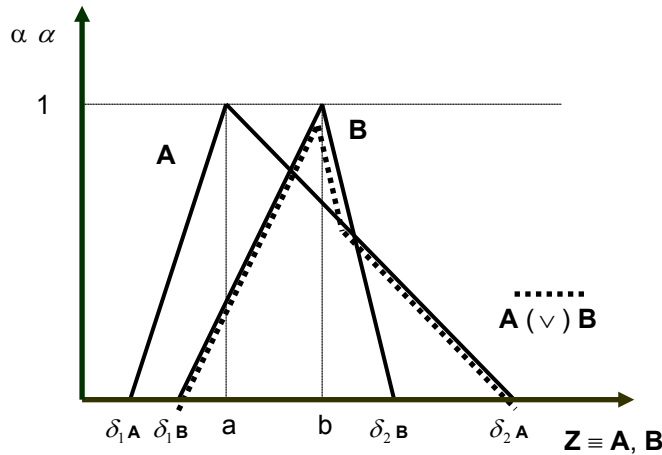


FIGURA 2: Comparación Parcial entre Alternativas Valuadas según Números Difusos **A** y **B** (NDT)

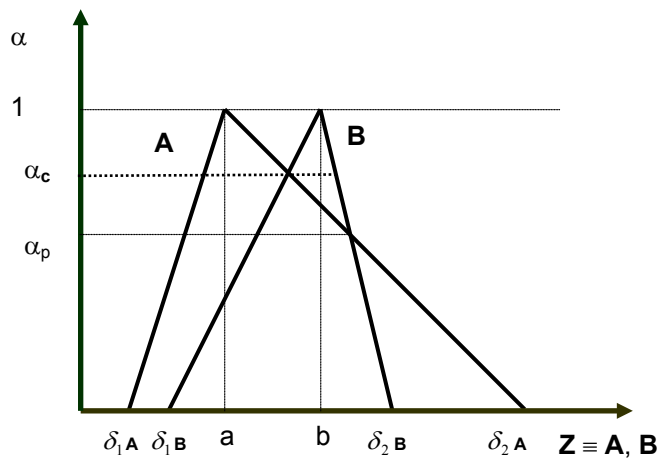


FIGURA 3: Arrepentimientos Difusos entre **A(10,9,0)** y **B(5,0,9)**:

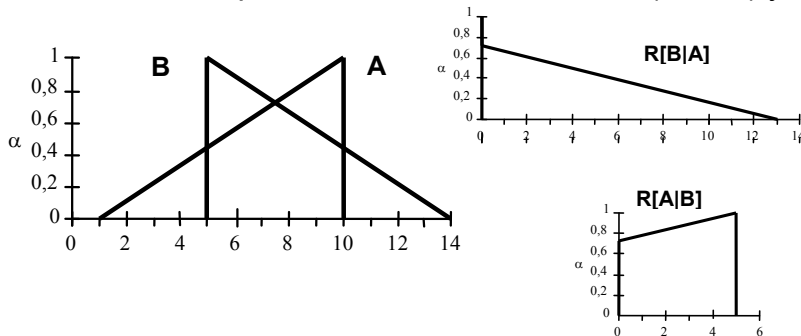
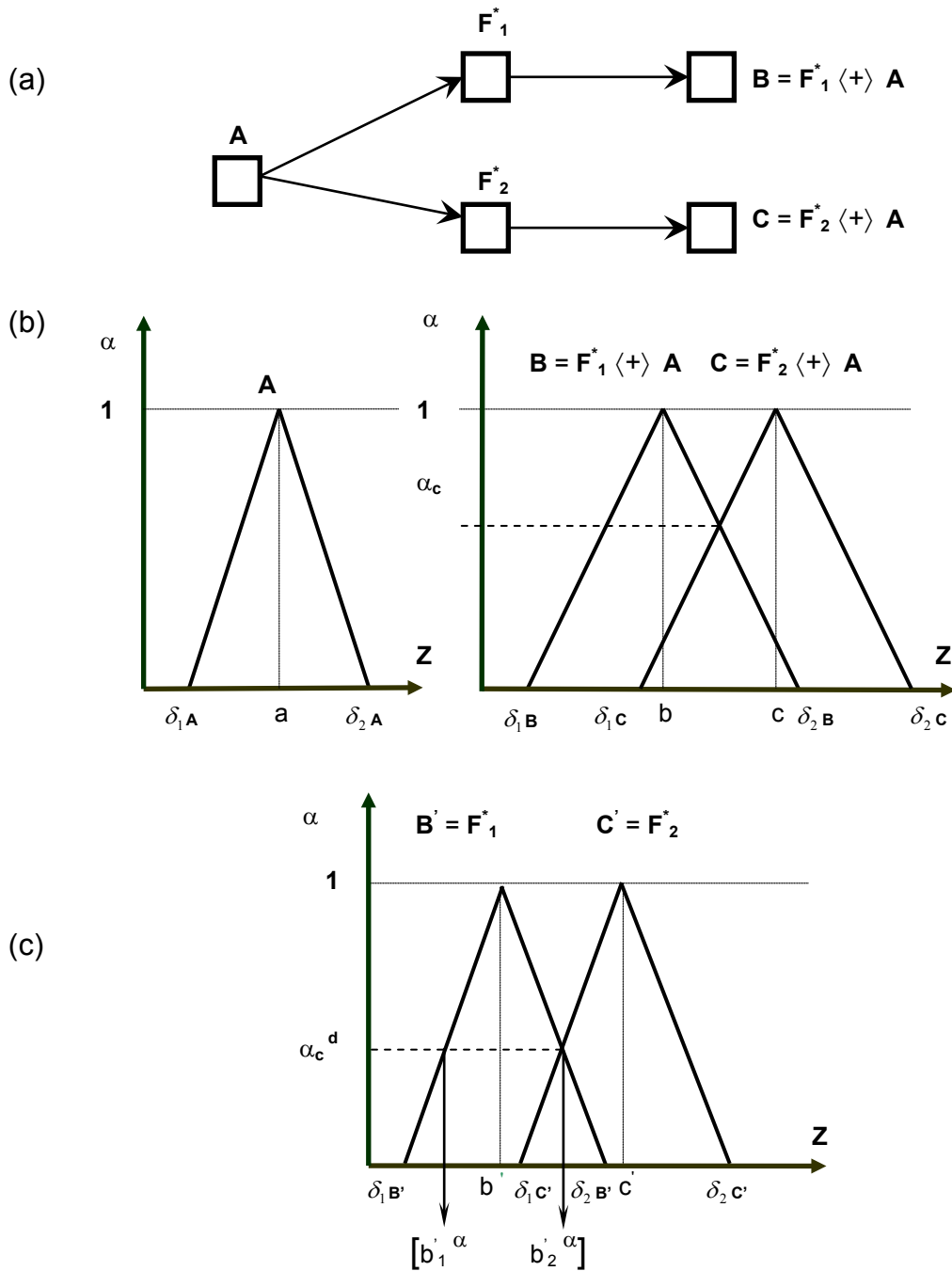


FIGURA 4: Variantes con Incertidumbres Acopladas Dinámicamente valuadas en NDT



5.- METAHEURÍSTICAS BASADAS EN ENJAMBRES DE PARTÍCULAS E INTELIGENCIA DE GRUPO

5.1.- LA METAHEURÍSTICA PSO (PARTICLE SWARM OPTIMIZATION)

Bajo la denominación de Estrategias de Evolución (Evolution Strategies ES) y Programación Evolucionaria (Evolutionary Programming EP) han sido desarrollados varios modelos de optimización que imitan los mecanismos de selección natural, propuestos conceptualmente por Darwin, los cuales

propician el progreso de cierto conjunto de individuos hacia un óptimo de aptitud desconocido. La Optimización por Enjambre de Partículas (Particle Swarm Optimization PSO), constituye un *algoritmo metaheurístico*, presentado en 1995 por Kennedy y Eberhart. Se inspira en el movimiento colectivo de cardúmenes de peces, bandadas de pájaros o enjambres de abejas. Estos autores reconocieron desde el origen de su desarrollo, la relación entre los conceptos PSO y ES, no obstante ninguna conclusión fue propuesta a partir de ambas ideas, a efectos de incorporar elementos evolucionarios al PSO. Concentraron, de tal modo, sus esfuerzos en explicar el modelo en términos del *movimiento de partículas*.

En el modelo PSO existe, en cada *iteración* hacia la *solución* buscada, un *conjunto de alternativas* (cuya *factibilidad* exhibe cierto *grado de aptitud*), las cuales son denominadas *partículas*. El conjunto es la *población* o *enjambre*. Desde una *iteración* a la siguiente, cada *partícula* se mueve en el *espacio de soluciones*, conforme a cierta *regla de movimiento* que depende de *tres factores*. Se explican a continuación. Se indicará mediante $[p]$ el *vector de partículas en movimiento* y mediante p_i una *partícula individual* de las n que pertenecen al *enjambre*. Adicionalmente, se indicará mediante $[b]$ el *vector de los mejores puntos que las partículas han alcanzado, individualmente, en las iteraciones anteriores* (aspecto referido en el modelo como *vida pasada de la partícula*); entonces b_i se corresponderá con el *óptimo individual de la partícula i en su vida pasada*. Del mismo modo, se indicará mediante $[b]_G$ el *vector cuyos elementos son las mejores posiciones globalmente alcanzadas por el conjunto de partículas en las iteraciones anteriores*; entonces se indicará mediante b_G al *óptimo global alcanzado por el sistema de partículas hasta la iteración presente*. Dado el *vector* que indica la *posición* de las partículas en cierta iteración k , $[p]^k$, el *cambio de posición* en la iteración siguiente, $k+1$, para la partícula i -ésima, vendrá dado por la *regla de movimiento*:

$$p^{[k+1]}_i = p^{[k]}_i + v^{[k+1]}_i \quad (\text{III.79})$$

donde el término $v^{[k+1]}_i$ es referido como *velocidad de la partícula i -ésima* (representa un *cambio de posición*, no una *velocidad en magnitud*), la cual se expresa, a su vez, como sigue:

$$v^{[k+1]}_i = w_{iI} \times (r_1^{[k]}) \times v^{[k]}_i + w_{iC} \times (r_2^{[k]}) \times [b^{[k]}_i - p^{[k]}_i] + w_{iS} \times (r_3^{[k]}) \times [b^{[k]}_G - p^{[k]}_i] \quad (\text{III.80})$$

El primer término de la suma, *primer factor de incidencia en la regla de movimiento*, representa la *inercia* o *hábito* de la partícula i : *la partícula tiende a mantener su movimiento, para la iteración $k+1$, en la dirección en la que se movía en la iteración k* . El segundo término, *segundo factor de incidencia*, representa la *memoria* o *capacidad cognitiva* de la partícula i : *es atraída por el mejor punto del espacio de búsqueda alcanzado individualmente en su vida pasada*; y el tercer término, *tercer factor de incidencia en la regla de movimiento*, representa la *cooperación* entre el conjunto, o *capacidad social*, de la partícula i respecto del *enjambre*: *las partículas comparten información sobre cual ha sido la mejor posición globalmente alcanzada por el enjambre*.

La incidencia de estos factores sobre cada partícula, está dada por las *constantes* o *parámetros* del modelo, w_i . El parámetro w_{iI} recibe el nombre de *constante de inercia*, el parámetro w_{iC} es, la *constante cognitiva* y el parámetro

w_{iS} , la *constante social* de la partícula i -ésima. Intervienen en estos factores de incidencia, los parámetros (r_1) , (r_2) y (r_3) , los cuales son *números aleatorios uniformemente distribuidos* en $[0,1]$, $U[0,1]$, cuyo objetivo es *emular el comportamiento estocástico* (un tanto impredecible), que exhibe la población o *enjambre*, en cada iteración k . Frecuentemente, aparecen expresiones de esta regla donde la *constante de inercia* es igual a la unidad, conjuntamente con el número aleatorio (r_1) , dándole efectiva importancia a los aspectos *cognitivos* y de *cooperación* del sistema de partículas considerado. En el mismo sentido, otra alternativa incorpora, en el primer término, un parámetro $Des^{[k]}_i$ que constituye *una función que decrece conforme el desarrollo del algoritmo, reduciendo progresivamente la importancia del término de inercia*. La FIGURA 1 A, presenta la regla de movimiento para el PSO Clásico.

5.3.2.- ESQUEMAS

Se puede establecer una clasificación de los *esquemas generales* del PSO atendiendo a *dos características del enjambre*: 1) *la forma en la que se sincroniza la transmisión de información entre las partículas de la población* y 2) *la topología que se confiere a la población, es decir, el modo en el que se transmite la información entre cada partícula y sus vecinas*. Surgen así las versiones con *actualizaciones síncrona y asíncrona*, y las *topologías global y local*. En el *modelo síncrono* todas las partículas *se mueven en paralelo*. En cada iteración se evalúa la *aptitud* de cada partícula, se actualiza su *memoria* y el *conocimiento social* y, a continuación, la población se desplaza hacia un nuevo punto tomando como referencia esta información. Por el contrario, en el *modelo asíncrono* cada partícula aprovecha, al desplazarse, la información actualizada por sus inmediatas predecesoras. Es decir, en cada iteración, k , la partícula i -ésima se desplaza hacia un nuevo punto $p^{[k+1]}_i$, utilizando la información de los vectores (cuya dimensión es la del *espacio de búsqueda*) $p^{[k]}_i$ y $b^{[k]}_G$, actualizados por las $i-1$ partículas previamente consideradas. Posteriormente, se evalúa la *aptitud* del nuevo punto y se actualizan, si procede, las variables $p^{[k+1]}_i$ y $b^{[k+1]}_G$. Esta información se transmite a las restantes $(n-i)$ partículas, siendo n el tamaño de la población. Al actualizar la información *partícula a partícula*, el *modelo asíncrono acelera la optimización*. Esta cualidad confiere al algoritmo el carácter de *paralelizable*, pudiendo implementarse mediante *procesamiento paralelo*, con cierta complejidad.

Respecto del criterio referido a las *topologías*, en PSO los individuos *mejoran sus aptitudes imitando los comportamientos y tendencias que encuentran en los mejores congéneres de la población*. Entonces, *establecer cómo se define la vecindad de un individuo, o lo que es lo mismo, qué otros individuos le influyen, tiene una trascendencia vital en el rendimiento del algoritmo*. Dependiendo de la *topología* que adquiera la población, la transmisión de la información entre individuos puede acelerarse o ralentizarse, lo cual está estrechamente relacionado con la *velocidad de convergencia* y con la *capacidad del algoritmo para escapar de soluciones locales*. La *topología* más extendida es la *topología de red global*, en la cual *todos los individuos están interrelacionados y tienen acceso inmediato a los hallazgos de sus congéneres*. Sin embargo, esta *estructura social resulta vulnerable a soluciones locales*, dado que, dependiendo de la distribución puntual de las partículas sobre el

espacio de soluciones, una de ellas, dirigida a una *solución local*, puede llegar a dominar al resto. La alternativa (más empleada), es la *topología local*, donde *cada partícula orienta su trayectoria influida por sus (nv) vecinas adyacentes, quedando, en cierta medida, aislada de las partículas más alejadas del enjambre*. De entre todas las (nv) vecinas, la partícula extrae las propiedades de aquella con mejor aptitud, utilizándolas para actualizar su *vector velocidad* y su *vector posición*. A los efectos de determinar el *grado de vecindad* de una partícula, lo más sencillo es elegir aquellas partículas *topológicamente más próximas*. No obstante, también se puede optar por calcular las *distancias entre partículas*, aunque esta opción introduce un costo computacional adicional.

La *aptitud* (fitness) de cada partícula del enjambre, a efectos de actualizar $p_i^{[k]}$, $b_i^{[k]}$, $v_i^{[k]}$ y $b_G^{[k]}$, es evaluada mediante una *función*, f_A , previamente definida. El valor de la aptitud individual para cada partícula, en cada iteración k , resultará expresado mediante $f_A^{[k]}$. Como Criterio de Finalización, normalmente se considera que *el Óptimo Global alcanzado por el enjambre, b_G , en cierto número de iteraciones prefijado, n_{it} , exhiba cambios inferiores a una tolerancia prefijada, ε_{b_G}* . En la FIGURA 2, se presenta un esquema general de solución para la Metaheurística PSO, según un Modelo Síncrono de Topología Global.

5.3.3.- LIMITACIONES DE LA METAHEURÍSTICA PSO

La principal limitación que presenta el PSO, es su dependencia de un gran número de parámetros externos, de los cuales sólo han sido mencionados los más importantes. Adicionalmente, gran parte de estos parámetros son dependientes del problema a resolver. Esta última aseveración es particularmente cierta cuando se trata la determinación de las *constantes de inercia, cognitiva y social*, en la expresión (15), w_{ii} , w_{iC} y w_{iS} , respectivamente. Un muy delicado ajuste de tales parámetros, es frecuentemente necesario y diferente según el problema abordado. Si se emplease un modelo con Decaimiento Inercial (función $Des^{[k]}$), también se enfrenta un delicado problema en su definición, puesto que si fuese eliminada la incidencia del *término de inercia* en las iteraciones tempranas, el sistema de partículas podría quedar atrapado en un *óptimo local*.

En síntesis: *la adaptación del sistema de soluciones, es comandada por reglas generalmente heurísticas, y dependientes sustancialmente del conocimiento que se tenga sobre el comportamiento del algoritmo frente a cierta clase de problemas.*

5.3.4.- LA METAHEURÍSTICA EPSO

Evolutionary Particle Swarm Optimization (EPSO) propuesto por V. Miranda, constituye un algoritmo de optimización metaheurístico que integra los conceptos de Estrategias Evolutivas (Evolution Strategic) y Optimización de Enjambre de Partículas (Particle Swarm Optimization). El autor propone conferirle al PSO, una capacidad *autoadaptativa*, que permita a la metaheurística *desarrollar un proceso de cambio de comportamiento*, conforme resulte la evolución de las soluciones. La *autoadaptación*, permitiría que en cada iteración k del PSO, los parámetros que requieren de ajuste externo puedan adaptarse sin los riesgos referidos (convergencia prematura a un

óptimo local, por caso). El mecanismo del algoritmo EPSO se puede describir de la siguiente manera: para una iteración k del PSO, las partículas evolucionarán a lo largo de un cierto número de generaciones, según los siguientes *operadores evolutivos*: a) *Replicación*: cada partícula es *replicada* un número r de veces, generando partículas iguales a las existentes; b) *Mutación*: los *parámetros estratégicos* (constantes de *inercia*, *cognitiva* y *social*, esencialmente) son *mutados* (adoptan, en rigor, el carácter de *parámetros* con la iteración k); c) *Evaluación*: cada sucesor concebido a través de los pasos anteriores, es *evaluado* mediante la *función de aptitud* definida; d) *Selección*: mediante algún proceso (típicamente, el *torneo estocástico*), las mejores partículas *sobreviven* para formar la *nueva generación*, que se somete, en la iteración siguiente, a la *nueva regla de movimiento*.

La *ecuación evolutiva para la regla del movimiento* en el EPSO, se sintetiza en la *velocidad* de la partícula i -ésima, entendiendo que la iteración k se corresponde con una *nueva generación*:

$$v_i^{[k+1]} = w_{iI}^{*[k]} \times (r_1^{[k]}) \times v_i^{[k]} + w_{iC}^{*[k]} \times (r_2^{[k]}) \times [b_i^{[k]} - p_i^{[k]}] + w_{iS}^{*[k]} \times (r_3^{[k]}) \times [b_G^{[k]*} - p_i^{[k]}] \quad (\text{III.81})$$

donde: el superíndice (*), significa que los parámetros son *evolutivos*, producto de la *mutación*. La *regla de mutación* aplicable a las constantes w_i tiene, como expresión general:

$$w_{ij}^{*[k]} = w_{ij} \times [1 + \sigma \times N(0,1)] \quad (\text{III.82})$$

con: ($j=I, C, S$); σ es un *parámetro de aprendizaje*, externamente fijado, que *controla la amplitud de las mutaciones*; $N(0,1)$ es una *variable aleatoria con distribución gaussiana de media 0 y varianza 1*.

Adicionalmente, el *óptimo global también es perturbado en cada iteración*, según la *regla*:

$$b_G^{[k+1]*} = b_G^{[k]*} + w_{iN}^{*[k]} \times N(0,1) \quad (\text{III.83})$$

donde $w_{iN}^{*[k]}$, es un *cuarto parámetro estratégico de la regla de movimiento*, que *controla la amplitud del vecindario de $b_G^{[k]*}$ donde es más probable localizar la mejor solución global* (entendida, al menos, como una solución mejor que la $b_G^{[k]*}$ actual, en la iteración k).

El nuevo parámetro, como se indica con el superíndice (*), *es también mutado* según la regla de mutación vista. En la FIGURA 1 B) se presenta la *regla de movimiento modificada* para el EPSO. Nótese que el *vector cooperación mutado* (línea de puntos) *no apunta en la dirección de $b_G^{[k]*}$, sino de $b_G^{[k+1]*}$* .

5.4.- METAHEURÍSTICA FEPSO (FUZZY EVOLUTIONARY PARTICLE SWARM OPTIMIZATION)

5.4.1.- FEPSO COMO OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO

La Metaheurística EPSO (y, consecuentemente, la PSO) han sido planteadas en dominios donde existe *un único objetivo de optimización*. En este trabajo, se propone abordar una *Optimización EPSO MultiObjetivo* introduciendo una *función de aptitud difusa*, siguiendo el principio de optimalidad de Bellman-

Zadeh, aplicable a *decisiones estáticas* valuadas en Conjuntos Difusos. Desde allí que se confiera a la MetaHeurística, la denominación FEPSO, Así mismo son desarrolladas y presentadas en el **CAPÍTULO IV** otras variantes, llamadas X-FPSO Formas, para resolver problemas de Optimización Combinatoria MultiObjetivo.

Los desarrollos de los distintos Modelos de Aplicación presentados en el **CAPÍTULO IV** sobre las Aplicaciones MetaHeurísticas, MatHeurísticas, HiperHeurísticas, y Redes Neuronales (Conceptos desarrollados en dicho **CAPÍTULO**), orientarán al respecto de la concepción de la Soft-Computing, sin pérdida de generalidad, a los dos objetivos que se persiguen en cada Modelo formal.

CAPÍTULO IV

MODELOS Y APLICACIONES SOBRE LA ECONOMÍA COMPUTACIONAL EN EL CONTROL REGULATORIO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA

CAPÍTULO IV

MODELO 1

OPTIMIZACIÓN DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON EMPLAZAMIENTO DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA. UN ENFOQUE MEDIANTE LA METAHEURÍSTICA FEPSO

OPTIMIZACIÓN DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA CON EMPLAZAMIENTO DE GENERACIÓN DISTRIBUIDA. UN ENFOQUE MEDIANTE LA METAHEURÍSTICA FEPSO

.- RESUMEN

El presente trabajo describe un modelo para la Optimización de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE) en el Largo Plazo, con emplazamiento de Generación Distribuida, sustentado en una novedosa MetaHeurística. La misma integra las técnicas de Optimización Difusa por Enjambre de Partículas (FPSO) y las Estrategias Evolutivas (ES) (FPSO+ES \equiv FEPSO). Resultan de su aplicación, la Topología de Red, Potencia aportada por cada unidad de Generación/Transformación (en una misma planta), y su emplazamiento o localización, tales que minimicen el Costo Global del Sistema de Redes y la Energía No Suministrada. Se evidencian las ventajas del FEPSO al compararlas con otras MetaHeurísticas como el PSO o los AG.

1. INTRODUCCIÓN

1.1. La Generación Distribuida y su Impacto en la Planificación de los SDEE

La introducción de condiciones de disputabilidad en la cadena productiva de la electricidad, propició la competencia en aquellos segmentos donde fue posible. Primigeniamente, el segmento correspondiente a la generación, a expensas de la tecnología de “mediana y pequeña escala” existente, permitió el emplazamiento de unidades de mucho menor porte que las plantas características de la pasada industria verticalmente integrada. El segmento de generación comenzó, entonces, a funcionar como un *mercado disputable*, reconociéndose el carácter *monopólico no disputable* para los segmentos de redes (transmisión y distribución). En la última década, la combinación de factores tales como: *reestructuración de las instalaciones*, *evolución tecnológica*, *políticas de uso racional de la energía*, y *políticas ambientales*, entre otros, sentaron las bases para plantear un *nuevo mercado disputable de generación*, emplazada sobre las redes mismas de distribución. Así surge el concepto de Generación Distribuida (GD), el cual intenta brindar mayor eficiencia en el marco propiciado por los factores referidos, para el cual la *segmentación* definida en los albores de la liberalización (Generación – Transmisión – Distribución) exhibe algunos inconvenientes.

El nuevo agente, GD, supone un aumento de complejidad en la *planificación de la expansión* de los SDEE, puesto que el emplazamiento de las unidades GD, debe articularse con las inyecciones existentes, a los efectos de minimizar los costos económicos en cada uno de los criterios que se consideren dentro de los aspectos técnicos y de las políticas regulatorias.

1.2 Planificación de los Sistemas de Distribución (SDEE)

Las metodologías más difundidas en el estado del arte, emplean una estrategia de planificación de dos etapas. La 1ra corresponde al *largo plazo*, sobre un horizonte temporal de 7-10 años y se focaliza en la *optimización espacial del sistema*. La 2da, corresponde al *mediano/corto plazo*, sobre un horizonte temporal de 3-5 años, y se focaliza en la *optimización temporal*. En la *planificación de largo plazo*, para el contexto del presente trabajo, se persiguen *dos objetivos*: **a)** Minimización de los Costos de construcción de líneas y subestaciones (Costos Globales del Sistema de Distribución) y **b)** Minimización de la No-Calidad Eléctrica o Energía No Suministrada ante contingencias. Las *dos restricciones fundamentales* son: a) *radialidad* y b) *Variantes combinables*. Serán detalladas en 2.2.

2. CARACTERIZACIÓN DEL MODELO PROPUESTO

2.1. Metodología Multietapa – Pseudodinámica

Los *modelos de optimización multietapa* consideran diferentes *etapas temporales* por las que evoluciona el SDEE.

Para las mismas, se tienen como dato las previsiones en los requerimientos de éste último en el horizonte de planificación. El enfoque de solución que plantea la *metodología pseudodinámica*, implica *proceder mediante sucesivas optimizaciones monoetapa, que conforman la multietapa buscada, estableciendo una dependencia o subordinación entre aquellas*. Para abordar la simulación, se parte de un SDEE existente en la etapa de referencia. Luego se plantea una optimización monoetapa para el año horizonte, considerando como datos las demandas y demás requerimientos del sistema para tal situación. A partir del conjunto de topologías de redes que conforman el sistema futuro, se plantean optimizaciones para etapas intermedias de la evolución del SDEE. Para el caso de la simulación presentada, cuya área de abastecimiento son dos municipios, el horizonte es de 7 años. Luego se consideran *tres optimizaciones monoetapa*: **I)** refiere al sistema en el año horizonte y se obtienen detalles de la evolución en el intervalo compuesto por los *años de corte* 6 y 7. Los resultados correspondientes serán almacenados para integrarse como datos vinculados a las variantes de equipamiento, tal que contribuyan a definir el espacio de estados requerido por la estrategia de Planificación de Mediano/Corto Plazo. La **II)** refiere al sistema agrupando los *años de corte* 3 y 5 del mismo período, y almacena detalles sobre las topologías de red satisfactorias en el intervalo [3-5], con el mismo objetivo que en la primer optimización monoetapa. La **III)** refiere al sistema en el año 3 y almacena resultados correspondientes al período [3-0]. Es importante observar que si bien los *hitos* se establecen en los años 3, 5, 7 del período analizado [0 a 7 años], la información solidaria que se almacena resulta de *optimizaciones monoetapa*. En este esquema se sustenta el nombre *pseudodinámico* conferido al método empleado.

2.2 Modelo Específico

El modelo de planificación óptima considerado para la estrategia de largo plazo propuesta, resultará *multiobjetivo*, siguiendo una metodología *multietapa pseudodinámica*. Estará orientado tanto a las *líneas* como a las *subestaciones* del sistema. Las *subestaciones* son *puntos de transformación* entre el sistema de *subtransmisión*, en donde se inyecta energía comprada en el mercado mayorista, así como también *puntos de generación*, en los cuales se inyecta energía mediante unidades propias (GD), al sistema de *Media Tensión*. Es decir que *las subestaciones constituyen plantas con transformación y generación (distribuida)*. El planteo del diseño seguirá los dos objetivos mencionados en 1.2. Las dos restricciones fundamentales que se impondrán al sistema, son la de *radialidad* y la de *variantes de equipamiento combinables*. Otras tres restricciones, no menos importantes, resultan ser: **a)** la *restricción de suministro de la demanda en los nodos homónimos*; **b)** la *restricción de límites de capacidad de suministro de potencia en las subestaciones y en el transporte de potencia en las líneas* y **c)** la *restricción de máximas caídas de tensión permisibles*. Este modelo se corresponde con una formulación matemática de *programación entera-mixta no lineal*, que incorpora los verdaderos costos *no lineales del sistema de redes*.

2.3 Formulación del Modelo

2.3.1 Funciones Objetivo

Objetivo 1: Costos Globales del Sistema de Redes de Distribución – CGSR

$$\begin{aligned}
 \text{CGSR} = & \sum_{(i,j) \in N_F} \left[\sum_{a \in N_A} \{ (CF_{ij})_a \times (vb_{ij}^L)_a + (CV_{ij})_a \times [(S_{ij})_a^2 + (S_{ji})_a^2] \} \right] + \\
 & \sum_{k \in N_S} \sum_{b \in N_B} [(CF_k)_b \times (vb_k)_b + (CV_k)_b \times (S_k)_b^2] + \\
 & \sum_{(i,j) \in N_{FE}} [(CV_{ij})_E \times [(S_{ij})_E^2 + (S_{ji})_E^2]] + \sum_{k \in N_{SE}} [(CV_k)_E \times (S_k)_E^2]
 \end{aligned} \tag{1}$$

donde:

N_{FE} es el conjunto de vínculos entre nodos asociados a las líneas del SDEE inicial; N_{FR} es el conjunto de vínculos entre nodos, asociados a las rutas seleccionadas para la construcción de líneas futuras. Se considera variable únicamente la sección del conductor empleado; $N_F = N_{FE} \cup N_{FR}$; N_A es el conjunto de tamaños (secciones) de conductores propuestos para ser utilizados en la construcción de las líneas; N_{SE} es el conjunto de nodos asociados a las subestaciones existentes en el SDEE inicial; N_{SP} es el conjunto de nodos asociados a las localizaciones propuestas para el emplazamiento de subestaciones futuras; N_{SR} es el conjunto de nodos asociados a las localizaciones seleccionadas para la construcción de subestaciones futuras. Se considera variable únicamente el tamaño (potencia) de la subestación; $N_S = N_{SP} \cup N_{SR}$; N_B es el conjunto de de tamaños (potencias) de subestaciones propuestos para su construcción; (i,j) es el vínculo/línea entre los nodos i y j ; $(S_k)_b$ es la Potencia Aparente en punta, [kVA], suministrada por el nodo $k \in N_S$ asociado a una subestación de tamaño $b \in N_B$; $(S_{ij})_a$ es la Potencia aparente en

punta, [kVA], transportada por el vínculo $(i,j) \in N_F$ asociada a una línea cuyo tamaño de conductor es $a \in N_A$; $(S_k)_E$ es la Potencia aparente en punta, [kVA], suministrada por el nodo k asociado a una subestación existente en el SDEE inicial; $(S_{ij})_E$ Potencia aparente en punta, [kVA], transportada por el vínculo (i,j) , asociado a una línea existente del SDEE inicial; $(CV_{ij})_E$ es el Coeficiente de Costo Variable asociado a la línea existente en el vínculo (i,j) ; $(CV_{ij})_a$ es el Coeficiente de Costo Variable asociado a una línea a construir, con tamaño de conductor $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_{FP}$; $(CF_{ij})_a$ es el Coeficiente de Costo Fijo asociado a una línea a construir, con un tamaño de conductor $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_{FP}$; $(CV_k)_E$ es el Coeficiente de Costo Variable asociado a una subestación existente en el nodo k ; $(CV_k)_b$ es el Coeficiente de Costo Variable asociado a una subestación a construir, con un tamaño $b \in N_B$, en el nodo $k \in N_{SP}$; $(CF_k)_b$ es el Coeficiente de Costo Fijo asociado a una subestación que se construye, con un tamaño $b \in N_B$, en el nodo $k \in N_{SP}$; $(vb^S_k)_b$ es una variable binaria: $(vb^S_k)_b = 1$, si se construye una subestación con tamaño $b \in N_B$, en el nodo $k \in N_{SP}$; $(vb^S_k)_b = 0$, en caso contrario; $(vb^L_{ij})_a$ es otra variable binaria: $(vb^L_{ij})_a = 1$, si se construye una línea con tamaño $a \in N_A$, asociada al vínculo $(i,j) \in N_{FP}$; $(vb^L_{ij})_a = 0$, en caso contrario.

Objetivo 2: Energía No Suministrada en el Sistema de Distribución – ENS

$$ENS = \sum_{(i,j) \in N_{FE}} \left[(\lambda_{ij})_E \times (L_{ij})_E \times (r_{ij})_E \times \left[(\bar{P}_{ij})_E + (\bar{P}_{ji})_E \right] \right] + \sum_{(i,j) \in N_F} \sum_{a \in N_A} \left[(\lambda_{ij})_a \times (L_{ij})_a \times (r_{ij})_a \times \left[(\bar{P}_{ij})_a + (\bar{P}_{ji})_a \right] \right] \quad (2)$$

donde:

$(\lambda_{ij})_E$ es la Tasa de Fallas por año y por unidad de longitud de línea, asociada a la línea existente en el vínculo $(i,j) \in N_{FE}$; $(\lambda_{ij})_a$ es la Tasa de Fallas por año y por unidad de longitud de línea, asociada a la línea futura y cuyo tamaño de conductor es $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_F$; $(L_{ij})_E$ es la Longitud de la línea existente, en el vínculo $(i,j) \in N_{FE}$; $(L_{ij})_{Ea}$ es la Longitud de la línea futura, con tamaño de conductor $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_F$; $(r_{ij})_E$ es el tiempo medio de interrupción (medido en horas) para cada falla que se produce en la línea existente en el vínculo $(i,j) \in N_{FE}$; $(r_{ij})_a$ es el tiempo medio de interrupción (medido en horas) para cada falla que se produce en la línea futura, de tamaño de conductor $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_F$; $(\bar{P}_{ij})_E$ y $(\bar{P}_{ji})_E$ son variables que representan la Potencia Activa Media, [kW], transportada por la línea existente en el vínculo $(i,j) \in N_{FE}$; $(\bar{P}_{ij})_a$ y $(\bar{P}_{ji})_a$ son variables que representan la Potencia Activa Media, [kW], transportada por la línea futura, de tamaño de conductor $a \in N_A$, en el vínculo $(i,j) \in N_F$.

2.3.2 Restricciones Fundamentales del Modelo

Restricción de Radialidad

$$\sum_{(i,j) \in N_{FE}} vb_{ij}^F + \sum_{(i,j) \in N_{FR}} vb_{ij}^F + \sum_{(i,j) \in N_{FP}} \left[\sum_{a \in N_A} (vb_{ij}^S)_a \right] \leq (n_t) - N_{SE} + N_{SR} + \sum_{k \in N_{SP}} \left[\sum_{b \in N_B} (vb_k^S)_b \right] \quad (3)$$

donde:

Z_{ij} , es una variable binaria asociada al vínculo (i,j). Resultará igual a 0 si el flujo en tal vínculo es nulo y 1 en caso contrario; n_t , es el número total de nodos del sistema de distribución, incluyendo los del estadio inicial más los futuros. El resto de los parámetros tiene el mismo significado que el que se formuló para las funciones objetivos.

Restricción de Variantes de Equipamiento Combinables

Se trata de una restricción que refleja la coherencia en la elección de los equipamientos a medida que el sistema se expande. Se garantiza que las topologías dinámicas de red resultantes de la planificación del *largo plazo*, permitan generar un espacio de búsqueda coherente para abordar la planificación de *corto plazo*. Dos variantes son *combinables* si:

$$V_{j,k} \subseteq V_{i,k+1} \quad (4)$$

donde:

$$V_{j,k} = \{e_1, e_2, e_3, \dots, e_{(te_{j,k})}\} \quad (4A)$$

$$V_{i,k+1} = \{e_1, e_2, e_3, \dots, e_{(te_{j,k})}, e_{(te_{j,k})+1}, e_{(te_{j,k})+2}, \dots, e_{(te_{i,k+1})}\} \quad (4B)$$

siendo:

$V_{j,k}$, el conjunto de elementos que componen la variante j en la etapa k; $V_{i,k+1}$, el conjunto de elementos que componen la variante i en la etapa k+1; $e_{i,k}$, la cantidad de elementos correspondientes a la variante i en la etapa k; $e_{i,k+1}$, la cantidad de elementos correspondientes a la variante i en la etapa k+1. Tal restricción, confiere a todas las variantes de una etapa k, el carácter de vinculables, con todas las variantes correspondientes a la etapa k+1.

2.3.3 Restricciones Auxiliares

Restricción de Suministro de Potencia en los Nodos de Demanda

Para representar el suministro de las demandas de potencia en los nodos homónimos del sistema, se utiliza la llamada *primera Ley de Kirchoff*, generando la condición siguiente:

$$D_k - (S_k)_E - \sum_{b \in N_b} (S_k)_b = \sum_{i \in N_{kP}} \left[\sum_{a \in N_A} [(S_{ik})_a - (S_{ki})_a] \right] + \sum_{i \in N_{kE}} [(S_{ik})_E - (S_{ki})_E] \quad (5)$$

siendo:

D_k la Potencia Aparente de punta, demandada en el nodo k ; N_{kP} el conjunto de nodos propuestos para vincularse con el nodo k ; N_{kE} el conjunto de nodos que se encuentran vinculados al nodo k ; El resto de los parámetros tiene el mismo significado que el que se formuló para las funciones objetivos.

Restricciones en los Límites de Capacidad de Suministro de Potencia en Subestaciones

Subestaciones Existentes:

$$0 \leq (S_k)_E \leq (U_k)_E \quad ; \forall k \in N_{SE} \quad (6)$$

siendo $(U_k)_E$ la Capacidad Máxima de suministro de potencia, en [kVA], para la subestación existente en el SDEE inicial asociada al nodo $k \in N_{SE}$.

Subestaciones Futuras:

$$0 \leq (S_k)_b \leq (U_k)_b \times (vb_k^s)_b \quad ; \forall k \in N_{SP} \text{ y } \forall b \in N_B \quad (7)$$

siendo $(U_k)_b$ la Capacidad Máxima de suministro de potencia, en [kVA], para la subestación de tamaño $b \in N_B$ asociada al nodo $k \in N_S$.

Nodos de Construcción de Subestaciones:

$$0 \leq (S_k)_b \leq (U_k)_b \quad ; \forall k \in N_{SR} \text{ y } \forall b \in N_B \quad (8)$$

Límites de Capacidad de Transporte de Potencia en Líneas

Líneas Existentes:

$$\begin{cases} 0 \leq (S_{ij})_E \leq (U_{ij})_E \\ 0 \leq (S_{ji})_E \leq (U_{ij})_E \end{cases} \quad ; \forall (i, j) \in N_{FE} \quad (9)$$

Para las Líneas Futuras:

$$\begin{cases} 0 \leq (S_{ij})_E \leq (U_{ij})_E \times (vb_{ij}^L)_a \\ 0 \leq (S_{ji})_E \leq (U_{ij})_E \times (vb_{ij}^L)_a \end{cases} \quad ; \forall (i, j) \in N_{FE} \quad (10)$$

Construcción de Líneas seleccionadas:

$$\begin{cases} 0 \leq (S_{ij})_a \leq (U_{ij})_a \\ 0 \leq (S_{ji})_a \leq (U_{ij})_a \end{cases} \quad ; \forall (i, j) \in N_{FR} \text{ ; } \forall a \in N_A \quad (11)$$

siendo $(U_{ij})_a$ la Capacidad Máxima de transporte de potencia, en [kVA], para la línea de tamaño de conductor $a \in N_A$ asociada al vínculo $(i, j) \in N_{FR}$.

Restricción de Máximas Caídas de Tensión Permisibles

Mediante el empleo de la herramienta de Flujo de Potencia, son verificadas las tensiones en cada nodo para cada variante de equipamiento de cierta topología dinámica de red, en diferentes condiciones de operación del sistema. La *restricción*, es entonces formulada mediante:

$$|V_i - V_{Nom}| \leq V_{Nom} \times \left(\frac{\% \Delta V_{Nom}}{100} \right); \forall i \quad (12)$$

donde:

V_i es la Tensión calculada en el nodo i -ésimo del SDEE; V_{Nom} es la Tensión Nominal en Media Tensión del SDEE; $\% \Delta V_{Nom}$ es el Porcentaje Máximo permitido de variación, respecto de la Tensión Nominal, para la Tensión de Suministro en un nodo del SDEE.

Los coeficientes de costos variables imputables a cada conductor, son dependientes de las *pérdidas óhmicas*, y pueden ser obtenidos por medio de la expresión:

$$c_{ij} = 8760 \times \left[\frac{\$}{\text{kWh}} \right] \times F_p \times r_{ij} \times \frac{1}{V^2} \quad (13)$$

siendo $F_p = k_c \times F_c + (1 - k_c) \times [F_c]^2$ y F_c el Factor de Carga; k_c valor entre [0.1] (0.55); $[\$/\text{kWh}]$ valor de las pérdidas unitarias de energía; y r_{ij} la resistencia óhmica del vínculo (i, j) considerado.

3. METAHEURÍSTICA FEPSO (FUZZY EVOLUTIONARY PARTICLE SWARM OPTIMIZATION)

3.1 FEPSO como Optimización MultiObjetivo

La metaheurística EPSO (y, consecuentemente, la PSO) han sido planteadas en dominios donde existe *un único objetivo de optimización*. En este trabajo, se propone abordar una *optimización EPSO multiobjetivo* introduciendo una *función de aptitud difusa*, siguiendo el principio de optimalidad de Bellman-Zadeh, aplicable a *decisiones estáticas* valuadas en Conjuntos Difusos. Desde allí que se confiera a la metaheurística, la denominación FEPSO. Los desarrollos siguientes se orientarán, sin pérdida de generalidad, a los dos objetivos que se persiguen en el modelo formal, presentado en 2.2.

3.2 Función de Aptitud (Fitness) Difusa

La aptitud de cada una de las *soluciones/partículas* de la *población/enjambre*, deberá ser evaluada en términos de los dos objetivos planteados en el problema: CGSR y ENS. Ambos criterios componen un *espacio no dominado*. Esto implica que *existe una frontera pareto-óptima (o no dominada) de soluciones, en donde la modificación para mejor de uno de los criterios, implica un empeoramiento en el otro*. A partir de estos elementos, *la evaluación de la aptitud requiere:* **a.-** El cálculo para cada topología de red que integre el conjunto, del CGSR, mediante la expresión (1), y de la ENS, mediante la expresión (2); **b.-** La integración de los dos valores en una función que pondere la medida de satisfacción de tales objetivos; **c.-** La capacidad de consignar una *mayor aptitud* a las *soluciones no dominadas*, respecto de las *dominadas*, estableciéndose, *un cierto orden de dominancia*. Para cada solución, previamente a la evaluación de su aptitud, hay que verificar su *factibilidad* en términos de las restricciones impuestas. Si la solución resulta *factible*, existirán dos *valores de apartamiento*, u_{CGSR} y u_{ENS} asociados a sendas funciones objetivo. La *referencia* para la variable objetivo CGSR, resultará *el mínimo valor de costo de la población considerada en la iteración de evaluación*. La

referencia para la variable objetivo ENS, estará definida por un porcentaje de la demanda pronosticada para la etapa de análisis. Se definen las variables de apartamento, asociadas a la solución i -ésima:

$$u_{CGSR[k]}^i = \frac{CGSR_k^i - \text{Min}^{[i=1\dots n]}_{[k]} \{CGSR^i\}}{\text{Min}^{[i=1\dots n]}_{[k]} \{CGSR^i\}} \quad (14)$$

$$u_{ENS[k]}^i = \text{Min} \left\{ 0; \frac{ENS_{[k]}^i - ENS_{Ref[k]}}{ENS_{Ref[k]}} \right\} \quad (15)$$

donde: k es la iteración considerada; $Ref[k]$ es el valor de referencia de la Variable Objetivo en k ; n es el tamaño de la población P (número de partículas). Luego, son definidos dos conjuntos difusos solidarios a tales variables. Sus funciones de pertenencia, para la aplicación considerada, se formulan como:

$$\mu_{CGSR[k]}^i = f^i(u_{CGSR[k]}^i) = e^{-\alpha \times [u_{CGSR[k]}^i]} \quad (16)$$

$$\mu_{ENS[k]}^i = f^i(u_{ENS[k]}^i) = e^{-\beta \times [u_{ENS[k]}^i]} \quad (17)$$

siendo α y β parámetros $\in (0, 1]$. El valor empleado en este trabajo, es $\alpha = \beta = 0.5$.

Para obtener una escala de aptitudes asociadas a las partículas del enjambre P , en cierta etapa k , se aplica una aptitud basada en la decisión difusa vinculada a los dos apartamentos de las variables objetivo. Se requiere, entonces, de un valor de decisión difusa estática. Se emplea, para tal fin, el operador intersección entre ambos conjuntos difusos. Además, desde el punto de vista de las preferencias entre los criterios, se aplicará una ponderación exponencial. De modo que se requiere el cálculo previo de los Ponderadores de Yager, p_{CGSR}^Y y p_{ENS}^Y . Siendo $n=2$ criterios, pueden directamente elegirse, tal que su suma sea 2. Si fuesen $n > 2$, puede aplicarse el método del autovector de Perron. Estos ponderadores contraen o dilatan el conjunto difuso solidario a cada variable de apartamento, según su valor resulte < 1 ó > 1 . La contracción, aumenta la importancia relativa del conjunto difuso, mientras que la dilatación la disminuye. Si un p^Y es > 1 el otro, por lo dicho, será < 1 . Se tiene, así:

$$\text{Aptitud}_{[k]}^i = \mu_{D[k]}^i = \text{Min} \left\{ [\mu_{CGSR[k]}^i]^{p_{CGSR}^Y}; [\mu_{ENS[k]}^i]^{p_{ENS}^Y} \right\} \quad (18)$$

Al calcular las aptitudes, debe evitarse que a las mejores soluciones les sean consignados valores excesivamente elevados en relación a las restantes del enjambre. De lo contrario, se obtendría una convergencia prematura hacia soluciones que no necesariamente se encuentran próximas al óptimo global. Tal situación se explica en términos de la diversidad requerida en los individuos de la población: en muy pocas iteraciones, las soluciones obtenidas exhibirían una gran similitud. Visto este proceso desde el paradigma de la Programación Evolucionaria se estaría impidiendo que actúen eficientemente los mecanismos de selección natural. Se propone lograr uniformidad en las aptitudes

consignadas a los distintos individuos de la población evaluada, respetando las diferencias a favor de las mejores soluciones, sin que las mismas resulten excesivas en relación a las restantes.

Se introduce, entonces, una modificación en la evaluación de la aptitud, denominada *criterio del orden de las decisiones difusas*.

4.3 Función de Aptitud (Fitness) Basada en el Orden de la Aptitud Difusa

La escala de aptitudes basada en la pertenencia difusa, $\mu_{D[k]}^i$, resultará, en general, *no lineal*, favoreciéndose a aquellas de mayor $\mu_{D[k]}^i$. Supóngase que el enjambre P tiene n partículas; si se las ordena según su escala de aptitud difusa, asignándole, de menor a mayor, su número de orden (ubicación en el ranking de aptitud) $r \in [1..n]$, entonces la función de aptitud resultante, puede ser uniformizada como sigue:

$$o_{[k]} = \sum_{i=1}^n [o^{\text{Peor}}_{[k]} - o^i_{[k]}] \quad (19)$$

siendo $o^{\text{Peor}}_{[k]}$, el orden que corresponde a la solución de menor $\mu_{D[k]}^i$.

Entonces la aptitud basada en el orden de la aptitud difusa, queda definida como:

$$\text{Aptitud}^i_{[k]} = \frac{o^{\text{Peor}}_{[k]} - o^i_{[k]}}{o_{[k]}} \quad (20)$$

5. SIMULACIÓN

5.1 Caracterización del SDEE Considerado

La simulación del presente modelo, se ha realizado sobre un SDEE *basado en uno real* (localidad de Bariloche, provincia de Río Negro). El análisis se corresponde con el período 2000-2007. El SDEE está ubicado en la punta del Sistema Interconectado Nacional (SIN) y depende de una única línea de abastecimiento en 132 [kV]. Se dispone de generación en *reserva fría* que cubre sólo el 40% de la demanda pico. Esta condición ha sido considerada para evaluar costos de inversión en GD, fijando límites de ENS que se imponen como referencias a respetar en cada etapa analizada.

5.2 Dimensión del Espacio de Búsqueda

Como se dijo en 2.1.1, en cada una de las etapas de planificación, dentro de la pseudodinámica descrita, se considera una *optimización espacial*.

El propósito de la simulación, es hacerlo mediante la aplicación de la *metaheurística FEPSO*, para el año horizonte, 7. El SDEE de partida (etapa de referencia o año 0) tiene 3 subestaciones 33 [kV]/13.2 [kV], las cuales, a su vez, tienen emplazados equipos generadores (GD) que cubren en parte la demanda de pico, en el rol de reserva fría ante contingencias que devengan en la interrupción del vínculo con el sistema de 132 [kV]. Se pretende aumentar el nivel de reserva, a efectos de lograr mayor confiabilidad y garantía de abastecimiento. La GD modificaría su rol paulatinamente, desde reserva a

generación independiente. Los puntos de demanda, o nodos del sistema, lo constituyen los Centros de Transformación MT/BT (13.2 [kV]/ 0.38 [kV]).

Para las etapas consideradas (**I** año *7-horizonte*, **II** años *5-3-intermedia* y **III** años *3-0-referencia*), se tiene cierta *demanda proyectada* y *ciertos valores en las restricciones* que caracterizarán cada solución como *factible* o no. Con estos elementos, la *dimensión del espacio de búsqueda* se calcula como sigue: **a)** Por cada *subestación existente*, se tendrá una potencia inyectada al sistema desde la red de subtransmisión (33 [kV]), proveniente del punto de compra. Simultáneamente, se tendrá una potencia de generación instalada. Ambas son aparentes (Activa, Reactiva). Cada una constituye una *dimensión*. Entonces si se tienen n_{SbE} *subestaciones existentes*, se tendrán:

$$NDInyGDE = \left[\sum_{j=1}^{n_{SbE}} (SI_{nyE(j)} + SGDE(j)) \right] \text{ dimensiones; } \mathbf{b)}$$

Por cada *subestación existente*, se tiene cierto conjunto de *alimentadores también existentes*, los cuales pueden ser reemplazados por otros de una sección distinta (en general mayor). Cada uno de estos *alimentadores existentes*, agrega una *dimensión* al problema. Si se tienen n_{SbE} subestaciones y de la j , salen $n_{AE(j)}$

alimentadores, se agregan las *dimensiones*: $NDAE = \left[\sum_{j=1}^{n_{SbE}} \left(\sum_{n_{AE}=1}^{n_{AE(j)}} n_{AE} \right) \right]$; **c)** Por

cada *subestación existente*, se tendrán ciertos *alimentadores que son factibles de construir*, pero *pueden o no ser construidos*. Su longitud y posible emplazamiento son conocidos. Indicando este número, para cierta subestación

j , mediante $n_{AN(j)}$, un agregado de $NDAN = \left[\sum_{j=1}^{n_{SbE}} \left(\sum_{n_{AN}=1}^{n_{AN(j)}} n_{AN} \right) \right]$ *dimensiones al*

espacio de búsqueda; **d)** Como el *sistema de subtransmisión no se modifica*, se tienen *ciertos emplazamientos* donde es factible construir una *nueva subestación*, con las *mismas características que las existentes*. Por cada una, habrá *dos dimensiones en cuanto a potencia instalada*, y *cierto número de dimensiones por la construcción de los alimentadores factibles*, cuya ruta o emplazamiento, es conocido. Si es factible un número n_{SbPr} de subestaciones, entonces se adicionarán al *espacio de búsqueda un número de dimensiones dado por*: $(NDAPr + NDInyGDPr)$, donde:

$$NDAPr = \left[\sum_{j=1}^{n_{SbPr}} \left(\sum_{n_{AN}=1}^{n_{ANPr(j)}} n_{ANPr} \right) \right]; NDInyGDPr = \left[\sum_{j=1}^{n_{SbPr}} (SI_{nyPr(j)} + SGDPPr(j)) \right] \text{ y } n_{ANPr(j)}$$

se corresponde con cada *alimentador factible de construir desde la subestación* $j \in SbPr$; **e)** por último, por cada *alimentador existente*, (E), o *proyectado de una subestación existente*, (N), o *proyectado de una subestación proyectada*, (Pr), existirán *ciertos puntos prefijados como factibles para instalar un aparato de seccionamiento*, $(ps[E, N, Pr])$. Los mismos posibilitarán la *transferencia de carga*, ante *contingencias*, hacia otro alimentador de una subestación vecina. El aspecto evaluado aquí, *corresponde sólo a las contingencias* puesto que el objetivo es *minimizar la ENS*. Entonces se agregarán: $(NDpsE + NDpsN + NDpsPr)$ *dimensiones al espacio de búsqueda*, siendo:

$$NDnpsE = \left[\sum_{j=1}^{n_{Sb}} \left(\sum_{n_{AE}=1}^{n_{AE(j)}} \left(\sum_{npsE=1}^{npsAE(n_{AE})} npsE \right) \right) \right];$$

$$ND_{npsN} = \left[\sum_{j=1}^{nSb} \left(\sum_{nA=1}^{nAN(j)} \left(\sum_{npsN=1}^{npsAN(nA)} npsN \right) \right) \right]; \text{ y}$$

$$ND_{npsPr} = \left[\sum_{j=1}^{nSbPr} \left(\sum_{nA=1}^{nAPr(j)} \left(\sum_{npsPr=1}^{npsAPr(nA)} npsPr \right) \right) \right].$$

La *Dimensión del Espacio de Búsqueda* en donde se moverán las partículas, queda definida por la suma:

$$ND = ND_{InyGDE} + NDAE + NDAN + NDAPr + ND_{InyGDPr} + ND_{npsE} + ND_{npsN} + ND_{npsPr} \quad (21)$$

5.3 Datos y Resultados Obtenidos mediante FEPSO

Se presentarán los datos y resultados más relevantes, omitiendo detalles de cálculo, pues resultaría imposible incorporarlos todos. Un aspecto simplificador lo constituye la longitud de los alimentadores. Si bien guarda cierta proporción con la realidad, está aproximada de forma de simplificar su estimación. En el *esquema unifilar* de la FIGURA 3, la distancia entre el nodo 1 y el 2, en el Alimentador 1 de la ET I, es de 200 [m], y esa escala se sostiene para todo el sistema. Fueron considerados sólo 4 tipos de conductores aéreos. Llamando r_u a la *resistencia por km*, y x_u a la *reactancia inductiva por km*, se tiene: **Tipo 1)** 3 x 35 [mm²] ($r_u=0.95$ [ohm/km]; $x_u = 0.28$ [ohm/km]); **Tipo 2)** 3 x 50 [mm²] ($r_u=0.66$ [ohm/km]; $x_u = 0.27$ [ohm/km]); **Tipo 3)** 3 x 95 [mm²] ($r_u=0.35$ [ohm/km]; $x_u = 0.25$ [ohm/km]); y **Tipo 4)** 3 x 120 [mm²] ($r_u=0.28$ [ohm/km]; $x_u = 0.14$ [ohm/km]). Las Potencias de los CT, están normalizadas en [kVA] (315, 250, 200, 150, 100, 50, 30, 20, 15, 10, 5). El Pronóstico de Demanda Máxima adoptado, en [MVA], desde el año base (2000) al horizonte (2007), por año de corte, sigue la sucesión (19,5, 20.7, 21.2, 22.7, 24.1, 26.2, 27.5). Para la expresión (2), ENS, si bien las *tasas de falla* son función del Tipo de Conductor y de la zona, igual que los *tiempos medios de interrupción*, se han adoptado valores únicos, medios: una tasa (λ_{ij}) = 1.1 [fallas/añoxkm] y un *tiempo medio de interrupción* (r_{ij}) = 3 [hs], tanto para las líneas *existentes* como para las *futuras*. El *costo fijo de construcción de línea convencional* (Postes de hormigón y conductor desnudo) se valuó en 15000 [US\$/km] y para el *costo variable* (expresión (13), se fija el parámetro [US\$/kWh] = 0.0072. Para la *aparamenta vinculada a la transformación de la ET*, se adoptó el *costo fijo* de 350000 [US\$/MVA instalado]. Sus *costos variables*, pueden aproximarse mediante la expresión (13) reemplazando F_C por el Índice de Carga. Para las Unidades de GD, se adoptó un *costo fijo* de 550000 [US\$/MVA instalado], y un *costo variable* de 45 [US\$/MVA circulado]. Se ha considerado que la ENS para el año horizonte, debe estar por debajo del 5% de la demanda pronosticada. Se adoptó: $p_{CGSR}^Y = 0.5$ y $p_{ENS}^Y = 1.5$. La *dimensión del espacio de búsqueda*,

resultó, por limitaciones de tipo geográfico/topológico, $ND = 51$, con dominios muy estrechos (por ejemplo: *secciones de conductores*, sólo 4 tipos).

Los *datos para el año base y resultados de la optimización* FEPSO, para el año *horizonte*, se presentan en los CUADRO 1 y 2, y en la FIGURA 3. El CUADRO 1 muestra la lista de Nodos por Alimentador de cada ET (I, II y III, existentes y IV, proyectada y a *emplazar* en el año horizonte); la FIGURA 3, presenta *el esquema unifilar base y sus modificaciones topológicas futuras*. Los nodos (CT) se indican mediante un *punto relleno*. Los *rectángulos pequeños* con una T asociada, son los *puntos de seccionamiento* obtenidos. Los grandes son las ETs. Se han remarcado con letra *itálica*, aquellos CT que se deben construir en el año horizonte, o bien que son captados por otra ET respecto del año base. Tal captación se indica $[A_i, ETB, A_j, ETH]$, donde $A_{i,j}$ son alimentadores, B es Base y H es horizonte. Los *alimentadores que deben construirse* en tal etapa, se representan con *línea discontinua*. Con *línea continua*, los *existentes* (o a construir en las etapas II o III de la *pseudodinámica*). En el CUADRO 2 se presentan los *cambios de tipos* entre el año *base* y el *horizonte*, que arrojó la optimización, para los *alimentadores principales* (A_i) y sus *derivaciones* (éstos, con la *misma sección* por ET). En el CUADRO 3, se presenta la *configuración arrojada por la optimización*, entre potencia *inyectada desde el sistema de subtransmisión* y la *generada* (GD).

El algoritmo implementado responde al esquema *síncrono de topología global*. El *número de partículas* considerado fue 150, y bastó con 35 *generaciones* para lograr una buena convergencia del FEPSO. Se implementó un algoritmo de *plataforma software híbrida*, desarrollado por los autores, en lenguaje C++, MATLAB y Visual Basic 6. Para las herramientas de Análisis de Funcionamiento, tales como el *flujo de potencia* y algunos *modelos de confiabilidad*, se utilizaron programas en lenguaje C++. El sistema operativo, fue WINDOS XP. El tiempo de procesamiento resultó de 1 hora 30 min, aproximadamente, *mucho menor que para un Algoritmo Genético que resuelve el mismo problema*, el cual requirió de casi 2 horas 40 minutos en el mismo computador (PC de última generación, idéntica a la aquí empleada). A este tiempo habría que adicionarle el requerido por la *puesta a punto de los parámetros típicos* del AG.

El mismo problema también se abordó mediante un algoritmo FPSO, con la misma función de aptitud. Se requirieron 40 pruebas para poner a punto los *parámetros estratégicos*, y el tiempo de *convergencia* resultó 20 minutos mayor que el del FEPSO. La *mejor solución alcanzada*, fue coincidente, más que nada debido a su relativa evidencia, dada las restricciones geográficas para el emplazamiento de la nueva ET/GD y de los alimentadores futuros.

6. CONCLUSIONES

- a. Se presentó una nueva *metaheurística* que combina los desarrollos de la PSO con las Estrategias de Evolución, EPSO, a la cual se la emplea para una *optimización multiobjetivo*, con una *función de aptitud soportada en la decisión difusa estática*, FEPSO.
- b. El EPSO exhibe dos mecanismos, uno *evolutivo* y otro *autoadaptativo*, que actúan en *secuencia* sosteniendo cada uno su *probabilidad de producir mejores individuos*, por una parte, y un *mejor promedio de aptitud global*, por la otra.

c. La incorporación de la capacidad *autoadaptativa* en el EPSO, sobre la regla del movimiento del PSO, la torna con una habilidad muy especial para su aplicación en problemas de optimización complejos, con múltiples óptimos locales. Especialmente en el campo de los Sistemas de Potencia, en el cual los problemas de optimización son *combinatoriales* y *no convexos*, y cuyo abordaje mediante *modelos matemáticos clásicos* tiene una *muy difícil solución*, y, si la hay, *de escasa aplicabilidad práctica*.

d. La formulación de una *función de aptitud basada en decisiones difusas estáticas*, es una buena alternativa para conferir a la metaheurística EPSO la capacidad de *optimizar múltiples objetivos*. El modelo FEPSO, con la introducción de la *función de aptitud basada en el orden de las aptitudes difusas*, garantiza que se preserve la *diversidad* en las soluciones, exigida por el Paradigma de la Programación Evolucionaria. Esto evita *convergencias prematuras* hacia soluciones *alejadas del óptimo global*. Desde este enfoque de aptitud, *todas las restricciones podrían ser relajadas, modelándolas como conjuntos difusos de sus respectivas variables de apartamiento*. Ello generaría una *mayor flexibilidad en la soluciones*, sin pérdida alguna de la *robustez* inherente al método. La *robustez refiere a la capacidad de convergencia que exhibe la metaheurística, no obstante qué valores iniciales se adopten para los parámetros estratégicos*. Esto quedó claramente evidenciado en la simulación.

e. Por último, queda pendiente, para problemas de este tipo o aún más complejos en tamaño/dimensiones, emplear una *actualización asíncrona* implementando el algoritmo mediante *procesamiento paralelo*. Es de esperar *un mejor rendimiento y una mayor robustez*, para diferentes rangos de soluciones, no obstante aumente, de modo apreciable, el número de objetivos/restricciones.

7. FIGURAS Y TABLAS

FIGURA 1: A) Regla de Movimiento de la Metaheurística PSO. B) Ídem EPSO

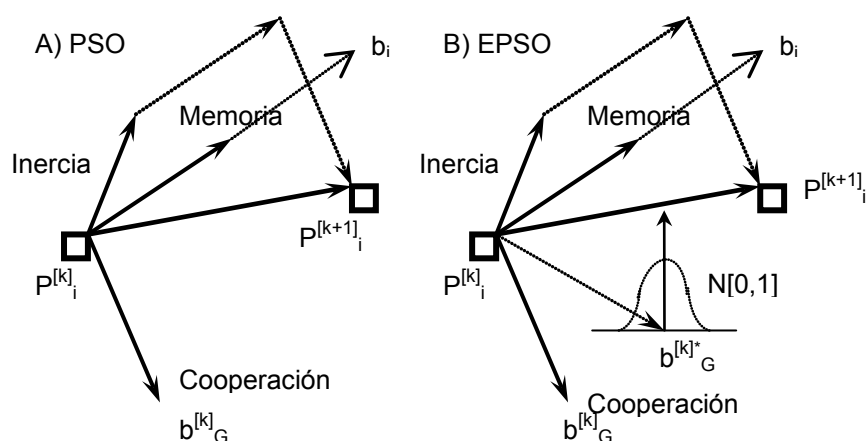


FIGURA 2: Esquema de Solución General para MetaHeurística PSO

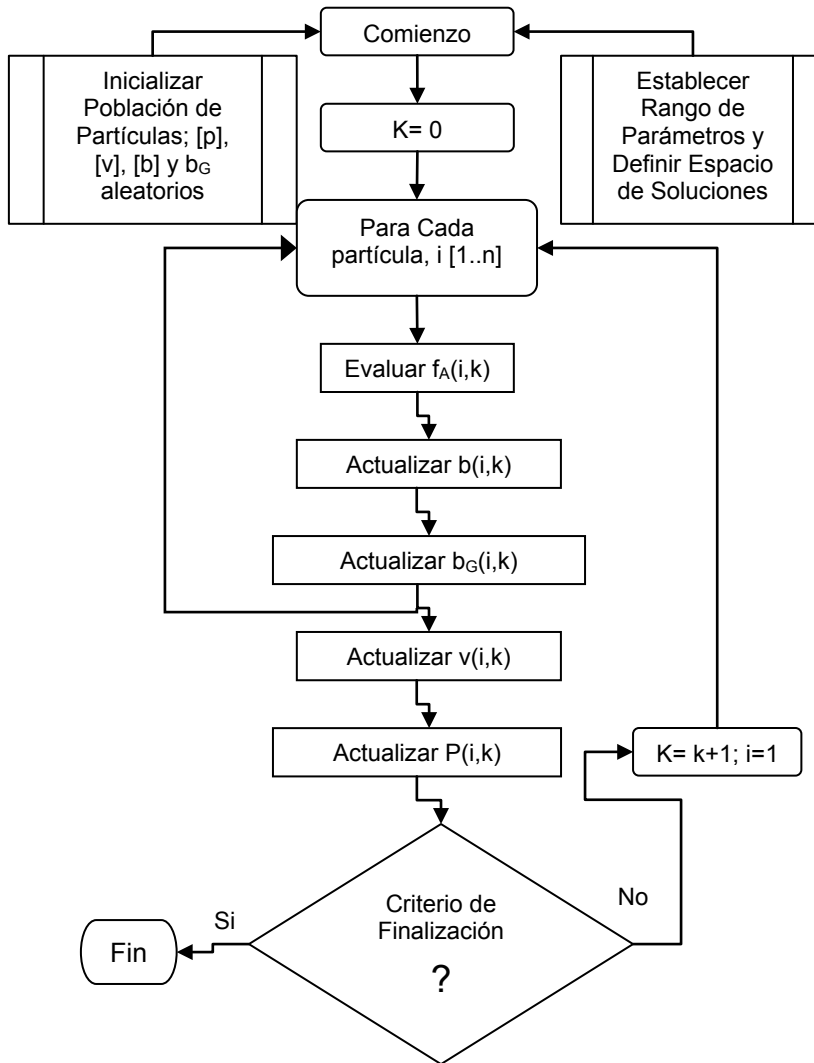
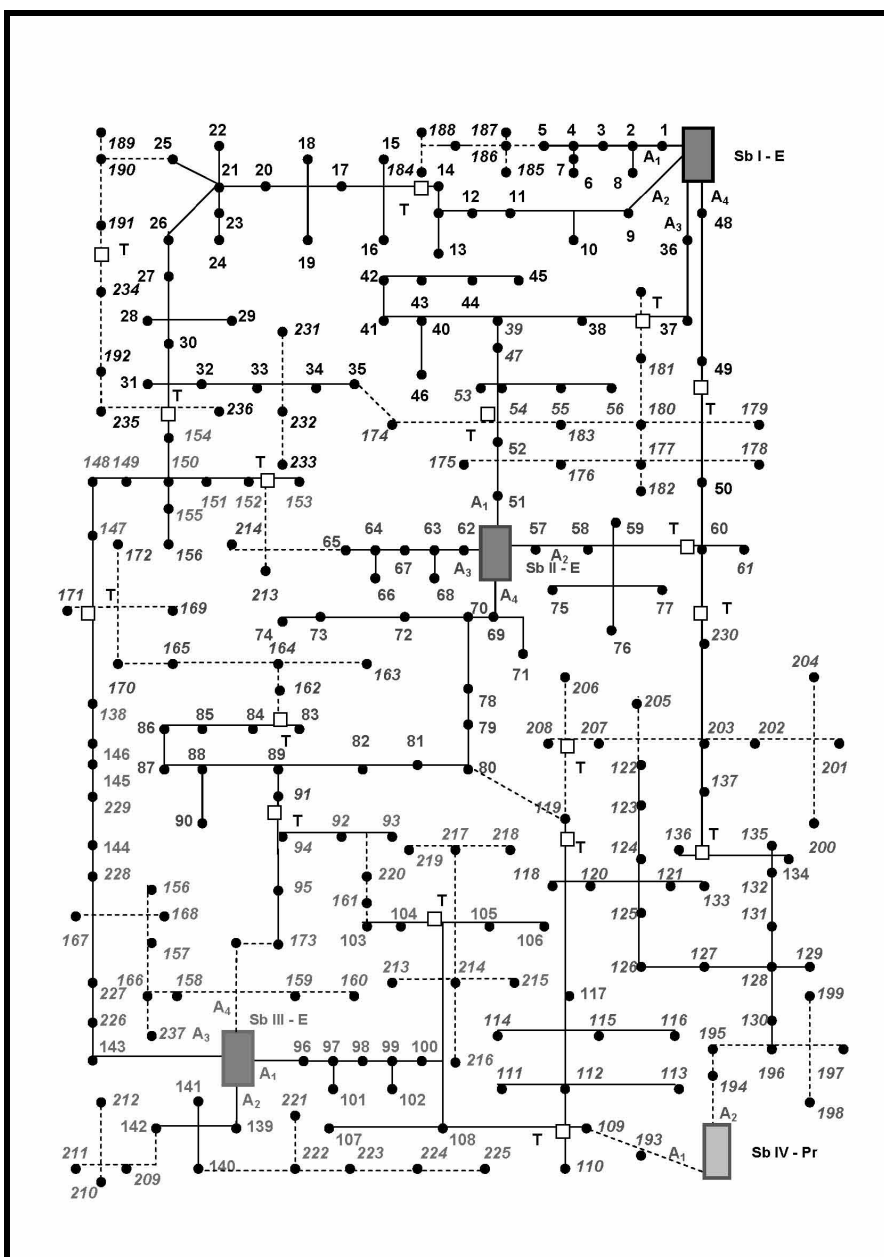


FIGURA 3: Red Resultante para el año Horizonte (2007), respecto del Base (2000)



CUADRO 1: Nodos ET y Potencia Aparente S [kVA]. Base (2000) y Horizonte (2007)

ET I			ET II			ET III			ET IV Pr		
N	A	S	N	A	S	N	A	S	N	A	S
1	1	200	51	1	100	96	1	50	109	[1,III;1,V]	100
2	1	315	52	1	100	97	1	50	110	[1,III;1,V]	150
3	1	200	53	1	200	98	1	100	111	[1,III;1,V]	100
4	1	200	54	1	200	99	1	100	112	[1,III;1,V]	200
5	1	200	55	1	100	100	1	100	113	[1,III;1,V]	150
6	1	315	56	1	200	101	1	200	114	[1,III;1,V]	150
7	1	315	57	2	50	102	1	200	115	[1,III;1,V]	100
8	1	200	58	2	50	103	1	315	116	[1,III;1,V]	200
9	1	315	59	2	100	104	4	200	117	[1,III;1,V]	150
10	2	200	60	2	50	105	1	200	118	[1,III;1,V]	250
11	2	200	61	2	100	106	1	100	119	[1,III;1,V]	100
12	2	315	62	3	100	107	1	100	120	[1,III;1,V]	150
13	2	200	63	3	200	138	2	200	121	[1,III;1,V]	50
14	2	200	64	3	100	139	2	200	122	[1,III;1,V]	100
15	2	200	65	3	50	140	2	200	123	[1,III;1,V]	100
16	2	315	66	3	10	141	2	200	124	[1,III;1,V]	100
17	2	315	67	3	100	142	2	100	125	[1,III;1,V]	100
18	2	200	68	3	20	143	2	100	126	[1,III;1,V]	150
19	2	200	69	4	20	144	3	100	127	[1,III;2,V]	250
20	2	315	70	4	15	145	3	100	128	[1,III;2,V]	50
21	2	315	71	4	100	146	3	100	129	[1,III;2,V]	100
22	2	315	72	4	200	147	[2,I;3,III]	150	130	[1,III;2,V]	100
23	2	200	73	4	100	148	[2,I;3,III]	200	131	[1,III;2,V]	150
24	2	315	74	4	100	149	[2,I;3,III]	200	132	[1,III;2,V]	100
25	2	315	75	2	20	150	[2,I;3,III]	100	133	[1,III;1,V]	150
26	2	200	76	2	100	151	[2,I;3,III]	200	134	[1,III;2,V]	200
27	2	100	77	2	50	152	[2,I;3,III]	100	135	[1,III;2,V]	100
28	2	100	78	4	200	153	[2,I;3,III]	20	136	[1,III;2,V]	150
29	2	100	79	4	315	154	[2,I;3,III]	100	137	[1,III;2,V]	200
30	2	100	80	4	50	155	[2,I;3,III]	100	230	[2,II;2,V]	200
31	2	100	81	4	50	155	[2,I;3,III]	200	193	1	50
32	2	100	82	4	20	156	[3,III;4,III]	50	194	2	200
33	2	100	83	4	20	157	4	100	195	2	250
34	2	100	84	4	50	158	4	20	196	2	200
35	2	100	85	4	15	159	4	100	197	2	250
36	3	100	86	4	15	160	4	200	198	2	200
37	3	200	87	4	10	161	4	50	199	2	200
38	3	200	88	4	10	166	4	100	200	2	200
40	3	200	89	4	5	167	4	30	201	2	250
41	3	100	90	4	5	168	4	200	202	2	250
42	3	100	91	4	5	173	4	30	203	2	150
43	3	100	162	3	100	209	2	50	204	2	100
44	3	200	163	3	100	210	2	100	205	2	200
45	3	100	164	4	10	211	2	100	206	1	250
46	3	50	165	4	20	212	2	200	207	2	200
48	4	100	162	3	100	213	1	50	208	2	150
49	4	100	163	3	100	214	1	50	TOTAL	7250	
184	1	50	164	4	10	215	1	20			
185	1	30	165	4	20	216	1	50			
186	1	30	169	4	100	217	1	100			
187	1	30	170	4	100	218	1	50			
188	1	50	171	4	200	219	1	10			
189	2	20	172	1	50	220	4	50			
190	2	30	174	1	50	221	2	50			
191	2	20	175	2	200	222	2	100			
192	2	20	176	2	50	223	2	150			
231	2	20	177	2	100	224	2	50			
232	2	20	178	2	200	225	2	100			
233	2	20	179	1	100	226	3	50			
234	2	20	180	1	100	227	3	50			
235	2	15	181	1	200	228	3	50			
236	2	10	182	1	200	229	3	15			
TOTAL		9390	183	1	200	92	[4,II;4,III]	10			
			47	[3,I;1,II]	150	93	[4,II;4,III]	15			
			50	[4,I;2,II]	200	94	[4,II;4,III]	20			
			39	[3,I;1,II]	100	95	[4,II;4,III]	30			
			TOTAL		5845	108	1	50			
						TOTAL		5835			

CUADRO 2: Alimentadores: Año Base (B) y Año Horizonte (H), Alimentadores Derivados (D)

ET I A1 [B: T4; H: T4] A2 [B: T3; H: T4] A3 [B: T3; H: T3] A4 [B: T2; H: T2]
AD [B: T2; H: T2]

ET II A1 [B: T1; H: T2] A2 [B: T1; H: T2] A3 [B: T1; H: T2] A4 [B: T1; H: T2]
AD [B: T1; H: T2]

ET III A1 [B: T2; H: T3] A2 [B: T1; H: T1] A3 [B: T2; H: T3] A4 [B: T1; H: T2]
AD [B: T1; H: T1]

ET IV A1 [B: T3; H: T4] A2 [B: T2; H: T3] AD [B: T1; H: T2]

CUADRO 3: Configuración Óptima de Potencia Aparente [MVA] entre Inyección (compra) y GD

ET I = 6 Iny + 4 GD; **ET II** = 3 Iny + 3 GD; **ET III** = 2 Iny + 4 GD; **ET IV** = 2 Iny + 6 GD

CAPÍTULO IV

MODELO 2

OPTIMIZACIÓN DEL BALANCE DE FASES EN LOS SISTEMAS TRIFÁSICOS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA EN BAJA TENSION. UNA APLICACIÓN DE LA METAHEURÍSTICA FPSO

OPTIMIZACIÓN DEL BALANCE DE FASES EN LOS SISTEMAS TRIFÁSICOS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA EN BAJA TENSIÓN. UNA APLICACIÓN DE LA METAHEURÍSTICA FPSO

.- RESUMEN

Este trabajo presenta un modelo de Optimización del Grado de Desbalance de Cargas en una Red Trifásica de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE) en Baja Tensión. Se aplica una novedosa MetaHeurística PSO (Particle Swarm Optimization) con un enfoque MultiObjetivo, cuya función de aptitud es valuada mediante Conjuntos Difusos (FPSO). Entre los diversos inconvenientes que se derivan de un elevado grado de desbalance en las fases del sistema, se consideran, especialmente, la minimización de las pérdidas técnicas y la mejora del perfil de tensiones. Ambos aspectos resultan de sustancial importancia en el uso racional de la energía, cuando este objetivo se centra desde el lado de la oferta, y son observados por la autoridad regulatoria. Se presenta una aplicación real, y sus ventajas, respecto del enfoque clásico del problema, empleando Programación Lineal Entera-Mixta, son evidenciadas.

1. INTRODUCCIÓN

El Balance de Fases en un Sistema Trifásico de Distribución Eléctrica en Baja Tensión, es un problema que exhibe una *apariencia menor*, razón por la cual, tal vez, no ha sido muy tratado de manera formal por la literatura especializada. Más allá de su apariencia, *su importancia es fundamental*, puesto que el mayor porcentaje de pérdidas de las redes de distribución, se encuentran en los sistemas de baja tensión, así como también los mayores inconvenientes de tensión de suministro a los usuarios (*calidad de producto técnico*). Pueden referirse, al menos, dos razones por las que este problema no ha sido abordado formalmente y de la manera adecuada: **a)** más allá de su *apariencia sencilla (cambiar las conexiones de fases de las cargas monofásicas) es de muy compleja solución (combinatorio)*, como se verá en el epígrafe **2.** y **b)** las *regulaciones eléctricas*, recién en los últimos años a partir de la reforma, se han preocupado por los aspectos de *calidad* y, con más énfasis recientemente, del *uso racional de la energía desde el lado de la oferta*: han sido, históricamente, *razones técnicas* las que han impuesto *límites a las pérdidas y perfiles de tensión, y no económicas* (refiriendo un *costo social de oportunidad*), enfoque que se intenta establecer en la actualidad. El presente trabajo, intenta dar con una *solución formal y superadora*, respecto de las existentes, *para que se minimicen los efectos de un grado importante de desbalance de fases, rebalanceándolas, siguiendo un criterio que contemple el menor número de cambios posible*. Se ha ordenado como sigue: en la sección **2.** se presenta el problema, así como su intento de solución más común, aún hoy empleado. Se analiza, luego, críticamente un método formal de solución, basado en Programación Lineal Entera Mixta. En la sección **3.**, se presenta la Metaheurística PSO, propuesta como superadora, y en la **4.** se desarrolla el modelo complementario para su aplicación MultiObjetivo, con *función de aptitud difusa*, al problema en cuestión. En la sección **5.** se aplica el modelo propuesto

a un sistema real y se describen los resultados obtenidos. Finalmente, se presentan las conclusiones más destacables en la sección 6..

2. EL DESBALANCE DE FASES EN LOS SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA DE BAJA TENSIÓN – SDEE BT

2.1 Identificación del Problema

El SDEE BT parte de Centros de Transformación de Media Tensión a Baja Tensión (CT MT/BT), en los que se emplazan uno o más *transformadores*, que presentan cierto número de *salidas* en BT. Dicho número aumenta con la potencia instalada. Desde cada *salida* (en un transformador para un CT tipo *plataforma*, de 315 [kVA], se tienen 4-6 salidas), parte un *alimentador* que, a su vez, tiene *ramales en derivación*, llamados *secundarios* (los cuales pueden tener *derivaciones terciarias*, y así siguiendo), conformándose una *red independiente* cuya *topología de operación es radial*. El sistema es *trifásico*, pero las cargas conectadas en los diferentes nodos de los alimentadores primarios o sus derivaciones, resultan, en su mayoría, *monofásicas*. Esto le confiere un carácter, si bien *simétrico* (dos *fasores* contiguos difieren en 120°), *desbalanceado* (*módulos* distintos). Esto significa que el sistema de BT, *opera necesariamente con cierto grado de desbalance en sus tres fases*. En la FIGURA 1 A) se presenta un *sistema trifásico de corrientes (intensidades o cargas) simétrico balanceado* (referido como *perfecto*) y en la B) se presenta un sistema *simétrico desbalanceado*. Sin embargo, *en la medida que tal desbalance exhiba un grado más pronunciado, se presentan, al menos, tres problemas* relacionados con las *pérdidas*, la *calidad del suministro* y la *confiabilidad del sistema*:

a) Existe un *aumento en las pérdidas técnicas (potencia y energía)* del sistema. En segmentos *urbanos/suburbanos*, para sistemas de BT que utilizan 0.38 [kV] de *tensión nominal de suministro*, el *nivel de pérdidas técnicas de potencia* se sitúa entre un 5 a 10%. El último valor se observa, mayormente, en zonas carenciadas, debido al tipo constructivo de red que se emplea (frecuentemente, conductores desnudos referidos como *convencionales*); **b)** La *calidad del producto técnico tensión de suministro*, controlada por la regulación, *disminuye*. La *tolerancia en tensión* para redes como las descritas en el ítem anterior, está entre un 5% a 7% respecto de la *tensión de suministro nominal*; **c)** El *desbalance de intensidades*, para sistemas con *neutro puesto a tierra*, genera una corriente de *secuencia cero*, $I^{[0]}$ (suma de las intensidades de las tres fases, que circulará por *tierra*) de un valor tal que puede accionar las *protecciones contra cortocircuitos*. Particularmente, el *monofásico/fase a tierra* (el más frecuente: un 80% de las fallas son de este tipo). Se observa que en la FIGURA 1 A) la *suma fasorial (vectorial)* de las intensidades es *nula*, mientras que en la 1 B) *no lo es*. El sistema *pierde así confiabilidad, puesto que las protecciones interpretan los fuertes desbalances como una señal de cortocircuito, interrumpiendo el servicio*. Esto adquiere mayor relevancia en el subsistema de MT: las cargas para el mismo resultan ser los CT MT/BT (sin considerar los grandes usuarios en MT, que son pocos, relativamente). Los *desbalances* en BT, se reflejan, entonces, *“aguas arriba”* como *cargas desbalanceadas* en MT. En este subsistema existen protecciones accionadas

por *componente homopolar mayor que cierto nivel de disparo*, requiriéndose especial cuidado con su ajuste.

Entonces, el *problema de optimización en el grado de desbalance de fases*, es definido como *la búsqueda de aquella configuración de conexiones de las cargas a las fases [R, S, T] en el sistema, tal que propenda a evitar, en el mayor nivel posible, los inconvenientes descritos en a), b) y c)*. Como cada carga del sistema tiene tres opciones de conexión, se trata de un *problema combinatorio*, en rigor dado por las *variaciones con repetición de las 3 fases tomadas de a nC cargas*. El espacio de búsqueda tendrá, entonces, $NE = 3^{nC}$ estados. Para un sistema cuyo *esquema trifilar* se presenta en la FIGURA 3, con $nC = 115$ cargas, se tiene un *espacio de búsqueda* de $NE = 3^{115}$ estados.

2.2 Primeros Intentos de Solución mediante Búsqueda Iterativa (BI): Modelo “Prueba y Error”

Los primeros intentos de solución para el *balance de fases*, responden, en su versión más sofisticada, al esquema presentado en la FIGURA 2. Este método es aún hoy aplicado, en una versión más simple que sustituye las *heurísticas*, y su compleja implementación desde el punto de vista informático, por *configuraciones de fases aleatoriamente generadas*. Se itera, en este caso, un cierto número de veces, reteniendo el mejor Indicador de Balance. Dada la enorme cantidad de estados del *espacio de búsqueda*, como se explicó en el epígrafe anterior, en un sistema importante, con un gran número de cargas, este método constituye un pobre sondeo.

2.3 El Problema de Desbalance de Fases Abordado Mediante Programación Lineal Entera-Mixta (MIP)

Empleando un enfoque propiciado por técnicas de optimización clásicas, el modelo MIP fue presentado en 1998 por Zhu. Considérese un alimentador único, tal como el que se representa en la FIGURA 3, indicado como Pr, el cual tiene cierta conexión de cargas (también indicadas en dicha FIGURA), en *nodos* cuya distancia a la salida de Pr, se encuentra definida. Se trata de encontrar *la asignación óptima de las cargas a cada fase del sistema [R, S, T], tal que las intensidades, tomadas de a pares, esto es: [R, T], [S, T] y [R, S] exhiban una diferencia de módulos en cada rama (distancia entre dos nodos contiguos) que resulte mínima*. Formalmente:

$$\text{Min } \{ \sum_j p_j \times U_j \}$$

Sujeto a:

$$U_j = \text{Max} \{ |I_j^{[R]} - I_j^{[T]}|, |I_j^{[S]} - I_j^{[T]}| ; |I_j^{[R]} - I_j^{[S]}| \} \quad (1)$$

$$I_j^{[\Phi]} = \sum_k I_k^{[\Phi]} + \sum_w \delta_i^{[\Phi]} \times I_i^{[\Phi]} \quad (2)$$

$$\sum_w \delta_i^{[\Phi]} = 1; \forall [\Phi] \in \{R, S, T\} \quad (3)$$

$$\sum_w \delta_i^{[\Phi]} = 1; \forall [w] \in [1..nC] \quad (4)$$

$$|I_j^{[\Phi]}| \leq C_j \quad (5)$$

$$\delta_i^{[\Phi]} \in \{0, 1\} \forall [i, \Phi] \quad (6)$$

$$\sum_j p_j = 1; \forall [j] \in [1..nR] \quad (7)$$

donde:

j es la rama genérica; U_j es el *desbalance de intensidades* en la rama j ; $I_j^{[\Phi]}$ es la *intensidad* sobre la rama j en la fase Φ ; $\delta_i^{[\Phi]w}$ es la *variable de decisión* para la conexión de la carga w -ésima en el nodo i -ésimo, a la fase Φ , $I_i^{[\Phi]w}$; i es el nodo “aguas abajo” o *terminal* de la rama j ; C_j es la *capacidad de la línea* en la rama j , por fase; nC es el *número de cargas* y nR es el *número de ramas*.

En esta formulación MIP, la igualdad (2) no es otra cosa que la Ley de Kirchhoff de las Intensidades aplicada al nodo i (*la suma fasorial de las intensidades en dicho nodo, debe ser nula*); las restricciones (3), (4) y (6) *aseguran que una carga se asigne sólo a una fase*; la restricción (5) *asegura que no se vulneren los límites operacionales del alimentador* (Intensidad Máxima); la condición (7) *es necesaria, puesto que las ramas deben tratarse de un modo independiente, fijando pesos al balance logrado en cada una de ellas*. Se trata de una típica modelación Lineal Entera-Mixta, que puede ser resuelta mediante un *algoritmo de ramificación y acotamiento*, incluido en cualquier paquete de software educacional o comercial.

Sin embargo, hay que destacar algunas *severas limitaciones* en este enfoque:

1ro) La más importante: supone una *característica de las cargas* denominada *de corriente constante*. Esto significa que, *independientemente de los cambios que se puedan producir en la tensión de nodo, la carga ajustará su impedancia para demandar siempre la misma intensidad*. Esta es una simplificación que exige de emplear, por cada cambio de configuración (conexión a fases), un *flujo de potencia trifásico* para determinar el estado resultante del sistema analizado. De tal modo, es posible la *linealización del problema ya que las intensidades (fasores), permanecen constantes*. En sistemas reales, donde predomina un *consumo tipo residencial, esta característica de carga es bastante improbable de sostener* (mucho menos aún, para todas las cargas/usuarios del sistema);

2do) Se propone un *Índice de Balance* que intenta resolver, estrictamente, el ítem **c)** referido en el epígrafe **2.1**. Los autores infieren en su propuesta, que tal solución *propendería a la mejora de los dos primeros ítems, a) minimización de pérdidas y b) menores caídas de tensión*. Esta aseveración, si bien en algún intervalo de solución es correcta, *no siempre resulta válida, más aún cuando se esta hablando de “óptimo” y en sistemas con un grado de desbalance muy elevado*. En los resultados de la simulación que se presenta en este trabajo, puede ser observado este hecho;

3ro) En un sistema importante (80-100 cargas), la modelación específica resulta de *bastante a muy engorrosa de realizar*. Más aún, si se aplicase a múltiples CT MT/BT, *por cada salida se tendría una formulación distinta*, motivo por el cual la optimización para todo un sistema de BT, puede tornarse impracticable;

4to) Los *ponderadores* de la expresión (7) son *subjetivos*, de modo que el modelo resulta, en realidad, una de las formas más simples de la PL *Multiobjetivo, presentándose muy discutiblemente “una” solución óptima*; y

5to) Se destaca, como en tantos otros casos de aplicación en el campo de los Sistemas de Potencia, que *forzar la linealización de ecuaciones que resumen leyes de comportamiento claramente no lineales, por más que los métodos clásicos de optimización presenten elegantes soluciones, las mismas resultan de escasa o nula aplicabilidad práctica*. Diferente es, en problemas del tipo *combinatorio*, fundamentalmente, generar *modelos híbridos*, combinando

MetaHeurísticas con métodos clásicos (tal como la Programación Lineal o la Dinámica), situación para la cual pueden obtenerse excelentes resultados. Este modelo MIP fue implementado por los autores (del presente trabajo), sólo para el alimentador principal, Pr, de la FIGURA 3, mediante una versión educacional del software LINDO 6. Para el mismo caso, se implementó, además, y con fines comparativos, un algoritmo de Búsqueda Iterativa (BI). El BI, con 1000 iteraciones (25 min de cálculo, aproximadamente, en un procesador de última generación, estándar en el mercado), *generó mejores resultados que el MIP, no lográndose obtener, para este último, un conjunto convexo de ponderadores (7) que mejorase la solución iterativa*. En el BI, se modelaron las cargas a *potencia constante*, requiriéndose del *flujo de potencia trifásico*, descrito en el epígrafe 4.1. Se generaron *aleatoriamente* los *vectores de conexión* de las cargas a las fases [R, S, T] en cada iteración. El *desbalance total* se obtuvo como la *sumatoria de los desbalances en cada rama*.

3. EL PSO MULTIOBJETIVO. METAHEURÍSTICA FPSO CON FUNCIÓN DE APTITUD DIFUSA PROPUESTA PARA LA SOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE DESBALANCE DE FASES

Conocido el mecanismo del PSO, FIGURA 5, es necesario desarrollar los elementos que le confieren el carácter de FPSO. En la aplicación que aquí se trata, la *función difusa de aptitud* requiere de: **a) la evaluación física del estado de la red bajo estudio** (simulación de un *flujo de potencia trifásico*) y **b) la definición para las decisiones (comparaciones) estáticas, de los conjuntos difusos solidarios a cada objetivo**. Ambos puntos se tratan a continuación.

3.1 El Flujo de Potencia Trifásico

El Flujo de Potencia Trifásico empleado, se desarrolló aprovechando la *topología radial* de la Red BT. Se referirá como FRT (Flujo Radial Trifásico). Si bien pueden ser empleados métodos como el de Newton-Raphson extendido al *dominio trifásico*, es mucho más simple de implementar el FRT, que se basa en el Método de Gauss-Seidel en variable compleja y en el Método Escalera para solución de circuitos eléctricos. Suscintamente se describe a continuación. Se conocen las *cargas en cada nodo*, como *potencias complejas*. Para cada fase [R, S, T], preservando la *simetría del sistema trifásico* (ángulos de fase $R=0^\circ$, $S=120^\circ$, y $T=240^\circ$, en sentido antihorario):

1ro) Todas las magnitudes se expresan referidas a su *magnitud base monofásica*, esto es: *por unidad*, [pu]. La *Potencia Base* se escoge, por ejemplo, en 100 [kVA]; la *Tensión Base*, es la *nominal monofásica* (0.220 [kV]). A partir de ellas se calculan la *Corriente Base* y la *Impedancia Base*. Entonces, si $mBase$ es la *base de la magnitud m* del sistema, la misma se expresa [pu] mediante el cociente $m/mBase$. Se toma el punto de la *salida del transformador* como *nodo de compensación* o *slack*. Se supone que su *tensión compleja* (módulo y fase) $V_{Sl}^{[\phi_s]}$ es *conocida y fija* (se comete un error insignificante con esta suposición, en vez de emplear el Equivalente de Thevenin del sistema “*aguas arriba*”, ya que la impedancia de Thevenin es despreciable). La incógnita resulta ser la *potencia compleja (activa/reactiva)*. $S^{[\phi_s]} = P_s - i Q_s$, que este nodo entrega. Se adopta, para la *primer iteración*, un

perfil plano de tensiones (esto es: *todas las tensiones de nodo, son iguales* $V^{[\varphi p]} = 1^{[0^\circ]}$ [pu]). Luego:

2do) Se calcula, conociendo la *potencia compleja* en cada *nodo*, $S_n^{[\varphi n]} = P_n - i Q_n$, para la tensión de la iteración en curso, cada *inyección* (corriente) *nodal*, $I_n^{[\varphi n]}$;

3ro) Partiendo desde los *nodos terminales* del sistema, hacia el *nodo de salida*, se suman las *inyecciones nodales*, para componer las *corrientes de rama*, $I_r^{[\varphi r]}$;

4to) Al arribar al *nodo de salida*, recorriendo el sistema en *sentido inverso* (desde el *nodo de salida* hasta los *nodos terminales*), se calculan, conociendo los *parámetros del conductor*, resistencia *por unidad* y por [km], r_c , y reactancia inductiva *por unidad* y por [km], x_{lc} , las *caídas de tensión* $[V_j^{[\varphi j]} - V_k^{[\varphi k]}] = I_{r,j,k}^{[\varphi r,j,k]} \times [r_c + j x_{lc}] \times dr_{j,k}$, siendo $dr_{j,k}$ la longitud de la rama (j,k), en [km]. Se obtiene así un nuevo *perfil de tensiones* y las *pérdidas complejas* en cada *rama*, $S_{Perd,j,k}^{[\varphi S_{Perd,j,k}]} = p_{j,k} - i q_{j,k}$;

5to) Con este nuevo *perfil de tensiones*, se vuelve al paso **2do)**. Las iteraciones continúan *hasta que la diferencia entre el flujo de potencia complejo aportado por el nodo de Salida, y la suma de las potencias complejas especificadas en cada nodo más las pérdidas complejas, resulte menor que un cierto valor de tolerancia prefijado*, ε : $\text{Re}\{V_{Sl}^{[\varphi sl]} \times I_{Sl}^{[\varphi sl]}\} - [\sum_{nC} P_n + \sum_{nr} p_{j,k}] \leq \varepsilon$; $\text{Im}\{[V_{Sl}^{[\varphi sl]} \times I_{Sl}^{[\varphi sl]}\} - [\sum_{nC} Q_n + \sum_{nr} q_{j,k}] \leq \varepsilon$; siendo nC el número de cargas y nr el de ramas; Re es la parte Real e Im la imaginaria del *flujo de potencia complejo* que aporta el *nodo de salida*.

3.2 Conjuntos Difusos Objetivos y Decisión Estática Maximizante

En este modelo se propone simular, previamente al desarrollo de las funciones de pertenencia solidarias a cada objetivo, *Optimizaciones PSO MonoObjetivo*. Esto es: *minimizar pérdidas, minimizar componente homopolar referida a la salida, y maximizar índice de tensión fuera de tolerancia*, respectiva e individualmente. Se sigue el esquema de la FIGURA 5, excluyendo la subrutina **MultiObjetivo**. Pueden, entonces, establecerse las *referencias* pertinentes que permitirán definir los correspondientes *conjuntos difusos* componentes de la *función de aptitud* para FPSO MultiObjetivo.

4.2.1 Función de Pertenencia para el Conjunto Difuso de las Pérdidas (perd)

Las *pérdidas* (refiriéndonos aquí a las *pérdidas de potencia activa*) resultan, directamente, del FRT. Sea *Minperd*, las *pérdidas* resultantes de la Optimización PSO MonoObjetivo, y *Refperd* las *pérdidas* resultantes de correr un FRT en la *situación base*. Siguiendo la construcción propuesta en la FIGURA 6 B), el Conjunto Difuso solidario a las *pérdidas*, tendrá la siguiente *expresión condicional para su función de pertenencia*:

$$\mu(\text{perd}) = 1; \text{ si } \text{perd} \leq \text{Minperd} \tag{8}$$

$$\mu(\text{perd}) = \left[\frac{\text{Refperd} - \text{perd}}{\text{Refperd}} \right]^{p_{\mu(\text{perd})}} ; \text{ si } \text{Minperd} \leq \text{perd} \leq \text{Refperd} \quad (9)$$

$$\mu(\text{perd}) = 0; \text{ si } \text{perd} > \text{Refperd} \quad (10)$$

donde $p_{\mu(\text{perd})}$ es un *ponderador exponencial externamente fijado*. Su efecto es la *contracción* (*mayor importancia relativa* del conjunto, en el *proceso de decisión estática*) si $p_{\mu(\text{perd})} > 1$, o la *dilatación* (*menor importancia relativa*), si $p_{\mu(\text{perd})} < 1$, de $\mu(\text{perd})$ sobre el resto de los objetivos, como su presenta en la FIGURA 6 B).

3.2.2 Función de Pertenencia para el Conjunto Difuso de la Componente Homopolar (CH)

La *componente homopolar*, $I^{[0]}$, se obtiene como la *suma de las tres corrientes de fase*, $I^{[R]} + I^{[S]} + I^{[T]} = 3 \times I^{[0]}$, conforme el Teorema de Fortescue (también llamado de las Componentes Simétricas) aplicado a *sistemas trifásicos desbalanceados*. El procedimiento que se ha seguido para su cálculo es el siguiente: **1ro**) se suman las tres (R, S, T) *inyecciones de nodo*, en cada *nodo*, obteniendo la *componente homopolar que aportará cada uno de los mismos al retorno por tierra*; **2do**) este valor será *equivalente a la suma, dividido 3, de las tres corrientes de salida para la primer rama*. Por esta razón, el *balance de intensidades, se dice referido a la salida*. Su importancia estriba en que **a**) en BT, si se utilizasen, las protecciones principales que pueden interpretar un elevado valor de $I^{[0]}$ como falla, son instaladas en la salida del transformador y **b**) se busca que, “*aguas arriba*” (red de MT), el subsistema “*vea*” *cargas con el menor grado de desbalance posible* (CT MT/BT). Este criterio satisface lo dicho en el epígrafe **2.1**, inciso **c**).

Sea, entonces, *MinCH* la *componente homopolar* resultante de la Optimización PSO MonoObjetivo, y *RefCH* la resultante de correr un FRT en la *situación base*. Análogamente a las *pérdidas*, se tiene la siguiente *expresión condicional de la función de pertenencia correspondiente al conjunto difuso CH*:

$$\mu(|I^{[0]}|) = 1; \text{ si } |I^{[0]}| < \text{MinCH} \quad (11)$$

$$\mu(|I^{[0]}|) = \left[\frac{\text{RefCH} - |I^{[0]}|}{\text{RefCH}} \right]^{p_{\mu(|I^{[0]}|)}} ; \text{ si } \text{MinCH} \leq |I^{[0]}| \leq \text{RefCH} \quad (12)$$

$$\mu(|I^{[0]}|) = 0; \text{ si } |I^{[0]}| > \text{RefCH} \quad (13)$$

lo dicho $p_{\mu(\text{perd})}$ para vale también para $p_{\mu(|I^{[0]}|)}$.

3.2.3 Función de Pertenencia para el Conjunto Difuso del Índice de Tensión Fuera de Tolerancia (ITS)

El *perfil de tensiones* es también otro de los resultados que arroja el FRT. En un *sistema radial*, y para los propósitos de este trabajo, basta con analizar qué módulos de tensión se tiene en los *nodos terminales*, puesto que “*aguas arriba*” (hacia el *nodo de salida*) del sistema se tendrán valores mayores:

a) Se fijan: un *límite inaceptable de tensión en los nodos terminales*, u_{nad} , y un *límite aceptable* en los mismos, u_{Ad} . Los empleados en la simulación son: $u_{nad} = 0.92$ [pu] y $u_{Ad} = 0.95$ [pu]; b) Se definen los valores recíprocos de las tensiones límites especificadas en a): $v_1=1/u_{Ad}$, y $v_2=1/u_{nad}$; c) Dado un valor de tensión, u , en cierto *nodo terminal*, nt , se calcula su recíproco, $v_{ft}=1/u$. Luego, la expresión condicional para la función de pertenencia correspondiente al conjunto difuso Tensión Fuera de Tolerancia, de variable v_{ft} , evaluada en el *nodo terminal* nt , resulta:

$$\mu_{nt}(v_{ft}) = 1; \text{ si } v_{ft} < v_1 \quad (14)$$

$$\mu_{nt}(v_{ft}) = \left[\frac{v_2 - v_{ft}}{v_2 - v_1} \right]^{p_{\mu}(v_{ft})}; \text{ si } v_2 \geq v_{ft} \geq v_1 \quad (15)$$

$$\mu_{nt}(v_{ft}) = 0; \text{ si } v_{ft} > v_2 \quad (16)$$

lo dicho $p_{\mu(perd)}$ para vale también para $p_{\mu}(v_{ft})$.

Finalmente, como Índice de Tensión fuera de Tolerancia, se propone la Media Geométrica de todos los valores $\mu_{nt}(v_{ft})$ en el conjunto de los *nodos terminales*, $\{NT\}$:

$$\mu(U_{tf}) = \sqrt[n_{NT}]{\prod_{nt=1}^{n_{NT}} \mu_{nt}(v_{ft})} \rightarrow ITS \quad (17)$$

$\mu(U_{tf})$ puede interpretarse como *un índice de la tensión fuera de tolerancia (mayor índice \rightarrow mejor perfil)*; n_{NT} es el número de *nodos terminales* del sistema considerado. Este índice es *estricto*, en términos de que *no se aceptan soluciones en donde un nodo terminal tenga una tensión no aceptable*.

4.2.4 Función de Pertenencia para el Conjunto Difuso del Número de Cambios (NCf)

La inclusión de este objetivo, *respetar el criterio de buscar la mejor solución con el menor número de cambios posibles, por razones de costos y tiempos de interrupción del servicio*. La referencia correspondiente al número de cambios de fase, (NCf) se adopta desde el *máximo de los resultantes en cada una de las optimizaciones PSO MonoObjetivo*. Entonces:

$$RefNCf_{Max} = \text{MAX} \{NCf_{PSO_{Min}perd}; NCf_{PSO_{Min}CH}; NCf_{PSO_{Max}ITS}\} \quad (18)$$

Se observa que el *PSO MonoObjetivo* para *maximizar* el ITS, es requerido al efecto de lograr el valor de $NCf_{PSO_{Max}ITS}$, *no para componer* $\mu(utf)$. $RefNCf_{Max}$, constituye un *límite máximo admisible, puesto que los cambios de fase son contabilizados respecto de la situación base, a la cual le corresponde NCf = 0*. Para poder obtener un *límite mínimo admisible (mayor que cero, pues si no se hace ningún cambio respecto de la situación base, nada podrá mejorar)*, una posibilidad es *obtener el mínimo de los valores de (19), al cual se le sustrae un cierto valor NCf0, fijado externamente*:

$$RefNCf_{Min} = \text{MIN} \{NCf_{PSO_{Min}perd}; NCf_{PSO_{Min}CH}; NCf_{PSO_{Max}ITS}\} - NCf_0 \quad (19)$$

Luego, la expresión condicional para la función de pertenencia correspondiente al conjunto difuso Número de Cambios de Fase, es la siguiente:

$$\mu(ncf) = 1; \text{ si } ncf < RefNCf_{Min} \quad (20)$$

$$\mu(\text{ncf}) = \left[\frac{\text{RefNCf}_{\text{Max}} - \text{ncf}}{\text{RefNCf}_{\text{Max}} - \text{RefNCf}_{\text{Min}}} \right]^{p_{\mu(\text{ncf})}} ; \text{ si } \text{RefNCf}_{\text{Min}} \leq \text{ncf} \leq \text{RefNCf}_{\text{Max}} \quad (21)$$

$$\mu(\text{ncf}) = 0; \text{ si } \text{ncf} > \text{RefNCf}_{\text{Max}} \quad (22)$$

lo dicho $p_{\mu(\text{perd})}$ para vale también para $p_{\mu(\text{ncf})}$.

3.2.5 Decisión Maximizante: La t-Norma Producto de Einstein

Debe establecerse el *operador de confluencia* entre los *conjuntos difusos*, a efectos de obtener la *decisión maximizante* que definirá el valor de la *función difusa de aptitud* en cada iteración del FPSO. Para ello se emplea una *t-norma*, la cual es una función *t* definida en el intervalo [0, 1] aplicado también en [0, 1]. Satisface las *siguientes condiciones*:

Si $t: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ es una *t-norma*, entonces:

- a.- $t(0,0) = 0$; $t(x,1) = x$ – *Condiciones de Frontera*
- b.- $t(x,y) = t(y,x)$ – *Conmutatividad*
- c.- si $x \leq \alpha$ e $y \leq \beta \Rightarrow t(x,y) \leq t(\alpha,\beta)$ – *Monotonicidad*
- d.- $t((t(x,y),z) = t(x,t(y,z)))$ – *Asociatividad*

La *t-norma* más comúnmente empleada para obtener la *decisión maximizante*, es la denominada *Intersección* o *Min*: dados los valores de cada *función de pertenencia*, *solidaria a los objetivos que integran la decisión difusa estática*, resulta del *mínimo de ellos*. Una de las formas más frecuentemente empleada de esta *t-norma*, consiste en *modificar la importancia de las funciones de pertenencia mediante ponderadores exponenciales*, para luego obtener el *MIN*. Sin embargo, para este problema específico, *tal operador no genera buenos resultados*. La *principal limitación* estriba en que *existen estados del espacio de búsqueda, en los cuales se mantienen en valores muy similares tres de los cuatro objetivos, mientras que el cuarto se modifica de manera importante, mejorando su aptitud individual*. Al establecer la *decisión maximizante mediante el MIN*, la *aptitud difusa casi no se modifica, ignorando lo que no solo fue una mejor solución, sino lo que aportaría mejor información al enjambre para localizar soluciones superadoras*. La *t-norma* que mejor resultados produjo en esta aplicación, es la referida como *Producto de Einstein*, y se define del siguiente modo:

$$t_{\text{Einstein}}: (x,y) \rightarrow \frac{x \times y}{2 - (x + y - x \times y)} \quad (23)$$

donde *x* e *y* son *funciones de pertenencia genéricas*. Puede verificarse que t_{Einstein} satisface todas las condiciones *a-d* arriba enunciadas. Para el modelo presentado, desde la propiedad de *asociatividad*, *d.-*, se tiene el cálculo del *Producto de Einstein* mediante los siguientes pasos:

$$t_{\text{Einstein}}^1 = \frac{\mu(\text{perd}) \times \mu(|I^{[0]}|)}{2 - (\mu(\text{perd}) + \mu(|I^{[0]}|) - \mu(\text{perd}) \times \mu(|I^{[0]}|))} \quad (24)$$

$$t_{\text{Einstein}}^2 = \frac{t_{\text{Einstein}}^1 \times \mu(\text{utf})}{2 - (t_{\text{Einstein}}^1 + \mu(\text{utf}) - t_{\text{Einstein}}^1 \times \mu(\text{utf}))} \quad (25)$$

y, por último:

$$\mu_D = \frac{t_{\text{Peinstein}}^2 \times \mu(\text{ncf})}{2 - (t_{\text{Peinstein}}^2 + \mu(\text{ncf})) - t_{\text{Peinstein}}^2 \times \mu(\text{ncf})} \quad (26)$$

$$\text{siendo: } \mu_D = t_{\text{Peinstein}} \{ \mu(\text{perd}); \mu(|I^{[0]}|); \mu_{\text{nt}}(\text{vft}); \mu(\text{ncf}) \} \quad (27)$$

la decisión maximizante que proporciona la aptitud difusa de la solución evaluada. En la FIGURA 4, se presenta un esquema del FPSO empleado, a partir de estos desarrollos. El proceso se detiene cuando la aptitud dada por (27), se mantiene sin cambios por cierto número de iteraciones N_{Itera} .

4. SIMULACIÓN

4.1 Sistema Considerado

El sistema considerado se corresponde con una salida real de un CT MT/BT en una zona *suburbana* de la ciudad de San Carlos de Bariloche, referida al año 2002. Las *cargas* son *monofásicas* y los *consumidores* son del tipo *residencial*. El *esquema trifilar* se presenta en la FIGURA 3. Se ha supuesto que las *cargas* exhiben una *característica* de Potencia Constante, ya que así se tienen las *mayores pérdidas*, generando una evaluación que hace las veces de *cota superior* para la *minimización* de este objetivo.

4.2 Datos y Resultados Obtenidos mediante FPSO

En el CUADRO 1, se muestran los valores de las *potencias aparentes*, en [kVA], de cada *carga*, a *factor de potencia constante*, $\text{CosFi} = 0.8$. Se ha considerado un *factor de simultaneidad* $F_s = (1/1.7) \approx 60\%$ en el *pico de demanda*. De este modo, todas las *cargas* son multiplicadas por este valor antes de proceder a los cálculos. Los *conductores* son del tipo *preensamblado*, siendo sus *parámetros*: Alim Pr: 3×95 [mm²], ($r = 0.372 + i \cdot x_l = 0.0891$) [Ω]/[km] y Alim SI, SII, SIII, SIV, SV, SVI, TI, TII, TIII y TIV: 3×35 [mm²], ($r = 1.39 + i \cdot x_l = 0.0973$) [Ω]/[km]. En el CUADRO 1, se presentan, para cada *alimentador* (*Primario, Secundarios y Terciarios*) las *cargas* [**S**] y las *distancias* [**d**] respecto del *nodo de derivación* correspondiente, según el *índice* que se observa en la FIGURA 3. También se muestran los *vectores de conexión* resultantes en las *Optimizaciones PSO MonoObjetivo*: [**fMPerd**], [**fMI^[0]**], [**fUft**] y (en letra *itálica*) el *vector de conexión resultante para la Optimización FPSO MultiObjetivo*, [**fPE**]. Las *fases de conexión* son [R, S, T]. Se utilizaron aplicaciones software desarrolladas por los autores en MATLAB, C++ y VB. El esquema PSO empleado responde a una Topología Global/Síncrona y la Ecuación de Movimiento incluye un *factor de Decaimiento Inercial*, $\text{Des}^{[k]}_i$, que constituye, como se explicó, *una función decreciente, cuyo efecto es la reducción progresiva de la importancia del término de inercia*. $\text{Des}^{[k]}_i$ multiplica, así, al primer término de (9) (*ecuación de velocidad*). Como se dijo, las *variables* son las *conexiones de las cargas* y la *dimensión* del problema es $n_C = 115$ (existen 4 *nodos derivadores*). Los *dominios* para tales *variables*, son *tres valores enteros* [R=1, S=2, T=3]. La inclusión del *decaimiento inercial* (5% por iteración, *linealmente*), le confiere *buena capacidad autoadaptativa al enjambre, para moverse en un espacio de búsqueda de 3^{115} estados, cuyas variables pueden adoptar valores en un intervalo discreto muy reducido*. En el CUADRO 2, se presentan los *resultados numéricos obtenidos, parámetros de las funciones de*

*pertenencia, nro de partículas del enjambre y tiempos de ejecución. Un aspecto que debe remarcar en este modelo, es la introducción de un procedimiento bootstrap o de arranque para las iteraciones tempranas del PSO Max $\mu(U_{tf})$ y del FPSO MultiObjetivo. El perfil de tensiones admisible, es casi una "rareza" en el espacio de búsqueda. Considérese que existirán muy pocos vectores de conexión que podrán satisfacerlo. Por tal motivo, si se comienza el PSO en los dos casos mencionados, al ser el Índice de Tensión Fuera de Tolerancia, $\mu(U_{tf})$, estricto (no se admite ningún nodo con tensión en módulo inferior a *ulnad*) como fue señalado 3.2.3, las aptitudes resultarán cero. Como tanto la mejor posición global como la individual de cada partícula del enjambre, reciben esta información, es muy improbable que conciban una dirección hacia donde el enjambre, en promedio, deba moverse, tal que $\mu(U_{tf}) > 0$. Como resultado, se tiene una convergencia prematura hacia un valor de aptitud 0, que nada dice sobre las mejoras pretendidas en los objetivos. Por ello, el bootstrapping en las iteraciones tempranas, se basa en otro indicador de $\mu(U_{tf})$, que, simplemente, cuenta el número de nodos terminales del sistema que se encuentran fuera de tolerancia, N_{ntff} . La nueva función de pertenencia, se propone como: $\mu(U_{tf})^* = e^{-[\xi \times N_{ntff}]}$, con $0 < \xi \leq 1$. Se itera, entonces, evolucionando con estas soluciones y llevando, simultáneamente, el cálculo de $\mu(U_{tf})$. Cuando el P_{best} alcanzado implique $\mu(U_{tf}) > 0$, se cambia de $\mu(U_{tf})^*$ a $\mu(U_{tf})$, y se continúa el proceso tal como se explicó. Este bootstrapping o arranque, generó siempre muy buenos resultados. La observación del CUADRO 2 permite corroborar la excelente performance del modelo.*

6. CONCLUSIONES

1ra) Se ha presentado una novedosa metaheurística, FPSO MultiObjetivo, para resolver el *problema del desbalance de fases* en SDEE trifásicos de BT. El CUADRO 2 muestra, respecto de la situación base del sistema real considerado, *los muy buenos resultados obtenidos*. Este modelo, una vez ajustados los parámetros del PSO, *se puede aplicar en cualquier red BT*, confiriéndole un *carácter genérico*. Se destaca, en tal sentido y complementando las limitaciones referidas en el epígrafe 2.3, la imposibilidad de implementar un modelo genérico para resolver este problema mediante el enfoque MIP.

2da) La inclusión del procedimiento *bootstrap* o de *arranque*, con una *modificación intrínseca en la estrategia del movimiento del enjambre*, complementa a la *excelente habilidad* del PSO *para resolver problemas de optimización en variables discretas cuyos dominios son muy reducidos*, tal como ocurre en esta aplicación.

3ra) El empleo de la *t-norma* Producto de Einstein, cuando se presentan espacios de búsqueda como el caracterizado en este modelo, es una muy buena opción para implementar la *función de aptitud difusa*. No obstante, a tal fin, podrían explorarse y/o diseñarse otras t-normas.

4ta) De los dos aspectos considerados en la optimización presentada, que son controlados regulatoriamente (*calidad del producto técnico tensión de suministro y pérdidas*), las *pérdidas* no exhiben un mecanismo de *valoración económica*, conforme a las políticas de *uso racional de la energía* que las empresas y las autoridades regulatorias impulsan hacia los usuarios (lado de la

demanda). Sólo se establecen *niveles aceptables*, tal como se señaló en el epígrafe 2.1. Este trabajo propende a contribuir mediante la aplicación concreta de los elementos teóricos de la investigación de operaciones, al aporte de *instrumentos* que permitan, *desde el lado de la oferta*, una *gestión racional de los recursos energéticos* (*energía primaria* para la generación de *electricidad*).

5ta) Por último, y fundamentalmente en relación a lo dicho en el punto anterior, queda pendiente el desarrollo de un modelo FPSO, que aborde los objetivos señalados, pero considerando *variables de control* adicionales tales como: *posición de los tap's de regulación en transformadores*, *recambio de alimentadores (principales o derivados)* y *ubicación de bancos de capacitores para compensación de reactivo*, en una *optimización conjunta*. La solución bien establecida para este problema, *resultaría un paso muy importante en la dirección sugerida*.

7. FIGURAS Y TABLAS

FIGURA 1: Sistema Trifásico de Intensidades: A) Simétrico y Balanceado (Perfecto) y B) y Desbalanceado

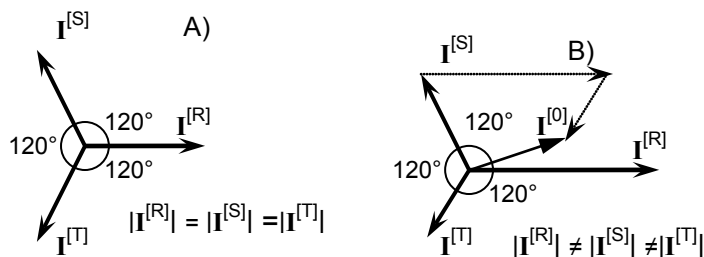


FIGURA 2: Esquema de Solución del Balance de Fases por Búsqueda Iterativa

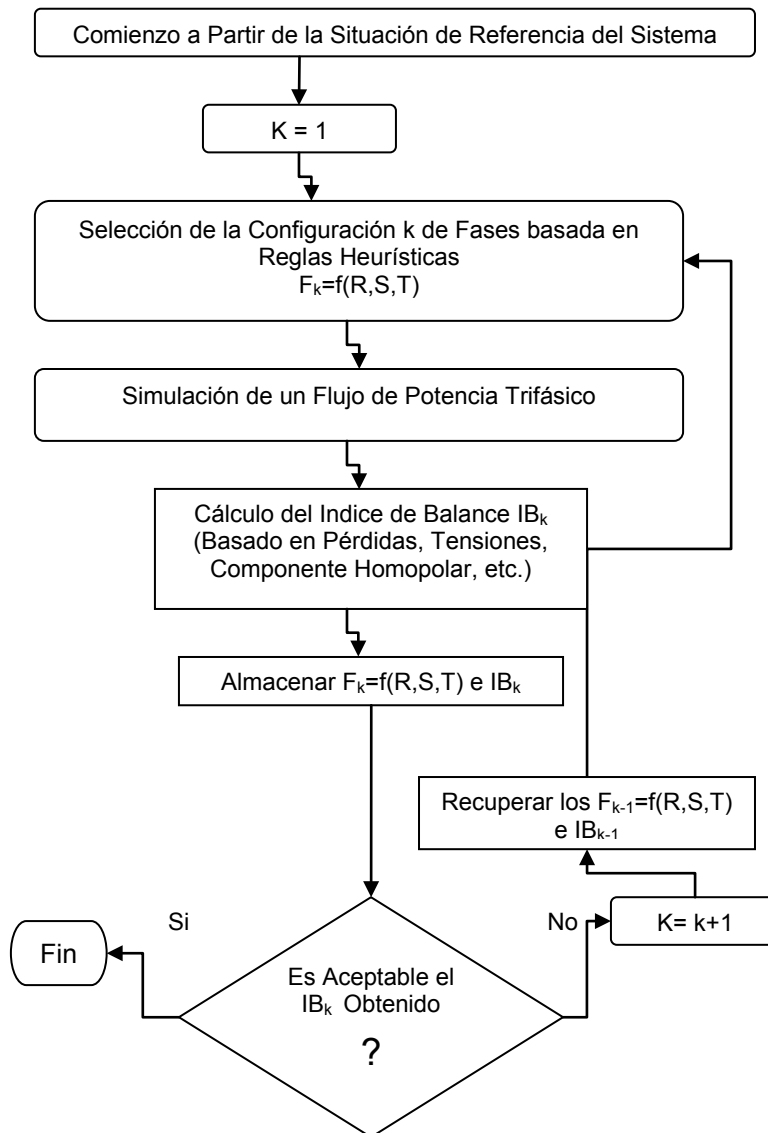


FIGURA 3: Esquema Trifilar de la Red/Salida CT MT/BT considerada en la Simulación. Sobrecargas Importante en las Fases [S] y [T]

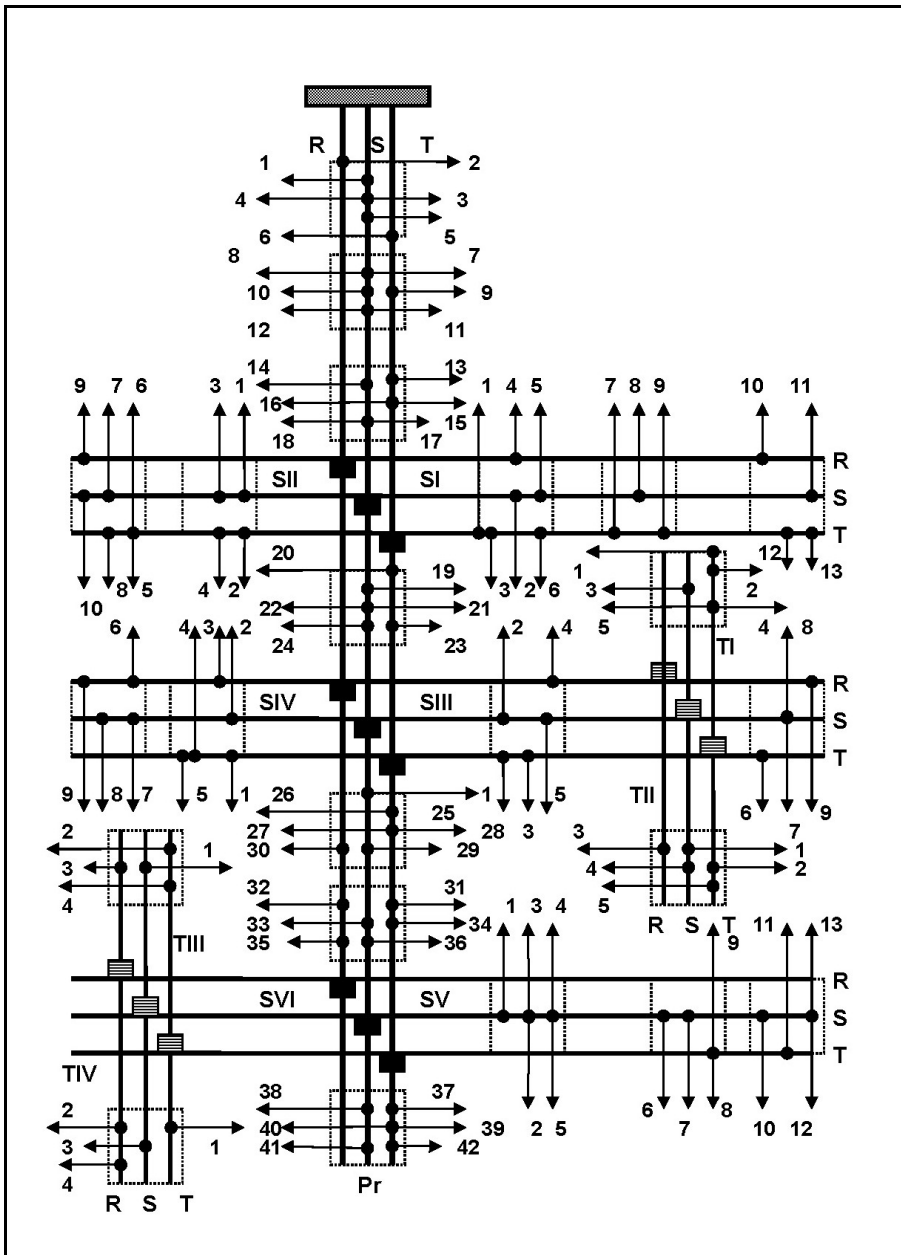


FIGURA 4: Esquema FPSO para la Simulación para la Optimización del Grado de Desbalance de Fases del Sistema esquematizado en la FIGURA 3. Cada $Vc(1,2,3)$ es una *partícula en P*, vC es cada *variable de conexión*

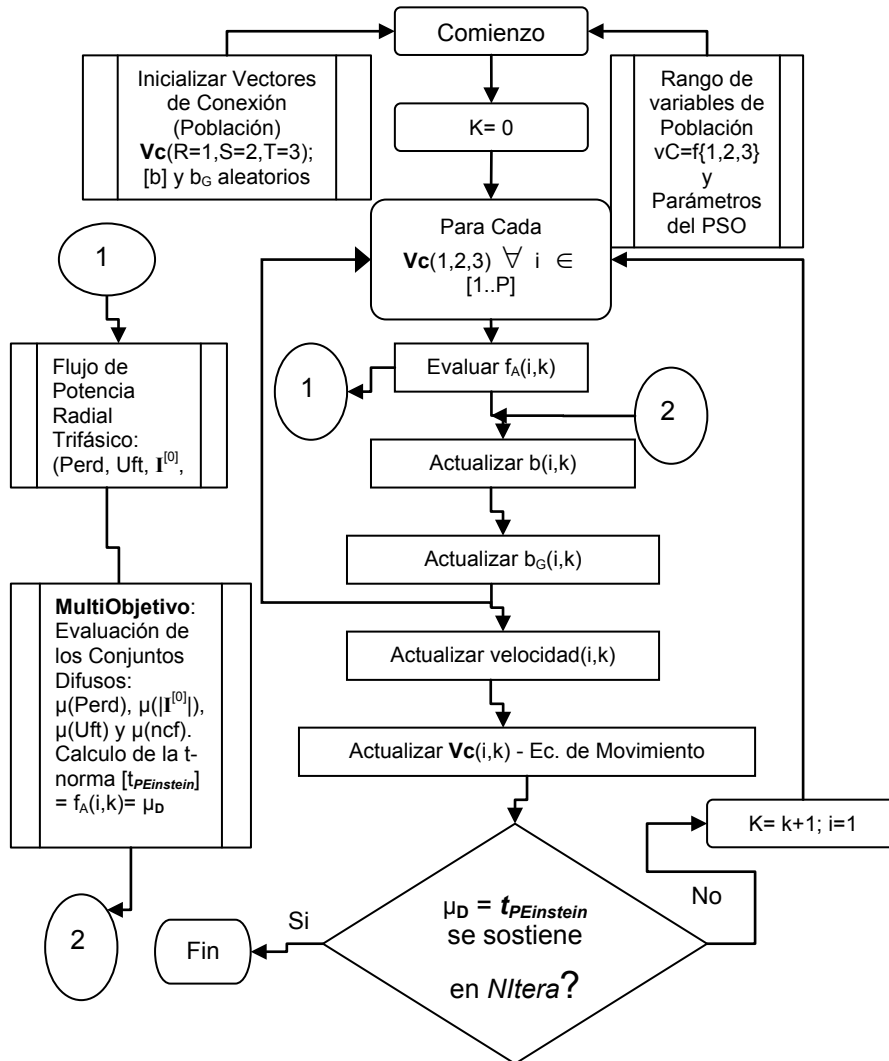
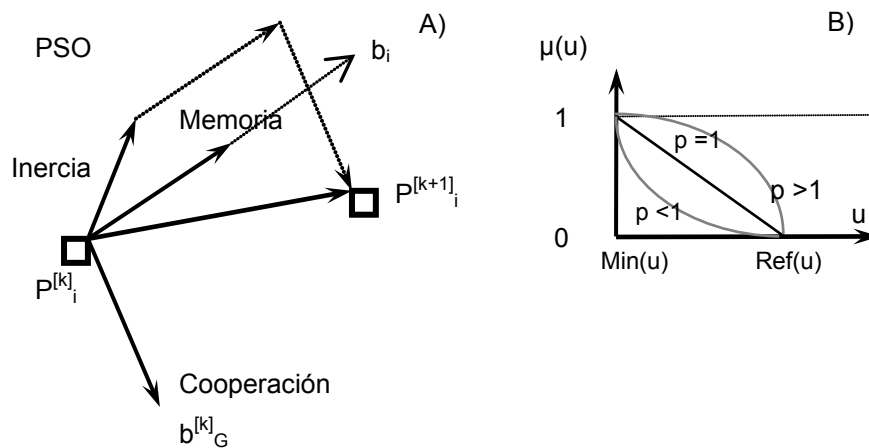


FIGURA 5: A) Regla de Movimiento del PSO. B) Conjunto Difuso con Función de Pertenencia Lineal modificada por Ponderación Exponencial. Contracción ($p < 1$) y Dilatación ($p > 1$)



CUADRO 1: Sistema correspondiente a la FIGURA 5. Potencias Aparentes en [kVA] y Distancias al Nodo de Salida [km] por Alimentador. Vector de Fases Solución PSO MonoObjetivo: $[fMPerd]$, $[fMI^{(0)}]$, $[fUft]$ y Solución FPSO MultiObjetivo $[fPE]$

<p>Alimentador Pr (Primario) $[S] = [1.8 \ 1.15 \ 1.15 \ 1.95 \ 1.15 \ 1.15 \ 1.13 \ 1.14 \ 1.15 \ 1.15 \ 1.14 \ 1.15 \ 2.93 \ 1.12 \ 1.13 \ 1 \ 1.15 \ 1.15 \ 1.15 \ 1.15 \ 1.17 \ 1.16 \ 1.15 \ 1.13 \ 1.13 \ 1.12 \ 1.13 \ 1.15 \ 1.15 \ 1.15 \ 1.18 \ 1.16 \ 1.15 \ 1.15 \ 1.17 \ 1.15 \ 1.18 \ 1.36 \ 1.36 \ 1.36 \ 1.36]$ $[d] = [0.035 \ 0.035 \ 0.035 \ 0.035 \ 0.035 \ 0.035 \ 0.045 \ 0.045 \ 0.045 \ 0.045 \ 0.045 \ 0.045 \ 0.065 \ 0.065 \ 0.065 \ 0.065 \ 0.065 \ 0.095 \ 0.095 \ 0.095 \ 0.095 \ 0.095 \ 0.095 \ 0.095 \ 0.16 \ 0.16 \ 0.16 \ 0.16 \ 0.16 \ 0.16 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.45 \ 0.7 \ 0.7 \ 0.7 \ 0.7 \ 0.7 \ 0.7]$ $[fMPerd] = [T \ S \ R \ S \ S \ S \ S \ T \ T \ S \ R \ S \ R \ S \ S \ S \ T \ S \ T \ T \ R \ T \ T \ T \ S \ T \ R \ T \ T \ T \ S \ T \ R \ T \ T \ S \ R \ R \ R \ S]$ $[fMI^{(0)}] = [S \ S \ S \ T \ S \ S \ S \ R \ T \ R \ R \ R \ S \ R \ S \ T \ T \ S \ S \ R \ S \ S \ R \ T \ R \ S \ T \ S \ T \ R \ T \ S \ T \ T \ T \ S \ R \ R \ R \ T \ R]$ $[fUft] = [R \ S \ R \ T \ R \ R \ T \ R \ S \ R \ R \ R \ S \ R \ R \ R \ T \ T \ T \ R \ S \ T \ T \ T \ R \ S \ T \ T \ T \ T \ R \ R \ T \ S \ S \ S \ S \ S]$ $[fPE] = [R \ R \ S \ T \ R \ R \ T \ R \ S \ R \ R \ S \ R \ R \ R \ T \ R \ R \ R \ T \ S \ R \ R \ T \ S \ T \ T \ R \ T \ S \ R \ R \ T \ S \ S \ T \ T \ S \ S]$</p> <p>Alimentador SI (Secundario) $[S] = [1 \ 1.15 \ 1 \ 1.15 \ 1.155 \ 1 \ 1.15 \ 1.17 \ 1.15 \ 1.15 \ 1.18 \ 1.125 \ 1.125]$ $[d] = [0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.25 \ 0.25 \ 0.25 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3]$ $[fMPerd] = [T \ R \ R \ T \ S \ R \ R \ T \ R \ T \ S \ T \ R] \text{ -- } [fMI^{(0)}] = [T \ T \ T \ T \ S \ R \ S \ R \ T \ S \ R \ S \ R]$ $[fUft] = [T \ T \ S \ S \ R \ T \ S \ S \ T \ S] \text{ -- } [fPE] = [T \ S \ T \ S \ R \ T \ S \ T \ R \ S \ T \ T]$</p> <p>Alimentador SII (Secundario) $[S] = [1.15 \ 1.158 \ 1.125 \ 1.125 \ 1.118 \ 1.125 \ 1 \ 1.15 \ 1.15 \ 1.18]$ $[d] = [0.15 \ 0.15 \ 0.15 \ 0.15 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3 \ 0.3]$ $[fMPerd] = [T \ T \ R \ T \ T \ R \ R \ T \ R \ R] \text{ -- } [fMI^{(0)}] = [T \ T \ T \ R \ S \ T \ R \ S \ T]$ $[fUft] = [S \ T \ T \ T \ S \ S \ S \ R \ T \ R] \text{ -- } [fPE] = [R \ T \ T \ T \ S \ S \ S \ R \ T \ R]$</p> <p>Alimentador SIII (Secundario) $[S] = [1 \ 1.15 \ 1 \ 1.155 \ 1.155 \ 1.18 \ 1.15 \ 1.155 \ 1.15] \text{ -- } [d] = [0.25 \ 0.25 \ 0.25 \ 0.25 \ 0.25 \ 0.35 \ 0.35 \ 0.35 \ 0.35]$ $[fMPerd] = [T \ S \ R \ S \ S \ T \ R \ T \ R] \text{ -- } [fMI^{(0)}] = [T \ T \ S \ T \ T \ S \ T \ R \ R]$ $[fUft] = [R \ R \ R \ S \ T \ T \ T \ S \ S] \text{ -- } [fPE] = [R \ S \ R \ R \ T \ T \ S \ S \ T]$</p> <p>Alimentador SIV (Secundario) $[S] = [1.15 \ 1.148 \ 1.125 \ 1.125 \ 1.15 \ 1.18 \ 1.125 \ 1 \ 1.15] \text{ -- } [d] = [0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.2 \ 0.2 \ 0.2 \ 0.2]$ $[fMPerd] = [S \ R \ R \ T \ R \ T \ T] \text{ -- } [fMI^{(0)}] = [S \ R \ T \ R \ R \ T \ S \ T \ R]$ $[fUft] = [T \ T \ S \ S \ T \ S \ T \ S] \text{ -- } [fPE] = [T \ S \ R \ R \ T \ R \ S \ S \ T]$</p> <p>Alimentador SV (Secundario) $[S] = [1 \ 1.15 \ 1 \ 1.12 \ 1.125 \ 1 \ 1.18 \ 1.12 \ 1.155 \ 1.15 \ 1.128 \ 1.125 \ 1.125]$ $[d] = [0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.1 \ 0.15 \ 0.15 \ 0.15 \ 0.15 \ 0.2 \ 0.2 \ 0.2 \ 0.2]$ $[fMPerd] = [S \ R \ T \ T \ T \ R \ S \ R \ R \ S \ S \ R] \text{ -- } [fMI^{(0)}] = [R \ T \ R \ R \ S \ T \ S \ R \ S \ S \ R \ R]$ $[fUft] = [R \ S \ T \ T \ R \ S \ T \ R \ S \ S \ S \ S] \text{ -- } [fPE] = [R \ S \ T \ T \ R \ S \ T \ R \ T \ S \ S \ S \ S]$</p> <p>Alimentador TI (Terciario) $[S] = [1 \ 1.15 \ 1 \ 1.128 \ 1.125] \text{ -- } [d] = [0.15 \ 0.15 \ 0.15 \ 0.15 \ 0.15]$ $[fMPerd] = [R \ T \ T \ S \ R] \text{ -- } [fMI^{(0)}] = [T \ S \ R \ S \ T] \text{ -- } [fUft] = [S \ T \ T \ S \ S] \text{ -- } [fPE] = [T \ T \ S \ S \ T]$</p> <p>Alimentador TII (Terciario) $[S] = [1 \ 1.122 \ 1 \ 1.124 \ 1.15] \text{ -- } [d] = [0.095 \ 0.095 \ 0.095 \ 0.095 \ 0.095]$ $[fMPerd] = [R \ T \ R \ T \ R] \text{ -- } [fMI^{(0)}] = [S \ T \ S \ R \ T] \text{ -- } [fUft] = [T \ T \ S \ S \ T] \text{ -- } [fPE] = [T \ S \ S \ S \ T]$</p> <p>Alimentador TIII (Terciario) $[S] = [1 \ 1.152 \ 1.123 \ 1.725] \text{ -- } [d] = [0.135 \ 0.135 \ 0.135 \ 0.135]$ $[fMPerd] = [R \ S \ S \ R] \text{ -- } [fMI^{(0)}] = [R \ T \ R \ R] \text{ -- } [fUft] = [T \ R \ S \ S] \text{ -- } [fPE] = [S \ R \ S \ T]$</p> <p>Alimentador TIV (Terciario) $[S] = [1.12 \ 1.15 \ 1 \ 1.8] \text{ -- } [d] = [0.125 \ 0.125 \ 0.125 \ 0.125]$ $[fMPerd] = [S \ R \ R \ R] \text{ -- } [fMI^{(0)}] = [T \ S \ R \ S] \text{ -- } [fUft] = [T \ S \ R \ S] \text{ -- } [fPE] = [T \ S \ S \ S]$</p>

CUADRO 2: Valores Base y Resultados de los PSO MonoObjetivos y del FPSO MultiObjetivo

Valores del Esquema Base: $Perd[kW] = 13.02$ $|I^{[0]}[A] = 47.6$ $\mu(Uft) = 0$ $ncf = 0$

PSO MonoObjetivo	Nro Partículas	Tiempo de Ejecución	Perd[kW]	$ I^{[0]}[A]$	$\mu(Uft)$	ncf
Min Perd	150	45 [min]	6.94	18.93	0.32	81
Min $ I^{[0]}$	150	37 [min]	10.16	0.1	0	79
Max $\mu(Uft)$	150	43 [min]	7.02	13.80	0.34	85

FPSO MultiObjetivo	Nro Partículas	Tiempo de Ejecución	Perd[kW]	$ I^{[0]}[A]$	$\mu(Uft)$	ncf
Max $t_{peinstein}$	200	1 [h] 11 [min]	7.21	0.4	0.27	59

Exponentes y Referencias para las Funciones de Pertenencia:

$p\mu(perd)=p\mu(|I^{[0]}|=p\mu(ncf)=3$; $p\mu(vft)=4$;

$[Minperd=6.94, Refperd=13.02]$; $[MinCH=0.1, RefCH=47.6]$; $[RefNCf_{Min}=45, RefNCf_{Max}=81]$

CAPÍTULO IV

MODELO 3

OPTIMIZACIÓN DE LA CONFIABILIDAD EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA DE MEDIA TENSIÓN POR EVOLUCIÓN DEL COSTO INTRÍNSECO DE LA ENERGÍA NO SUMINISTRADA

OPTIMIZACIÓN DE LA CONFIABILIDAD EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA DE MEDIA TENSIÓN POR EVOLUCIÓN DEL COSTO INTRÍNSECO DE LA ENERGÍA NO SUMINISTRADA

.- RESUMEN

En este trabajo se analiza el problema de Optimizar la Confiabilidad en los Sistemas de Distribución Eléctrica de Media Tensión, focalizándose en la ubicación óptima de equipos de seccionamiento/protección, aspecto de mayor impacto en el diseño confiable. Se presentan dos modelos: el primero, sustentado en Programación Dinámica Clásica, se conduce por la maximización del beneficio obtenido como consecuencia del ahorro en Costos de Energía No Suministrada, considerando que existe un valor económico asignable a la misma. El segundo, constituye un enfoque novedoso, MultiObjetivo y flexible. Se sustenta en la Programación Dinámica Difusa, introduciendo el concepto de Costo Intrínseco de la Energía No Suministrada como criterio conductor. Se aplican ambos modelos sobre un alimentador real y son discutidas las ventajas de la Optimización Difusa respecto del enfoque clásico.

1. INTRODUCCIÓN

El diseño de los *sistemas de protección* en Redes de Distribución Eléctrica, se ha sustentado, históricamente, en exigencias operativas, formalizándose las soluciones en términos de la experiencia de los planificadores y ciertas formulaciones técnicas sostenidas como *reglas de buena práctica*. En los últimos años, a partir de que la *reforma eléctrica* es aplicada al *segmento de distribución*, comienzan a exigirse desde los cuerpos regulatorios determinados *índices de confiabilidad* (referida, básicamente, a la *continuidad del suministro*) *teóricamente fundados en la maximización del beneficio de los agentes que integran el sistema* (monopolista-distribuidor y clientes). Desde este enfoque, *el problema de diseño pasa a ser de naturaleza económica*. Al conferirle esta dimensión, en el contexto de *maximización* establecido, se entiende *que los costos económicos de la confiabilidad deben ser mínimos*. Esto, a su vez, supone que deberán ser satisfechos *dos requisitos inherentes a un problema de optimización*: **a)** Debe requerirse *el mínimo conjunto de factores* en la prestación del servicio de distribución eléctrica, conforme la *tecnología disponible*, aspecto vinculado a la *eficiencia productiva*, y **b)** Tales factores, *deben valorizarse según su costo social de oportunidad*, aspecto vinculado con la denominada *eficiencia asignativa*. Con respecto al primer punto, puede ser aceptado en la medida que los prestadores del servicio gestionen sus redes introduciendo la tecnología de mercado, tanto referida al *equipamiento*, como a los *sistemas software de gestión técnica*. El segundo punto, en cambio, *constituye un problema de dificultosa solución, puesto que, no obstante la regulación fije valores monetarios, no se conoce, y mucho menos,*

determinísticamente, cuanto cuestan a la sociedad los efectos de la interrupción del suministro eléctrico.

En este trabajo se pretende, mediante un modelo que estudia la optimización de la confiabilidad, apelando a la ubicación óptima de equipos de seccionamiento/protección (sp), introducir una valorización del costo de la no calidad eléctrica, por discontinuidad del suministro. Este valor, asociado a la Energía no Suministrada, se designará como Costo Intrínseco de la misma y, como su nombre lo sugiere, no es fijado externamente de manera directa, sino que dependerá de la estructura datos-representación del modelo propuesto. Luego, la optimización, sustentada en Programación Dinámica Difusa, se dirá conducida por tal costo intrínseco.

El trabajo está organizado como sigue: en la sección 2. se presenta el *problema de la confiabilidad* en los Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE), a través de los *índices que regulatoriamente son definidos para su ponderación*, y planteando la solución sobre un *alimentador ideal*. Se considera, a tal fin, el *aspecto más sensible de la confiabilidad en los sistemas radiales: la ubicación de equipos de seccionamiento/protección*. En la sección 3., tomando como referencia los elementos introducidos en la sección precedente, se presenta un *primer modelo de solución* al problema, bajo *condiciones determinísticas*, mediante la aplicación de Programación Dinámica (PD). Se supone que existe un *costo unitario* (tal como fija la regulación Argentina, por ejemplo) *para valorizar la ENS*, y se introduce el concepto de *beneficio por evitar la interrupción del suministro*. En la sección 4., extendiendo el modelo anterior hacia *consideraciones más complejas y flexibles relativas a los índices impuestos, y reconociendo las incertidumbres de valor*, en éstos y en el *costo unitario* consignado a la ENS, se presenta el *segundo modelo* como aporte del presente trabajo. Son introducidos los *conjuntos difusos*, como una forma adecuada para tratar con tales *incertidumbres de valor (no estocásticas)* asociada a los *índices*, al *costo de inversión de equipos sp* y a la ENS admisibles. Se presenta la definición de Costo Intrínseco de la ENS (CI ENS), y se la incorpora en un modelo de Programación Dinámica Difusa (PDD), *el cual permite definir la ubicación más satisfactoria de equipos sp*. Adicionalmente, se define el concepto de *costo intrínseco residual* de la ENS, *propuesto como valor pertinente para penalizar la interrupción del suministro eléctrico*. En la sección 5., se muestra la aplicación de ambos modelos (PD) y (PDD+CI ENS) sobre un *alimentador real*, a efectos comparativos. Finalmente, en la sección 6., se presentan las conclusiones más relevantes del trabajo.

2. EL PROBLEMA DE LA CONFIABILIDAD EN LOS SDEE

2.1 Índices de Confiabilidad

A los efectos de integrar el objetivo *confiabilidad* como *criterio de decisión a optimizar*, se supone que la misma *ha sido valorizada en términos de un costo económico*. Es decir, los usuarios/clientes han conferido directa o *indirectamente un valor a la continuidad del servicio eléctrico*. En tal contexto, toma sentido la medición del *nivel de confiabilidad*. Más allá de la discusión sobre si los valores utilizados en distintos esquemas regulatorios, constituyen o no un *costo social de oportunidad*, existen diversos *índices*. El problema estriba

en determinar si los valores de referencia resultan aceptables para considerar, mediante su indicación, un sistema como confiable.

Desde un primer enfoque, pueden distinguirse aquellos índices que sólo miden la frecuencia de las interrupciones, de los que sólo miden su duración. Adicionalmente, existen propuestas de definición de índices combinados (frecuencia y duración de la interrupción), si bien su empleo es reducido. Por otro lado, tales indicadores pueden estar orientados al sistema en forma general, es decir valores promedios sobre la base de todos los clientes, o bien focalizarse en los clientes (tipificados o individualmente considerados) o en cierta aparamenta eléctrica, lo cual significa definir índices de confiabilidad con respecto a un conjunto específico de clientes o respecto de ciertos equipos. Se requiere, entonces, de una clasificación de índices de confiabilidad y, a efectos del modelo de optimización, la más relevante será según los datos primarios utilizados para su construcción. Se tienen así:

A) Índices basados en el Número de Clientes:

A.1) Índice de Frecuencia de Interrupciones Promedio del Sistema, SAIFI (por su sigla en inglés: System Average Interruption Frequency Index), representa el promedio de interrupciones de un cliente del sistema:

$$SAIFI = \frac{\text{Número Total de Interrupciones a Clientes}}{\text{Número Total de Clientes}} \quad (1)$$

A.2) Índice de Duración de las Interrupciones Promedio del Sistema, SAIDI (por su sigla en inglés: System Average Interruption Duration Index):

$$SAIDI = \frac{\sum \text{Duración de las Interrupciones a Clientes}}{\text{Número Total de Clientes}} \quad (2)$$

A.3) Índice de Frecuencia de las Interrupciones Promedio de los Clientes Interrumpidos, CAIFI, (por su sigla en inglés: Customer Average Interruption Frequency Index), este índice representa, a diferencia del SAIFI, el promedio de interrupciones con relación únicamente a los clientes afectados:

$$CAIFI = \frac{\sum \text{Número Total de Interrupciones a Clientes}}{\text{Número Total de Clientes Interrumpidos}} \quad (3)$$

A.4) Índice de Duración de las Interrupciones Promedio a los Clientes, CAIDI, (por su sigla en inglés: Customer Average Interruption Duration Index):

$$CAIDI = \frac{\sum \text{Duración de las Interrupciones a Clientes}}{\text{Número Total de Clientes Interrumpidos}} \quad (4)$$

A.5) Índice de Disponibilidad de Servicio Promedio, ASAI, (por su sigla en inglés: Average Service Availability Index):

$$ASAI = \frac{\text{Horas de Disponibilidad del Servicio a Clientes}}{\text{Horas de Demanda de los Clientes}} \quad (5)$$

A.6) Índice de Frecuencias de Interrupciones Transitorias Promedio, MAIFI, (por su sigla en inglés: Momentary Average Interruption Frequency Index):

$$MAIFI = \frac{\text{Número Total de Interrupciones Transitorias a los Clientes}}{\text{Número Total de Clientes}} \quad (6)$$

B) Índices basados en la *Potencia*:

B.1) *Índice del Número de Interrupciones Equivalente de la Potencia Instalada, FMIK, (Frecuencia Media de Interrupción por kVA instalado), representa el número de interrupciones de toda la potencia instalada. Su denominación en inglés: ASIFI (por su siglas: Average System Interruption Frequency Index):*

$$FMIK = \frac{\sum \text{Potencia Instalada Interrumpida}}{\text{Potencia Total Instalada}} \quad (7)$$

B.2) *Índice del Tiempo Total de Interrupción Equivalente de la Potencia Instalada, TTIK, (Tiempo Total de Interrupción por kVA instalado), representa el tiempo equivalente de haber interrumpido a toda la potencia instalada. Su denominación en inglés: ASIDI (por su siglas: Average System Interruption Duration Index):*

$$TTIK = \frac{\sum \text{Potencia Instalada Interrumpida} \times \text{Tiempo de Interrupción}}{\text{Potencia Total Instalada}} \quad (8)$$

C) Índices basados en la *Energía*: es empleado un único indicador para esta clasificación, denominado *Energía No Suministrada (Anual y Esperada)*. Se define como:

$$ENS = \sum_{i=1}^{nN} P_i \times t_i \quad (9)$$

Como este valor es desconocido (*esperado*) su cálculo requiere una *estimación*. Conforme el método empleado en tal estimación, los valores resultantes para este indicador pueden diferir. De modo que, conjuntamente con el valor del índice, debe ser especificada con claridad la metodología empleada en el cálculo. P_i representa la potencia en el nodo i -ésimo del sistema con nN nodos, [kVA], que ha sido interrumpida por un tiempo t_i , [h]. Este valor puede (por cálculo) resultar referido a otro período (por ejemplo *semestral*); luego, debe ser *anualizado*. En el presente trabajo se utilizarán *índices a nivel sistema* y, en particular, el *SAIFI*, el *SAIDI*, el *MAIFI* y la *ENS*.

2.2 Ubicación de Equipos de Seccionamiento y Protección en un Alimentador Ideal mediante la Minimización de la ENS

Considérese un *alimentador ideal*, representado en la FIGURA 1 A), salida de una subestación transformadora en el subsistema de Media Tensión, y en el cual se procura instalar un equipo de seccionamiento/protección (sp). Exhibe las siguientes características: **a)** una Distribución Uniforme de Cargas a lo largo de su longitud (p); **b)** una Tasa de Falla (λ) Uniforme por unidad de longitud y **c)** un Tiempo Medio de Reparación de Falla (t_r), constante. Adicionalmente, se supondrá: 1) que el tiempo que requiere el equipo para accionar o ser accionado (Tiempo de Maniobra), es conocido e igual a (t_m) y 2) Que en la

salida del alimentador se encuentra instalado un equipo de protección/maniobra.

El criterio utilizado para determinar la mejor ubicación del equipo en cuestión se basa en el valor imputado a la ENS. En forma general, la ENS esperada en un período determinado se puede expresar mediante la siguiente fórmula:

$$ENS = \lambda \times t_r \times P \times l \quad (10)$$

siendo P la Potencia Media interrumpida o desconectada, [MW] y l la longitud del tramo interrumpido, [km]; λ se expresa en [fallas/km x año] y t_r se expresa en [h], de modo que ENS se expresará en [MWh/año].

Para la FIGURA 1 A), valdrá la expresión:

$$ENS = [\lambda \times x \times t_r \times (pxL)] + [\lambda \times (L-x) \times t_m \times (pxL)] + [\lambda \times (L-x) \times t_r \times (px(L-x))] \quad (11)$$

donde: el *primer corchete*, representa la ENS debido a fallas ocurridas entre la salida del alimentador y el equipo sp, y que afectan sólo a los usuarios en dicho tramo hasta que la falla se repare (t_r); el *segundo corchete* representa la ENS por fallas ocurridas *aguas abajo* de sp, que afectan a todos los usuarios, hasta que transcurra t_m y se aisle el tramo correspondiente por accionamiento de sp; y el *tercer corchete* representa la ENS que afecta a los usuarios *aguas abajo* de sp, hasta la reparación de la falla (t_r). x es la distancia, desde el nodo de salida, donde se ubica sp y L es la longitud total del alimentador ideal.

Si se deriva ENS(x) y se iguala a cero (condición de primer orden para existencia de extremo, *mínimo*, dado el problema):

$$\frac{dENS}{dx} = 0 \Rightarrow x = \left[\frac{1}{2} + \frac{t_m}{2 \times t_r} \right] \times L \quad (12)$$

y considerando que: $t_m \ll t_r$, puede concluirse en que: $x = L/2$ (13)

En el caso de la FIGURA 1 B), para el mismo alimentador ideal, se pretenden ubicar 2 sp, de modo que se minimice la ENS.

$$ENS = [\lambda \times x \times t_r \times (pxL)] + [\lambda \times (y-x) \times t_m \times (pxL)] + [\lambda \times (y-x) \times t_r \times (px(L-x))] + [\lambda \times (L-y) \times t_m \times (pxL)] + [\lambda \times (L-y) \times t_r \times (px(L-x))] \quad (14)$$

Cada corchete se interpreta de un modo completamente análogo al de la expresión (9). Luego, derivando ENS(x, y) respecto de cada una de sus variables, x e y, e igualando a cero, se tienen las expresiones:

$$x = \left[\frac{1}{3} + \frac{2 \times t_m}{3 \times t_r} \right] \times L \cong \frac{1}{3} \times L; y = \left[\frac{2}{3} + \frac{1 \times t_m}{3 \times t_r} \right] \times L \cong \frac{2}{3} \times L \quad (15)$$

Desde estos desarrollos, puede inferirse como regla general que: *para un alimentador con una distribución de carga uniforme a lo largo de su longitud, los equipos de sp deberán instalarse uniformemente a lo largo de su longitud, conclusión esperable con $t_m \ll t_r$.*

2.3 Caracterización del Problema de Optimización de la Confiabilidad en Redes MT Mediante la Ubicación de Equipos de Seccionamiento/Protección

El problema de ubicación de equipos sp en *sistemas reales*, se aleja considerablemente de las hipótesis formuladas en el epígrafe anterior. De modo que las ecuaciones (11) y (14) *pierden validez, aún para un único alimentador sin derivaciones*. En general, en un *alimentador radial real*: las cargas se concentran en nodos y tienen valores muy diferentes; la topología del alimentador exhibe tramos con distintos entornos, que modifican el valor de la tasa de fallas; la condición $t_m \ll t_r$ no necesariamente se cumple y, si se trata de redes aéreas, los tiempos de reparación, pueden ser diferentes según las características geográficas y climáticas de la zona.

Desde tales consideraciones, la *caracterización del problema de ubicación óptima de equipos sp* se puede presentar en los siguientes términos:

a) Es *multiobjetivo y restricto, dominado por un conjunto de incertidumbres*, muchas de las cuales *no son de naturaleza estocástica* (por caso: demanda, precio de la energía, costos, disponibilidad/tecnología de equipos, y fundamentalmente, incertidumbres de valor sobre los objetivos y los límites fijados a las restricciones); **b)** Requiere de una *optimización combinatoria*, cuya función(es) objetivo(s) es(son) *no lineal(es) y no diferenciable(s)*, motivo por el cual, los métodos tradicionales de optimización no proporcionan buenos resultados. En relación con el primer aspecto enunciado en el ítem **b)**, el número de estados, NE, del espacio de búsqueda, cuando se trata de ubicar óptimamente un conjunto de nsp equipos de seccionamiento/protección en un alimentador radial, con N tramos o secciones, resulta:

$$NE = \sum_{s=1}^{nsp} \binom{N}{s} = \sum_{s=1}^{nsp} \frac{N!}{s! \times (N-s)!} \quad (16)$$

3. UBICACIÓN DE EQUIPOS DE SECCIONAMIENTO Y PROTECCIÓN CUANDO EL COSTO DE LA ENERGÍA NO SUMINISTRADA SE FIJA EXTERNAMENTE. APLICACIÓN DE LA PROGRAMACIÓN DINÁMICA CLÁSICA

3.1 Enfoque MonoObjetivo según la Maximización de Beneficios

Este enfoque se *sustenta en la consideración de los beneficios que se obtienen por maximizar la energía suministrada (minimizar la no suministrada), supuesta una valorización monetaria por cada unidad de energía no suministrada*. Es aplicable cuando el índice de confiabilidad empleado es, precisamente, ENS, definido genéricamente mediante (9), y se asumen *condiciones determinísticas* (no existen incertidumbres). La *localización óptima* de los equipos sp puede ser, entonces, determinada mediante la *comparación entre los beneficios para*

cada posible alternativa de ubicación. El criterio en el que se fundamenta un procedimiento para tal objeto, estriba en que la instalación de un nuevo equipo sp, protegerá a los clientes aguas arriba de su ubicación.

A los fines de obtener una expresión para el *beneficio* referido, considérense los siguientes aspectos: **a)** Si *no existen* equipos de sp en el alimentador, cualquier falla causará la interrupción del suministro a *todos* los clientes abastecidos, *durante el tiempo que tarde la reparación*, (t_r); **b)** Si *existe* un equipo sp, entonces cualquier falla *aguas abajo* de su localización, ocasionará la interrupción del suministro a los clientes *aguas arriba*, *sólo durante un tiempo igual al tiempo de aislamiento (de la falla) o maniobra*, (t_m); **c)** Existe un *costo unitario*, fijado externamente, para la *energía no suministrada*. Bajo estas consideraciones, el beneficio asociado a la instalación en el tramo *i-ésimo* del alimentador, podrá se expresado conforme los siguientes pasos:

Si t_d es la *tasa de descuento anual* asociada al *costo de capital* requerido para la compra de un equipo de sp, cuyo *costo* es C_{EqSP} y cuya *vida útil* es nvu , entonces el *factor de recuperación de capital*, viene dado por:

$$FRC_{EqSP} = \frac{t_d \times (1 + t_d)^{nvu}}{(1 + t_d)^{nvu} - 1} \quad (17)$$

Así, la *anualidad de la inversión* del equipamiento sp, [US\$/año], resulta:

$$CA_{Eq} = FRC_{EqSP} \times C_{EqSP} \quad (18)$$

y, como es práctica habitual, adoptando un porcentaje, $p\%$, del costo de inversión anual en concepto de *costo de operación y mantenimiento* del equipo:

$$C_{OyM} \text{ [US$/año]: } C_{OyM} = (p\%/100) \times CA_{Eq} \quad (19)$$

entonces el *beneficio*, [US\$/año], por instalar el equipo sp en el *tramo* t_i , será:

$$B_{ti} = P_{aati}^m \times \lambda_{ti} \times l_{ti} \times \Delta t \times C_{ENS}^u - [CA_{Eq} + C_{OyM}] \quad (20)$$

donde: P_{aati}^m es la *demanda media*, [kW], totalizada *aguas arriba* del *tramo* t_i (interrumpida durante t_m [h]); λ_{ti} es la *tasa de falla anual por unidad de longitud*, [fallas/km x año] del *tramo* t_i ; l_{ti} es la *longitud* del *alimentador aguas abajo* del *tramo* t_i , [km]; $\Delta t = t_r - t_m$ es la diferencia entre el *tiempo de reparación* y el de *aislamiento* de la *falla* [h]; C_{ENS}^u es el *costo unitario de la energía no suministrada*, [US\$/kWh]. El *beneficio* es obtenido mediante la *valorización de la energía no suministrada desde la potencia no interrumpida*, P_{aati}^m , *en el tiempo de reparación de la falla*, t_r , *según el costo* C_{ENS}^u . Es decir que se *pondera el ahorro por no haberse interrumpido la potencia aguas arriba* de t_i , *durante el tiempo* t_r , *gracias a la instalación del equipo sp*.

3.2 Aplicación de la Programación Dinámica Clásica (PD)

Los requerimientos para resolver el problema de ubicación de equipos sp en un alimentador mediante PD, son satisfechos desde las siguientes

consideraciones: **a)** El problema *puede ser dividido en etapas*. En cada una de ellas se plantea *la ubicación de un equipo sp individualmente*; **b)** Cada etapa, *tendrá un número de estados asociados, los cuales se corresponderán con los tramos del alimentador en donde es posible instalar un equipo sp*; **c)** La *función de transición* entre el estado i de la etapa $k-1$ ($i, k-1$) al estado j de la etapa k (j, k) (*dinámica hacia delante*), resultará del *beneficio adicional*, dado por (20), *obtenido por instalar un equipo sp en el tramo j , habiendo instalado previamente uno en el tramo i ($i \neq j$), y así hacia atrás*; **d)** La *particularidad* de este enfoque, es que, a priori, *el número de etapas, N , es desconocido*. En cambio, se tienen *dos características* del problema que *permiten definir N dinámicamente*: *asumiendo funciones continuas*, sin que por ello se pierda generalidad en las aseveraciones siguientes, **d-1)** La *función* $ENS(k) \equiv ENS(nsp)$, *calculada por extensión de (14)*, es *decreciente* (con k o nsp), siendo nsp el número de equipos sp ubicados. Por tanto, *a medida que se incrementa nsp , el beneficio por disminución de la ENS será menor*; **d-2)** La *función de Costo en concepto de inversión y operación y mantenimiento* $CA(k) \equiv CA(nsp)$, es *creciente* (con k o nsp). De aquí que la *función de Beneficio* (20), *exhiba un valor extremo (máximo)*: $\frac{dBe}{dnsp} = 0$. Por lo tanto, cuando por efecto de

la dinámica propuesta, en términos discretos, la función de beneficio resulte en un valor menor en la transición óptima ($k-1, k$), entonces se asigna $N = k-1$ y se detiene el procedimiento. N resultará la etapa (estado único) de máximo beneficio, al cual corresponde la ubicación óptima del equipamiento sp , en el alimentador bajo estudio. La política óptima, si bien se trata de una optimización espacial, no temporal, puede reconstruirse recursivamente.

4. MODELO FLEXIBLE BASADO EN PROGRAMACIÓN DINÁMICA DIFUSA Y EVOLUCIÓN POR COSTO INTRÍNSECO DE LA ENS

4.1 Formulación General del Problema Restringido

Considerando no sólo las *características reales* de un alimentador *MT radial*, sino los *diferentes objetivos* que se persiguen al *optimizar la confiabilidad del sistema*, el *problema de la ubicación de equipos sp* , *adopta la formulación siguiente* (integrando los indicadores de *duración y frecuencia de fallas permanentes*, y de *fallas transitorias*, según se presentó en el epígrafe 2.1):

$$\text{Min } \{ C_{ENS} + \sum CA_{Eq} + \sum C_{OyM} \} \quad (21)$$

Sujeto a:

1.- [Restricciones de Confiabilidad]

$$SAIFI \leq SAIFI_{LIM} \quad (22)$$

$$SAIDI \leq SAIDI_{LIM} \quad (23)$$

$$MAIFI \leq MAIFI_{LIM} \quad (24)$$

2.- [Restricciones Operativas de Límites en Intensidades y Tensiones]

El grupo 2.- de *restricciones*, se supone, en este trabajo, *satisfecho*. Cada variable tiene la interpretación dada en expresiones anteriores; C_{ENS} es el Costo, [US\$], de la ENS (no unitario). Los *valores límites* de los *índices de*

confiabilidad, son definidos por la *autoridad regulatoria*. Es frecuente observar una *modelación alternativa*, cuando no se dispone del *costo unitario imputable a la ENS*. Para ello se elimina el término C_{ENS} en la *función objetivo*, y se incorpora en el grupo 1.- una *restricción* de la forma $ENS \leq ENS_{LIM}$.

En cualquiera de estos dos modelos, existe el *problema de la valoración, monetaria*, en caso de la ENS, y *técnico/económica (límites aceptables)*, en el resto de los índices. Mucho más, si estos valores son *rígidos*. También, en cualquiera de los dos casos, la *ubicación óptima de equipos* podría ser resuelta mediante el algoritmo presentado en el epígrafe 3.2, con pequeños cambios en la *función objetivo (función de transición costo)* y *recortando el espacio de búsqueda ante cualquier violación de las restricciones de índices límites*. El problema de asignarle *valor a la ENS* es de *sustancial importancia* y poco estudiado, en general. Particularmente, nuestro país, Argentina, tiene una de las regulaciones en calidad eléctrica más avanzadas, puesto que los controles llegan a nivel cliente. Ante interrupciones del servicio, por razones imputables a la distribuidora, los usuarios damnificados percibirán una remuneración (descuentos en futuras facturaciones), por el valor de la energía interrumpida. Ahora bien: *el valor asignado como C_{ENS}^u , representa el costo social de oportunidad de la no calidad de servicio?* La literatura especializada no difunde evidencias al respecto, y los hechos *parecerían confirmar que no*. Algunas consideraciones que motivan la *extensión de este modelo al dominio difuso*, a efectos de representar las *incertidumbres de valor referidas*, son presentadas en el **CAPÍTULO II**.

4.2 Empleo de Conjuntos Difusos y Decisión Estática Maximizante para la Obtención del Costo Intrínseco de la ENS

4.2.1 Función de Pertenencia de los Conjuntos Difusos para los Índices de Confiabilidad y el Costo de Inversión

En primer lugar los *índices de confiabilidad* del modelo (21)-(24) (los *basados en clientes* y la ENS), se *flexibilizan*.

Para ello se emplean *conjuntos difusos* cuya *función de pertenencia mide el grado de satisfacción/aceptación de sus valores*.

Para los *índices basados en clientes* se propone lo siguiente: **a)** Existen, como se dijo, *valores límites*, fijados por regulación, por debajo de los cuales no se aplica penalización alguna. Entonces se adopta como *índice de mayor satisfacción*, el valor resultante de decrementar el límite impuesto, un porcentaje $pl\%$ (cualquier valor mayor que el así establecido, tendrá *aceptación máxima* también): $IMin = ILim \times (1 - pl\%/100)$; **b)** Se adopta como *índice de menor satisfacción*, cierto valor $IMax$, que surge de simular su cálculo sin instalar ningún equipo *sp* en el alimentador (excepto el ubicado en la salida de la subestación); **c)** Se construye un *conjunto difuso* cuya *función de pertenencia es lineal*, a partir de estos dos valores extremos ($IMin$ e $IMax$); **d)** Se establece una *escala de preferencias* entre todos los *índices de confiabilidad* (incluido ENS), que arroja *ponderadores exponenciales* de los *conjuntos difusos*. Estos *ponderadores*, p_{expl} , afectan al conjunto *contrayéndolo*,

si $p_{expl} > 1$ o *dilatándolo*, si $p_{expl} < 1$. La *contracción aumenta la importancia del índice de confiabilidad afectado*, mientras que la *dilatación la disminuye*. Véase al respecto la FIGURA 2. Bajo estas consideraciones, se tendrá:

Índice SAIFI:

$$\mu(SAIFI) = 1; \text{ si } SAIFI < SAIFI_{MIN} \quad (25)$$

$$\mu(SAIFI) = \left[\frac{SAIFI_{MAX} - SAIFI}{SAIFI_{MAX} - SAIFI_{MIN}} \right]^{p_{\mu(SAIFI)}}; \text{ si } SAIFI_{MIN} \leq SAIFI \leq SAIFI_{MAX} \quad (26)$$

$$\mu(SAIFI) = 0; \text{ si } SAIFI > SAIFI_{MAX} \quad (27)$$

Índice SAIDI:

$$\mu(SAIDI) = 1; \text{ si } SAIDI < SAIDI_{MIN} \quad (28)$$

$$\mu(SAIDI) = \left[\frac{SAIDI_{MAX} - SAIDI}{SAIDI_{MAX} - SAIDI_{MIN}} \right]^{p_{\mu(SAIDI)}}; \text{ si } SAIDI_{MIN} \leq SAIDI \leq SAIDI_{MAX} \quad (29)$$

$$\mu(SAIDI) = 0; \text{ si } SAIDI > SAIDI_{MAX} \quad (30)$$

Índice MAIFI:

$$\mu(MAIFI) = 1; \text{ si } MAIFI < MAIFI_{MIN} \quad (31)$$

$$\mu(MAIFI) = \left[\frac{MAIFI - MAIFI_{MAX}}{MAIFI_{MAX} - MAIFI_{MIN}} \right]^{p_{\mu(MAIFI)}}; \text{ si } MAIFI_{MIN} \leq MAIFI \leq MAIFI_{MAX} \quad (32)$$

$$\mu(MAIFI) = 0; \text{ si } MAIFI > MAIFI_{MAX} \quad (33)$$

En el caso del *conjunto difuso* solidario al *índice ENS*, se procede también a una *construcción lineal de su función de pertenencia, ponderada exponencialmente*; sus valores máximo y mínimo de satisfacción son obtenidos como sigue: **a)** ENS_{MAX} resulta de calcular la ENS en las mismas condiciones que las fijadas en el ítem **b)** para los *índices de confiabilidad basados en clientes*; **b)** ENS_{MIN} resulta de calcular la ENS en una condición tal que todos los tramos del alimentador tengan instalado un equipo, no redundante, de sp. Esta consideración sobre la ENS_{MIN} supone también una consideración sobre el costo máximo en equipamiento, tales que fijan una referencia, razonable, a la que todos los usuarios podrían aspirar. Imponer un valor cero como ENS_{MIN} no tiene correlato razonable en el costo de inversión requerido. La referencia correspondiente de costo, resultará sustancial en la definición del costo intrínseco de la ENS y se volverá sobre ella en el epígrafe siguiente. Luego, para la ENS, se tiene el *conjunto difuso*:

Índice ENS:

$$\mu(ENS) = 1; \text{ si } ENS < ENS_{MIN} \quad (34)$$

$$\mu(ENS) = \left[\frac{ENS_{MAX} - ENS}{ENS_{MAX} - ENS_{MIN}} \right]^{p_{\mu(ENS)}}; \text{ si } ENS_{MIN} \leq ENS \leq ENS_{MAX} \quad (35)$$

$$\mu(ENS) = 0; \text{ si } ENS > ENS_{MAX} \quad (36)$$

Para obtener la *función de pertenencia del conjunto difuso solidario al costo de inversión* (incluyendo el de *operación y mantenimiento* como un porcentaje, tal como se explicó en el epígrafe 3.1) de los equipos *sp*, se procede del siguiente modo: **a)** Se tiene un $CA_{EqSPMIN}$ correspondiente a la situación en que se determina ENS_{MAX} , que resultará nulo ya que no se instala ningún equipo *sp*; **b)** Se tiene un $CA_{EqSPMAX}$ correspondiente a la situación en que se determina ENS_{MIN} ; entonces:

CA_{EqSP} :

$$\mu(CA_{EqSP}) = 1; \text{ si } CA_{EqSP} = CA_{EqSPMIN} \quad (37)$$

$$\mu(CA_{EqSP}) = \left[\frac{CA_{EqSPMAX} - CA_{EqSP}}{CA_{EqSPMAX} - CA_{EqSPMIN}} \right]^{p\mu(CA_{EqSP})};$$

$$\text{si } CA_{EqSPMIN} \leq CA_{EqSP} \leq CA_{EqSPMAX} \quad (38)$$

$$\mu(CA_{EqSP}) = 0; \text{ si } CA_{EqSP} > CA_{EqSPMAX} \quad (39)$$

4.2.2 Costo Intrínseco de la ENS

Definidas las *funciones de pertenencia solidarias a los índices de confiabilidad y al costo de inversión en equipos sp*, debe establecerse el *valor de la función difusa de satisfacción para cierta alternativa de ubicación de un equipo sp*. Ello requiere de un *operador de confluencia, C*, entre los *conjuntos difusos*, a efectos de obtener la *decisión maximizante estática*. Esto es:

$$\mu_D = \mu(\text{SAIFI}) \text{ C } \mu(\text{SAIDI}) \text{ C } \mu(\text{MAIFI}) \text{ C } \mu(\text{ENS}) \text{ C } \mu(CA_{EqSP}) \quad (40)$$

Se emplea, entonces, una *t-norma*, la cual es una función *t* definida en el intervalo [0, 1] aplicado también en [0, 1].

Satisface las *siguientes condiciones*: Si $t: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ es una *t-norma*, entonces: **a.-** $t(0,0) = 0$; $t(x,1) = x$ – *Condiciones de Frontera*; **b.-** $t(x,y) = t(y,x)$ – *Commutatividad*; **c.-** si $x \leq \alpha$ e $y \leq \beta \Rightarrow t(x,y) \leq t(\alpha,\beta)$ – *Monotonicidad*; **d.-** $t(t(x,y),z) = t(x,t(y,z))$ – *Asociatividad*.

La *t-norma más comunmente empleada* para obtener la *decisión maximizante*, es la denominada *Intersección o Min*: *dados los valores de cada función de pertenencia, solidaria a los objetivos que integran la decisión difusa estática, resulta del mínimo de ellos*. Pero a los efectos de obtener una *representación de la importancia relativa de un índice en particular, respecto del costo, se requiere de una función derivable*. Una *t-norma* que se ajusta a este fin, y produce muy buenos resultados al implementarla en *decisiones dinámicas (PDD)*, es la referida como *Producto de Einstein*, y se define del siguiente

$$\text{modo: } t_{PE}: (x,y) \rightarrow \frac{x \times y}{2 - (x + y - x \times y)} \quad (41)$$

donde *x* e *y* son *funciones de pertenencia genéricas*. Puede verificarse que t_{PE} satisface todas las condiciones **a-d** enunciadas. Para el modelo en desarrollo, desde la propiedad de *asociatividad, d.-*, se tiene el cálculo del *Producto de Einstein* mediante los siguientes pasos:

$$t_{PE}^1(SAIFI, SAIDI) = \frac{\mu(SAIFI) \times \mu(SAIDI)}{2 - (\mu(SAIFI) + \mu(SAIDI)) - \mu(SAIFI) \times \mu(SAIDI)} \quad (42)$$

$$t_{PE}^2(SAIFI, SAIDI, MAIFI) = \frac{\mu(MAIFI) \times t_{PE}^1}{2 - (\mu(MAIFI) + t_{PE}^1) - \mu(SAIFI) \times t_{PE}^1} \quad (43)$$

$$t_{PE}(SAIFI, SAIDI, MAIFI, ENS, CA_{EqSP}) = \mu_D = \frac{\mu(CA_{EqSP}) \times \mu(ENS) \times t_{PE}^2}{\left\{ \begin{array}{l} 2 \times \left[2 - (\mu(CA_{EqSP}) + t_{PE}^2) - \mu(CA_{EqSP}) \times t_{PE}^2 \right] - \\ \mu(ENS) \times \left[2 - (\mu(CA_{EqSP}) + t_{PE}^2) - \mu(CA_{EqSP}) \times t_{PE}^2 \right] - \\ \mu(CA_{EqSP}) \times t_{PE}^2 + \mu(ENS) \times \mu(CA_{EqSP}) \times t_{PE}^2 \end{array} \right\}} \quad (44)$$

y desde aquí se obtiene, para cierto nivel de satisfacción μ_D^* :

$$\mu(CA_{EqSP}) = \frac{\mu_D^* \times \mu(ENS) \times (2 - t_{PE}^2) + 2 \times \mu_D^* \times t_{PE}^2 - 4 \times \mu_D^*}{\left[\mu_D^* \times t_{PE}^2 + \mu(ENS) \times (\mu_D^* - t_{PE}^2) - 2 \times \mu_D^* \right]} \quad (45)$$

Se intenta encontrar, bajo la hipótesis $\mu_D = \mu_D^*$, una expresión que relacione los cambios diferenciales en el CA_{EqSP} cuando se producen cambios diferenciales en la ENS. La expresión (45) puede formularse como:

$\mu(CA_{EqSP}) = f(\mu(ENS))$; de modo que, despejando CA_{EqSP} , resulta:

$$CA_{EqSP} = \mu^{-1}_{CA_{EqSP}}(f(\mu(ENS))) \quad (46)$$

por lo que:

$$\frac{dCA_{EqSP}}{dENS} = \left(\frac{d\mu^{-1}_{CA_{EqSP}}}{df} \right) \times \left(\frac{\partial f}{\partial \mu_{ENS}} \right) \times \left(\frac{d\mu(ENS)}{dENS} \right) \quad (47)$$

desde (45) se tiene:

$$\frac{\partial f}{\partial \mu_{ENS}} = \frac{\left\{ \begin{array}{l} \left[\mu_D^* \times (2 - t_{PE}^2) \right] \times \left[\mu_D^* \times t_{PE}^2 + \mu(ENS) \times (\mu_D^* - t_{PE}^2) - 2 \times \mu_D^* \right] - \\ \left(\mu_D^* - t_{PE}^2 \right) \times \left[\mu_D^* \times \mu(ENS) \times (2 - t_{PE}^2) + 2 \times \mu_D^* \times t_{PE}^2 - 4 \times \mu_D^* \right] \end{array} \right\}}{\left[\mu_D^* \times t_{PE}^2 + \mu(ENS) \times (\mu_D^* - t_{PE}^2) - 2 \times \mu_D^* \right]^2} \quad (48)$$

Finalmente, de las expresiones (35) y (38), derivando según (47) y considerando (48), se tiene:

$$\frac{dCA_{EqSP}}{dENS} = \left(\frac{\partial f}{\partial \mu_{ENS}} \right) \times \left(\frac{p_{\mu(CENS)}}{p_{\mu(CA_{EqSP})}} \right) \times \left(\frac{CA_{EqSPMAX} - CA_{EqSPMIN}}{ENS_{MAX} - ENS_{MIN}} \right) \times \mu(CA_{EqSP})^{\left(\frac{1-p_{\mu(CA_{EqSP})}}{p_{\mu(CA_{EqSP})}} \right)} \times \mu(ENS)^{\left(\frac{p_{\mu(CENS)}^{-1}}{p_{\mu(CENS)}} \right)} \quad (49)$$

La expresión (49) resulta negativa, porque $\frac{\partial f}{\partial \mu_{ENS}}$ lo será. Tiene la forma de un *costo marginal de la ENS*. Puede interpretarse, por analogía, como el *incremento de costo de la última unidad de calidad producida* \equiv *no calidad no producida*. Si se adopta la *no calidad no producida como referencia*, entonces *cambia de signo*, definiéndose positivo. Por otro lado, este costo *no es fijado externamente de manera directa, sino que dependerá de la estructura datos-representación del modelo propuesto*. Se lo designará como Costo Intrínseco de la Energía No Suministrada, y su expresión será:

$$CI_{ENS}^{\mu} = \left| \frac{dCA_{EqSP}}{dENS} \right| \quad (50)$$

4.3 Modelo basado en Programación Dinámica Difusa y Conducido por Costo Intrínseco de la ENS

Volviendo sobre la PD para resolver el problema de la *ubicación óptima de equipos sp*, ahora con *restricciones en los índices de confiabilidad*, extendida al *dominio difuso*, PDD, se propone el modelo desarrollado a continuación: en la FIGURA 3, se presenta la *transición* entre dos *etapas* k-1 y k correspondiente a una *dinámica forward* o *hacia adelante*. El *criterio* para arribar *óptimamente* (entiéndase, del modo *más satisfactorio posible*) al único estado de la etapa k, es el de $\text{Max} \{ t_{PEinstein}(\mu(SAIFI); \mu(SAIDI); \mu(MAIFI); \mu(ENS); \mu(CA_{EqSP})) \}$. Si tal *optimización estática* (determinación de la *decisión maximizante estática*), se extiende entre cada *estado* $[\forall e_j^{k-1} \in E^{k-1}]$ y cada *estado* $[\forall e_i^k \in E^k]$, donde E^{k-1} y E^k son los Vectores de Estado (cuyas componentes son *t-uplas*(SAIFI, SAIDI, MAIFI, ENS, CA_{EqSP})) de las etapas k-1 y k, respectivamente, el Modelo Formal de Optimización Difusa puede expresarse como:

$$\mu_D^{Opt}(i, k) = \text{Max} \left\{ \text{Min} \left[t_{PEinstein} \left[\forall e_j^{k-1} \in E^{k-1} \right] \left\{ \begin{array}{l} [\mu_{(SAIFI)}(j, k-1); (i, k)]; \\ [\mu_{(SAIDI)}(j, k-1); (i, k)]; \\ [\mu_{(MAIFI)}(j, k-1); (i, k)]; \\ [\mu_{(ENS)}(j, k-1); (i, k)]; \\ [\mu_{(CA_{EqSP})}(j, k-1); (i, k)] \end{array} \right\} ; \mu_D^{Opt}(j, k-1) \right\} \quad (51)$$

$$\left[\forall e_i^k \in E^k \right]; k = 1, 2, \dots, ND \quad (52)$$

donde Opt significa *óptimo difuso*, resultante de cada *decisión maximizante estática*. $\mu_D^{Opt}(k = ND)$, *constituye el nivel de satisfacción de la trayectoria*, pero cada estado *preserva su $t_{Peinstein}$ como medida de satisfacción estática*. El *beneficio que permitirá conducir la optimización, en términos del número dinámico de etapas*, ND, resultará, desde la expresión (19):

$$B_{ti} = P_{aati}^m \times \lambda_{ti} \times I_{ti} \times \Delta t \times CI_{ENS}^u - [CA_{EqSP} + C_{OyM}] \quad (53)$$

En un *espacio de búsqueda discreto*, siendo 1,2...j *tramos del alimentador* en donde se instala un equipo sp por vez, en cada etapa $e = 1..k$, la *condición de salida*, $k = ND$, será:

$$\sum_{e=1}^k \{B_{ti}^e\} \leq 0 \quad (54)$$

A diferencia del *enfoque clásico* presentado en 3.1, *la función de beneficio no siempre es positiva*, puesto que el CI_{ENS}^u *se irá reduciendo en la medida que se vayan instalando más equipos sp*. En efecto, *el beneficio se revaloriza, en cada etapa k, al nuevo costo de oportunidad, $CI_{ENS}^{u(k)}$, el cual resultará menor en la medida que la energía suministrada, ante contingencias o fallas, sea mayor*. Al valor del *costo intrínseco final, $CI_{ENS}^{u(ND)}$* , previo a alcanzar la condición (54), se lo referirá como *Costo Intrínseco Residual, $CI_{ENS}^{u(res)}$* . *El mismo debería fijar, finalmente, el nivel de costo al que se valoriza la ENS en el sistema, pudiendo tornarse en un valor pertinente de penalización por la no continuidad del suministro*. Se expresa como:

$$CI_{ENS}^{u(res)} = \left| \frac{dCA_{EqSP}}{dENS} \right|^{[k=ND]} \left[\forall e_{opt}^k \in E^k \right]; k = 1, 2, \dots, ND \quad (55)$$

siendo e_{opt}^k *cada estado óptimo de la etapa k*.

5. SIMULACIÓN

5.1 Sistema Considerado

El sistema considerado, cuyo *esquema unifilar* se representa en la FIGURA 4, se corresponde con una salida real de una Estación Transformadora 33/13.2 [kV] (Reductora desde el sistema de Subtransmisión, 33 [kV], al de Distribución Primaria en Media Tensión, 13.2 [kV]). Pertenece al SDEE de San Carlos de Bariloche, pero existió con la *topología* que se representa, en el año 2000. En tal salida, *se han eliminado las interconexiones con otros alimentadores*, las cuales permiten transferir *alrededor de 1/4 de la carga ante contingencias*. También, y a los efectos de simular los dos modelos presentados en este trabajo (PD Clásica, *conducida por Beneficio* y PDD *conducida por CI_{ENS}^u*), *se ha supuesto la existencia de un único interruptor a la salida de la ET*, indicado como Is. *La simulación pretende comparar los resultados entre los dos*

métodos, sin hacer referencia a la confiabilidad real del alimentador. Esto se debe a que, por efecto de las interconexiones existentes en su topología real, el cálculo de la confiabilidad responde a un modelo en el cual intervienen, conjuntamente, equipos *sp* ubicables en sus tramos y las capacidades de transferencia de carga a expensas de las interconexiones.

5.2 Datos y Resultados

Los datos del *alimentador* se presentan en la FIGURA 4. En la parte superior de cada *tramo* (T_i) se indica su *longitud* en [km]. En la inferior de cada $S_{bi} \equiv CT$ MT/BT (Centro de Transformación Media/Baja tensión), se indica el *par* (*Potencia* [kVA]; *Cantidad de Clientes*). Para los cálculos se ha considerado un *factor de potencia* de 0.95; una *tasa de descuento* $td = 12\%$ (vigente en el año 2000); para los *equipos sp* (*seccionadores*): *costo* = 10000 US\$, *vida útil* = 15 años; los *tiempos de maniobra y reparación de la falla* son, respectivamente, $t_m = 1$ [h] y $t_r = 4$ [h]; la *tasa de falla por unidad de longitud y por año*, se ha considerado *constante*, $\lambda = 0.32$ [fallas/año-km]. El *costo regulatorio* de la ENS, se fijó en 2 [US\$/kWh]. Los *valores de construcción* para las *funciones de pertenencia* de los *conjuntos difusos* solidarios a los *índices de confiabilidad basados en clientes*, resultaron: $SAIFI_{MIN} = 0.95$, $SAIFI_{MAX} = 2$; $SAIDI_{MIN} = 1$ [h], $SAIDI_{MAX} = 3$ [h]; $MAIFI_{MIN} = 0.45$; $MAIFI_{MAX} = 1$. Para la ENS, resultaron los *valores límites*: $ENS_{MIN} = 500$ [kWh/año], $ENS_{MAX} = 1023.17$ [kWh/año]; y para el *Costo de los equipos sp*: $CA_{EqSPMIN} = 0$, $CA_{EqSPMAX} = 21000$ [US\$/año]. Los *ponderadores exponenciales*, fueron establecidos de forma *consistente* por el método de Yager (YAGER, 1977), de *manera tal que su suma sea igual al número de criterios o conjuntos difusos*. El vector resultó: $[Vp1] = (p_{\mu(SAIFI)} = 0.75$; $p_{\mu(SAIDI)} = 0.9025$; $p_{\mu(MAIFI)} = 0.885$; $p_{\mu(ENS)} = 1$; $p_{\mu(CA_{EqSP})} = 1.4625)$. De

todos los cálculos, numerosos, por cierto, realizados en las simulaciones, se *sintetizan aquellos que permiten comparar los resultados obtenidos mediante ambos métodos*. El *rango de valores* que se obtuvo para los *índices de confiabilidad basados en clientes*, exhibe un *correlato con la ENS*. Por ello, los mismos *no tuvieron incidencia* en la trayectoria resultante de la PDD, que *coincidió en las tres primeras etapas*, con la resultante de la PD. Las ENS, en uno y otro caso, fueron las mismas, porque se ubicaron los *equipos sp* en los *mismos tramos*. La *diferencia, a favor de la optimización difusa, en resguardo de la confiabilidad*, estriba en la *valorización* de la ENS. Al proceder por la *valorización regulatoria* de 2 [US\$/kWh], sólo se ubican **3 equipos** ($ND = 3$ etapas), tal como se muestra en el CUADRO 1. Se presentan allí, por etapa, las ENS según la *ubicación de un equipo sp, en un tramo*. Los *equipos sp óptimamente ubicados* siguiendo el *máximo beneficio*, se indican en letra **itálica-negrilla**, con *fondo sombreado*. Resultaron *equipos sp ubicados en los tramos 5, 8 y 11*, tal como se muestra en la FIGURA 4, mediante *rectángulos blancos con una línea diagonal*. El *costo de equipamiento* para esta simulación, resultó: $CA_{EqSP} = 4492.82$ [US\$/año]. Al proceder según la *valorización de la ENS por su costo intrínseco*, se obtuvieron los resultados que se presentan en los CUADROS 2 y 3. Puede verse la *evolución comparativa* en el CUADRO 2: se instalaron **2 equipos sp adicionales**, en los *tramos 13 y 16* ($ND = 5$

etapas). Los *beneficios* por uno y otro método, se indican en las columnas B(CENS Reg) y B(CIENS), respectivamente. En el CUADRO 3, se muestra la *evolución del Costo Intrínseco de la ENS según la Optimización Difusa (PDD)*, hasta arribar al *Costo Intrínseco Residual* $CI_{ENS}^{u(res)} = 1.516$ [US\$/kWh]. El *costo de equipamiento* para esta simulación, resultó: $CA_{EqSP} = 7488.03$ [US\$/año]. En la FIGURA 4, *los nuevos equipos sp, óptimamente ubicados según el* $CI_{ENS}^{u(res)}$, se representan con *rectángulos sombreados con línea diagonal*. Es interesante observar el resultado obtenido *al alterar la ponderación relativa entre los criterios ENS y CAEqSp, dándole mayor importancia a ENS*. Si se define el vector de ponderadores **[Vp2]** = $(p_{\mu(SAIFI)} = 0.75; p_{\mu(SAIDI)} = 0.545; p_{\mu(MAIFI)} = 0.470; p_{\mu(ENS)} = 2; p_{\mu(CA_{EqSP})} = 1.235)$. Los resultados se presentan en el CUADRO 4, donde BI es el *beneficio intrínseco*. En la FIGURA 4, se muestra *la ubicación de equipos sep adicionales en los tramos 4, 3, 10, (ND = 8 etapas) mediante rectángulos (con línea diagonal) en líneas de puntos*. El *costo de equipamiento en esta situación*, resulta: $CA_{EqSP} = 11980.86$ [US\$/año]. Los *costos anuales de equipamiento sp*, incluyen un 2% del *costo de inversión*, en concepto de *operación y mantenimiento*.

6. CONCLUSIONES

- a. Se presentaron *dos modelos* para la Optimización de la Confiabilidad de los SDEE en MT, focalizándose en el aspecto más sensible del diseño: *la ubicación óptima de equipos de seccionamiento/protección*. El *primer modelo*, se basa en *Programación Dinámica Clásica, conducida por el Beneficio valorizado al Costo de la ENS*. La técnica PD, ha sido anteriormente empleada para resolver este problema, aunque *de un modo diferente*. El modelo aquí propuesto, en el *dominio determinístico y considerando un único objetivo (ENS)*, es de *utilidad siempre que el costo económico asociado a la ENS, se encuentre de algún modo definido*. Tal es el caso cuando *los valores se encuentran fijados regulatoriamente*. De manera adicional, *constituye una referencia pertinente para comparar resultados y desempeño con el segundo modelo desarrollado en el presente trabajo*.
- b. El *segundo modelo, constituye un aporte novedoso*. Flexibiliza el *modelo restringido con índices de confiabilidad basados en clientes, la ENS y el costo de equipamiento sp*. Se basa en *Programación Dinámica Difusa, y su conducción para determinar el número dinámico de etapas (ND), no requiere la definición del costo de la ENS*. Lo *calcula en términos de las funciones de satisfacción propuestas para cada criterio de decisión, sus preferencias relativas y los valores límites establecidos en cada uno*. El costo así determinado, tiene la forma de un *costo marginal* y, por depender de la *estructura datos-representación del modelo*, se lo ha designado como *costo intrínseco de la ENS*.
- c. Al introducir esta *medida intrínseca de conducción* para la Optimización Difusa, se *intenta propiciar la valoración económica de un criterio, la ENS, conocida sólo por imposición regulatoria*. Como se puede observar en los resultados de las simulaciones, *la manera en que se mide la importancia de la*

continuidad del suministro, incorpora un conjunto de subjetividades que pueden captarse por diversos mecanismos (por ejemplo encuestas). Nótese, al respecto, el incremento de la confiabilidad del sistema al conferir más importancia a la ENS que al costo de los equipos sp (vector $[Vp2]$). Aún en el primer caso, en el cual el costo es más importante que la ENS ($[Vp1]$), se tiene una confiabilidad mayor que la alcanzada por valoración regulatoria.

d. En el modelo PD el beneficio conduce la dinámica, alcanza un máximo y fija $k = ND$. En el modelo PDD, el beneficio (intrínseco) no alcanza un máximo, sino que se torna negativo. El conductor es el Cl_{ENS} , generándose pares (BI, Cl_{ENS}) sobre los que el planificador debería optar. Por caso, en el CUADRO 4, si se instala sólo el primer equipo, la ENS es la más alta. También el beneficio, pero la ENS tiene el costo más elevado, y el mismo debería aplicarse para penalizar, si procede, las interrupciones del servicio.

e. Por último, se destaca que podría ser determinado, como conductor del modelo difuso, el costo intrínseco de cualquiera de los índices de confiabilidad. Resultaría de mucho interés profundizar el modelo, en un sistema más complejo, con interconexiones y equipos de protección (no sólo de seccionamiento), a los efectos de evaluar la validez de la valoración económica del índice estudiado, y la pertinencia de su costo intrínseco residual como penalización regulatoria.

7. FIGURAS Y TABLAS

FIGURA 1: Alimentador Radial Ideal con carga p uniformemente distribuida y tasa de falla constante por unidad de longitud. A) Ubicación de 1 equipo sp y B) Ubicación de 2 equipos sp

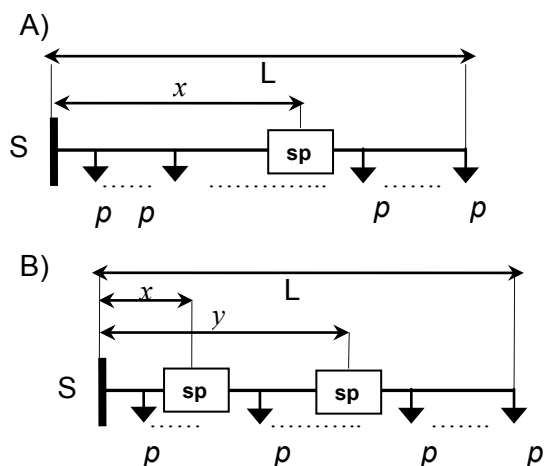


FIGURA 2: Conjunto Difuso con Función de Pertenencia Lineal modificada por Ponderación Exponencial. Contracción ($pexp_i < 1$) y Dilatación ($pexp_i > 1$)

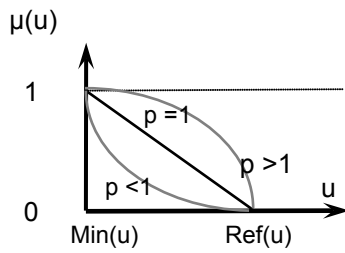


FIGURA 3: Programación Dinámica Difusa hacia adelante. Transición entre las Etapas k-1 y k

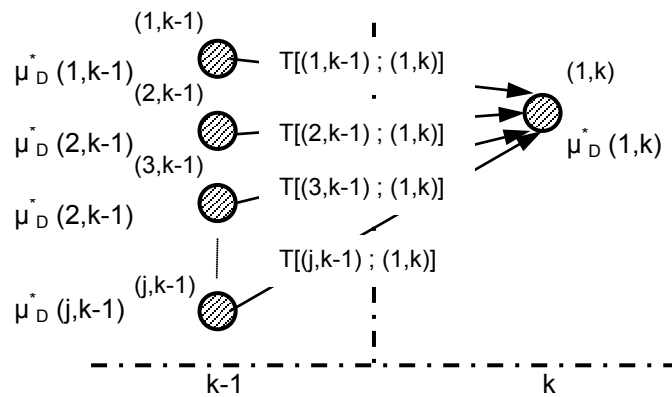
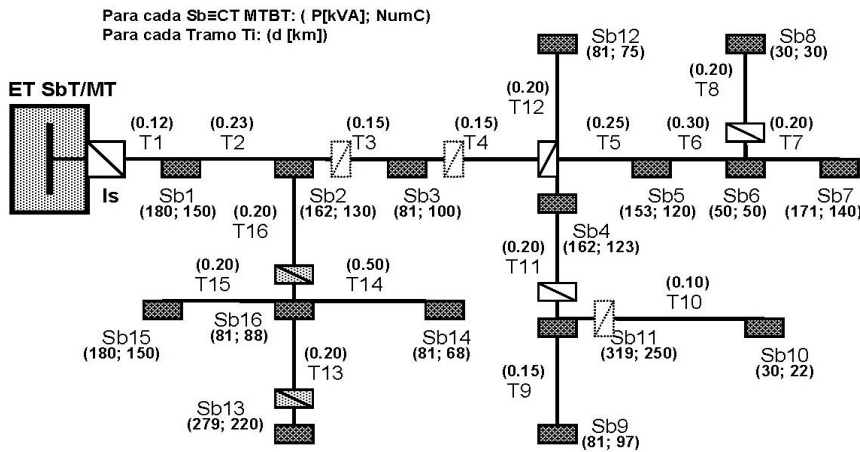


FIGURA 4: Alimentador Real de MT adoptado para la Simulación



CUADRO 1: Solución Mediante PD Clásica ENS [kWh/año]

sp en Tramo	ETAPA 1 ENS	ETAPA 3 ENS	ETAPA 3 ENS
2	8924.765	5997.654	4461.523
3	6977.895	4925.418	4217.886
4	6909.150	4961.945	4354.135
5	6559.085	4801.338	3774.521
6	7248.367	5322.983	3983.910
7	8695.350	6139.926	4606.674
8	7588.913	4801.338	4217.886
9	9441.043	6321.509	4563.762
10	9061.841	6069.978	4312.230
11	7030.218	5244.523	3596.035
12	9161.971	6083.933	4326.186
13	8460.187	5506.637	4456.422
14	9161.971	6083.933	4683.643
15	9189.065	6111.018	4353.271
16	9161.971	6456.751	4699.014

CUADRO 2: Comparación de la Conducción entre ambos Modelos (PD) y (PDD + C_{ENS})

Nro. Eq.	ENS	B(CENS Reg)	BI(CIENS)	Tramos C/Eq.
1	6559.085	3271.85	4618.72	5
2	4801.380	4438.75	4249.94	5,8
3	3596.035	4776.99	3460.53	5,8,11
4	3038.119	4144.15	2144.62	5,8,11,15
5	2822.754	2997.49	459.78	5,8,11,13,16
6	2608.064	1849.81	-1364.72	...
7	2464.148	595.97		...
8	2350.329	-703.01		...

CUADRO 3: Solución Mediante PDD y CI_{ENS} [US\$/año]. Vector de Ponderadores [Vp1]

Tramo	ENS[k=1]	ENS[k=2]	ENS[k=3]	ENS[k=4]	ENS[k=5]	CI_{ENS}
2	8924.765	5997.654	4461.523	3271.582	2920.391	
3	6977.895	4925.418	4217.886	3192.926	3040.393	
4	6909.150	4961.945	4354.135	3157.850	2818.866	
5	6559.085	4801.338	3774.521	2767.812	2970.697	2.565
6	7248.367	5322.983	3983.910	3121.354	2986.288	
7	8695.350	6139.926	4606.674	3378.024	3015.405	
8	7588.913	4801.338	4217.886	3392.926	3028.708	1.949
9	9441.043	6321.509	4563.762	3346.553	2987.313	
10	9061.841	6069.978	4312.230	3192.107	2849.446	
11	7030.218	5244.523	3596.035	3247.657	2899.033	1.716
12	9161.971	6083.933	4326.186	3172.341	2871.802	
13	8460.187	5506.637	4456.422	3038.119	2949.778	1.605
14	9161.971	6083.933	4683.643	3434.461	3065.784	
15	9189.065	6111.018	4353.271	3192.202	2949.531	
16	9161.971	6456.751	4699.014	3445.731	2822.754	1.516

CUADRO 4: Solución Mediante PDD + CI_{ENS} [US\$/año]. Vector de Ponderadores [Vp2]. El Beneficio Intrínseco, BI se expresa en [US\$/año] y la ENS en [kWh/año]

Tramo	ET1	ET2	ET3	ET4	ET5	ET6	ET7	ET8
	5	8	11	13	16	4	3	10
ENS	6559.1	4801.4	3596.0	3038.1	2822.8	2608.1	2464.1	2350.3
BI	11431.5	11329.8	11133.5	10024.5	8176.6	6088.9	3638.3	890.4
CI_{ENS}	5.254	3.854	3.371	3.160	2.988	2.782	2.550	2.280

CAPÍTULO IV

MODELO 4

ADAPTACIÓN ECONÓMICA EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA: CONTROL REGULATORIO MEDIANTE UN MODELO POSIBILÍSTICO DE OPTIMIZACIÓN DINÁMICA SUSTENTADO EN PDD

ADAPTACIÓN ECONÓMICA EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA: CONTROL REGULATORIO MEDIANTE UN MODELO POSIBILÍSTICO DE OPTIMIZACIÓN DINÁMICA SUSTENTADO EN PDD

.- RESUMEN

El concepto de Sistema de Distribución Económicamente Adaptado, se sustenta en el Paradigma Económico Neo-Clásico, referido en el estado del arte como Dominante. Se lo vincula sólo a la eficiencia productiva que implica la expansión y operación del sistema a mínimo costo. Ignora las incertidumbres o bien se les confiere un carácter estocástico que no necesariamente exhiben. En este trabajo se presenta un modelo alternativo para evaluar el grado de desadaptación del sistema, en los períodos de control tarifario fijados regulatoriamente. El modelo, sustentado en la optimización dinámica MultiCriterio bajo condiciones de incertidumbres no estocásticas, es solidario a un paradigma diferente, desde la visión de Riesgo e Incertidumbre propuesta por el Pos-Keynesianismo. Se aportan, como resultados más relevantes, una marcada diferenciación entre la Optimización Estática, sustentada en los métodos clásicos asociados al Paradigma Dominante, y la Dinámica no Estocástica propuesta en el Modelo Posibilístico, así como los pasos de aplicación concreta de este último sobre un estudio de caso real.

1. INTRODUCCIÓN

La definición de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE) Económicamente Adaptado, es un concepto que la Autoridad Regulatoria Eléctrica, ha acuñado e introducido en las normativas de diferentes países. Entre ellos, Chile, Argentina, Colombia y Perú, en Latinoamérica, y España y Portugal, en Europa.

Siguiendo el nuevo enfoque propuesto por la Teoría Económica de Regulación, sustentada en los aportes del paradigma Neo-Clásico, tal concepto sólo destaca la eficiencia productiva del sistema (expansión y operación a mínimo costo). Cualquier apartamiento de tal condición, una vez que su planificación está disponible, es juzgado como una desadaptación del sistema y, por tanto, penalizada. La eficiencia asignativa, requerimiento sustancial para conferirle a tal costo un carácter económico, se introduce como hipótesis o condición dada, y los diferentes productos que deben ser ofertados en la prestación del servicio (calidad eléctrica, calidad ambiental, eficiencia energética, entre otros) se suponen de tal modo valorizados a su costo social de oportunidad. La no-calidad resulta, entonces, penalizada con un valor monetario deveniente de aquella hipótesis, y, por tanto, de dudosa concepción. Desde tal enfoque, toda desadaptación posible será estática, ignorando la naturaleza histórico-evolutiva del sistema.

Considerando esta última característica como la limitación principal en el concepto, si bien se requiere de la planificación del sistema como propone el estado del arte, aquél debe abordarse en un marco metodológico más amplio. En efecto, la sola planificación, sustentada en métodos de optimización

clásicos (afines con el paradigma económico referido) no es suficiente para juzgar desadaptaciones. Esta aseveración se fundamenta, al menos, en cuatro razones: a) la planificación pretende determinar un costo mínimo, enfrentando un problema de optimización MultiCriterio, en el cual varios criterios carecen de valoración económica objetiva (la no-calidad eléctrica y/o ambiental, por caso); b) muchas de las variables de optimización involucradas en el problema exhiben incertidumbres de carácter no estocástico (situación ignorada por el paradigma referido), cuyo tratamiento limita, metodológicamente, el empleo de modelos de optimización clásicos; c) bajo la suposición de que todos los criterios del problema tienen asociado un costo de oportunidad (valor económico) y se vinculan con variables determinísticas, excepcionalmente podrá juzgarse adaptado un sistema real al finalizar el período de control regulatorio, aún habiéndose partido de un diseño económicamente adaptado al comienzo; por último d) no existe un criterio uniforme para juzgar las desadaptaciones (normalmente, se apela a un sobre-costo en el equipamiento existente, considerando que la demanda servida resulta menor que la pronosticada).

Particularmente, bajo las condiciones c) y d) es aplicado el concepto en cuestión, conforme los cuerpos regulatorios arriba referidos.

En este trabajo se presenta un modelo de solución formal para introducir el concepto de Adaptación Económica de un SDDE, intentando superar los inconvenientes metodológicos y operacionales expuestos.

Para abordar el desarrollo del Modelo Posibilístico propuesto, se recurre a un *esquema de tres etapas*. En Etapa I, se parte de la información sobre las preferencias que los distintos criterios que intervendrán en la optimización, exhiben comparándolos de a pares. Son consideradas sus incertidumbres de valor, de modo que la matriz asociada no es determinística. Se ha optado modelar tales incertidumbres mediante Números Difusos, cuyas consideraciones básicas serán introducidas más adelante. Las preferencias resultarán, entonces, Distribuciones de Posibilidades, habida cuenta de la equivalencia entre las mismas y tales números. La etapa en cuestión desarrolla un enfoque metodológico para lograr el conjunto de valores de preferencias más consistente y, finalmente, obtener el Vector de Prioridades sobre las mismas, que resulte más representativo. Este vector servirá para ponderar los criterios según se integran en la etapa siguiente. En la Etapa II, se aborda la planificación en el mediano/corto plazo del SDEE, en el marco propiciado por las técnicas de Programación Dinámica Difusa y de los desarrollos aplicables en la Etapa I. Se considera disponible la planificación de largo plazo, que debe conducir, jerárquicamente, a la de mediano/corto plazo. El modelo empleado arrojará un conjunto de trayectorias posibles de evolución, a las que se les confiere el carácter de satisfactorio, por encima de cierto umbral de riesgo que el planificador está dispuesto a enfrentar. La Etapa III, se enfoca en el Control de Adaptación del Sistema, sobre una trayectoria (escenario de riesgo) escogida y admitida como satisfactoria. Se concibe un Vector de Adaptación Dinámica del Sistema, solidario a una eventual sucesión de desequilibrios que tienen lugar en su evolución. Para ello, se comparan las aptitudes que exhibe cierto estado presente respecto del proyectado (óptimo-satisfactorio), conforme la trayectoria analizada. Por estado presente, debe entenderse el

estado real de control (por caso, el que se presenta al finalizar un año cualquiera del quinquenio que fija como período tarifario la regulación de Argentina). Este modelo conjunto pretende: a) desarrollar los aspectos teóricos requeridos para definir e introducir operacionalmente en el problema de decisión el Riesgo Intrínseco, asociado a cierta solución satisfactoria; y b) dar un tratamiento formal al concepto de Adaptación (Desadaptación) Económica del Sistema. Por lo dicho, puede hablarse de un Modelo Posibilístico, dado que los Conjuntos Difusos empleados, también en los criterios de optimización, serán normales y convexos, y pueden considerarse como Distribuciones de Posibilidad.

2. ASPECTOS METODOLÓGICOS DEL PROBLEMA

2.1 Riesgo e Incertidumbres no Estocásticas en las Variables de Decisión

Se considera pertinente una breve discusión epistemológica, abordando la relación entre el tipo de incertidumbre con la que tratan los modelos clásicos de optimización y su vínculo con el paradigma económico dominante (referido como Neo-Clásico). Del mismo modo, describir el tipo de incertidumbre referida en este trabajo, y su relación con la técnica de optimización solidaria al modelo propuesto, en el seno de un paradigma económico alternativo.

La corriente del pensamiento económico en la que se sustentan, metodológicamente, los esquemas regulatorios aplicados a los SDEE, no reconoce distinción entre las nociones de riesgo e incertidumbre. Los procesos de toma de decisión, conforme este paradigma dominante, se establecen en un entorno de riesgo tal, que puede representarse por algún conjunto equivalente de situaciones de certeza. En última instancia, esto implica sostener que, en el Universo de Decisión, todos los estados de la naturaleza y las posibles alternativas, son susceptibles de modelar mediante alguna distribución de probabilidades.

El paradigma alternativo Post-Keynesiano destaca la siguiente clasificación propuesta por Keynes:

- a) Existe certeza cuando cada opción invariablemente lleva a un resultado específico, cuyo valor es conocido inequívocamente.
- b) Existe riesgo, o certeza equivalente, cuando cada elección conduce a un conjunto de posibles resultados específicos, de valores conocidos o asociados con una probabilidad específica.
- c) Existe incertidumbre cuando la probabilidad de un resultado es desconocida, cuando el valor de un resultado es desconocido, cuando los resultados que posiblemente pueden ser consecuencia de una opción son desconocidos, o cuando el espectro de posibles opciones es desconocido. El riesgo se torna así en una medida de arrepentimiento por seleccionar, en tal contexto de incertidumbre, aquello que se juzgó preferible, sin serlo en su ocurrencia.

Se tienen, entonces, dos tipos de incertidumbres: 1) de probabilidad; y 2) la que se corresponde con la caracterización más amplia de lo dicho en c), y que Keynes refiere como incertidumbre fundamental. Una alternativa metodológica para su representación, es mediante los conjuntos difusos. La misma resulta de plena conformidad con la Teoría de Posibilidades, para la cual se demuestra que un Número Difuso, Conjunto Difuso normal y convexo, constituye una

distribución de posibilidades. Desde estas consideraciones, se hablará de incertidumbre de valor.

El modelo propuesto en este trabajo, considera que el entorno dinámico de decisión se compone de variables que pueden tener, en general, cualquier tipo de incertidumbres y, en particular, incertidumbre fundamental de valor.

En tal sentido, las técnicas clásicas de optimización, constituyen claros soportes a problemas del tipo de la aplicación propuesta, en el dominio determinístico/estocástico. Resultan solidarias al principio del costo marginal, costo de eficiencia que la corriente de pensamiento neo-clásica propugna en todos sus modelos. En particular, los costos de oportunidad de las penalizaciones referidas, en concepto de alguna de las formas de no-calidad, se intentan asimilar a costos marginales, no obstante las importantes dificultades metodológicas para su estimación.

Pero la aplicación de este principio para determinar costos económicos, colapsa por completo frente a la incertidumbre fundamental, por lo que también fracasan aquellas técnicas. La razón de mayor peso, es que el costo marginal se funda en una condición de equilibrio (óptimo de Pareto, relacionado con la eficiencia asignativa), absolutamente imposible de validar en términos reales.

Uno de los presupuestos que caracterizan al Paradigma Neo-clásico, es la racionalidad sustantiva o completa que exhiben los tomadores de decisiones – agentes del sistema. Supone un conocimiento perfecto por parte de los mismos, ubicando el Universo de Decisión en la certeza de sus estados o bien en la certeza estocástica o equivalente (su noción de riesgo).

Por el contrario, en el mismo presupuesto para el paradigma Post-Keynesiano, la racionalidad es acotada o procedural y, por tanto, los actores tienen un conocimiento acotado o imperfecto, lo que redundará en un universo de decisión dominado por la incertidumbre fundamental inherente a sus estados. Se desvanece, así, toda consideración apriorística de equilibrio como medio para concebir la eficiencia en la asignación de recursos. Existirán soluciones satisfactorias, más que óptimas, y, si bien se preserva la aplicación de instrumentos matemáticos clásicos, deberá ser complementada mediante técnicas capaces de tratar con este nuevo contexto, más realista. Por ello surge la necesidad de proponer un paradigma alternativo, sustentado en modelos de optimización tales como el que se desarrolla en el presente trabajo.

3. LA PLANIFICACIÓN DE LOS SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA (SDEE)

Las metodologías más difundidas en el estado del arte, emplean una estrategia de planificación de dos etapas. Conforme a este enfoque, se plantean los elementos del modelo y las simulaciones aquí presentadas. La etapa inicial, corresponde al largo plazo, sobre un horizonte temporal de 10-15 años y se focaliza en la optimización espacial del sistema. La etapa final, corresponde al mediano/corto plazo, sobre un horizonte temporal de 5-7 años, y se focaliza en la optimización temporal del sistema.

En la planificación de largo plazo, en el contexto del presente trabajo, se persiguen dos objetivos: a) minimización de los costos asociados a la construcción de líneas y subestaciones, conjuntamente con sus costos operativos (Costos Globales del Sistema de Distribución) y b) minimización de la no-calidad eléctrica, ponderada a través de la Energía No Suministrada ante

contingencias. Las dos restricciones fundamentales en el modelo correspondiente, son: 1) radialidad (el sistema se opera radialmente, sin anillos o mallas cerradas) y 2) variantes combinables, la cual garantiza coherencia entre los equipamientos que integran el SDEE, para los estados entre etapas sucesivas de su evolución temporal. Otras tres restricciones, consideradas implícitas, resultan ser: 3) de suministro de la demanda en los nodos homónimos; 4) de límites de capacidad en las subestaciones y en el transporte de potencia en las líneas y 5) de máximas caídas de tensión permisibles.

La planificación de mediano/corto plazo, cuyo modelo se propone aquí, optimiza sobre el conjunto de variantes que arroja la planificación anterior, enfatizando su vínculo temporal. Es la que se corresponde con los planes de inversión presentados en oportunidad de las revisiones tarifarias fijadas regulatoriamente.

La estrategia pretende, de tal modo, lograr un conjunto de trayectorias solución, admitidas como satisfactorias, por las que el sistema podrá evolucionar. La restricción 2), permite, a su vez, flexibilizar la combinabilidad de variantes para conformar diferentes trayectorias en un horizonte temporal donde la incertidumbre ha disminuido. Por tanto, en la optimización solidaria a la segunda etapa, intervienen múltiples objetivos/restricciones, que se expresarán como criterios del sistema, y cuyos méritos serán evaluados para componer las mejores trayectorias de evolución del SDEE.

4. ETAPA I DEL MODELO POSIBILÍSTICO: PREFERENCIAS ENTRE CRITERIOS DE OPTIMIZACIÓN Y EL VECTOR DE PRIORIDADES ASOCIADO

4.1 Vector de Prioridades desde el Enfoque de los Procesos Analíticos Jerárquicos

La técnica de Procesos Analíticos Jerárquicos, propone un método para establecer una escala de preferencias entre n criterios, a través de un vector denominado de Prioridades. Se inicia formando una matriz de preferencias, indicada como MP_A cuyas entradas, a_{ij} , se definen a partir de una escala de dominancia establecida sobre el intervalo $[1..10]$ de enteros. Los criterios se comparan de a pares, siendo a_{ij} la preferencia del criterio i respecto del criterio j . De forma tal que MP_A resulta una matriz cuadrada de orden n (número de criterios), positiva y recíproca: a_{ij} es un entero positivo en el intervalo $[1..10]$, entonces:

$$MP_A = \begin{pmatrix} 1 & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & 1 & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & 1 \end{pmatrix} \begin{cases} a_{ij} > 0 \forall i, j = \{1 \dots n\} \\ a_{ji} = \frac{1}{a_{ij}} \end{cases} \quad (1)$$

El Teorema de Perron garantiza, para tal matriz, la existencia de un autovalor dominante y positivo, λ_P , así como de su correspondiente autovector, V_P , cuyos componentes son también positivos. Se cumple que:

$$\lambda_P \geq n \quad (2)$$

y sólo si la matriz MP_A exhibe preferencias consistentes, resultará:

$$\lambda_P = n \tag{3}$$

La condición de consistencia, establece que, en (1):

$$a_{ik} = a_{ij} \times a_{jk} ; \quad \forall i, j, k = 1 \dots n \tag{4}$$

La expresión (4), que sostiene a (3), es introducida por el denominado Índice de Consistencia de Saaty, IC_{Saaty} , el cual permite ponderar el grado de transitividad entre las preferencias sobre los n criterios para la optimización del sistema. Tal Índice es definido como:

$$IC_{Saaty} = (\lambda_P - n)/(n-1) \tag{5}$$

El mismo puede verse demasiado estricto, si el número de criterios resulta: $n > 5$, o poco estricto si: $3 \leq n \leq 5$. Por ello, se introduce una Razón de Consistencia, RC , en su reemplazo, definida mediante:

$$RC = IC_{Saaty}/CCA(n) \tag{6}$$

siendo: $CCA(n)$ el denominado Coeficiente de Consistencia Aleatoria, función creciente de n . De esta manera, las preferencias son consideradas consistentes si se cumple:

$$RC \leq 0.1 \tag{7}$$

Por otra parte el autovector de Perron, V_P , asociado a MP_A , satisface el Principio de Composición Jerárquica, definido como (cuando $V = V_P$):

$$MP_A \times V = c \times V \tag{8}$$

si $c = \lambda_P$ y $V = V_P$

De manera que V_P resulta ser el Vector de Prioridades en las preferencias, establecidas sobre MP_A , entre los criterios del sistema.

La técnica de Saaty, sin embargo, exhibe dos inconvenientes fundamentales: 1ero) es aplicada al dominio determinístico (cada entrada de la matriz es un número); 2do) El Vector de Prioridades de Saaty, ante inconsistencias entre las preferencias, no resulta el mejor representante de las mismas. Ambas cuestiones serán analizadas seguidamente, proponiendo soluciones.

4.2 Incertidumbres de Valor en las Preferencias entre los Criterios de Optimización

En este punto se presenta un importante aporte del presente trabajo, motivo por el cual se analizará, con algún detalle, el procedimiento de cálculo hasta arribar al Vector de Prioridades que represente mejor a las preferencias establecidas.

a) La Matriz de Preferencias Difusas

Un enfoque realista sobre las preferencias entre los criterios de optimización, requiere considerar sus incertidumbres de valor. En este trabajo se ha adoptado la modelación de tales incertidumbres mediante Números Difusos. Como se propone en, un número difuso (ND) puede ser definido mediante el

acoplamiento de un Segmento de Confianza (expresado entre corchetes) y un Nivel de Certidumbre (variable α o α -corte), indicando con los subíndices 1 y 2 los extremos inferior y superior, respectivamente, de tal segmento. Es decir, **pref** es un ND, expresado como:

$$\forall \alpha \in [0, 1], \mathbf{pref} = [\mathbf{pref}_1(\alpha) , \mathbf{pref}_2(\alpha)] \quad (9)$$

Se utilizan letras en negrilla, **pref**, para indicar que se trata de un ND. En la FIGURA 1 se presenta una preferencia valuada mediante un Número Difuso Triangular (NDT). El sufijo *lzc*, refiere e el valor inferior del Segmento de Confianza, *Der*, el superior y *MP* el central o de Máxima Posibilidad. Si \mathbf{pref}_{ij} indica la preferencia difusa entre los criterios *i* y *j*, extendiendo al dominio difuso la expresión (1), se obtiene la Matriz de Preferencias Difusas:

$$\mathbf{MP}_A = \begin{pmatrix} 1 & [\mathbf{pref}_1(\alpha), \mathbf{pref}_2(\alpha)]_{12} & \dots & [\mathbf{pref}_1(\alpha), \mathbf{pref}_2(\alpha)]_{1n} \\ [1/\mathbf{pref}_2(\alpha), 1/\mathbf{pref}_1(\alpha)]_{12} & 1 & \dots & [\mathbf{pref}_1(\alpha), \mathbf{pref}_2(\alpha)]_{2n} \\ \dots & \dots & \vdots & \dots \\ [1/\mathbf{pref}_2(\alpha), 1/\mathbf{pref}_1(\alpha)]_{1n} & [1/\mathbf{pref}_2(\alpha), 1/\mathbf{pref}_1(\alpha)]_{2n} & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

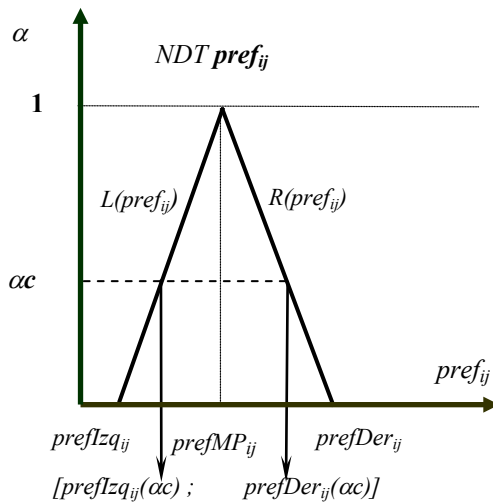


FIGURA 1: Una Preferencia Valuada mediante un Número Difuso Triangular y Su Segmento de Confianza para un Nivel de Certidumbre $\alpha = \alpha c$

Las incertidumbres de cualquier preferencia \mathbf{pref}_{ij} y de su recíproca \mathbf{pref}_{ji} , son dependientes. Esto significa que si se presentase una ocurrencia \mathbf{pref}_{ij} en el segmento de confianza limitado por α , entonces: $\mathbf{pref}_{ji}(\alpha) = 1/\mathbf{pref}_{ij}(\alpha)$. Con ello se garantiza que cualesquiera sean las ocurrencias en sus entradas, la Matriz de Preferencias $\mathbf{MP}_A(\alpha)$ es determinística, puesto que es una instancia (α) de \mathbf{MP}_A . Adicionalmente, siempre será positiva y recíproca. $\mathbf{MP}_A(\alpha)$ será referida como Matriz de Preferencias Colapsadas según el Nivel de Certidumbre α . En los desarrollos que siguen, se considerará, sin pérdida de generalidad, la matriz triangular superior en (10).

Establecidas las preferencias entre criterios, mediante (10), el objetivo es acotar las incertidumbres conforme cierto α -corte. Como se pretende obtener un vector de prioridades determinístico, que resulte el mejor representante de las preferencias difusas así acotadas, deberá reducirse cada segmento de confianza a un valor. Tal reducción, denominada en este contexto Colapso del ND, puede resultar de la aplicación de diferentes criterios. En este trabajo, se emplea el criterio denominado Removal (Rv), para el cual el valor representativo del ND, por encima del α -corte establecido, tiene la siguiente expresión: fijado $\alpha = \alpha_c$:

$$Rv[pref(\alpha_c)] = pref_{MP} + \frac{1}{2} \times \left[\int_{pref_1(\alpha_c)}^{pref_{MP}} R(pref) dpref - \int_{pref_{MP}}^{pref_2(\alpha_c)} L(pref) dpref \right] \quad (11)$$

R y L (ver FIGURA 1) son las funciones de pertenencia del ND a derecha e izquierda, respectivamente; $pref$ es la variable real en el segmento establecido por α_c . Este colapso del ND, se referirá como $Rv(\alpha_c)$.

b) Las Ecuaciones de Consistencia en las Preferencias

Si el valor representativo de las preferencias difusas para cierto α_c está dado únicamente por (11) (o alguna otra forma de colapso), no se estaría considerando la consistencia entre las mismas según (4). Dentro del segmento de confianza fijado por α_c , se requiere la búsqueda de aquellos valores tales que la matriz $MP_A(\alpha_c)$ resulte lo más consistente posible. De modo que los valores representantes de las preferencias dentro del segmento para $\alpha = \alpha_c$, tendrán que satisfacer dos objetivos: 1) que se aparten lo menos posible de su $Rv(\alpha_c)$ y 2) que satisfagan lo más posible las ecuaciones de consistencia, para el conjunto de expresiones que surjan, conforme las entradas establecidas en $MP_A(\alpha_c)$.

Como se ha dicho, se considera la $MP_A(\alpha_c)$ triangular superior. De manera que, ordenando por filas, el Sistema de Ecuaciones de Consistencia, respetando la formulación (4), para n criterios (orden de la matriz $n \times n$), se expresa del modo siguiente:

Sea $C = \{\forall i \in [2..n-1]; \forall j \in [i+1.. n] \text{ y } \forall k \in [1.. i-1]\}$ entonces:

$$\{ pref_{ij}(\alpha_c) = pref_{kj}(\alpha_c)/pref_{ki}(\alpha_c) \} \quad (12)$$

Si (12) se satisficiera en todo el conjunto C , encontrando valores de preferencias en cada segmento de confianza fijado por α_c , $MP_A(\alpha_c)$ resultaría perfectamente consistente.

c) La Solución de la Consistencia de las Preferencias Colapsadas en el Nivel de Certidumbre α_C mediante Programación Lineal Bi-Objetivo

Los dos objetivos según 1) y 2) en el punto b) anterior, pueden ser planteados en un Modelo Lineal. Para ello, los errores (e) entre cada preferencia $pref_{ij}(\alpha_C)$ y su $Rv[pref_{ij}(\alpha_C)]$, y entre cada preferencia $pref_{ij}(\alpha_C)$ y su formulación consistente según (12), pueden introducirse como factores. Por caso, si se buscara la máxima consistencia en cierta ecuación de sistema (12) en C, se tendría:

$$pref_{ij}(\alpha_C) \times ec_{ij}^k = pref_{kj}(\alpha_C) / pref_{ki}(\alpha_C) \quad (13)$$

si $ec_{ij}^k = 1$, entonces la consistencia resultaría perfecta. Puede observarse que $0 < ec_{ij}^k \leq 1$. De igual modo, para el caso del apartamiento mínimo de $pref_{ij}(\alpha_C)$ respecto del $Rv_{ij}(\alpha_C)$, puede formularse la expresión:

$$pref_{ij}(\alpha_C) \times erv_{ij} = Rv[pref_{ij}(\alpha_C)] \quad (14)$$

con $0 < erv_{ij} \leq 1$. En consecuencia, el modelo puede linealizarse en sus restricciones, empleando variables logarítmicas. Sus objetivos serían la minimización, respectivamente, de la sumatoria de los valores absolutos de los logaritmos de los errores ec_{ij}^k , $ALec_{ij}^k$ y erv_{ij} , $ALerv_{ij}$. En principio, la introducción de la operación valor absoluto (considerando que pueden existir errores logarítmicos menores que cero), parecería generar objetivos no lineales. Esta cuestión se resuelve con el agregado de restricciones de desigualdad, que relacionen las variables asociadas a los valores absolutos de los errores logarítmicos y éstos. Ambos objetivos, pueden ponderarse creándose una única función a minimizar: el valor absoluto del error total ponderado, $ALerrT$. Este método es el comunmente aplicado para la Programación Lineal Multi-Objetivo, donde existen sólo dos objetivos. De modo que, bajo estas consideraciones, el problema de optimización lineal que resuelve el conjunto de preferencias más representativo en la matriz $MP_A(\alpha_C)$, se formula como sigue:

Min

$$\left\{ ALerrT = \lambda_C \times \left(\sum_{i=2}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \sum_{k=1}^{i-1} ALec_{ij}^k + \lambda_{rv} \times \left(\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n ALrv_{ij} \right) \right) \right\} \quad (15-A)$$

Sujeto a:

[Restricciones de Consistencia]

Sea $C = \{\forall i \in [2..n-1]; \forall j \in [i+1..n] \text{ y } \forall k \in [1..i-1]\}$, entonces:

$$Lpref_{ij}(\alpha_C) + Lec_{ij}^k = Lpref_{kj}(\alpha_C) - Lpref_{ki}(\alpha_C), \text{ en } C \quad (15-B)$$

[Restricciones de Valor Absoluto de los Errores Logarítmicos de Consistencia]

$$ALec_{ij}^k - Lec_{ij}^k \geq 0, \text{ en } C \quad (15-C)$$

$$ALec_{ij}^k + Lec_{ij}^k \geq 0, \text{ en } C \quad (15-D)$$

$$ALec_{ij}^k \geq 0, \text{ en } C \quad (15-E)$$

[Restricciones Apartamiento respecto de $Rv[pref_{ij}(\alpha c)]$]

Sea $C1 = \{\forall i \in [1..n-1]; \forall j \in [i+1.. n]\}$, entonces:

$$Lpref_{ij}(\alpha c) + Lerv_{ij} = LRv[pref_{ij}(\alpha c)], \text{ en } C1 \quad (15-F)$$

[Restricciones de Valor Absoluto de los Errores Logarítmicos de $Rv[pref_{ij}(\alpha c)]$]

$$ALerv_{ij} - Lerv_{ij} \geq 0, \text{ en } C1 \quad (15-G)$$

$$ALerv_{ij} + Lerv_{ij} \geq 0, \text{ en } C1 \quad (15-H)$$

$$ALerv_{ij} \geq 0, \text{ en } C1 \quad (15-I)$$

[Restricciones de Segmento de Confianza [1,2] al Nivel (αc)]

$$Lpref_{ij}(\alpha c) \geq Lpref_{ij}(\alpha c)_1, \text{ en } C1 \quad (15-J)$$

$$Lpref_{ij}(\alpha c) \leq Lpref_{ij}(\alpha c)_2, \text{ en } C1 \quad (15-K)$$

siendo: λ_c, λ_{rv} ponderadores fijados para los objetivos ($\lambda_c + \lambda_{rv} = 1$); Lec_{ij}^k el logaritmo (en base e, por caso) del error multiplicativo ec_{ij}^k y $ALec_{ij}^k$ su valor absoluto; $Lerv_{ij}$ el logaritmo del error multiplicativo erv_{ij} y $ALerv_{ij}$ su valor absoluto; $Lpref_{ij}(\alpha c)$ el logaritmo del valor de la preferencia $pref_{ij}(\alpha c)$; $[Lpref_{ij}(\alpha c)_1; Lpref_{ij}(\alpha c)_2]$ el segmento de confianza logarítmico al nivel de certidumbre (αc) (αc es dato del modelo); $LRv[pref_{ij}(\alpha c)]$ es el logaritmo del Removal aplicado sobre $pref_{ij}(\alpha c)$; $ALerrT$ es el error logarítmico ponderado total, por inconsistencias y por apartamientos respecto a los correspondientes colapsos $Rv[pref_{ij}(\alpha c)]$.

Resuelto este programa lineal, las preferencias son obtenidas por exponenciación de los valores logarítmicos según la base considerada. Si la base es el número e:

$$pref_{ij}(\alpha c) = e^{Lpref_{ij}(\alpha c)}, \text{ en } C1 \quad (16)$$

resultando valores que no necesariamente son enteros en [1..10]. Tal especificación de escala, propuesta por Saaty, se torna carente de sentido al formular una solución de preferencias difusas colapsadas de mínima inconsistencia.

d) *La Solución del Vector de Prioridades asociado a las Preferencias Colapsadas al Nivel de Certidumbre αc , mediante Programación Lineal*

A los efectos de que el Vector de Prioridades VP resulte el mejor representante de las preferencias colapsadas en el segmento de confianza fijado por (αc) , se

deberán satisfacer lo más posible, las condiciones de consistencia en las prioridades, expresadas mediante:

$$pref_{ij}(\alpha c) = vp_i(\alpha c) / vp_j(\alpha c), \text{ en } C1 \quad (17)$$

siendo $vp_i(\alpha c)$ y $vp_j(\alpha c)$ las componentes i -ésima y j -ésima del vector en cuestión. La dependencia de este vector respecto de (αc) , se sostiene al efecto de indicar que (αc) constituye un parámetro del modelo general para la Etapa I. Nuevamente, las incógnitas del modelo se relacionan mediante un cociente, expresión no lineal. Sin embargo, el problema resulta, al igual que el anterior y con los mismos artificios, linealizabile. Antes de avanzar sobre su formulación, deben observarse dos situaciones:

a) fuertes inconsistencias en las preferencias y b) segmentos de confianza al nivel (αc) , para alguna o varias preferencias, muy estrechos (amplitud pequeña).

El análisis detallado y un gran número de pruebas bajo tales situaciones, demuestran que se requiere de tres programas lineales acoplados, para arribar al Vector de Prioridades.

Se desarrollan a continuación.

El 1er Programa define si el Vector de Prioridades tiene solución dentro de los segmentos de confianza fijados al nivel (αc) . Evaluará las inconsistencias intervalares.

Se formula como sigue:

Min

$$\left\{ Sum(Lh) = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n Lh_{ij} \right\} \quad (18-A)$$

Sujeto a:

[Restricciones de Consistencia en las Prioridades]

$$Lvp_i(\alpha c) - Lvp_j(\alpha c) + Lecp_{ij} = Lpref_{ij}(\alpha c), \text{ en } C1 \quad (18-B)$$

[Restricción de referencia]

$$Lvp_1(\alpha c) = 0 \quad (18-C)$$

[Restricciones de Valor Absoluto de los Errores Logarítmicos de Consistencia]

$$ALecp_{ij} - Lecp_{ij} \geq 0, \text{ en } C1 \quad (18-D)$$

$$ALecp_{ij} + Lecp_{ij} \geq 0, \text{ en } C1 \quad (18-E)$$

$$ALecp_{ij} \geq 0, \text{ en } C1 \quad (18-F)$$

[Restricciones de Segmento de Confianza [1, 2] al Nivel de Cetidumbre (αc)]

$$Lvp_i(\alpha c) - Lvp_j(\alpha c) + Lh_{ij} \geq Lpref_{ij}(\alpha c)_1, \text{ en } C1 \quad (18-G)$$

$$Lvp_i(\alpha c) - Lvp_j(\alpha c) - Lh_{ij} \leq Lpref_{ij}(\alpha c)_2, \text{ en } C1 \quad (18-H)$$

[Restricciones de Positividad para los Márgenes de los Segmentos de Confianza al Nivel (αc)]

$$Lh_{ij} \geq 0, \text{ en } C1 \quad (18-I)$$

siendo: $Lvp_i(\alpha c)$ y $Lvp_j(\alpha c)$ los logaritmos de las variables $vp_i(\alpha c)$ y $vp_j(\alpha c)$ del Vector de Prioridades (VP); $Lecp_{ij}$ el logaritmo del error multiplicativo ecp_{ij} y $ALecp_{ij}$ su valor absoluto; Lh_{ij} el logaritmo del margen multiplicativo h_{ij} en el que

debería modificarse, eventualmente, el segmento de confianza logarítmico $[Lpref_{ij}(\alpha)_1; Lpref_{ij}(\alpha)_2]$; $Sum(Lh)$ es la suma de los márgenes logarítmicos. El resultado $Sum(Lh) = 0$, implica que existe solución del Vector de Prioridades respetando los límites para cada segmento de confianza al nivel (αc) , en el que las preferencias han sido acotadas. Si $Sum(Lh) <> 0$, se tendrá en cada Lh_{ij} el margen requerido para modificar el segmento respectivo, al efecto de que la solución tenga lugar. Una observación importante en este modelo, la constituye la restricción de referencia. Nótese que se ha establecido en la expresión (18-C), que $vp_1(\alpha c) = 1$ ($Lvp_1(\alpha c) = 0$). Esta referencia es necesaria, puesto que las incógnitas del programa se presentan en la forma de cocientes. Por ello, se necesita fijar un valor (el más simple, aquí, sobre el primer componente e igual a la unidad), a efectos de evitar que el programa arroje infinitas soluciones. El Vector de Prioridades es luego normalizado, y sus componentes finales no dependen del valor impuesto en esta restricción (tampoco depende, en rigor de la componente del VP a la cual se le impone la misma).

El 2do Programa busca minimizar la inconsistencia, planteada en el 1er Programa, sobre el Vector de Prioridades, VP . Adopta, como restricción adicional, la imposición de que la suma de los márgenes Lh_{ij} resulte igual a $Sum(Lh)$, obtenida desde el 1er Programa. De modo que, agregando tal restricción, sólo cambia el objetivo. Utilizando (18) la formulación resulta:

Min

$$\left\{ ALerrT = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n ALecp_{ij} \right\} \quad (19-A)$$

Sujeto a:

[Restricciones (18-B) a ((18-I)]

[Restricción de Límite de Márgenes en los Segmentos de Confianza al Nivel (αc)]

$$Sum(Lh) = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n Lh_{ij} \quad (19-B)$$

El 3er Programa busca minimizar el máximo error de inconsistencia en las preferencias individualmente consideradas, sobre el Vector de Prioridades obtenido. Para ello se introduce una variable logarítmica adicional, $LecMax$, y el objetivo es minimizarla. Tomando como referencia el 2do Programa, se tienen las mismas restricciones y se imponen, adicionalmente: a) restricciones que limiten cada error logarítmico, $ALecp_{ij}$, como máximo al valor $ALecMax$ y b) la sumatoria de los $ALecp_{ij}$ debe ser igual al valor objetivo obtenido en el 2do Programa, $ALerrcpT$. Utilizando (18) y (19) su formulación resulta:

Min

$$\{ALecMax\} \quad (20-A)$$

Sujeto a:

[Restricciones (18-B) a ((18-I) y (19-B)]

[Restricción de Suma de Errores Logarítmicos por Inconsistencia en VP]

$$ALerrT = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n ALecp_{ij} \quad (20-B)$$

[Restricciones de de Límite Máximo en los Errores Logarítmicos Individuales por Inconsistencia en VP]

$$ALecp_{ij} \leq ALecMax, \text{ en } C1 \quad (20-C)$$

Luego, cada componente del VP resultará de la exponenciación (asumiendo base e):

$$vp_i(ac) = e^{Lvp_i(ac)}, \text{ en } C1 \quad (21)$$

Obtenido el VP, se denominarán Componentes Exponenciales a los valores resultantes de multiplicar cada componente del VP normalizado, por el número de criterios, n :

$$vp_i^{[E]}(ac) = n \times vp_i^{[N]}(ac), \text{ en } C1 \quad (22)$$

siendo:

$$vp_i^{[N]}(ac) = \frac{vp_i(ac)}{\sum_{i=1}^n vp_i(ac)}, \text{ en } C1 \quad (23)$$

Luego, se puede construir un Índice de Inconsistencia, que se empleará para la Etapa II. Procura una medida de representatividad del VP obtenido, respecto de la Matriz de Preferencias $MP_A(\alpha C)$. Es propuesto como sigue:

$$I_{inc} = \left(1 - e^{-\beta \times [ALerrcpT + Sum(Lh)]} \right) \quad (24)$$

siendo β una constante convenientemente elegida para adecuar la escala ($\beta = 0.02$); los sumandos del exponente, como se explicó, miden los errores logarítmicos de inconsistencia total. Si $MP_A(\alpha C)$ fuese perfectamente consistente, entonces $I_{inc} = 0$, caso contrario, I_{inc} aumentará en la medida que las inconsistencias de prioridades y/o intervalares, sean mayores.

5. ETAPA II DEL MODELO POSIBILÍSTICO: PLANIFICACIÓN DE MEDIANO/CORTO PLAZO DEL SDEE MEDIANTE PROGRAMACIÓN DINÁMICA DIFUSA

5.1 Elementos Conceptuales de la Programación Dinámica Difusa (PDD)

La PDD está basada en los principios de optimalidad propuestos. Requiere la consideración de Conjuntos Difusos, asociados a los n criterios mediante los cuales se define la aptitud de cierto estado en la evolución del sistema. Los mismos permiten mapear cada variable asociada a cada uno de los n criterios, en el mismo espacio difuso de decisión. En el modelo propuesto, con este fin, las variables no son integradas en forma directa. Se introduce lo que aquí se referirá como variables de apartamiento. Para cierto criterio A_i , cuya variable asociada asume en cierto estado el valor a_i , la variable de apartamiento respecto de cierto valor de referencia, indicado como $a_{i \text{ ref}}$, la variable de apartamiento correspondiente, queda definida como:

$$u_i = |a_i - a_{i \text{ ref}}| / a_{i \text{ ref}} \quad (25)$$

y el correspondiente conjunto difuso, A_i , solidario al criterio de optimización homónimo, tendrá una función de pertenencia $\mu_{A_i}(u_i)$. Y se expresará como:

$$A_i = \sum_{i=1}^n \mu_{A_i}(u_i) / u_i ; u \in U \quad (26)$$

utilizando la notación vista y siendo U el dominio de las variables de apartamento, expresado en por unidad [pu]. La sumatoria es interpretada aquí como una unión de elementos discretos.

Definidos los Conjuntos Difusos, son introducidas las prioridades calculadas mediante (22), para modificar la importancia que, a través de $MP_A(\alpha c)$, le corresponde a cada criterio de optimización, conforme cierto Nivel de Certidumbre αc . Las componentes del VP según (22), modificarán exponencialmente a las funciones de pertenencia correspondientes, afectando la importancia que los conjuntos difusos solidarios a cada criterio tienen entre sí. Tal efecto se presenta en el apartado siguiente.

5.2 Formalización de la PDD para el Modelo de Planificación del SDEE

En la FIGURA 2, se presenta la transición entre dos etapas $k-1$ y k en una Optimización Difusa “forward” o hacia adelante. D es el conjunto difuso de decisión.

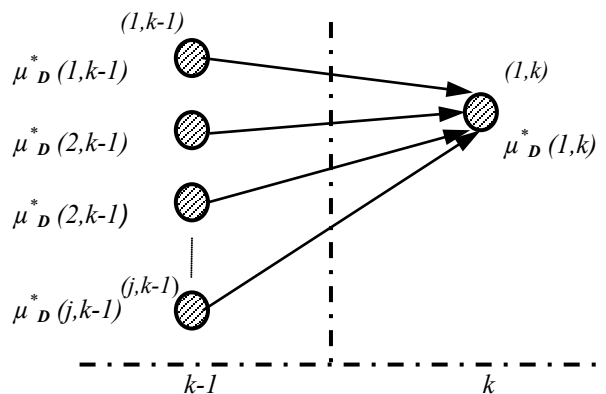


FIGURA 2: Transición entre las etapas $k-1$ y k en una Optimización Difusa “forward” o hacia adelante

El criterio para arribar óptimamente (entiéndase, del modo más satisfactorio posible) al único estado de la etapa k , es el de $Max \{ Min \{ \} \}$ de los valores que adoptan las funciones de pertenencia involucradas. El $Min \{ \}$ en cada vínculo posible desde cada estado en la etapa $k-1$ y, de ellos, el $Max \{ \}$. Este valor, $\mu_D^*(1,k)$, indica el nivel de satisfacción al maximizar la decisión adoptada en cuanto a cuál transición seguir. Corresponde al Max en el Conjunto Difuso de Decisión, D . Tal proceso se indica como Principio de Optimalidad de Bellman – Zadeh. Si a cada función de pertenencia $\mu_{A_i}(u_i)$, se la eleva al exponente dado por el correspondiente componente exponencial del $VP^{[E]}$ según (22), asociado a cada criterio i , $vp_i^{[E]}(\alpha c)$, el efecto sobre el conjunto

difuso será una contracción ($vp_i^{[E]}(\alpha c) > 1$) o una dilatación ($vp_i^{[E]}(\alpha c) < 1$). La contracción realzará la importancia del criterio correspondiente en el proceso de toma de decisión, mientras que la dilatación, la atenuará. Esto es así, porque el operador $Min \{ \}$, se corresponde con la intersección de los conjuntos difusos, ahora ponderados por el $VP^{[E]}$ o VP exponencial.

Si en la FIGURA 2 las transiciones son extendidas entre cada estado $[\forall e_j^{k-1} \in E^{k-1}]$ y cada estado $[\forall e_i^k \in E^k]$, donde E^{k-1}, E^k son los Vectores de Estado de las etapas $k-1$ y k , respectivamente, el Modelo Formal de Optimización Difusa puede expresarse como:

$$\mu_{\mathbf{D}}^*(i,k) = \text{Max}_{\left[\forall e_j^{k-1} \in E^{k-1} \right]} \left\{ \text{Min} \left[\begin{array}{l} \left[\mu_{A1}(j,k-1); (i,k) \right] vp_1^{[E]}(\alpha c); \\ \left[\mu_{A2}(j,k-1); (i,k) \right] vp_2^{[E]}(\alpha c); \\ \dots; \\ \left[\mu_{An}(j,k-1); (i,k) \right] vp_n^{[E]}(\alpha c); \\ \mu_{\mathbf{D}}^*(j,k-1) \end{array} \right] \right\} \quad (27-A)$$

$$\left[\forall e_i^k \in E^k \right]; k = 1, 2 \dots N$$

sujeto a las restricciones:

$$\alpha c \text{ constante en } T^* \quad (27-B)$$

$$MP_A(\alpha c) \text{ invariante en } T^* \quad (27-C)$$

$$\Theta_{Ext} \geq [1 - \mu_{\mathbf{D}}(T^*)] \quad (27-D)$$

El valor de la función de pertenencia, $\mu_{\mathbf{D}}$, es maximizado en el Conjunto Difuso de Decisión, \mathbf{D} , para cada estado (27-A), sobre un horizonte de N etapas. $vp_i^{[E]}(\alpha c)$, con $i = 1 \dots n$, es el ponderador exponencial asociado al criterio i -ésimo; T^* es la trayectoria resultante; $\mu_{\mathbf{D}}(T^*)$ es el nivel de satisfacción obtenido, mientras que el parámetro externamente fijado, Θ_{Ext} , recibirá el nombre de Riesgo Extrínseco. Por tal motivo, el valor $(1 - \mu_{\mathbf{D}}(T^*))$ resultará ser el Riesgo Intrínseco de la Trayectoria resultante. Para introducir adecuadamente estos conceptos, se describen las restricciones del modelo:

a) la restricción (27-B), establece que, una vez colapsadas las preferencias mediante, por caso, el operador Removal dado por (11), el Nivel de Certidumbre fijado, αc , no se modifica para la trayectoria óptima, T^* , obtenida. Las preferencias son así determinísticas, al igual que la trayectoria T^* . Sin embargo, como pueden definirse infinitos αc -cortes para las preferencias difusas, existirán, en rigor, infinitas trayectorias de evolución. De modo que, si bien está implícito, $T^* = T^*(\alpha c)$;

b) la restricción (2-C) parecería redundante, pues si se cumple la anterior, $MP_A(\alpha c)$ se torna también determinística, una de las Infinitas Matrices de Preferencias posibles. Sin embargo, aún en un modelo determinístico de preferencias, se requeriría que las las mismas no se alteren entre sí, pues eso cambiaría el Vector de Prioridades asociado a los criterios de optimización, modificando la importancia de los Conjuntos Difusos asociados y, con ello, la trayectoria resultante;

c) la restricción (27-D) se relaciona con las incertidumbres en los criterios y no en las preferencias entre estos. Las incertidumbres en los criterios son modeladas mediante los Conjuntos Difusos cuya función de pertenencia genérica se indicó mediante $\mu_{A_i}(u_i)$. El operador de evolución dinámica en la PDD, $Max\{ Min \}$, definirá, satisfechas las restricciones (27-B) y (27-C), un cierto valor $\mu_D(T^*)$, que resulta ser el Nivel de Certidumbre de la trayectoria óptima de evolución, T^* . Ahora bien, ese Nivel de Certidumbre, constituye un nivel de aceptación de la trayectoria T^* . Si los Conjuntos Difusos asociados a los criterios son normales y convexos., toda $\mu_{A_i}(u_i)$ tendrá un valor en el intervalo $[0, 1]$. Por tanto, $\mu_D(T^*)$ tendrá también un valor en dicho intervalo. Aceptar cierto valor supone un riesgo, pues, si se presentaran instancias de los valores en los criterios de optimización, comprendidos en un Segmento de Confianza cuyo Nivel de Certidumbre fuese menor, la trayectoria obtenida dejaría de ser óptima, pues el sistema evolucionaría en el tiempo conforme valores diferentes. De manera que aceptar en nivel $\mu_D(T^*)$, entraña un riesgo. Este riesgo, al ser una propiedad del sistema (incertidumbres en los criterios y preferencias y operador de evolución en la PDD, entre otros conceptos) se referirá como Riesgo Intrínseco, Θ_{Ext} . Resulta del complemento a 1 de $\mu_D(T^*)$, $[1 - \mu_D(T^*)]$.

Para introducir la propensión/aversión al riesgo del tomador de decisiones, se define externamente un umbral, valuado en $[0, 1]$, que la represente. Este valor se referirá como Riesgo Extrínseco, por oposición. Por tanto, la restricción (27-D) se denominará de Riesgo Extrínseco: la trayectoria de evolución T^* , deberá tener un Riesgo Intrínseco menor o igual a la propensión al riesgo del planificador, medida por el parámetro externamente fijado, Θ_{Ext} , o Riesgo Extrínseco. Si la restricción (27-D) no se satisficiese, entonces habría que proceder modificando: 1) si se actúa sobre las preferencias: el Nivel de Certidumbre, αc , sus Conjuntos Difusos, para que sus colapsos arrojen valores diferentes, los ponderadores ($\lambda_c + \lambda_{rv} = 1$) en la función objetivo (15-A) del 1er programa lineal, o una combinación de tales cambios; 2) si se actúa sobre los criterios de optimización, las funciones de pertenencias correspondientes, $\mu_{A_i}(u_i)$, los valores de referencia, $a_i ref$, utilizados en la construcción de las variables de apartamiento, u_i , según (25) o una combinación de estos cambios; 3) si se actúa sobre el Espacio de Búsqueda, puede procederse a la eliminación de aquel(aquellos) estado(s) del vector E^k , tal(es) que impone(n) un Riesgo Intrínseco inadmisibles.

También puede procederse, lógicamente, combinando ajustes tipo 1), 2) y/o 3). A la trayectoria de evolución T^* que satisface todas las restricciones, se la referirá como Trayectoria Más Satisfactoria y se la indicará como TMS(αc).

Será utilizada en los cálculos requeridos por el Modelo, en los conceptos pendientes de la Etapa II y en la Etapa III. De lo dicho, es posible introducir una definición operacional de Aptitud de la TMS(αc). Esta definición resultará vectorial, ya que tiene dos componentes: a) el Índice de Inconsistencia en las preferencias entre criterios de optimización, I_{inc} , dado por (24) y b) el Riesgo Intrínseco de la TMS(αc). De tal forma es introducido en el Modelo Posibilístico, el Vector de Aptitud de la TMS(αc):

$$V_{Ap}(TMS(\alpha c)) = \begin{bmatrix} I_{inc} \\ \mu_D[T^*] \end{bmatrix} \quad (28)$$

Hasta aquí la Etapa II que se aplicará, definiendo criterios específicos, a la Planificación del SDEE. La misma es requerida como dato por la autoridad regulatoria. A continuación se desarrollan los conceptos del Modelo Posibilístico vinculados al Control Regulatorio, en el Período Tarifario que cada Ente Regulador defina.

6. ETAPA III DEL MODELO POSIBILÍSTICO: CONTROL DE LA DESADAPTACIÓN DINÁMICA DEL SISTEMA

6.1 La Razón de Desadaptación del Sistema

Al sistema cuyo mérito o aptitud en la planificación, está dado por (28), se lo referirá como sistema proyectado. En el caso de un SDEE, se han proyectado extensiones de líneas, refuerzos, ubicación de nuevos centros de transformación, conforme la satisfacción de los criterios pre-establecidos.

El objetivo de la Etapa III, estriba en medir la desadaptación que el sistema real exhibe, para cierto período, discretizado en años de control regulatorio, respecto del sistema proyectado. Este es el punto sin solución en el estado del arte, pues no se tienen métodos formales para este tipo de control. El control se realiza siempre al comienzo del período de control (por caso, quinquenal en Argentina), ignorándose que ocurrió con las incertidumbres en las variables consideradas en la planificación. La única variable importante, es el costo de inversión respecto de la demanda proyectada. Cualquier sobrecosto es penalizado al comienzo del período siguiente, con el argumento de que el sistema se desadaptó respecto de su demanda. Y cualquier pérdida es difícilmente reconocida, con el mismo argumento, desadaptándose en sentido opuesto.

A efectos de lograr el objetivo, el Modelo Posibilístico introduce una definición operacional para la desadaptación dinámica del sistema. No estática, como se plantea al comienzo de cada período de control en el estado del arte. Esta definición tendrá dos componentes, por ello será vectorial. La primera intentará ponderar estrictamente cuánto se apartó el sistema real, en el año m , respecto del proyectado. La segunda, entendará evaluar qué capacidad tiene el sistema real, de seguir evolucionando, a partir del año m , por una trayectoria que no vulnere la restricción de Riesgo Extrínseco impuesta y satisfecha, según la TMS(αc), por el sistema proyectado. En este apartado se trata la primera, referida como Razón de Desadaptación.

La construcción de tal componente, intenta medir, en última instancia, cuán consistente se ha mantenido el sistema respecto de su proyección para el año de corte m . Para ello, primero, se introduce un Índice de Consistencia:

$$I_{con}(m) = \left(1 - e^{-\beta \times [ALerrcpT(m)]} \right) \quad (29)$$

siendo: m el estado presente de control/año de corte; la misma constante que en (24) y $ALerrcpT(m)$ es el error total logarítmico que se obtiene al calcular la representatividad del Vector de Prioridades relevado desde el estado m , $VP^{[E, m]}$, respecto de $VP^{[E]}$. Para el cálculo de (29) es necesario conocer el $VP^{[E, m]}$. Para ello se introduce el aquí referido como Principio de Invariancia en la Aptitud Ponderada: de existir un cambio indiferente en las preferencias entre los criterios del sistema, su aptitud (satisfacción) respecto de cada uno de ellos, ponderada a través de sus nuevos $vp_i^{[E, m]}(\alpha c)$, no debería modificarse. Es decir, si $\{A\}$ es el conjunto de criterios, entonces. $\forall i[1...n] \in \{A\}$:

$$\left[\mu(u_i)_{[m] Ai} \right]_{vp_i^{[E, m]}(\alpha c)} = \left[\mu(u_i)_{[k^*] Ai} \right]_{vp_i^{[E]}(\alpha c)} \quad (30)$$

siendo k^* el estado por donde pasa la TMS(αc) en la etapa o año de corte m . El valor del segundo miembro es conocido, porque tanto las funciones de pertenencia para el estado k^* , como las componentes del $VP^{[E]}$, fueron calculadas en la Etapa II. El valor de la función de pertenencia en el estado presente m , para cada variable de apartamento en el conjunto $\{A\}$, debe calcularse relevando el valor de la variable asociada al criterio i -ésimo y, utilizando las mismas referencias que en la Etapa II, aplicar (25). Por supuesto, la característica funcional de las funciones de pertenencia para cada variable u_i , presente y proyectada, son las mismas, μ . Despejando desde (30), el Vector de Prioridades (transformado a sus componentes exponenciales, como se indicó en (22) y (23)), $VP^{[E, m]}$, tendrá las componentes:

$$vp_i^{[E, m]}(\alpha c) = \left(vp_i^{[E]}(\alpha c) \right) \times \frac{\log \{ \mu(u_i)_{[k^*] Ai} \}}{\log \{ \mu(u_i)_{[m] Ai} \}} \quad (31)$$

considerando los siguientes casos particulares:

a) si $\mu(u_i)_{[m] Ai} = 1$, entonces se adopta:

$$vp_i^{[E, m]}(\alpha c) = \left(vp_i^{[E]}(\alpha c) \right) \times \mu(u_i)_{[k^*] Ai} \quad (32)$$

b) si $\mu(u_i)_{[k^*] Ai} = 1$, $\mu(u_i)_{[m] Ai} \leq 1$, se adopta:

$$vp_i^{[E, m]}(\alpha c) = vp_i^{[E]}(\alpha c) \quad (33)$$

Sin embargo, desde (33), nada garantiza que se cumpla la condición de Yager sobre los ponderadores exponenciales:

$$\sum_{i=1}^n vp_i^{[E,m]}(\alpha c) = n \quad (34)$$

como se observa de (22), dado que $vp_i^{[N]}(\alpha c) = 1$, por estar los componentes de $VP^{[N]}$ normalizados. Para ajustar óptimamente $VP^{[E, m]}$ conforme (34), se integran al Modelo los dos programas lineales acoplados siguientes: si ε_i es el error de ajuste en el ponderador i-ésimo, $A\varepsilon_i$ es su valor absoluto y $A\varepsilon_T$ es la suma de los mismos, se tiene:

Programa A: Sea $C = \{\forall i \in [1..n]\}$

Min

$$\left\{ A\varepsilon_T = \sum_{i=1}^n A\varepsilon_i \right\} \quad (35-A)$$

Sujeto a:

[Restricción de Ponderadores Exponenciales]

$$\sum_{i=1}^n \left(vp_i^{[E,m]}(\alpha c) + \varepsilon_i \right) = n \quad (35-B)$$

[Restricciones de Valor Absoluto de los Errores de Ajuste]

$$A\varepsilon_i + \varepsilon_i \geq 0, \text{ en } C \quad (35-C)$$

$$A\varepsilon_i - \varepsilon_i \geq 0, \text{ en } C \quad (35-D)$$

$$A\varepsilon_i \geq 0, \text{ en } C \quad (35-E)$$

[Restricciones de Efecto sobre los Conjuntos Difusos]:

Se debe respetar en cada ponderador, el efecto de contractor o dilatador sobre el Conjunto Difuso solidario al criterio correspondiente. Esto es: en C:

$$\text{si } vp_i^{[E]}(\alpha c) \leq 1, \text{ entonces } vp_i^{[E,m]}(\alpha c) + \varepsilon_i \leq 1 \text{ (efecto contractor o neutro)} \quad (35-F)$$

$$\text{si no } vp_i^{[E,m]}(\alpha c) + \varepsilon_i \geq \text{MinVal} \text{ (efecto dilatador o neutro)} \quad (35-G)$$

$$\text{si } \sum_{i=1}^n vp_i^{[E,m]}(\alpha c) < n, \text{ MinVal} = 1 \quad (35-H)$$

$$\text{si } \sum_{i=1}^n vp_i^{[E,m]}(\alpha c) > n, \text{ MinVal} = \text{Min} \left\{ vp_i^{[E,m]}(\alpha c) \right\} \quad (35-I)$$

El caso neutro, se corresponde a la situación $vp_i^{[E]}(\alpha c) = 1$, o bien a la imposibilidad de la solución factible hallada de preservar el carácter de $vp_i^{[E,m]}(\alpha c)$ (contractor ó dilatador), interviniendo *MinVal*.

Programa B: sea ε_{Max} una cota de error y $A\varepsilon_{Max}$ su valor absoluto, entonces:

Min

$$\left\{ A\varepsilon_{Max} \right\} \quad (36-A)$$

Sujeto a:

[Restricciones (35-B) a 35-I)]

[Restricciones de de Límite Máximo en los Errores Individuales por Ajuste en $VP^{[E, m]}$]

$$A\varepsilon_i \leq A\varepsilon_{Max}; \text{ en } C \quad (36-B)$$

El Programa A, ajusta el vector $VP^{[E, m]}$, para que sus componentes satisfagan la condición de ponderadores exponenciales en el sistema de preferencias reconstruido a partir del estado presente (año de corte m).

El Programa B, acota el error individual de cada componente ajustada, $vp_i^{[E, m]}(\alpha c) + \varepsilon_i$, para que éste se mantenga inferior a cierto error máximo, $A\varepsilon_{Max}$.

Luego, pueden determinarse los errores logarítmicos de inconsistencia en las prioridades para el estado presente, m , resolviendo las ecuaciones que siguen: sea $C = \{\forall i \in [1..n-1]; \forall j \in [i+1.. n]\}$, $Lpref_{ij}(\alpha c)$ el logaritmo de la preferencia colapsada según (αc) , entre los criterios i y j , $Lvp_i^{[E, m]}(\alpha c)$ el logaritmo de la componente i -ésima del vector de prioridades ajustado por los programas anteriores, y $Lecp_{ij}$ logaritmo del error de inconsistencia entre las prioridades, entonces, en C :

$$Lvp_i^{[E, m]}(\alpha c) - Lvp_j^{[E, m]}(\alpha c) + Lecp_{ij} = Lpref_{ij}(\alpha c) \quad (37)$$

de donde:

$$Lecp_{ij} = Lpref_{ij}(\alpha c) + Lvp_j^{[E, m]}(\alpha c) - Lvp_i^{[E, m]}(\alpha c) \quad (38)$$

Si el error multiplicativo ecp_{ij} resultase 1 , su logaritmo $Lecp_{ij} = 0$, significaría que no habría cambio en las prioridades entre los criterios (i, j) , pues su cociente (resta de logaritmos) conduce a la misma preferencia calculada para la Etapa I. Luego, el valor absoluto del logaritmo del error total por inconsistencias ente el vector de prioridades del estado presente m , y el proyectado en el mismo año de corte, k , resulta:

$$ALerrcpT(m) = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n |Lecp_{ij}| \quad (39)$$

Se está, entonces, en condiciones de calcular el Índice de Consistencia dado por (29). Finalmente, la Razón de Desadaptación es definida mediante la expresión:

$$R_D(m) = \frac{\text{Max}\{0; [I_{con}(m) - I_{inc}]\}}{I_{inc}} \quad (40)$$

$$\text{con: } R_D(m) = 0 \text{ si } I_{inc} = I_{con}(m) \quad (41)$$

Se observa que si $I_{con}(m) \leq I_{inc}$ el sistema se encuentra adaptado, dinámicamente, hasta la etapa de evaluación/año de corte m . Por ello $R_D(m) = 0$.

$I_{inc} = I_{con}(m)$ supone un sistema perfectamente adaptado en las consistencias de preferencias entre criterios. En cualquier otro caso, la desadaptación aumentará en la medida que $I_{con}(m) > I_{inc}$, siendo $R_D(m) > 0$.

Una breve digresión permitirá abonar sobre lo que se intenta captar mediante este concepto: la desadaptación dinámica del sistema, se produce como consecuencia de los cambios en las preferencias entre los criterios de optimización. Ayuda un ejemplo: supóngase que en un SDEE se tienen dos criterios, el Costo de Inversión en Redes (CIR) y la Energía No Suministrada por Cortes (ENS). Si el segundo es más importante que el primero, se esperan inversiones que minimicen la frecuencia y duración de las interrupciones de energía. Se proyecta el sistema, y se reconocen esos costos de inversión a través de la tarifa. En cambio se decide no invertir. Cambian las preferencias (ENS tiene prioridad menor que CIR), pues ahora, al tener menos inversiones, hay más cortes, y con mayor duración esperada. El SDEE sufrió una desadaptación respecto de su proyección, y el regulador debería arbitrar los medios de penalización pertinentes.

7. LA VARIACIÓN DE ACEPTACIÓN DE LA TMS(αc)

La segunda componente, como se dijo en el apartado anterior, intentará proporcionar una medida de la capacidad que tiene el sistema de evolucionar desde el estado presente de evaluación, m , en adelante, sin vulnerar la restricción de Risgo Extrínseco (satisfecha por la TMS(αc)). Ello requiere de calcular el Riesgo Intrínseco en el estado m , como sigue: $\forall i \in [1..n]$

$$\mu_D(m) = \text{Min} \left\{ \left[\mu(u_i)_{[m] Ai} \right]^{vp_i^{[E,m]}(\alpha c)} \right\} \quad (42)$$

$$\Theta_D(m) = 1 - \mu_D(m) \quad (43)$$

y se propone el indicador:

$$\Delta\mu_D(m) = \text{Max} \left\{ 0 ; \frac{\{\Theta_D(m) - \Theta_{Ext}\}}{\Theta_{Ext}} \right\} \quad (44)$$

el cual se referirá como Variación de Aceptación en la trayectoria del sistema desde el estado de evaluación presente m .

8. EL VECTOR DE ADAPTACIÓN DINÁMICA DEL SISTEMA

Se introduce, entonces, el Vector de Adaptación Dinámica.

A partir de (40), Razón de Desdaptación y de (44), Variación de Aceptación del sistema, se tiene:

$$V^{Adap}_{Din}(m) = \begin{bmatrix} R_D(m) \\ \Delta\mu_D(m) \end{bmatrix} \quad (45)$$

y la condición de Adaptación Dinámica Perfecta, se extiende a:

$$V^{Adap}_{Din}(m) = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (46)$$

El vector dado por (45) es dinámico, puesto que su definición se sustenta la naturaleza histórico-evolutiva del sistema. La autoridad regulatoria debería ser quien determine los apartamientos permisibles respecto de la condición (46). Esto supone definir grados de adaptación.

9. CRITERIOS ESPECÍFICOS PARA LA APLICACIÓN DEL MODELO POSIBILÍSTICO DE CONTROL REGULATORIO SOBRE UN SDEE

Los desarrollos precedentes se abordaron con abstracción del tipo de sistema objeto de estudio, más allá de referir su aplicación a los SDEE. A efectos de completar el modelo aplicable a un SDEE, son considerados ocho criterios, con el objeto de generalizar los desarrollos expuestos. Se supone que el SDEE, se emplaza en una ciudad donde se controla la Calidad Ambiental, en particular, por Impacto Visual de las Redes. Este es el caso de una ciudad turística. Se ha adoptado como referencia, el Marco Regulatorio Eléctrico vigente en Argentina. Un aspecto que debe ser destacado, estriba en el hecho de que la regulación referida, penaliza monetizando el impacto negativo de casi la totalidad de los criterios de calidad aquí expuestos. Entonces: porqué no aplicar, directamente, tales penalizaciones, sumándolas a los costos de inversión, operación y mantenimiento y planteando, como se realiza en la práctica, una optimización MonoObjetivo que minimiza el costo total? La respuesta es que se trata, precisamente, de reconocer que los valores impuestos regulatoriamente como penalizaciones, exhiben una dudosa concepción, y no necesariamente representan el costo social de oportunidad atribuible a los aspectos de no calidad, en general. Por tanto, la incertidumbre de valor es introducida en el modelo, mediante los Conjuntos Difusos asociados a cada criterio no monetizable objetivamente. Luego, la dinámica es extendida al dominio difuso, tal como se presentó. Se establecerán los criterios A_i , y su Matriz de Preferencias Difusas, MP_A . Entonces se adopta un αc -corte, y se procede a colapsarlas, obteniendo, finalmente, el Vector de Prioridades Exponenciales $vp_i^{[E]}(\alpha c)$. Para ello se recurre a los conceptos, ecuaciones y programas de optimización presentados. Luego, para cada criterio, se define una variable y un valor de referencia pertinente. Así se construye la variable de apartamiento correspondiente, u_i , dada por (25). Son definidas las funciones de pertenencia de cada Conjunto Difuso asociado a las mismas. Estas serán funciones exponenciales, de la forma genérica:

$$\mu_{A_i}(u_i) = e^{-u_i \times vp_i^{[E]}(\alpha c)} \quad (47)$$

en la cual se observa que se ha priorizado la importancia de cada Conjunto Difuso. Se aborda así la Etapa II de planificación, mediante los métodos desarrollados. Los criterios y sus variables de apartamiento, son los que siguen. Se refieren a cada estado j de cada etapa k , $[j, k]$ (año de corte del horizonte de planificación) en el espacio de búsqueda para la PDD. Todos los desarrollos a continuación presentados, son propuestos por los autores del presente trabajo.

9.1 Costo Global (CG)

$$u_{CG[j,k]} = \frac{AC_{v[j,k]} - \text{Min}\{AC_{v[j,k]}\}_{k-1}}{\text{Min}\{AC_{v[j,k]}\}_{k-1}} \quad (48)$$

donde: $AC_{v[j,k]}$ es el costo anual de inversión más el costo de operación y mantenimiento del SDEE, correspondiente a la variante de equipamiento v , en el estado j de la etapa k ; $\text{Min}\{AC_{v[j,k]}\}_{k-1}$ es el mínimo costo de transición, entre las etapas $k-1$ y k aplicando programación dinámica clásica, y resulta ser el valor de referencia, CG_{Refjk} , para cada estado $[j, k]$.

9.2 Energía No Suministrada (ENS)

$$u_{ENS[j,k]} = \text{Max} \left\{ 0; \frac{\left(ENS_{[j,k]} - ENS_{[k]}^{Ref} \right)}{ENS_{[k]}^{Ref}} \right\} \quad (49)$$

donde: $ENS_{[k]}^{Ref}$ es un límite externamente fijado para cada etapa k , función de la demanda.

9.3 Índice de Interrupción del Servicio (FI)

$$u_{FI[j,k]} = \text{Max} \left\{ 0; \frac{\left(FI_{[j,k]} - FI_{[k]}^{Ref} \right)}{FI_{[k]}^{Ref}} \right\} \quad (50)$$

donde: $FI_{[k]}^{Ref}$ es un límite de número de interrupciones de servicio (frecuencia) por semestre.

Es externamente impuesto, para cada etapa k , por la autoridad regulatoria. Puede diferir si se trata de zonas urbanas o rurales (en el caso rural, es más elevado).

La Frecuencia de Interrupción:

$$FI_{[j,k]} = \sum_{i \in NInt} \left(\frac{Q_{CT_{i[j,k]}}^{fs}}{Q_{CTInst_{[j,k]}}} \right) \quad (51)$$

tiene una estructura de cálculo sustentada en exigencias regulatorias, siendo: $Q_{CT_{i[j,k]}}^{fs}$, cada Centro de Transformación, CT MT/BT (Media

Tensión/Baja Tensión), que, se estima, saldrá fuera de servicio fs veces por semestre en el estado $[j, k]$; $NInt$, es el número total de CT MT/BT que, se estima, saldrán fuera de servicio en el mismo semestre para $[j, k]$, y $Q_{CTInst_{[j,k]}}$ es el número total de CT MT/BT instalados, en la variante de

equipamiento correspondiente al $[j, k]$. La estimación se realiza sobre la base de los denominados Modelos de Confiabilidad del SDEE, de naturaleza Estocástico-Difusa.

9.5 Índice de Tensión Fuera de Tolerancia (TF)

$$u_{TF_{[j,k]}} = \text{Max} \left\{ 0; \frac{\left(ITF_{[j,k]} - ITF_{[k]}^{Ref} \right)}{ITF_{[k]}^{Ref}} \right\} \quad (52)$$

La definición de este índice requiere algo de detenimiento: $ITF_{[k]}^{Ref}$ es un

índice/valor límite, para cada etapa k , cuya construcción requiere de los siguientes consideraciones y pasos:

a) existen penalidades impuestas por la autoridad regulatoria, para la Energía Suministrada en Malas Condiciones de Calidad (ESMCC). Dependen de dos factores: 1) Densidad de Distribución (Urbana o Rural) y 2) Máxima Caída de Tensión en los alimentadores de la red de Media Tensión. Tal caída, por unidad, se define en términos relativos a la tensión nominal: $\Delta u^u = (u - u_{Nom})/u_{Nom}$, siendo u la tensión registrada. En el Modelo propuesto, el perfil de tensiones, u , en cada nodo surge de simular un flujo de potencias. Las penalizaciones aumentan por escalones, definidos por rangos en aumento de apartamientos de u respecto de u_{Nom} ;

b) a partir de tales penalizaciones, se construye un Índice de Referencia por área (Ur/Ru), y estado $[j, k]$. Pondera la ESMCC, en cada nodo i , sobre un factor de valorización promedio, expresado mediante:

$$f_{[Ru/Ur]} = \frac{\$p_{[1erEsc][Ru/Ur]}}{\$p_{[1erEsc]Ru} + \$p_{[1erEsc]Ur}} \quad (53)$$

siendo $\$p_{[1erEsc][Ru/Ur]}$ la penalización aplicada para el primer escalón según el segmento Ur/Ru.

$$ITF_{[j,k][Ru/Ur]}^{Ref} = f_{[Ru/Ur]} \times \frac{\sum_{i=1}^{nNTF_{[j,k][Ru/Ur]}} ESMCC_{[j,k][Ru/Ur]}^i}{E_{[j,k][Ru/Ur]}^{Total}} \quad (54)$$

siendo: $nNTF_{[j,k][Ru/Ur]}$ el número de nodos en área Ru o Ur, respectivamente,

en los que se han detectado violaciones de tensión, $ESMCC_{[j,k][Ru/Ur]}^i$ la

$ESMCC$ en cada uno de tales nodos y $E_{[j,k][Ru/Ur]}^{Total}$ la energía total

suministrada en el área respectiva, en $[j, k]$;

c) con el mínimo de los índices obtenidos, según todos los estados j de la etapa k y para cada área, Ur/Ru, se compone el Índice de Referencia requerido en la ecuación (51).

Entonces: $\forall j \in k$:

$$ITF_{[k]}^{Ref} = \text{Min} \left\{ ITF_{[j,k]Ur}^{Ref} \right\} + \text{Min} \left\{ ITF_{[j,k]Ru}^{Ref} \right\} \quad (55)$$

d) entonces, el Índice $ITF_{[j,k]}$ se compone siguiendo dos pasos:

1ro) Se considera el número de nodos i , en cada área (Ur/Ru), su variación de tensión, $[\Delta u^u]_i$, y la penalización correspondiente. Se calculan:

$$ITF_{[j,k][Ur]} = \frac{\sum_{i=1}^{nNTF_{[k,j][Ur]}} ESMCC_{[j,k][Ur]}^{Ref,i} \times \$p_{[\Delta u^u]_i}[Ur]}{E_{[j,k][Ur]}^{Total} \times [\$p_{[1erEsc]Ru} + \$p_{[1erEsc]Ur}]} \quad (56)$$

$$ITF_{[j,k][Ru]} = \frac{\sum_{i=1}^{nNTF_{[k,j][Ru]}} ESMCC_{[j,k][Ru]}^{Ref,i} \times \$p_{[\Delta u^u]_i}[Ru]}{E_{[j,k][Ru]}^{Total} \times [\$p_{[1erEsc]Ru} + \$p_{[1erEsc]Ur}]} \quad (57)$$

2do) Se suman ambos Índices dados por (56) y 56):

$$ITF_{[j,k]} = ITF_{[j,k][Ur]} + ITF_{[j,k][Ru]} \quad (58)$$

Finalmente, mediante (55) y (58) se calcula (52). Puede observarse que son aceptadas, sin aplicación de penalidad, violaciones de tensión en el primer escalón. Esto es así en la práctica, y ha sido respetado, construyendo un Índice de Referencia consecuente. Por otro lado, el número de nodos en los que se detectan violaciones de tensión, $nNTF_{[j,k][Ru/Ur]}$, surge de simular un flujo de

potencia. En la simulación sobre un sistema real, se analiza el subsistema de Media Tensión, por lo cual cada nodo i -ésimo, resultará ser un CT MT/BT. Adicionalmente, estos CT MT/BT, tienen asociadas Curvas Típicas de Carga, por hora, de manera que puede estimarse la *ESMCC*.

9.6 Pérdidas Globales de Potencia (PG)

$$u_{PG_{[j,k]}} = \frac{PG_{v_{[j,k]}} - \text{Min} \left\{ PG_{v_{[j,k]}} \right\}_{k-1}}{\text{Min} \left\{ PG_{v_{[j,k]}} \right\}_{k-1}} \quad (59)$$

donde: $PG_{v_{[j,k]}}$ son las Pérdidas Activas Globales del SDEE, correspondientes a la variante de equipamiento v , en el estado $[j, k]$; $\text{Min} \left\{ PG_{v_{[j,k]}} \right\}_{k-1}$ son las mínimas PG de transición, *entre las etapas* $(k-1, k)$ aplicando Programación Dinámica Clásica, y resulta ser el valor de referencia, PG_{Ref} , para cada estado $[j, k]$.

9.7 Calidad Ambiental: Impacto Visual por Construcción de Líneas fuera del Típico Constructivo establecido según Zonas (IALin)

Aquí se asume, para la construcción de la variable de apartamiento asociada a este criterio de Calidad Ambiental, que la regulación fija un Vector de Índices de Impacto. El mismo se compone de ponderadores lineales, asociados a una Matriz de Preferencias sobre impactos, para cada típico constructivo de las líneas aéreas. La hipótesis es que esa matriz es dato. Tal impacto es considerado según zonas, y se produce cuando se emplazan en las mismas típicos constructivos de mayor impacto que el establecido en cada una. Un ejemplo de típico constructivo, consistiría en una línea aérea con postes de madera, pues todos los accesorios necesarios para su instalación, se definen por normas constructivas. Se consideran, a efectos de la simulación presentada en la Sección 10., cinco zonas, y se tendrá un Vector de Índices de Impacto como el siguiente:

$$\left[P \right]_{IALin}^{[Z]} = \left[P_{IALin}^{[z,A]} \cdot P_{IALin}^{[z,B]} \cdot P_{IALin}^{[z,C]} \cdot P_{IALin}^{[z,D]} \cdot P_{IALin}^{[z,E]} \right] \quad (60)$$

Entonces es propuesto el siguiente Índice de Impacto Zonal:

$$I^z_{IALin} = \text{Max} \left\{ 0; \frac{\sum_{t=t_{MaImp}}^{t=t_{MeImp}} \left(p^{[z,t]}_{IALin} \times \frac{km^{[z,t]}}{km^z_{Totales}} \right) - p^{[z,Est]}_{IALin}}{p^{[z,Est]}_{IALin}} \right\} \quad (61)$$

donde: t_{MeImp} , t_{MaImp} : refieren los típicos constructivos de menor y mayor impacto en la zona z considerada, y son los límites entre los que varía el típico t ; $p^{[z,Est]}_{IALin}$ es el ponderador de impacto para el típico establecido para la zona z ; $p^{[z,t]}_{IALin}$ ídem para otro típico t ; $km^{[z,t]}$ son los kilómetros de línea en la zona z , construidos con el típico t , y $km^z_{Totales}$ son la totalidad. Se observa que si todos los tendidos de líneas en cada zona, respetasen el típico establecido, el Índice de Impacto Zonal resultaría nulo.

Finalmente, el Índice Global de Impacto, resulta, calculando (60) en cada estado $[j, k]$: $\forall z \in Z$ (Z , es el número de zonas, cinco, en este caso):

$$I_{IALin[j,k]} = \sum_z I^z_{IALin[j,k]} = u_{IALin[j,k]} \quad (62)$$

y tal índice se constituye, a su vez, en la variable de apartamiento para este criterio ($IALin$).

9.8 Calidad Ambiental: Impacto Visual por Construcción de Centros de Transformación (CT MT/BT) fuera del Típico Constructivo establecido según Zonas (IACT)

El desarrollo de este Índice Global de Impacto, es completamente análogo al anterior, reemplazando típicos constructivos de Líneas por típicos constructivos de Centros de Transformación, y kilómetros de tendido de líneas por cantidad de CT MT/BT (nCT). Se tiene entonces:

$$[P]_{IACT}^{[Z]} = \left[P_{IACT}^{[z,A]} : P_{IACT}^{[z,B]} : P_{IACT}^{[z,C]} : P_{IACT}^{[z,D]} : P_{IACT}^{[z,E]} \right] \quad (63)$$

$$I^z_{IACT} = \text{Max} \left\{ 0; \frac{\sum_{t=t_{MaImp}}^{t=t_{MeImp}} \left(p^{[z,t]}_{IACT} \times \frac{nCT^{[z,t]}}{nCT^z_{Totales}} \right) - p^{[z,Est]}_{IACT}}{p^{[z,Est]}_{IACT}} \right\} \quad (64)$$

$$I_{I_{ACT}[j,k]} = \sum_z I_z^{I_{ACT}[j,k]} = u_{I_{ACT}[j,k]} \quad (65)$$

9.9 Flexibilidad del Sistema (Flex)

El Criterio de Flexibilidad, es definido como la habilidad que tiene una variante de equipamiento de hacer frente a distintos escenarios.

Se propone utilizar un modelo inspirado en la Flexibilidad definida por Nonaka en Sistemas de Transmisión, con alguna diferencia al efecto de adaptarlo a la formulación de este problema concreto.

En este contexto, La flexibilidad de una variante se sustenta en el cálculo de variación del costo total, debido a las desviaciones de demanda, respecto del mínimo costo en una condición adoptada como base (pronóstico de demanda medio), para cada estado del Espacio de Búsqueda.

La flexibilidad se corresponde, entonces, con una variable de apartamiento, cuya referencia es el mínimo costo de estado y etapa $[j, k]$ en un escenario de demanda media, $S_D: Flex[j,k,s_D] \rightarrow u_{Flex[j,k]}$, de modo que, utilizando las

definiciones dadas al desarrollar la variable de apartamiento **CG**, se tiene:

$$u_{Flex[j,k]} = \frac{AC_{v[j,k]} - \text{Min} \left\{ AC_{v[j,k]} \right\}_{S_D}}{\text{Min} \left\{ AC_{v[j,k]} \right\}_{S_D}} \quad (66)$$

10. SIMULACIÓN DEL MODELO POSIBILÍSTICO SOBRE UN SDEE REAL

10.1 Generalidades sobre el SDEE Considerado

La simulación del presente modelo, se ha realizado sobre un SDEE real, emplazado en la patagonia argentina, en la ciudad de Bariloche, provincia de Río Negro. El análisis se corresponde con el *período de control tarifario* 2003-2007. El SDEE de Bariloche cubre un área de 350 [km²].

Sirve, aproximadamente, a 40000 usuarios cuya demanda es en su mayor parte comercial y residencial (80%). Se opera en anillo abierto, teniéndose alimentadores radiales. Es abastecido en 33 [kV] (Subtransmisión - SbT) y tiene tres subestaciones 33/13.2 [kV] (Media Tensión - MT). El sistema de Media Tensión, tiene cerca de 500 Centros de Transformación de 13.2/0.38 [kV] (Baja Tensión - BT). Esta ubicado en la punta del Sistema Interconectado Nacional y depende de una única línea de abastecimiento en 132 [kV]. Ante contingencias, se dispone de generación en reserva fría que cubre sólo el 40% de la demanda de punta. La misma es de unos 40 MW y resulta de carácter fuertemente estacional, como consecuencia del turismo invernal. Las condiciones climáticas locales son relativamente extremas (nieve, hielo y fuertes vientos) y la geografía corresponde a una zona de montañas. Estos aspectos son importantes al momento de considerar la calidad, tanto del servicio/producto técnico (criterios *ENS*, *FI* y *TF*), como ambiental (criterios

IALin y *IACT*; el paisaje es el principal atractivo para el turismo, que define la industria más importante de la ciudad).

El problema de optimización se divide en 5 Etapas. Las variantes de equipamiento por las que podría evolucionar el sistema, identificadas en el Corto Plazo, surgen de una optimización de Largo Plazo.

Se tiene: { *Etapa I*: Referencia, *Etapa II*: 5 variantes; *Etapa III*: 4 variantes; *Etapa IV*: 4 variantes; *Etapa V*: 3 variantes; *Etapa VI*: 1 variante (final)}.

Por variante, en este contexto, debe entenderse cierta topología de red y la aparamenta eléctrica asociada, cuyo diseño, en cierta etapa (año de corte del período de control tarifario), satisfaga con algún grado de aptitud los criterios propuestos. Los resultados obtenidos son presentados siguiendo la rutina de cálculo más clara a los fines de mostrar ciertos efectos que el Modelo Posibilístico es capaz de simular. Esta presentación no puede, por limitaciones de espacio, desarrollar los modelos de las rutinas o problemas de optimización subordinados al Modelo en cuestión. Estos (Flujos de Potencia, Análisis de Confiabilidad, entre otros) son de naturaleza técnica específica de los SDEE, complejos, y no aportan claridad a la simulación.

10.2 Datos y Resultados

En la TABLA 1, se presenta el Espacio de Búsqueda para las transiciones posibles entre estados. La variable de estado, se indica en cada columna de la 1er fila, anteponiendo una *v* al acrónimo del criterio correspondiente. Las transiciones posibles, se indican como {*Etapa Inicial (Ei)*, *Estado Inicial (ei)*, *Etapa Final (Ef)*, *Estado Final (ef)* }. Para cada transición, se tiene un valor la variable de apartamiento correspondiente, con el que se arriba al estado final de la etapa final.

En la TABLA 2 se presentan las preferencias difusas, bajo la forma de números triangulares (*prefIzq*, *prefMP*, *prefDer*), para la matriz triangular superior.

También se presentan las preferencias colapsadas mediante el $Rv(\alpha c)$, más consistentes, $prefOpt(\alpha c)$, para el segmento de confianza fijado en $\alpha c = 0.25$, [$plzr(\alpha c)$, $pDer(\alpha c)$], resueltas mediante el Programa Lineal (15), con $\lambda_1 = \lambda_2 = 0.5$, y por aplicación de (16).

En la TABLA 3, se presentan los valores de referencia para los criterios {*ENS*, *FI*, *TF*, *IALin* e *IACT*}, fijados siguiendo pautas regulatorias. Para los criterios {*CG*, *PG* y *Flex*}, se indica con PDC que sus valores de referencia, en cada etapa, dependen de la evolución generada por una Programación Dinámica Clásica. En el criterio *Flex*, se ha supuesto que el costo correspondiente al escenario de demanda media, es de un 90% del correspondiente al de demanda máxima. Este valor, 0.9, denota una propensión al riesgo baja por parte del planificador (sistema rígido) y, en la práctica, debería ser consensuado con la autoridad regulatoria.

Las TABLAS 4, 5 y 6 proporcionan los resultados del Modelo Posibilístico, para la simulación efectuada. Las expresiones exponenciales, propuestas como funciones de pertenencia para cada variable de apartamiento solidaria a los

diferentes criterios, dada por (47), se afectan de un factor de escala, δ , que multiplica el exponente. De modo que (47) se transforma en:

$$\mu_{A_i}(u_i) = e^{-u_i \times \delta \times vP_i^{[E]}(\alpha c)} \quad (67)$$

Para las simulaciones resultó apropiado $\delta = 0.5$. En la TABLA 4 se presenta la Trayectoria Más Satisfactoria (TMS($\alpha c = 0.25$)) de evolución para el SDEE.

Está por debajo de un Riesgo Extrínseco fijado en $\Theta_{Ext} = 0.35$. Resultó $\mu_D(T^*) = 0.778$, siendo el Riesgo Intrínseco $[1 - \mu_D(T^*)] = 0.222 < 0.35$. La TMS, resultó (Etapa, estado): [(I,1); (II,3); (III,2); (IV,3); (V,1); (VI,1)].

El Vector (fila) de Prioridades Exponenciales resuelto mediante la aplicación de los tres Programas Lineales acoplados (18), (19) y (20), y la aplicación de (21), (22) y (23), resulta: $VP^{[E]}(\alpha c = 0.25) = [2.158, 1.726, 1.439, 1.295, 0.453, 0.411, 0.288, 0.230]$, cuyos componentes se ordenan conforme los criterios definidos.

En la TABLA 5, se presentan los mismos resultados considerando un segmento de confianza en las preferencias difusas, al nivel $\alpha c = 0.00$.

La TMS($\alpha c = 0.00$) cambia a [(I,1); (II,4); (III,1); (IV,2); (V,1); (VI,1)], con $\mu_D(T^*) = 0.7564$ y un Riesgo Intrínseco más alto, $[1 - \mu_D(T^*)] = 0.243$. Este constituye un primer efecto observable de la propagación de las incertidumbres inherentes a las preferencias entre criterios. En este caso, resulta: $VP^{[E]}(\alpha c = 0.00) = [2.084, 2.084, 1.191, 1.191, 0.521, 0.397, 0.272, 0.261]$, alterándose la importancia relativa entre criterios, con la consecuente afectación en sus funciones de pertenencia ponderadas exponencialmente.

En el TABLA 6, se presentan los valores para cada criterio, según la TMS($\alpha c = 0.25$).

Respecto del Cálculo del Índice de Inconsistencia, los valores de error logarítmico que arrojaron los Programas Lineales correspondientes a la estimación del Vector de Prioridades $VP^{[E]}(\alpha c = 0.25)$, grupo de expresiones (18) y (19), fueron los siguientes: $Sum(Lh) = 8.405$ y $ALerrcpT = 8.896$. De modo que el Índice de Inconsistencia obtenido para el $VP^{[E]}(\alpha c = 0.25)$, resultó ser, aplicando la expresión (24) con $\beta = 0.02$, $I_{inc} = 0.293$.

Se logra, de tal forma y con estos datos, el siguiente Vector de Aptitud para la TMS($\alpha c = 0.25$), dado por (28):

$$V_{Ap}(TMS(\alpha c)) = \begin{bmatrix} I_{inc} \\ \mu_D[T^*] \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.293 \\ 0.222 \end{bmatrix}.$$

Con ello se finaliza la Simulación para el Modelo Posibilístico, en las Etapas I y II: Preferencias y Vector de Prioridades entre criterios, y Planificación del SDEE, respectivamente.

Corresponde tratar ahora, con la Etapa III: El Control de Adaptación del SDEE. Se consideró el SDEE en su condición real (estado presente, m) al final del período de control, Etapa VI.

En la TABLA 6, fila 7, referida como VI Presente, se presentan los valores relevados para cada variable, según los criterios de optimización. Como fue

dicho, se considera el mismo nivel de certidumbre, $\alpha_C = 0.25$, conjuntamente con las mismas funciones de pertenencia de las variables de apartamento solidarias a cada criterio. Resultan los valores que, introducidos en (32) conducen al $VP^{[E, m]}$. Sus componentes, no satisfacen el principio de consistencia dado por (34); por lo que, en la Tabla 6, el $VP^{[E, m]}$ es referido, en la fila 9, como $VP[E]preIn$ (preferencias en m , inconsistentes). En la columna

Suma, se observa esa sumatoria $\sum_{i=1}^n vp_i^{[E, m]}(\alpha_C) = n$, que exige el principio de

consistencia resulta $7.450 < 8$. Para ajustar tal inconsistencia, se corren los Programas Lineales (35) y (36). Los mismos arrojan, aplicando la expresión (39), el error logarítmico de inconsistencia $ALerrcpT(m) = 37.658$. En la línea 10 de la Tabla 6, indicado como $VP[E]preC$, (preferencias consistentes) se presenta el $VP^{[E, m]}$ ajustado, cuya sumatoria de componentes es $n = 8$. Entonces, desde (29), surge el Índice de Consistencia para el estado presente m , $I_{con}(m) = 0.529$. Luego, desde (40), la Razón de Desadaptación, primera componente del Vector de Adaptación Dinámica, resulta $R_D(m) = 0.809$.

Finalmente, en la fila 11 de la TABLA 6, se indican los valores de aptitud

ponderada, $\left[\mu(u_i)_{[m]} \right]_{Ai} vp_i^{[E, m]}(\alpha_C)$ (primer miembro de (30), según $VP[E]PreC$

para cada criterio i -ésimo. Entonces, desde (42) y (43), se obtiene el Riesgo Intrínseco del estado presente m , $\Theta_D(m) = 1 - 0.796 = 0.204 < \Theta_{Ext} = 0.35$. Así, desde (44), se obtiene la Variación de Aceptación en el estado presente m , segunda componente del Vector de Adaptación Dinámica, $\Delta\mu_D(m) = 0$. Dicho

Vector resulta, desde (45):

$$V^{Adap}_{Din}(m) = \begin{bmatrix} 0.809 \\ 0 \end{bmatrix}.$$

Esto sugiere que, si bien existe la posibilidad de que el sistema continúe evolucionando a partir del estado presente, mediante una trayectoria de riesgo menor que el Riesgo Extrínseco impuesto en la planificación, se presentan inconsistencias en las preferencias. Lo cual implica que debe indagarse sobre cambios entre las importancias relativas consignadas a los criterios de planificación. Comparando el $VP^{[E]}$ de las TABLA 4 con el $VP^{[E, m]}$ de la Tabla 6, se manifiesta, fundamentalmente, una clara inversión de preferencias, sobrevalorando los aspectos de calidad ambiental en detrimento de la calidad eléctrica. Compárense, para ello, los ponderadores exponenciales, en uno y otro cuadro, correspondientes a los criterios **FI** (frecuencia de interrupciones del servicio) y **TF** (calidad del producto técnico tensión de suministro), con **IALin** (impacto visual por líneas fuera de típico constructivo establecido) e **IACT** (impacto visual por centros de transformación fuera de típico constructivo establecido). Si bien existe una componente de azar, producto de las incertidumbres reconocidas por el Modelo, la diferencia se presenta en una magnitud tal que dicha inversión debe ser atendida por la autoridad regulatoria. Desde tal evaluación, se juzgará en que grado se desadaptó el sistema,

siempre que los cambios en las preferencias no fueran consensuados, previamente, entre el regulador y el regulado.

TABLA 1: Espacio de Búsqueda: Transición entre las Etapas

				criterio 1	criterio 2	criterio 3	criterio 4	criterio 5	criterio 6	criterio 7	criterio 8
Etapa i	estado i	Etapa f	estado f	vCG	vENS	vFI	vTF	vPG	vIALin	vIACT	vFLEX
I	1	II	1	188.01	17050.17	0.73	0.045	185.40	0.719	0.558	169.21
I	1	II	2	193.31	7930.59	1.19	0.048	210.45	0.983	1.072	173.98
I	1	II	3	186.80	6919.35	1.02	0.046	150.04	0.325	0.981	168.12
I	1	II	4	177.72	14994.58	0.81	0.040	178.90	0.067	0.149	159.95
I	1	II	5	189.37	9144.42	0.50	0.039	190.65	0.299	0.542	170.43
II	1	III	1	137.89	9042.98	0.89	0.047	150.00	0.841	0.358	124.10
II	1	III	2	141.46	11656.20	0.98	0.039	178.65	0.426	0.155	127.31
II	1	III	3	149.19	17224.94	1.02	0.039	145.66	0.064	0.287	134.27
II	1	III	4	230.77	10196.59	0.89	0.038	201.54	0.633	0.073	207.69
II	2	III	1	141.37	13443.41	1.46	0.042	186.54	0.517	0.102	127.23
II	2	III	2	217.29	13117.08	0.64	0.040	170.65	0.634	0.210	195.56
II	2	III	3	150.31	9708.09	1.65	0.046	164.30	1.516	1.365	135.28
II	2	III	4	328.77	9083.66	0.66	0.040	180.43	0.467	0.429	295.89
II	3	III	1	172.33	17377.21	1.43	0.041	193.45	1.356	0.918	155.10
II	3	III	2	124.42	10094.92	0.94	0.044	158.69	0.454	0.059	111.98
II	3	III	3	204.09	9761.17	1.49	0.040	193.21	1.182	0.628	183.68
II	3	III	4	225.18	16849.79	1.31	0.037	154.68	0.951	0.859	202.66
II	4	III	1	133.43	10722.77	1.01	0.030	110.35	0.378	0.234	120.09
II	4	III	2	121.05	18284.90	0.57	0.052	175.34	0.563	0.259	108.95
II	4	III	3	186.81	18279.32	1.38	0.045	160.04	0.933	0.420	168.13
II	4	III	4	302.12	11088.98	1.60	0.048	165.98	0.662	0.285	271.91
II	5	III	1	98.95	18324.34	0.90	0.047	190.02	0.876	0.342	89.06
II	5	III	2	158.29	17852.25	0.79	0.042	201.54	0.421	0.642	142.46
II	5	III	3	190.68	14236.06	1.31	0.045	178.54	0.861	0.397	171.61
II	5	III	4	213.78	8451.13	1.62	0.039	164.66	0.788	1.447	192.40
III	1	IV	1	75.97	7059.08	1.24	0.045	180.02	1.213	1.201	68.37
III	1	IV	2	104.08	16356.60	1.56	0.047	125.43	0.640	1.324	93.67
III	1	IV	3	137.75	16652.26	1.32	0.046	150.08	0.550	1.047	123.98
III	1	IV	4	170.10	7119.08	1.04	0.052	135.98	0.350	0.256	153.09
III	2	IV	1	110.66	14618.64	1.60	0.051	115.64	1.406	0.268	99.59
III	2	IV	2	103.46	17963.78	1.57	0.047	105.66	1.199	1.135	93.11
III	2	IV	3	130.95	8184.89	0.97	0.051	121.45	0.358	0.621	117.86
III	2	IV	4	162.53	11248.05	0.80	0.048	140.08	0.370	0.732	146.28
III	3	IV	1	136.32	17822.66	1.07	0.048	109.12	0.522	0.599	122.69
III	3	IV	2	107.65	8612.47	0.87	0.049	135.08	0.849	0.486	96.89
III	3	IV	3	128.15	16485.70	0.93	0.052	127.41	0.548	0.822	115.34
III	3	IV	4	129.30	15456.34	1.48	0.053	140.09	0.272	0.101	116.37
III	4	IV	1	128.53	15233.89	1.33	0.049	112.10	0.966	1.268	115.68
III	4	IV	2	129.27	10873.81	1.45	0.044	101.23	0.360	0.109	116.34
III	4	IV	3	103.13	16075.44	0.67	0.046	120.09	0.514	0.100	92.82
III	4	IV	4	171.22	17967.88	1.11	0.047	123.80	0.767	1.044	154.10
IV	1	V	1	125.69	18489.06	1.39	0.057	165.05	0.116	1.297	113.12
IV	1	V	2	213.77	17949.82	2.14	0.059	170.09	1.680	0.749	192.39
IV	1	V	3	140.57	9343.41	0.87	0.055	163.23	0.456	0.280	126.51
IV	2	V	1	236.58	16607.82	0.89	0.062	155.44	0.680	0.095	212.92
IV	2	V	2	154.60	8797.17	1.62	0.052	151.02	1.219	0.390	139.14
IV	2	V	3	169.42	20180.27	1.93	0.056	155.43	1.409	0.457	152.48
IV	3	V	1	125.61	17531.08	1.31	0.055	180.98	0.956	0.892	113.05
IV	3	V	2	165.38	18050.65	1.94	0.054	185.03	0.525	1.719	148.84
IV	3	V	3	155.81	16699.96	1.43	0.054	170.41	0.593	0.895	140.23
IV	4	V	1	182.86	19675.06	1.25	0.058	165.79	0.598	0.756	164.57
IV	4	V	2	193.92	17445.31	0.94	0.060	159.65	0.184	0.632	174.53
IV	4	V	3	161.59	8552.54	1.50	0.058	180.10	1.283	0.873	145.43
V	1	VI	1	126.79	11404.11	1.56	0.064	289.14	0.542	1.513	114.11
V	2	VI	1	191.56	8429.04	1.70	0.058	245.35	1.599	0.407	172.40
V	3	VI	1	188.30	21474.51	2.21	0.061	268.57	1.614	0.586	169.47

Tabla 2: Preferencias Difusas entre Criterios

Segmentos de Confianza para $\alpha_c = 0.25$ y Solución del Problema Lineal Bi-Objetivo							
Prefij NDT	prefIzq	prefMp	prefDer	plzq(α_c)	pDer(α_c)	Rv(α_c)	prefOpt(α_c)
pref12	1	2	3	1.25	2.75	2.00	1.25
pref13	1	3	4	1.50	3.75	2.77	1.50
pref14	2	4	6	2.50	5.50	4.00	2.50
pref15	2	5	7	2.75	6.50	4.77	4.77
pref16	3	5	7	3.50	6.50	5.00	6.50
pref17	3	4	5	3.25	4.75	4.00	4.75
pref18	4	5	6	4.25	5.75	5.00	5.75
pref23	5	6	7	5.25	6.75	6.00	5.25
pref24	4	7	8	4.75	7.75	6.53	4.75
pref25	2	5	7	2.75	6.50	4.77	3.81
pref26	3	5	8	3.50	7.25	5.23	5.23
pref27	3	6	9	3.75	8.25	6.00	6.86
pref28	2	6	8	3.00	7.50	5.53	7.50
pref34	1	4	7	1.75	6.25	4.00	1.75
pref35	3	6	9	3.75	8.25	6.00	3.75
pref36	3	5	6	3.50	5.75	4.77	4.33
pref37	4	6	7	4.50	6.75	5.77	5.77
pref38	2	3	4	2.25	3.75	3.00	3.75
pref45	5	6	7	5.25	6.75	6.00	5.25
pref46	3	4	5	3.25	4.75	4.00	3.25
pref47	4	6	8	4.50	7.50	6.00	4.80
pref48	5	6	7	5.25	6.75	6.00	6.00
pref56	4	5	6	4.25	5.75	5.00	4.25
pref57	1	2	3	1.25	2.75	2.00	1.80
pref58	2	3	4	2.25	3.75	3.00	2.25
pref67	3	4	5	3.25	4.75	4.00	3.25
pref68	2	3	4	2.25	3.75	3.00	2.25
pref78	1	2	3	1.25	2.75	2.00	1.25

TABLA 3: Valores de Referencia para las Variables de Apartamiento solidarias a cada Criterio

Etapa	ENS Ref	FI Ref	Min TF Ur	Min TF Ru	TF Ref	CG Ref	PG Ref	IALin Ref	IACT Ref	FLEX Ref
II	11826.00	0.80	0.0205	0.0175	0.0381	PDC	PDC	0	0	PDC
III	12483.00	0.80	0.0215	0.0146	0.0362	PDC	PDC	0	0	PDC
IV	12921.00	1.10	0.0228	0.0173	0.0401	PDC	PDC	0	0	PDC
V	13578.00	1.50	0.0244	0.0197	0.0441	PDC	PDC	0	0	PDC
VI	14673.00	1.50	0.0261	0.0253	0.0515	PDC	PDC	0	0	PDC
VI Presente	14673.00	1.50	0.0261	0.0253	0.0515	694.57	878.55	0	0	625.11

TABLA 4: Cálculo de la TMS(α_c): $\alpha_c = 0.25$, $\delta = 0.5$ y $\Theta = 0.35$

VP[E](α_c)			vpCGE(α_c)	vpENS(α_c)	vpFI(α_c)	vpTF(α_c)	vpPG(α_c)	vplALin(α_c)	vplIACT(α_c)	vpFIEX(α_c)
Etapa	estado	$\mu D(T^*)$	$\mu(CG)$	$\mu(ENS)$	$\mu(FI)$	$\mu(TF)$	$\mu(PG)$	$\mu(IALin)$	$\mu(IACT)$	$\mu(Flex)$
I	1	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
II	3	0.8205	1.0000	1.0000	0.8205	0.8744	1.0000	0.9354	0.8683	1.0000
III	2	0.8205	0.9560	1.0000	0.8817	0.8698	1.0000	0.9109	0.9915	0.9952
IV	3	0.8205	1.0000	1.0000	1.0000	0.8386	1.0000	0.9291	0.9145	1.0000
V	1	0.7778	0.8908	0.7778	1.0000	0.8521	0.9838	0.8216	0.8795	0.9877
VI	1	0.7778	1.0000	1.0000	0.9716	0.8546	0.9877	0.8946	0.8042	1.0000

TABLA 5: Cálculo de la TMS(α): $\alpha = 0.00$, $\delta = 0.5$ y $\Theta = 0.35$

VP[E](α)			vpCGE(α)	vpENS(α)	vpFI(α)	vpTF(α)	vpPG(α)	vplALin(α)	vplACT(α)	vpFLEX(α)
			2.084	2.084	1.191	1.191	0.521	0.397	0.272	0.261
Etapa	estado	$\mu D(T^*)$	$\mu(CG)$	$\mu(ENS)$	$\mu(FI)$	$\mu(TF)$	$\mu(PG)$	$\mu(IALin)$	$\mu(IACT)$	$\mu(Flex)$
I	1	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
II	4	0.7564	1.0000	0.7564	0.9926	0.9707	1.0000	0.9868	0.9800	1.0000
III	1	0.7564	0.9208	1.0000	0.8553	1.0000	1.0000	0.9277	0.9687	0.9897
IV	2	0.7564	0.9986	0.7580	0.7796	0.9026	0.9998	0.8807	0.8353	0.9998
V	1	0.7564	0.8201	0.7925	1.0000	0.7853	1.0000	0.8737	0.9872	0.9755
VI	1	0.7564	0.9767	1.0000	0.9765	0.8654	0.9846	0.8980	0.8141	0.9971

TABLA 6: Cálculo de la TMS(α): $\alpha = 0.25$, $\delta = 0.5$ y $\Theta = 0.35$ y Control del Estado Presente m en la Etapa VI del Espacio de Búsqueda

Etapa	estado	vCG	vENS	vFI	vTF	vPG	vIALin	vIACT	vFLEX	
II	3	186.80	6919.35	1.02	0.046	150.04	0.325	0.981	168.12	
III	2	311.22	10094.92	0.94	0.044	308.73	0.454	0.059	280.10	
IV	3	442.17	8184.89	0.97	0.051	430.18	0.358	0.621	397.95	
V	1	567.78	17531.08	1.31	0.055	611.16	0.956	0.892	511.00	
VI	1	694.57	11404.11	1.56	0.064	900.30	0.542	1.513	625.11	
VI Presente		853.45	16523.44	1.91	0.070	1025.34	0.150	0.450	768.11	
	VP[E]pre	vpCGE	vpENS	vpFI	vpTF	vpPG	vplALin	vplACT	vpFLEX	Suma
	VP[E]preIn	1.925	1.632	0.211	0.875	0.148	1.485	0.968	0.205	7.450
	VP[E]preC	1.999	1.707	0.285	0.949	0.222	1.559	1.000	0.279	8.000
$\mu D(m)$	0.796	0.796	0.909	0.962	0.843	0.982	0.890	0.799	0.969	

11. CONCLUSIONES

Las conclusiones, a modo de síntesis, que siguen a continuación, son de orden metodológico, y complementan a los detalles de instrumentación descritos en los desarrollos y aplicados en la simulación presentada. Estos desarrollos han sido exhaustivamente analizados, y pretenden aportar una idea de la complejidad, mas allá de una aplicación relativamente simple, inherente a la consideración de aspectos que no son observados en el estado del arte.

1) El concepto tradicional de Sistema de Distribución Económicamente Adaptado adscribe al Paradigma económico Neo-Clásico, refiriendo sólo la eficiencia productiva (expansión y operación del SDEE a mínimo costo). Supone un equilibrio permanente, por lo cual tal eficiencia debería tener lugar en el futuro, no obstante las decisiones de planificación se adopten en el presente. Ignora las incertidumbres o les confiere un carácter estocástico que no necesariamente exhiben. El modelo propuesto implica, en tal contexto, un cambio de paradigma.

2) El paradigma alternativo está caracterizado por la incertidumbre fundamental de Keynes y su Análisis de Riesgo. Se prefiere un conjunto de buenas soluciones (trayectorias de evolución para el sistema) y no una solución 'óptima', sustentada en un equilibrio estático que no puede sostenerse en la evolución del sistema. Las incertidumbres que dominan el contexto del problema, responden al tipo identificado como de valor, y son, principalmente, atribuidas al nivel de utilidad o satisfacción, que producen, en los usuarios, los diferentes criterios no monetizables directamente, adoptados en la planificación de mediano/corto plazo del sistema.

3) Desde lo instrumental, el modelo recurre a elementos de la Programación Matemática Clásica (la Programación Lineal y el Principio de Optimalidad de Bellman de la Programación Dinámica), en complemento con técnicas del dominio Posibilístico (como lo son los Conjuntos Difusos). Con ello se compone un nuevo instrumento, completamente afín con la racionalidad acotada y la incertidumbre fundamental, presupuestos metodológicos de la teoría de decisión post-keynesiana. Tal instrumento permite evaluar, en última instancia, el plan de inversiones y los niveles de costo del SDEE, más satisfactorios en su expansión de mediano/corto plazo. La evaluación se sustenta en el Vector de Aptitud, que exhibe dos componentes: una relacionada con las inconsistencias de las preferencias entre criterios de decisión y otra con el riesgo de que la trayectoria no evolucione, efectivamente, por los estados obtenidos. Ambas reconocen una sucesión de desequilibrios admisibles, más que el equilibrio continuo requerido por el Paradigma Neo-Clásico y propiciado por la eficiencia productiva en todo instante. En tal sentido, la combinación de elementos clásicos y no clásicos para conformar el Modelo Posibilístico, constituye un aporte desde la Investigación de Operaciones, extendiendo sus límites para dar una solución teórico/metodológica fundada sobre un concepto que no la tiene en el estado del arte: El Sistema Económicamente Adaptado. En este caso para un SDEE.

4) En términos del grado de adaptación del sistema para cierto estado presente, se propone reconstruir el mejor vector representativo de las preferencias, cuyos valores fueron obtenidos en la etapa previa a la planificación. Desde el mismo, surgen dos indicadores: el primero capaz de evaluar inconsistencias por cambios en las preferencias entre criterios, y el segundo capaz de medir si la trayectoria del sistema podría evolucionar, tal vez por otros estados, sosteniendo el nivel de riesgo inferior al fijado externamente. Nuevamente, el grado de desadaptación es ponderado a través de un vector, el Vector de Adaptación Dinámica.

5) La evaluación dinámica así planteada, propende a la simetrización de la información entre regulador y regulado, ya que toda la información requerida debe ser de conocimiento común entre ambos actores. El desacoplamiento de los costos respecto de los ingresos durante el período de control tarifario, situación en la que se sustentan los esquemas regulatorios por eficiencia, se ve alterado sólo en el control de las inversiones, a través del seguimiento del plan físico de expansión del SDEE, el cual es completamente factible de implementar. El resto de la información requerida en el modelo, surge de los controles de calidad fijados regulatoriamente.

CAPÍTULO IV

MODELO 5

OPTIMIZACIÓN DINÁMICA
DIFUSA CON NIVEL DE
RIESGO ACOTADO.
APLICACIÓN EN LA
PLANIFICACIÓN Y CONTROL
REGULATORIO DE SISTEMAS
DE DISTRIBUCIÓN DE
ENERGÍA ELÉCTRICA,
SUSTENTADA EN UN
MODELO BASADO EN ODP
(OPTIMIZACIÓN DIFUSA
POSIBILÍSTICA)

OPTIMIZACIÓN DINÁMICA DIFUSA CON NIVEL DE RIESGO ACOTADO. APLICACIÓN EN LA PLANIFICACIÓN Y CONTROL REGULATORIO DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA, SUSTENTADA EN UN MODELO BASADO EN ODP (OPTIMIZACIÓN DIFUSA POSIBILÍSTICA)

.- RESUMEN

En el presente trabajo se desarrolla una aplicación específica para el Modelo propuesto de Optimización Difusa, orientado a la Planificación de la Expansión y al Control Regulatorio de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE) real. El sistema corresponde a una parte de la distribución eléctrica en la ciudad de San Carlos de Bariloche, Argentina, para un período regulatorio de 5 años (quinquenio 1998-2002). En tal horizonte, se desarrollan, en primer lugar, las ecuaciones en números difusos propias de las variables del modelo, que conformarán los criterios de optimización. Luego se aplica la dinámica propuesta, obteniendo Segmentos de Confianza en los costos de oportunidad agregados, para la Trayectoria más satisfactoria conforme cierto nivel de Riesgo Extrínseco. Se propone un esquema de Control Regulatorio a partir de tales Segmentos de Confianza. Finalmente, se discuten los resultados obtenidos y se presentan algunas conclusiones.

1. INTRODUCCIÓN

El Modelo de Optimización Difusa propuesto, aplicado a la Planificación de la Expansión y al Control Regulatorio de un SDEE real, requiere ciertas definiciones previas. En primer lugar, se caracterizará el problema de la Planificación de la Expansión de un SDEE, sujeto a *control regulatorio*, en el mediano/corto plazo. Se describirán los *esquemas regulatorios* aplicables (sobre *monopolios naturales no disputables*), a los fines de controlar su rentabilidad. El *estimador del costo económico* a controlar, recibe el nombre de Costo Propio de Distribución (CPD). Define el nivel de costo ($\$/[\text{kW-año}]$) asignable a efectos de tarificar el acceso a las redes del SDEE. Su obtención constituye el objetivo fundamental de los estudios tarifarios. El CPD *difuso* (CPDD), resultará ser la *función objetivo a minimizar* en el horizonte temporal considerado. Luego serán definidos los *criterios* para evaluar el mérito de las soluciones obtenidas. Seguidamente se presentarán las *ecuaciones en números difusos*, que modelan la *incertidumbre no estocástica* inherente a tales criterios. Por último, se plantea el Estudio de Caso, a partir de datos reales del SDEE considerado, describiéndose los pasos de aplicación del modelo específico obtenido. Se formula el problema, fijando las restricciones de Riesgo y Sorpresa Extrínseca en valores pertinentes. Resultan del mismo: **a)** la *trayectoria de evolución más satisfactoria*, que *minimiza* el CPDD (Fase de Planificación de la Expansión) y **b)** un *esquema de control* basado en los *segmentos de confianza*, correspondientes a los CPDD obtenidos para cada *año de corte* (Fase de Control Regulatorio).

La especialización del modelo para la aplicación considerada exhibe una complejidad importante, que requiere abordarse separadamente respecto de la

formulación teórica general. El trabajo presenta, entonces, una *propuesta teórica solidaria a un estudio de caso*, más que una aplicación práctica directa del modelo de optimización difusa.

2. CARACTERIZACIÓN DEL PROBLEMA DE PLANIFICACIÓN DE LA EXPANSIÓN DE LOS SDEE SOMETIDOS A REGULACIÓN TARIFARIA

2.1. El Contexto Regulatorio

El problema de la Planificación de la Expansión de un SDEE, tradicionalmente abordado con herramientas clásicas de la investigación operativa, puede ser, en el presente, claramente diferenciado según dos *enfoques regulatorios*: **1)** Aquel aplicable sobre sistemas *verticalmente integrados* (lo cual significa que todas las etapas de producción de la electricidad: Generación, Transmisión y Distribución-Comercialización, son explotadas por el mismo incumbente); y **2)** Aquel que, por efecto de la reforma en la industria eléctrica, se aplica sobre cada uno de los segmentos mencionados (sistemas *verticalmente segmentados*). Este último caso, permite, conforme existan las condiciones requeridas, la introducción de cierto *grado de disputabilidad en el mercado solidario* a cada segmento. Si así no ocurriese, la disputabilidad resulta *por el mercado*, estableciéndose un *control regulatorio*. Puede demostrarse que el mercado de Generación exhibe *condiciones de disputabilidad*; por ello se habla de *competencia en el mercado* (oferentes múltiples, compitiendo entre sí – *generadores*). Por otra parte, los mercados solidarios a la Transmisión y Distribución, resultan Monopolios Naturales No Disputables (existe, propiciada por el regulador, la denominada *competencia por el mercado* – El monopolista puede perder la concesión de explotación, a favor de otro oferente). Al respecto de la Comercialización, no existen modelos que prueben fehacientemente la disputabilidad de su mercado en forma separada del mercado de Distribución. Cada país ha adoptado diferentes esquemas: desde una *desregulación completa* (Inglaterra y Colombia, por caso) hasta situaciones en la que deben existir *usuarios elegibles*, a quienes se *desregula la comercialización* por demandar al sistema de redes una Potencia (o Energía) mayor a cierto *valor umbral* (Chile, Argentina y España, por caso).

En la etapa de Distribución, el primer enfoque supone un *esquema regulatorio* denominado Remuneración por Costos de Servicio. De manera simple, los costos que el regulador reconoce provienen de las inversiones necesarias, declaradas por el incumbente. No son, en general, tenidos en cuenta aspectos de calidad de servicio (confiabilidad de suministro y producto técnico/tensión de suministro) o ambientales. Los mismos son resueltos de un modo indirecto, pero ineficiente; en efecto: existe una clara tendencia al sobre-equipamiento (efecto Averch-Johnson), originada en la falta de señales que induzcan a la *competencia por el mercado*. La planificación es de largo plazo e integrada al resto de los segmentos, conforme una estrategia que aprovecha las ventajas relativas de la integración vertical.

El segundo enfoque aplica un *esquema regulatorio* genéricamente designado con el nombre de Regulación por Incentivos. En este caso, existe un período de control, denominado *período tarifario*, en el que el Regulador controla los costos de las empresas distribuidoras. En tal período, de corto/mediano plazo,

se deben optimizar las inversiones sujetas a restricciones de calidad eléctrico/ambiental, cuya violación supone la aplicación de penalizaciones.

Por tal motivo, a los fines de generalizar, debe considerarse:

a) la Distribución separada de la Comercialización, servicios otrora integrados. El servicio de distribución resulta, entonces, el de *acceso a redes* (o *servicio de red*). Comprende la *planificación* y *operación* de las mismas. El CPD, mencionado, es el costo imputable a tal explotación, excluyéndose cualquier componente comercial;

b) Un Equema Regulatorio por Incentivos, desacoplando costos e ingresos para el período de control. Se enfatiza la necesidad de emplear modelos capaces de tratar con las nuevas restricciones de calidad. El problema de optimización es multi-criterio. Las variables asociadas a los mismos, enfrentan un entorno de *incertidumbres no estocásticas* de tipo *fundamental* (LAVOIE, 1992). Las penalizaciones para la *no-calidad*, en general, exhiben *incertidumbres de valor*, al momento de su definición, y *dinámicas*, conforme el sistema evoluciona. Adicionalmente se tiene que (requisito necesario para el modelo de optimización propuesto);

c) Las regulaciones fijan valores para las penalizaciones referidas. Criterios *no dominados* se traducen en *valores económicos agregables* (por ejemplo, Energía No Suministrada e Inversiones: *mayor inversión* supone *mayor costo de capital*, pero *menor costo por no calidad de suministro*).

2.2. Criterios Considerados para evaluar el Mérito de las Soluciones Obtenidas y su Formulación en Ecuaciones Difusas

A. Criterios

Los criterios considerados en la aplicación del modelo son: INV: Inversiones; PERD: Pérdidas; ENS: Energía No Suministrada; ESMCC: Energía Suministrada en Malas Condiciones de Calidad y NCA: No Calidad Ambiental. Todos *son costeables* en su optimización individual, *desde una perspectiva económica*. El significado de cada uno se describirá en el apartado siguiente. Se seguirá la notación: caracteres en **negrita** para indicar *variables difusas*, y los *operandos extendidos al dominio difuso* encerrados entre los símbolos $\langle \rangle$.

B. Ecuaciones Extendidas al Dominio Difuso

La extensión a este dominio de las diferentes variables, es consecuencia de la *incertidumbre*. La misma se dará tanto en la *predicción del comportamiento de magnitudes físicas* (ej: Energía No Suministrada) como en la *predicción de aspectos financieros* (ej: tasa de retorno del capital invertido).

B.1. Incertidumbres Financieras

B.1.1. Tasa Difusa de Retorno

Las *incertidumbres financieras* se vinculan con la *tasa de rentabilidad* empleada para evaluar los costos equivalentes de capital. El enfoque CAPM (Capital Asset Pricing Model) es el adoptado en la práctica. Evalúa la *tasa de rentabilidad* mediante la expresión:

$$t_{CAPM} = t_f + r_{SIE} \times (t_m - t_f) \quad (1)$$

donde: t_{CAPM} es la Tasa de Rentabilidad según el enfoque CAPM; t_f recibe el nombre de Tasa de Rentabilidad Libre de Riesgo; r_{SIE} es el Riesgo Sistemático de la Industria Eléctrica; t_m es la Tasa de Retorno según una cartera diversificada (*portfolio*) de inversiones; y $(t_m - t_f)$ suele referirse como Premio por Riesgo del Mercado. Todos los parámetros de (1) pueden ser tratados como *variables difusas* al incorporar su naturaleza incierta (no estocástica). Las operaciones involucradas satisfacen el *principio de extensión* (KAUFAN Y GUPTA, 1985). En consecuencia, se concibe una *tasa difusa de retorno* que modela las incertidumbres de carácter financiero:

$$t_{CAPM} = t_f \langle + \rangle r_{SIE} \langle \times \rangle (t_m \langle - \rangle t_f) \quad (2)$$

La expresión (2) contiene una *sustracción extendida* que involucra a la tasa t_f , a su vez, *sumando*. Debe procederse en el cálculo con el cuidado que requiere la adecuada *propagación de incertidumbres dependientes*.

B.1.2. El Factor Difuso de Recuperación de Capital

Cada *variante de equipamiento* tendrá asignado un *costo difuso de capital*. Estará afectado de incertidumbres en los precios y, en menor medida, imputables a cambios tecnológicos. Se calcula una *anualidad*, a través de la expresión extendida al dominio difuso del Factor de Recuperación de Capital:

$$FRC_m = \left[\left\langle \frac{t_{CAPM} \langle \times \rangle (1 \langle + \rangle t_{CAPM})^{\langle n_{vum} \rangle}}{(1 \langle + \rangle t_{CAPM})^{\langle n_{vum} \rangle} \langle - \rangle 1} \right\rangle \right] \quad (3)$$

donde: n_{vum} : *vida útil* del equipamiento m expresada en años. Este parámetro es adoptado como número *crisp* (*cierto*) en las simulaciones efectuadas, pero puede ser *difuso*.

Hay dos aspectos que merecen ser explicados: **a)** La *tasa de interés* (t_{CAPM}) *representa el costo de oportunidad del capital*. Al considerarla un *número difuso*, implica que su verdadero valor tendrá asociada una *distribución de posibilidades*. Por *recuperación difusa del capital*, a través de esta tasa, debe entenderse que *cada unidad del capital exhibe una recuperación anual representada, también, mediante una distribución de posibilidades*. El *capital podrá o no ser recuperado a su verdadero costo de oportunidad*. Puede que sea recuperado a un *valor mayor* o a un *valor inferior*. Esta constituye la *incertidumbre fundamental* modelada; **b)** En su formulación matemática *crisp*, el FRC es resultado del desarrollo de una serie. Para su extensión al dominio difuso, debe procederse con el cuidado que demanda el tratamiento de las *incertidumbres dependientes*. La expresión (3) no puede ser calculada aplicando directamente las reglas de la *aritmética difusa*. Su cálculo requiere un tratamiento por *análisis de sensibilidad*. Este es aplicable a todas las expresiones difusas con *incertidumbres dependientes*, en las que existen operaciones tales como la *sustracción y/o división extendida*. La expresión resultante, proviene de desarrollar linealmente por serie de Taylor la función *crisp* FRC, en un entorno de su valor de *máxima posibilidad* (*punto de operación financiero*). Luego se obtiene un *incremento difuso* que, superpuesto

a tal valor de *máxima posibilidad o verosimilitud*, resulta en la *variable difusa* aproximada:

$$\text{FRC}_m = \text{FRC}_m \langle + \rangle \Delta \text{FRC}_m \quad (4)$$

B.2. Incertidumbres en la Demanda

El pronóstico de la demanda constituye una de las principales fuentes de incertidumbre para sistema. Pueden ser modeladas en base a una diversidad de métodos que van desde Modelos Económicos, Analíticos, hasta más sofisticados que tratan con Econometría Difusa. Su discusión escapa a los límites del presente trabajo. Importa destacar que, a partir de cualquiera de ellos, es posible obtener una *distribución de posibilidades asociada al pronóstico de demanda*. En las simulaciones aquí presentadas, si bien la demanda difusa es considerada dato, se ha aplicado una técnica detallada en denominada Arbol de Futuros Difusos. Se representa en la FIGURA 1, observándose la evolución de la Demanda difusa **D** para un horizonte T de n años. La idea es aplicar el Criterio de los Mínimos Arrepentimientos Difusos, para identificar un Camino o Escenario de Evolución. El mismo debe ser compatible con cierta política de *hedging* o *protección al riesgo*, fijada externamente por el planificador contra escenarios adversos. Las comparaciones se realizan sobre *hojas* del árbol, las cuales se corresponden con la demanda difusa, en un *contexto de maximización*. Así es obtenido el *camino de menor arrepentimiento* (o *escenario*), tal como se indica según $D_1^1 - D_2^1 - D_3^1 - D_n^2$.

B.3. Incertidumbres en las Pérdidas de Potencia Activa

Las herramientas que son empleadas para el Análisis del Funcionamiento del SDEE en estudio, *deben extenderse al dominio difuso*. Esto es necesario porque cada *variante-solución factible*, debe tratar con *magnitudes difusas*. En particular, a efectos de calcular las *pérdidas difusas*, se requiere de la aplicación del Flujo de Potencia extendido a tal dominio. Esta herramienta permite estimar *perfiles de tensión nodales* y *pérdidas* del sistema mediante *distribuciones de posibilidad*. Al ser difusa la demanda global del sistema, lo serán las demandas en cada uno de sus nodos. De manera que el Flujo de Potencia Difuso, tomará como datos las *demandas activa y reactiva difusas*, por nodo, y generará las *distribuciones de posibilidad* mencionadas. Entre ellas, la de las *pérdidas*, conforme la modificación del método introducida en. En las referencias citadas, particularmente en la primera, se encuentran muy detalladas las bases de su formulación.

Interesan, a los efectos de imputarles un costo económico posteriormente, las *pérdidas activas difusas*. Para su cálculo no pueden emplearse *operaciones extendidas*, sino que debe recurrirse al *análisis de sensibilidad*. Ello permite tratar con las incertidumbres de las pérdidas en cada *vínculo* o *rama*, que son *dependientes* de las demandas de nodo.

El procedimiento, muy sintéticamente, se describe mediante los siguientes pasos: **a)** Sobre el SDEE se corre un Flujo de Potencia Determinístico (Full Newton Raphson), tomando como datos los valores de *máxima verosimilitud* ($\alpha = 1$), en cada *distribución de posibilidad dato* (**P**, Potencia Activa; **Q**, Potencia Reactiva y/o **|U|**, Módulo de Tensión, dependiendo del tipo de nodo). El *vector*

de estado obtenido se refiere como *punto de operación del sistema* (PO); **b)** Se construye una Matriz de Sensibilidad en los vínculos/ramas, para cada tipo de Inyección (P, Q) en los nodos. Se recurre para ello a un desarrollo en Serie de Taylor, linealizando los flujos de potencia y pérdidas en cada vínculo/rama. Estas matrices permiten identificar si, ante determinado incremento respecto del *punto de operación*, en cierta barra *i*, sobre la inyección P_i o Q_i , se genera un incremento del mismo signo en las pérdidas sobre el vínculo *j* del sistema. Los elementos se indicarán, por ello, como $s_{ij}^{P,Q}$; **c)** Para cada valor de α y cada inyección P_i/Q_i , por ejemplo para la Potencia Activa, P_i : si $s_{ij}^P \geq 0 \Rightarrow P_i(\alpha) = P_i^{PO} + |\Delta P_{i,Der}(\alpha)|$, si $s_{ij}^P < 0 \Rightarrow P_i(\alpha) = P_i^{PO} - |\Delta P_{i,lzqr}(\alpha)|$. Igual sobre la Potencia Reactiva, Q_i ; **d)** Se corre un Flujo Determinístico de Potencia, con los nuevos vectores $[P_i], [Q_i]$, resultando las pérdidas para el α -corte considerado; **e)** Continúa el procedimiento mientras $\alpha \leq 1$, obteniéndose, finalmente, en cada vínculo *j* del SDEE, las *pérdidas difusas activas*, (construcción por α -cortes) expresadas como:

$$perd_j = perd_j \langle + \rangle \Delta perd_j \quad (5)$$

Luego las *pérdidas difusas totales* se obtienen por sumatoria extendida a todos los vínculos del SDEE:

$$perd_T = \sum_1^{nv} perd_j \quad (6)$$

Cabe destacar que este proceso supone una complejidad computacional remarcable, creciente conforme aumente el número de nodos y vínculos/ramas del SDEE en estudio. No obstante, los tiempos de cálculo resultan razonables, habida cuenta de la potencia de procesamiento que disponen las computadoras (aún las PC) actuales.

B.3. Incertidumbres en la Energía No Suministrada

El criterio ENS se vincula a la *continuidad del suministro*, formando parte de la *calidad del servicio técnico*. Los dos aspectos que las regulaciones avanzadas (Argentina, por ejemplo) controlan en tal sentido, son la Frecuencia de Interrupciones y la Duración Total de la Interrupción. Pero, en general, pueden integrarse en una única medida que pondere la *energía no suministrada referida* a cierto período (*anual - semestral*). En el *modelo de confiabilidad* aplicado, se consideran los siguientes aspectos:

1) La expresión genérica correspondiente a la ENS (*crisp*) resulta:

$$ENS = \xi \times T_M \times P_M \quad (7)$$

donde: ENS es la Energía No Suministrada referida a cierto período (año) [MWh/año]; ξ es la Tasa de Fallas o número de fallas por período (año) [fallas/año]; T_M es el Tiempo Medio de Interrupción [h] y P_M es la Potencia Media interrumpida en el período considerado (año) [MW].

2) Todos los *modelos de confiabilidad*, consideran *procesos estocásticos*. La tasa ξ , resulta por ello un valor de *naturaleza estocástica*. Al representarla como un *número difuso*, se tendrá *una distribución de posibilidades asociada a la incertidumbre* (de naturaleza *no estocástica*) en la *ocurrencia del valor más*

esperado, correspondiente a la *variable aleatoria* ξ . No existe contradicción alguna con el modelo, sino un *complemento: la generación de una distribución de posibilidades, mediante un proceso estocástico-difuso*. Idéntico razonamiento se aplica respecto de los parámetros T_M y P_M .

3) Se puede así concebir una ENS *difusa*. Al considerar el *principio de extensión* sobre la expresión (7), las reglas de la *aritmética difusa* resultan directamente aplicables. La operación involucrada es un *producto extendido*, que no tiene impacto sobre las *incertidumbres dependientes*. Sin embargo al intervenir las *tasas de fallas* y *tiempos medios de interrupción individuales* de cada componente de un sistema, *debe procederse contemplando tal dependencia*. Por ejemplo, en un *sistema radial*, como el considerado en el Estudio de Caso, para garantizar el suministro a cierto usuario, se requiere que todos los componentes situados entre la *fuentes* y el *punto de suministro* se encuentren en funcionamiento. Entonces resultan aplicables las siguientes expresiones:

$$\xi_S = \sum_{i=1}^{NC} \xi_i ; T_{MS} = \frac{1}{\xi_S} \times \sum_{i=1}^{NC} \xi_i \times T_{Mi} = \frac{\sum_{i=1}^{NC} \xi_i \times T_{Mi}}{\sum_{i=1}^{NC} \xi_i} \quad (8)$$

donde: el subíndice s refiere al sistema; el i a cada componente individual y NC es el número de componentes entre la *fuentes* y el *punto de suministro*. Desde (8), procediendo entonces por un análisis de sensibilidad, para todo $0 \leq \alpha \leq 1$, se tienen las extensiones difusas:

$$\xi_S = \sum_{i=1}^{NC} \xi_i ; T_{MS} = T_{MS} \langle + \rangle \Delta T_{MS} \quad (9)$$

Para cada *alimentador principal* del *sistema radial*, se tendrá:

$$\mathbf{ENS} = \left[\sum_{i=1}^{N_t} \xi_i \langle x \rangle l_i \langle x \rangle \left(\sum_{j=1}^{N_a} P_j \langle x \rangle T_{M_j}^a \langle + \rangle \sum_{k=1}^{N_r} P_k \langle x \rangle T_{M_k}^r \right) \right] \quad (10)$$

donde: ξ_i es *tasa de fallas (difusa) por unidad de longitud del tramo* i [fallas/año-km]; l_i es la *longitud del tramo* i [km]; P_j , P_k son las *potencias medias (difusas)* en los nodos j , k , respectivamente [kW]; $T_{M_j}^a$ es el *tiempo medio de aislación de la falla (difuso)* en el nodo j [h]; $T_{M_k}^r$ es el *tiempo medio de reparación de la falla (difuso)* en el nodo k [h]; N_t es el *número de tramos del alimentador*; N_a es el *número de tramos del alimentador sin servicio antes de aislar la falla*; N_r es el *número de tramos del alimentador sin servicio hasta reparar la falla*; **ENS** es la *Energía no Suministrada difusa* [kWh].

En síntesis: la expresión (10) es la utilizada, dadas las características del SDEE de estudio, en el presente trabajo. Las *tasas de falla* y los *tiempos de interrupción*, son resultados de *cálculos estadísticos*. Luego se extienden al *dominio difuso*, como se explicó, *por ser de carácter no estocástico la incertidumbre sobre sus valores más esperados*.

Para los dos criterios restantes, ESMCC y NCA, el modelado de las incertidumbres resulta más claro al componer el *costo difuso* asociado a los mismos. Se tratan en el apartado siguiente.

C. Costos Difusos Asociados a cada Criterio

C.1. Costo Difuso del Capital (CINV)

Este costo resultará expresado como una *anualidad difusa*, $CINV = An_{v,j,k}$ [\$/año]. Mediante el Factor Difuso de Recuperación de Capital resulta:

$$An_{v,j,k} = \sum_{m=1}^{m_e} C_m \langle x \rangle FRC_m = \sum_{m=1}^{m_e} C_m \langle x \rangle \left[\frac{t_{CAPM} \langle x \rangle (1 \langle + \rangle t_{CAPM}) \langle n_{vu}^m \rangle}{(1 \langle + \rangle t_{CAPM}) \langle n_{vu}^m \rangle \langle - \rangle 1} \right] \quad (11)$$

donde: $An_{v,j,k}$: anualidad difusa para la variante v, en el estado j, de la etapa k; m es cada equipamiento empleado en tal variante, hasta m_e , y C_m es su costo difuso. El resto de las variables, se remiten a la explicación dada para el FRC_m en la expresión (3). El cálculo debe respetar la formulación (4).

C.2. Costo Difuso de las Pérdidas (CPERD)

El costo difuso de las pérdidas implica la aplicación de un CPD (el cual puede ser difuso), estimado para el precio de compra de potencia, sobre las *pérdidas difusas globales* obtenidas. Para cierta etapa de compra E, la cual tiene asignado un CPD_E , se tiene la expresión (desde (6)):

$$CPERD = CPD_E \langle x \rangle perd_T = CPD_E \langle x \rangle \sum_1^{nv} perd_j \quad (12)$$

C.3. Costo Difuso de la Energía No Suministrada (CENS)

Las penalizaciones fijadas por la regulación argentina, por cada KWh de Energía no Suministrada, son valores *crisp*. Así serán consideradas en el modelo. El costo difuso correspondiente, en cierto punto del sistema, vendrá dado por el producto de tal penalización, p_{ENS} , y la expresión (10):

$$CENS = p_{ENS} \times \left[\sum_{i=1}^{Nt} \xi_i \langle x \rangle I_i \langle x \rangle \left(\sum_{j=1}^{Na} P_j \langle x \rangle T_{M_j}^a \langle + \rangle \sum_{k=1}^{Nr} P_k \langle x \rangle T_{M_k}^r \right) \right] \quad (13)$$

En el Estudio de Caso se hará referencia al modo en que las *incertidumbres de valor* en las penalizaciones, pueden ser consideradas.

C.4 Costo Difuso de la Energía Suministrada en Malas Condiciones de Calidad (CESMCC)

La ESMCC, se refiere a la *calidad del producto técnico*. En particular, el aspecto que intenta valorizarse económicamente, corresponde al *producto tensión de suministro* en determinado punto del sistema. Las regulaciones más avanzadas, como lo es la de Argentina, penalizan esta *no calidad a nivel usuario/nodo*. Es decir que *los indicadores de calidad resultan individuales*. Entonces, para valorizar el criterio ESMCC como un *costo de no calidad difuso*, se propone el siguiente método:

- 1) La tensión en cada nodo, para cierto *estado de operación* del sistema, está representada por una *distribución de posibilidades* (resultado del Flujo de Potencia Difuso). Esto implica que *cada valor de tensión tiene asociada una posibilidad de ocurrir*,
- 2) Cada tensión de nodo, podrá violar la tolerancia impuesta por la regulación, *con cierta posibilidad*. Es decir que podría existir un α -corte por debajo del cual

ocurrirían valores de la tensión que vulneren los límites de calidad impuestos. Por *ocurrencia* se interpretará, entonces, *ocurrencia fuera del límite tolerado*;

3) Adicionalmente, cada valor de tensión de nodo tendrá asociada una posible *persistencia*. Se define el significado de la variable *persistencia* en términos *lingüísticos*, como: *la tensión persiste más de un tiempo t*. Luego, la relación *valor de tensión-persistencia* puede representarse por otra *distribución de posibilidades*. Se adopta el *valor de máxima verosimilitud de persistencia* ($\alpha = 1$) para cada valor de tensión. Esto equivale a *colapsar la distribución de posibilidades de persistencias*, para cada valor de tensión, *en su valor de máxima verosimilitud*. De modo que puede construirse una nueva *distribución de posibilidades*, que permite asignar una *única posibilidad de persistencia*, a cada valor de tensión;

4) Luego, dado que la *ocurrencia* y la *persistencia* exhiben una evidente *correlación* (para que algo *persista*, primero debe *ocurrir*), se propone construir la *distribución de posibilidades* de la *variable lingüística: tensión fuera de tolerancia persistente más de un tiempo t*. Para ello se emplea una *convolución min* de las dos *distribuciones de posibilidad* individuales (*ocurrencia y persistencia más de un tiempo t*). Matemáticamente, se expresa como sigue:

$$\alpha_{[o \wedge p > t]}(u) = \alpha_o(u) \wedge \alpha_{p > t}(u) = \text{Min} \{ \alpha_o(u), \alpha_{p > t}(u) \} \quad (14)$$

donde: u es la tensión; $\alpha_o(u)$ es *distribución de posibilidades de la tensión fuera de tolerancia (ocurrencia)* y $\alpha_{p > t}(u)$ es *la distribución de posibilidades de la tensión persistente más de un tiempo t*. Así $\alpha_{[o \wedge p > t]}(u)$ será *la distribución de posibilidades de la tensión fuera de tolerancia persistente más de un tiempo t*;

5) La *penalización* (costo) que la regulación impone por esta *no calidad*, puede expresarse como una función, $C_{\text{ESMCC}}(u)$, *creciente con el valor de tensión no tolerada*. La misma se supone *lineal*, aproximando los escalones de penalización impuestos regulatoriamente. Por *composición* entre el *conjunto difuso* $\alpha_{[o \wedge p > t]}(u)$ y esta *función*, se obtiene el *costo difuso para cada [kWh]*

suministrado a la tensión difusa fuera de tolerancia, cuya persistencia es mayor que cierto tiempo t. La *función difusa* $C_{\text{ESMCC}}(u)$, expresada en [\$/kWh de ESMCC], representa, en el marco regulatorio, un *costo social de oportunidad*. Es claro que las *incertidumbres (de valor)* en las penalizaciones, supondrían una *función* $C_{\text{ESMCC}}(u)$ *difusa*. La *composición* se extendería, de tal modo, a *dos conjuntos difusos*. En el Estudio de Caso se hará referencia a la forma en que las *incertidumbres de valor en las penalizaciones* pueden ser consideradas. Los costos difusos de la ESMCC, siguen el procedimiento de construcción explicado. El mismo se presenta en la FIGURA 2. La tensión de nodo se representa mediante un *número difuso trapezoidal* (NDTr), resultado de considerar como datos $[P, Q]$ también NDTr en el Flujo de Potencia Difuso. Luego, son obtenidas $\alpha_{[o \wedge p > t]}(u)$ y $C_{\text{ESMCC}}(u) \equiv \alpha_{[o \wedge p > t]}[C_{\text{ESMCC}}(u)]$, quedando definido el **CESMCC**.

C.5 Costo Difuso de la No Calidad Ambiental (CNCA)

El criterio NCA carece de un aspecto específico, y difundido en el estado del arte, que sea valorizado económicamente. No se dispone de *cráterios uniformes* para valorar la calidad ambiental en los SDEE. Para el Estudio de Caso, se ha considerado que el SDEE está emplazado en una ciudad turística (San Carlos de Bariloche – Argentina). En esta ciudad existe una reglamentación municipal donde la NCA es valorizada. Este antecedente ha servido, inclusive, para inspirar a la regulación provincial en materia de calidad ambiental.

Si se reconoce la existencia de la siguiente jerarquía conceptual: *No Calidad Ambiental* → *Aspecto que debe ser considerado* → *Magnitud que lo representa*, entonces la *incertidumbre en la valoración*, se debe a que no se conoce *precisamente*: **a)** qué debe ser valorizado (magnitud involucrada) y **b)** resuelta la cuestión **a)**, cuánto vale, socialmente, la magnitud definida en términos del bienestar que pueda generar.

Se propone según lo referido por tal reglamentación, el procedimiento siguiente: **1)** el aspecto que intenta ser valorizado en el marco del presente modelo de optimización, responde al Impacto Visual o Contaminación Visual; **2)** Se definen *zonas* con diferente *necesidad de calidad visual*; **3)** se consideran las magnitudes: **a)** km de Líneas y **b)** Número de Subestaciones de Transformación, *cuyos típicos constructivos impactan visualmente*; **4)** Existe una penalización por cada *apartamento* de un típico constructivo, respecto de su *tolerado*, conforme cada zona. Cada *penalización*, si bien es definida como un número *crisp*, exhibirá una clara *incertidumbre de valor*. Por ello se adoptará un *costo difuso de penalización*; **5)** Resumiendo estas consideraciones, la expresión empleada para estimar el **CNCA**, resulta:

$$CNCA = \sum_{z=1}^{N_{zonas}} \left[\sum_{j=1}^{N_{nt}} \left[\sum_{i=1}^{N_{Lin}^{z,j}} c_{Lin\ i,j}^{IV,z} \langle x \rangle I_{i,j}^z \langle + \rangle \sum_{k=1}^{N_{Sub}^{z,j}} c_{Sub\ k,j}^{IV,z} \right] \right] \quad (15)$$

donde: z: Zona; j: Nivel de Tensión; N_{zonas} : Cantidad de Zonas Identificadas (por ejemplo: 1≡Residencial, 2≡Céntrica, 3≡ Rural, 4≡Parque Nacional); N_{nt} : Cantidad de Niveles de Tensión (por ejemplo: 1≡Baja Tensión, 2≡Media Tensión, 3≡Alta Tensión); $c_{Lin\ i,j}^{IV,z}$: Costo (Difuso) de Impacto Visual por Tipo Constructivo de Línea, no permitido para el tramo de línea i, en el nivel de tensión j, definido para la zona z [\$/km de Línea-año]; $I_{i,j}^z$: longitud del tramo i de línea en el nivel de tensión j, cuya traza está en la zona z [km]; $N_{Lin}^{z,j}$: Número de tramos de línea que violan los tipos constructivos definidos en la zona z, para el nivel de tensión j; $c_{Sub\ k,j}^{IV,z}$: Costo (Difuso) de Impacto Visual por Tipo Constructivo de Subestación no permitido, para la subestación k, en el nivel de tensión j, emplazada en la zona z [\$/Subestación-año]; $N_{Sub}^{z,j}$: Número de Subestaciones que violan los tipos constructivos definidos en la zona z, para el nivel de tensión j.

3. ESTUDIO DE CASO

3.1. Descripción del SDEE

El SDEE de Bariloche cubre un área de 350 [km²]. Sirve, aproximadamente, a 40000 usuarios cuya demanda es en su mayor parte *comercial y residencial* (80%). Se opera en *anillo abierto*, teniéndose *alimentadores radiales*. Es abastecido en 33 [kV] (Subtransmisión - SbT) y tiene tres subestaciones 33/13.2 [kV] (Media Tensión - MT). El sistema de Media Tensión, tiene cerca de 500 Subestaciones de 13,2/0,38 [kV] (Baja Tensión - BT). Esta ubicado en la *punta* del Sistema Interconectado Nacional y depende de una única línea de abastecimiento en 132 [kV]. Ante contingencias, se dispone de generación en *reserva fría* que cubre sólo el 40% de la demanda pico. La misma es de unos 40 MW y resulta de carácter fuertemente *estacional*, como consecuencia del turismo invernal. Las condiciones climáticas locales son relativamente extremas (nieve, hielo y fuertes vientos) y la geografía corresponde a una zona de montañas. Estos aspectos son importantes al momento de considerar la *calidad*, tanto de *servicio/producto técnico*, como *ambiental* (el paisaje es el principal atractivo para el turismo, que define la industria más importante de la ciudad).

3.2. Datos y Cálculo de Magnitudes Difusas

El período regulatorio considerado, por disponibilidad de datos, es el quinquenio 1998-2002. La descripción del sistema, corresponde a la realidad del año 2002/2003. No se pretende plantear una discusión sobre los costos propuestos por la distribuidora. Por ello, el sistema analizado es *parcial*, y *desplazado temporalmente* en sus datos. Las simulaciones se realizan sobre un área urbana que exhibe todas las características descritas arriba, cubriendo un 42% (extensión y demanda) de SDEE completo.

En todas las variables de los criterios, las incertidumbres se han modelado mediante *números difusos trapezoidales* (NDTr). Este tipo de *distribución de posibilidades* es de aplicación frecuente en los *sistemas de potencia*. Se formulan mediante la notación ($ndtr_{izq; \alpha = 0}$; $ndtr_{izq; \alpha = 1}$; $ndtr_{der; \alpha = 1}$; $ndtr_{der; \alpha = 0}$), que son sus *vértices*. En ellos, *parece violarse la normalización única del conjunto difuso*, pues existen infinitos valores de posibilidad $\alpha = 1$ ($\in [ndtr_{izq; \alpha = 1}; ndtr_{der; \alpha = 1}]$). Se resuelve considerando *el promedio* [$ndtr_{izq; \alpha = 1} + ndtr_{der; \alpha = 1}$]/2 como *valor central*. No es posible proporcionar la totalidad de los datos, ni presentar todas las simulaciones efectuadas. Serán desarrollados aquellos aspectos que permitan observar la *coherencia del modelo descrito con la optimización difusa propuesta*, planteando ciertos cálculos, y mostrando resultados que se comportan como entradas del tal optimización.

A) Criterio INV: Método CAPM para la determinación de la *tasa de retorno*: 1)

Valor de la Tasa Libre de Riesgo, t_f : se compone de los rendimientos básicos de largo plazo alineados con el mercado de bonos de los EE UU, a los que se les adiciona la *tasa de riesgo país* (trp). Para definir la primera de estas componentes, se ha considerado la *tasa de los fondos de la reserva federal* de EE UU (*The Federal Funds Rate*), correspondiente a la década de los noventa (1989-1998), adoptando el *promedio*. Este valor resultó en 5.145%. Al valor obtenido, debe adicionársele el valor de la trp , (para conferirle el carácter *libre de riesgo*). En el cálculo de la trp , se considera el *spread* (diferencia) del rendimiento del *Floating Rate Bond* (FRB) de Argentina, sobre bonos norteamericanos de igual vida promedio para el mismo período anterior. Se

obtiene un valor de 550 puntos básicos (5.50 %). Resulta, entonces: $t_f = 10.645\%$; **2)** Riesgo Sistemático de la Industria Eléctrica, r_{SIE} : Se adoptó el vigente para empresas de distribución eléctrica en los EE UU, $r_{SIE} = 0.4156$; **3)** Tasa de Retorno según una Cartera Diversificada (portfolio) de Inversiones, t_m : se adoptó el promedio de los rendimientos de una cartera diversificada en la Argentina, derivada de las Administradoras de Fondos de Jubilaciones y Pensiones, AFJP. Fue considerado el período que va desde Julio de 1994 a Diciembre de 1997. Al ser un período muy corto, se consideró el 65% del *valor promedio* correspondiente, amortiguando una tendencia de crecimiento ficticia. Se obtiene: $t_m = 20.66\% \times 0.65 = 13.42\%$.

La *tasa de retorno determinística*, dada por la ecuación (1), resulta:

$t_{CAPM} = 10.645\% + 0.4156 \times (13.42\% - 10.645\%) = 11.8\%$. Para su extensión al dominio difuso, se ha supuesto que el parámetro r_{SIE} es un número *crisp*, mientras que las tasas restantes tienen incertidumbres en su evolución. La construcción de la t_{CAPM} , responde un *análisis de sensibilidad* sobre su valor de mayor verosimilitud ($t_{CAPM}^{MV} = 11.8\%$). Se tiene:

$t_{CAPM} = (t_{CAPM}^{MV} - 0.15 \times t_{CAPM}^{MV}); (t_{CAPM}^{MV} - 0.05 \times t_{CAPM}^{MV}); (t_{CAPM}^{MV} + 0.05 \times t_{CAPM}^{MV}); (t_{CAPM}^{MV} + 0.15 \times t_{CAPM}^{MV}) = (10.03; 11.21; 12.39; 13.57)\%$.

El *Factor de Recuperación de Capital determinístico*, depende, a parte de la variable t_{CAPM} , de la *vida útil* del equipamiento.

El *parámetro vida útil*, ha sido considerado un valor *crisp*. Es función de la Etapa del sistema, clasificada como sigue: **1)** ELSbT (30 años): Líneas de Subtransmisión en 33 [kV]; **2)** ESbTMT (30 años): Subestaciones 33/13.2 [kV]; **3)** ELMT (25 años): Líneas de MT en 13.2 [kV]; **4)** EMTBT (20 años): Subestaciones 13.2/0.38 [kV] y **5)** ELBT (20 años): Líneas de BT.

Con estos valores, aplicados sobre la expresión (4) y considerando la t_{CAPM} calculada, se obtuvieron los siguientes **FRC**:

$FRC_{ELSBt} = FRC_{ESbTMT} = (0.1060; 0.1169; 0.1277; 0.1385)$

$FRC_{ELMT} = (0.1101; 0.1205; 0.1309; 0.1413)$

$FRC_{EMTBT} = FRC_{ELBT} = (0.1174; 0.1272; 0.1371; 0.1470)$

B) Criterio PERD: Se emplea el método presentado en **2.2.B.3**. Para el costo de las pérdidas, adoptando el valor *crisp* fijado por CAMMESA (Compañía Administradora del Mercado Mayorista Eléctrico S.A) para la Etapa de Compra (SbT, en este caso): 5.4 [\$/kW-mes]. Este valor, de máxima posibilidad/verosimilitud, se extiende al dominio difuso con la misma estructura empleada para obtener t_{CAPM} . Según lo dicho en **2.2.C.2**, Resulta: $CPD_{ESbT}^{Perd} = (4.59; 5.13; 5.69; 6.21)$.

C) Criterio ENS: El costo en concepto de Energía No Suministrada que fija la regulación, depende de la *categoría tarifaria* (cabe aclarar que la paridad dólar- peso en 1998 resultaba de 1:1). Se tienen los siguientes valores *crisp*: **1)** Residencial y General (*no industrial*): 1.4 [\$/kWh]; **2)** Grandes Demandas en BT: 2.27 [\$/kWh] y **3)** Grandes Demandas en Media Tensión: 2.71 [\$/kWh]. Se aplica sobre aquellas interrupciones mayores de 3 [min]. El período de referencia para las *tasas de falla* en los *modelos de confiabilidad*, es el *año*. Sin embargo, el control fijado por regulación es *semestral*. Para compatibilizar ambos períodos, se ha evaluado si las tasas de falla imputables a los diferentes componentes del sistema, difieren de un semestre a otro. Ello puede deberse,

fundamentalmente, a factores climáticos (nieve y viento en ciertas épocas del año) en diferentes geografías (zona céntricas, de montaña y/o boscosas) del área abastecida. Luego, las penalizaciones correspondientes fueron *anualizadas*.

D) Criterio ESMCC: La penalización resulta aplicable *cuando los niveles de tensión registrados vulneran los comprometidos durante un tiempo mayor al 3% del período de medición*. Este es el sentido de definir una *distribución posibilidad de persistencia*, en general, no obstante la hipótesis adoptada, que se explica en **1)**. Los valores *crisp* de penalización se presentan en la TABLA 1 (zona Urbana). Como se dijo, se definen en términos relativos a la *variación de la tensión nominal*: $\Delta u_u = |u_{Nom} - u| / u_{Nom}$, siendo *u* la *tensión registrada*. Considerando el *alto grado de radialidad* que caracteriza al sistema en estudio, se ha procedido del siguiente modo: **1)** La *persistencia de la tensión fuera de tolerancia*, se supone un *número crisp* igual a 1. Esto implica que la *distribución de posibilidades de tensión de nodo fuera de tolerancia más de un tiempo t*, se reduce a la *distribución de posibilidades de la tensión de nodo (fuera de tolerancia) resultado del Flujo de potencia Difuso*; **2)** Las simulaciones (*perfiles de tensión difusa*), proceden cuando tiene lugar el pico de demanda; **3)** Para la construcción de la *curva de costos* que requiere el procedimiento descrito en el apartado **2.2.C.4**, se *linealizaron* (regresión lineal por mínimos cuadrados) los escalones de la TABLA 1. Se construye, entonces, la curva $C_{ESMCC}(u)$.

E) Criterio NCA: La penalización por NCA es valorizada en términos del *apartamento del típico constructivo empleado, respecto del establecido para cada zona*. Se expresa como una *fracción del costo correspondiente al típico constructivo establecido*, que va en aumento con el grado de impacto visual provocado por el típico empleado. Las zonas identificadas son cinco, y van desde áreas rurales a zonas boscosas altamente protegidas de impactos. Como ejemplo, se presentan las penalizaciones para Típicos Constructivos (TC) de Subestaciones en MT, tal como se considera en la simulación. Para los TC de Líneas, el procedimiento es completamente análogo. Entre paréntesis se indica la penalización como fracción del costo.

Zona I: Típico Definido: Subterráneo; Apartamento Bajo: Subestación a Nivel (0.2); **Apartamento Medio:** Subestación con Plataforma (0.4); **Apartamento Alto:** Subestación Monoposte (0.6). Los valores difusos se obtienen siguiendo la misma construcción presentada para la t_{CAPM} .

3.3. Definición de Variantes en el Espacio de Búsqueda y Formulación del Problema de Optimización Difusa

El problema de optimización se divide en 5 Etapas. Las *variantes* identificadas en el Corto Plazo, surgen de una optimización de Largo Plazo. Se tiene: {**Etapa I:** 5 Variantes; **Etapa II:** 4 Variantes; **Etapa III:** 4 Variantes; **Etapa IV:** 3 Variantes; **Etapa V:** 1 Variante (final)}. A los efectos de que las *variantes sean comparables*, según aspectos financieros, el Agregado de Costos de Oportunidad (CAgr) correspondiente a los criterios analizados, *debe referirse a un mismo momento del tiempo*. Por ello se formula la función Valor Presente Neto Difuso (VPN) del CAgr para el SDEE. La referencia, es la “etapa cero” (año 1998). El SDEE, tiene allí cierto costo CD_0 , dado por el Valor a Nuevo de Reemplazo de sus componentes (criterio regulatorio). Entonces, en la

variante/estado final del Espacio de Búsqueda, se tendrá una suma del \mathbf{CD}_0 $\langle + \rangle$ Min {VPN (CAgr)}, resultado de la *dinámica*. La Función Objetivo, siendo \mathbf{CD}_0 invariable, resulta: $\mathbf{FO} = \mathbf{VPN}(\mathbf{CAgr})$. El VPN *crisp*, es definido como: $\sum_{i=1}^n \{ \mathbf{CAgr}_i / (1 + t_{\text{CAPM}})^i \}$. Deberá extenderse al dominio difuso, lo cual supone el cuidado con las *incertidumbres dependientes* (t_{CAPM}). El problema queda formulado, entonces, como sigue:

$$\text{MIN } \{ \mathbf{FO} = \{ \sum_{j=1}^n \{ \mathbf{CAgr}_j / (1 \langle + \rangle t_{\text{CAPM}})^j \} \Theta_{i,r}^T \} \rightarrow \text{Min CPDD}$$

Sujeto a:

$$\begin{aligned} \Theta_{i,r}^T &\leq \Theta_{\text{ext}}^T = 0.8 \rightarrow \text{Riesgo Extrínseco} \\ S_n^T &\leq S_{\text{ext}}^T = 0.3 \times \text{MIN } \{ \mathbf{FO}^{\text{MP}} \} \rightarrow \text{Sorpresa Extrínseca} \end{aligned} \quad (16)$$

S_{ext}^T se fijada en un 30% del *valor más posible* (MP) de la Función Objetivo.

3.4. Resultados Obtenidos

Los VPN (CAgr), al valorizar cada criterio en cada variante, se presentan en la TABLA 2. Se han subrayado los estados que integran la Trayectoria más Satisfactoria, que respeta las restricciones 1) y 2) de la formulación (16). Se han empleado $\text{NDTr}(\text{ndtr}_{\text{izq}}; \alpha = 1; \text{ndtr}_{\text{der}}; \alpha = 1; [\text{ndtr}_{\text{izq}}; \alpha = 1 - \text{ndtr}_{\text{izq}}; \alpha = 0]; [\text{ndtr}_{\text{der}}; \alpha = 0 - \text{ndtr}_{\text{der}}; \alpha = 1])$. En la TABLA 3, se presentan los VPN de los costos desagregados difusos, para cada criterio, en tal Trayectoria. Resultan (TABLA 2): $\Theta_{i,a}^T = 1$; $\Theta_{i,r}^T = 0.9$. El segundo, es el *riesgo intrínseco real*, obtenido aplicando el *backtracking para desacoplar incertidumbres dependientes acopladas en la dinámica*. Al no cumplirse la restricción 1), se aplica el *criterio del Mínimo Colapso de los Arrepentimientos Difusos sobre la comparación parcial crítica*, que lleva al estado [1, III]. Resulta eliminada la variante que no modifica la trayectoria, obteniéndose un *riesgo intrínseco de primera opción* $\Theta_{i,r}^{T,1} = 0.78$, que sí satisface 1). El valor de la *sorpresa intrínseca*, depende del *criterio de colapso*. Empleando cualquiera de los presentados en el Modelo Teórico general (Rem, GHC, TDC ó CM), se obtiene una *sorpresa* muy inferior a la *extrínseca* y resulta eliminada la misma variante (como debe ser). Resulta, aplicando el Rem, $S^{T,1} = 47.5$ [k\$/año].

Respecto del Control Regulatorio, en la TABLA 4 se presentan los *segmentos de confianza* en los costos CINV (VPN de las anualidades de la inversión), al *riesgo intrínseco obtenido*. En cada Etapa, *el control podría aplicarse sobre la anualidad de la inversión agregada, observando si vulnera alguno de los extremos del segmento de confianza correspondiente*. Si así ocurriese, *el esquema planteado supone la desagregación de los costos limitados por tal segmento*. Podrá observarse, de tal modo, si una *sobre-inversión* no acompañó a la *mejora en los costos posibles de No Calidad*, en cualquiera de sus formas. O bien si una *sub-inversión* es la responsable de los mismos. Adicionalmente, *el control puede emplearse para evaluar si los niveles de inversión (que anualizados y por cada [kW] de capacidad instalada equivalen al CPD), se compadecen con los costos agregados de no calidad*. Esto es: si el CPD está en un segmento de confianza "bajo", *puede que las penalizaciones no resulten en el valor que la sociedad confiere al hecho de disponer de un servicio de calidad*. Si el CPD está en un segmento de confianza "alto", *tal vez la calidad esté sobre-valorizada, en términos de lo que los usuarios requieren*. Cualquiera de los dos casos, *llevaría a re-plantear el valor de las penalizaciones*. Este

proceder, constituye *una forma de integrar esta incertidumbre de valor al modelo, resolviendo con penalizaciones diferentes*. Será la *autoridad regulatoria* quien deba evaluar tales situaciones.

4. CONCLUSIONES

Adicionalmente a los enunciados en los desarrollos y cálculos precedentes, se sintetizan los siguientes aspectos del trabajo:

1) El Modelo propuesto de Optimización Difusa, es de *aplicación general para problemas en los cuales se intente preservar una representación de las incertidumbres, que afectan a múltiples criterios*. La condición es que *los mismos tengan una medida de mérito común (agregable)*. No obstante, ha sido concebido para tratar *específicamente* con la Planificación (de Corto/Mediano plazo) y Control de SDEE, *sujetos a esquemas regulatorios por incentivos*.

2) Así entendido, *está pensado para su aplicación desde la perspectiva del Regulador*. También *puede contribuir a la simetrización de la información regulador-regulado*. Tal *asimetría, constituye un problema inherente a la regulación de monopolios naturales no disputables*. Basta con que un sistema (informático) que implemente el modelo, esté a disposición de ambos actores al momento de las revisiones tarifarias.

3) La forma en que los criterios difusos han sido formulados, y costeados, es *original*. Pero pueden existir *otras propuestas*, que se adecúen mejor al contexto regulatorio de cada empresa distribuidora.

4) Para el criterio ESMCC, se hace especial énfasis en preservar la construcción de las curvas propuestas, a efectos de obtener un costo difuso asignable al mismo. Esta construcción *tiene la ventaja de permitir que toda tensión difusa penalizable, que exhiba un valor de máxima verosimilitud inferior al umbral de riesgo intrínseco aceptado, no suponga costo alguno*. En efecto, aceptando tal riesgo, estos valores de tensión *no se presentarán* (o bien, *ocurrirán, persistentemente, con una certidumbre inferior*).

5) Se destaca, por último, que el Modelo propuesto ha sido empleado en empresas reales, en oportunidad de sus controles tarifarios.

5. FIGURAS Y TABLAS

FIGURA 1: Árbol de Futuros Difusos aplicado a la Estimación de la Demanda

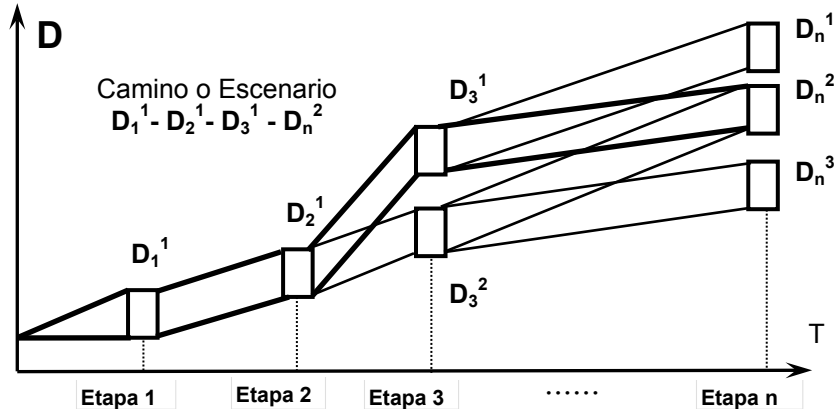


FIGURA 2: Construcción de la Distribución de Posibilidades correspondiente al Costo Difuso asociado a la ESMCC en un nodo genérico del SDEE

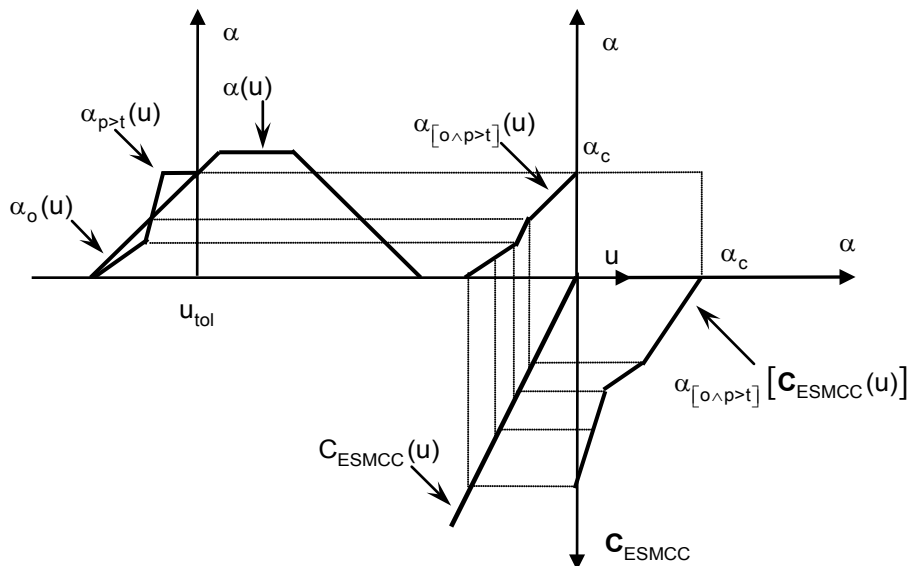


TABLA 1: Penalizaciones en Áreas Urbanas - ESMCC [\$/kWh]

$0.05 \leq \Delta u^u < 0.06 \rightarrow$ 0.013	$0.12 \leq \Delta u^u < 0.13 \rightarrow$ 0.300
$0.06 \leq \Delta u^u < 0.07 \rightarrow$ 0.026	$0.13 \leq \Delta u^u < 0.14 \rightarrow$ 0.700
$0.07 \leq \Delta u^u < 0.08 \rightarrow$ 0.039	$0.14 \leq \Delta u^u < 0.15 \rightarrow$ 1.100
$0.08 \leq \Delta u^u < 0.08 \rightarrow$ 0.052	$0.15 \leq \Delta u^u < 0.16 \rightarrow$ 1.400
$0.09 \leq \Delta u^u < 0.10 \rightarrow$ 0.070	$0.16 \leq \Delta u^u < 0.18 \rightarrow$ 1.800
$0.10 \leq \Delta u^u < 0.11 \rightarrow$ 0.086	$\Delta u^u \geq 0.18 \rightarrow 2.000$
$0.11 \leq \Delta u^u < 0.12 \rightarrow$ 0.100	

TABLA 2: Costos Difusos Agregados [k\$/año] – Referidos a 1998

[Tr]	CAgregado-VPN				[Tr]	CAgregado-VPN			
[1,0; 1,I]	116.3	129.4	25.3	33.1	[2,II; 1,III]	96.30	106.6	19.4	25.3
[1,0; 2,I]	157.8	174.8	34.3	44.7	[2,II; 2,III]	104.7	115.9	21.1	27.5
[1,0; 3,I]	174.5	194.2	37.2	49.7	[2,II; 3,III]	108.3	120.8	21.9	28.6
[1,0; 4,I]	168.7	187.8	36.7	48.1	[2,II; 4,III]	163.4	180.8	32.6	42.8
[1,0; 5,I]	162.8	181.2	35.4	46.4	[3,II; 1,III]	125.7	139.0	25.3	32.9
[1,I; 1,II]	92.80	103.0	17.4	25.2	[3,II; 2,III]	109.9	121.5	22.9	29.6
[1,I; 2,II]	107.3	118.5	22.3	29.1	[3,II; 3,III]	103.8	112.2	20.0	25.9
[1,I; 3,II]	116.1	128.8	24.2	31.6	[3,II; 4,III]	141.4	156.5	24.4	37.1
[1,I; 4,II]	250.7	278.2	52.2	68.2	[4,II; 1,III]	121.4	135.5	24.5	31.9
[2,I; 1,II]	130.1	144.3	27.1	35.4	[4,II; 2,III]	109.2	121.7	22.6	29.4
[2,I; 2,II]	120.7	133.9	25.2	32.8	[4,II; 3,III]	105.8	116.9	20.0	26.3
[2,I; 3,II]	139.3	154.5	29.0	37.9	[4,II; 4,III]	188.5	208.6	37.9	49.5
[2,I; 4,II]	273.0	302.9	56.9	74.3	[1,III; 1,IV]	122.2	135.8	26.0	33.9
[3,I; 1,II]	149.3	164.3	30.8	32.8	[1,III; 2,IV]	183.3	203.7	38.2	50.9
[3,I; 2,II]	120.7	133.9	25.2	32.8	[1,III; 3,IV]	152.7	169.8	32.5	42.5
[3,I; 3,II]	182.0	201.9	34.0	49.5	[2,III; 1,IV]	219.8	244.4	46.8	61.2
[3,I; 4,II]	282.8	313.7	58.9	76.9	[2,III; 2,IV]	140.5	156.2	29.9	39.0
[4,I; 1,II]	134.7	149.4	28.1	36.6	[2,III; 3,VI]	171.0	190.1	36.4	47.6
[4,I; 2,II]	130.0	144.2	27.1	35.4	[3,III; 1,IV]	142.3	159.1	31.2	41.0
[4,I; 3,II]	195.0	216.4	40.6	53.1	[3,III; 2,IV]	158.9	176.5	32.9	44.1
[4,I; 4,II]	282.0	312.9	58.2	76.7	[3,III; 3,IV]	154.1	179.2	36.3	44.0
[5,I; 1,II]	106.8	118.5	22.3	29.0	[4,III; 1,IV]	177.2	196.9	35.9	49.3
[5,I; 2,II]	130.0	144.2	27.1	35.4	[4,III; 2,IV]	172.1	191.6	37.4	48.3
[5,I; 3,II]	156.7	173.9	30.1	42.6	[4,III; 3,IV]	151.8	168.6	31.1	41.3
[5,I; 4,II]	195.0	216.4	40.6	53.0	[1,IV; 1,V]	123.2	136.8	24.9	35.9
[1,II; 1,III]	83.80	92.7	16.8	21.9	[2,IV; 1,V]	165.4	183.7	35.1	45.9
[1,II; 2,III]	96.30	106.6	19.4	25.3	[3,IV; 1,V]	183.7	204.2	38.9	51.0
[1,II; 3,III]	117.3	129.8	23.6	30.8					
[1,II; 1,III]	175.9	196.7	35.4	46.2					

$$[T^s]^{Transp} = [\Theta^{T,1}_{i,r} = 0.78; S^{T,1} = 47.5] \quad \Theta^{T,1}_{i,a} = 1; \quad \Theta^{T,1}_{i,r} = 0.9; \quad \Theta^{T,1}_{i,r} = 0.78$$

TABLA 3: VPN (Difuso) Desagregado [k\$/año] en la Trayectoria Más Satisfactoria

ETAPA I: { **CINV**[61.7; 68.6; 13.4; 17.6]; **CPERD**[13.9; 15.5; 3.0; 4.0]; **CENS**[11.6; 12.9; 2.5; 3.3]; **CESMCC**[5.80; 6.50; 1.30; 1.60]; **CNCA**[23.3; 25.9; 5.10; 6.60] }

ETAPA II: { **CINV**[109.8; 122.1; 22.8; 30.7]; **CPERD**[25.1; 27.9; 5.2; 7.0]; **CENS**[21.9; 24.3; 4.5; 6.1]; **CESMCC**[11.4; 12.7; 1.30; 3.20]; **CNCA**[40.9; 45.5; 8.50; 11.4] }

ETAPA III: { **CINV**[157.2; 174.5; 32.4; 43.1]; **CPERD**[32.6; 36.3; 6.7; 8.9]; **CENS**[32.8; 36.4; 6.7; 8.9]; **CESMCC**[16.9; 18.7; 2.4; 4.6]; **CNCA**[53.4; 59.3; 11.10; 14.70] }

ETAPA IV: { **CINV**[209.7; 232.9; 43.6; 57.7]; **CPERD**[47.3; 52.5; 9.8; 13.0]; **CENS**[56.0; 62.2; 11.7; 15.4]; **CESMCC**[30.3; 33.7; 5.2; 8.3]; **CNCA**[71.8; 79.7; 14.90; 19.80] }

ETAPA V: { **CINV**[257.8; 286.2; 53.3; 71.7]; **CPERD**[62.1; 68.9; 12.8; 17.3]; **CENS**[79.4; 88.1; 16.4; 22.3]; **CESMCC**[42.6; 47.4; 7.7; 11.9]; **CNCA**[96.4; 107.1; 19.9; 27.0] }

TABLA 4: Segmentos de Confianza del **CINV** [k\$/año]. $\Theta^{T,1}_{i,r} = 0.78$

ETAPA I: [58.00; 73.30] → **ETAPA II:** [103.8; 130.3]

→

ETAPA III: [148.6; 185.9] → **ETAPA IV:** [198.1; 248.2] →

ETAPA V: [243.6; 305.3]

CAPÍTULO IV

MODELO 6

HIPERHEURÍSTICA BASADA EN RAZONAMIENTO CON DOMINIO EN METAHEURÍSTICAS X-PSO MULTIOBJETIVO HY X-FPSO CBR

PARTE 1) DESARROLLOS TEÓRICOS DEL ALGORITMO HIPERHEURÍSTICO HY X-FPSO CBR

HIPERHEURÍSTICA BASADA EN RAZONAMIENTO CON DOMINIO EN METAHEURÍSTICAS X-PSO MULTI OBJETIVO HY X-FPSO CBR. APLICACIÓN SOBRE UNA OPTIMIZACIÓN DINÁMICA POSIBILÍSTICA

PARTE 1) DESARROLLOS TEÓRICOS DEL ALGORITMO HIPERHEURÍSTICO HY X-FPSO CBR

.- RESUMEN

En el presente trabajo se desarrolla el marco conceptual/teórico relativo a una novedosa HiperHeurística, basada en Razonamiento y aplicada en el dominio de MetaHeurísticas variantes de la Optimización Por Enjambre de Partículas (PSO), denominadas X-PSO, MultiObjetivo. Esta HiperHeurística, referida como HY X-FPSO CBR (Case Based Reasoning) emplea, como mecanismo de selección de la forma X de la MetaHeurística FPSO a ser aplicada en cierta instancia de decisión, una Función de Elección aproximada mediante una Red Neuronal Artificial tipo Retropropagación. Para el diseño y, particularmente, entrenamiento de la misma, son considerados aspectos relativos a los Principios de la Inteligencia de Grupo y las habilidades que cada forma X-FPSO exhibe para satisfacerlos, así como las características del Espacio de Búsqueda, inherentes a la Clase de Problemas que deben resolverse mediante la HiperHeurística propuesta: Establecer el Espacio de Estados requerido por una Optimización Dinámica Posibilística sobre la Planificación de Mediano/Corto Plazo de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE).

1. INTRODUCCIÓN

La aplicación de HiperHeurísticas en problemas para los que se pretenden soluciones de calidad, obtenidas en un tiempo menor al que proporcionan los Algoritmos Heurísticos o MetaHeurísticos, tiene una trayectoria de larga data en el estado del arte. Se podrá apreciar, en la Sección 2., la extensa bibliografía analizada al respecto, y los años en los que sus aportes han sido introducidos. Sin embargo, en algún punto de los desarrollos de la investigación, comenzaron, de manera paralela, a buscarse mejoras, por un lado, en la autoadaptación de los parámetros de diversas MetaHeurísticas, extensiones de las mismas al dominio MultiObjetivo y a la solución de Clases de Problemas, en lugar de obtener especializaciones sobre problemas específicos, y, por el otro, a proponer una línea de evolución de las HiperHeurísticas que sea capaz de realizar las mismas tareas. Si bien se presentará una definición formal, la diferencia entre una HiperHeurística y una MetaHeurística estriba en el mayor nivel de abstracción que la primera exhibe respecto de la segunda: la HiperHeurística tiene como dominio el espacio de Heurísticas o MetaHeurísticas, mientras que la MetaHeurística se aplica sobre el espacio de soluciones. Parece razonable componer una estrategia que utilice las mejores Heurísticas o MetaHeurísticas, en cierta instancia de decisión, para

continuar la búsqueda de soluciones, avanzando en una mejora de la calidad de las mismas y minimizando el tiempo requerido. En este trabajo es propuesta una HiperHeurística novedosa, que aprovecha los desarrollos MetaHeurísticos en torno a la Inteligencia de Grupo y la caracterización del Espacio de Búsqueda que los problemas de Optimización, en el dominio de los Sistemas de Distribución Eléctrica (SDEE), exhiben. Puede hablarse por ello de una Clase de Problemas, pero sin acotarlos a los SDEE. En esta primera parte del trabajo, se establecen los lineamientos teóricos para el diseño de la aquí referida como HiperHeurística Basada en Razonamiento (Case Based Reasoning - CBR) con Dominio en Variantes X de la MetaHeurística PSO MultiObjetivo: HY X-FPSO CBR. Como se verá, la extensión de una forma X-PSO MonoObjetivo, al dominio MultiObjetivo, se sustenta en Conjuntos Difusos (Fuzzy Sets). De aquí el acrónimo X-FPSO, en lugar de referir X-PSO MultiObjetivo. El trabajo se organiza como sigue: En la Sección 2., se presentan los conceptos de Heurística, MetaHeurística e HiperHeurística, con detenimiento en esta última, particularmente en la clasificación relativa a los métodos reconocidos, en el estado del arte, para el Aprendizaje/Selección de la Heurística/MetaHeurística más apta a aplicar en cierta instancia de decisión. En la Sección 3., se aborda el desarrollo de la HiperHeurística propuesta. Se plantean los Principios de la Inteligencia de Grupo en los que se sustenta, las X formas de la MetaHeurística PSO MultiObjetivo, consideradas candidatas para componer su dominio, y la caracterización del Espacio de Búsqueda para la Clase de Problemas a Resolver. Adicionalmente, se establece la habilidad que cada forma X-FPSO exhibe para satisfacer, en mayor o menor grado, los cinco Principios de la Inteligencia de Grupo. Finalmente, con esta información, se propone el diseño de una Red Neuronal Artificial de Retropropagación, para que capte en sus patrones de entrada/salida, los aspectos identificados como característicos y que relacionan: Soluciones, formas X-FPSO y habilidad en la Inteligencia de Grupo y Espacio de Búsqueda en la Clase de Problemas abordados. Esta Red Neuronal aproximará una función que tendrá como patrón de salida o respuesta a cierto patrón de entrada, la forma X-FPSO más apta para continuar la estrategia de búsqueda, a partir de cierta instancia de decisión. Finalmente, en la Sección 4., son presentadas las conclusiones más.

2. HEURÍSTICAS, METAHEURÍSTICAS E HIPERHEURÍSTICAS

2.1. Métodos Heurísticos

La etimología del término Heurística, proviene de la palabra griega heuriskein que se traduce como encontrar. En el contexto del presente trabajo, es necesaria una definición, en tanto Método Heurístico. Más allá de las múltiples interpretaciones y de la vastísima bibliografía al respecto, se propone aquí la siguiente definición de Método Heurístico:

Un Método Heurístico constituye un procedimiento para resolver un problema de optimización bien definido, mediante una aproximación intuitiva, en la que la estructura del problema se utiliza de forma inteligente para obtener una buena solución.

Desde la definición propuesta, el método está dirigido a un problema específico, del cual se conocen sus características (bien definido), al efecto de

sacar provecho de ellas en la estrategia de búsqueda concebida. La pregunta que cabe hacerse es: ¿cómo poder aprovechar las similitudes que ciertos problemas, fundamentalmente de carácter combinatorio, exhiben, cuando un método Heurístico ha generado muy buenos resultados? Esta es la idea que subyace bajo el concepto de MetaHeurística.

2.2. MÉTODOS METAHEURÍSTICOS

El término MetaHeurística, deriva del complemento entre la palabra heuriskein y el prefijo meta, el cual se traduce como más allá de o en un nivel superior de/a. Fue introducido por primera vez por Fred Glover, al presentar el método (MetaHeurístico) denominado Tabu Search (Búsqueda Tabú). Sin embargo, existe una controversia respecto de si una MetaHeurística es diferente de una Heurística, y varias fuentes pueden ser citadas en tal sentido: a) Una MetaHeurística define un Marco de Referencia Algorítmico cuyo Enfoque puede ser especializado para Resolver Problemas de Optimización; b) Una MetaHeurística constituye una Estrategia de Alto Nivel que Guía/Conduce Heurísticas en la Búsqueda de Soluciones Factibles. Si se toma en consideración a), se tiene un método Heurístico, entendido como un marco de referencia algorítmico. En cambio, según b), se observa una respuesta a la pregunta referida. Siguiendo esta línea, se adoptará la siguiente definición:

Una MetaHeurística se define como un proceso iterativo que guía una Heurística subordinada, combinando diferentes conceptos para explorar y explotar las características que pueda exhibir el espacio de búsqueda.

Frecuentemente, al considerar la referencia al término proceso iterativo, se suele hablar de Algoritmo MetaHeurístico. En el presente trabajo, se utilizarán de manera indistinta, los términos MetaHeurística, Algoritmo MetaHeurístico o Método MetaHeurístico. Idénticamente para las Heurísticas.

2.3 Concepto de HiperHeurística

2.3.1 Introducción

Las MetaHeurísticas constituyen, en general, métodos especializados de búsqueda sobre un espacio de posibles soluciones de un problema, si bien su grado de especialización, es menos restringido que el de las Heurísticas, conforme las definiciones adoptadas desde el estado del arte. Resultan eficientes, en términos de su capacidad de localizar soluciones de buen nivel de aptitud, aún las extendidas al dominio de optimización multiobjetivo, dependiendo, en este último caso, de la MetaHeurística utilizada y de la función de aptitud para ponderar el mérito simultáneo en la satisfacción de los múltiples objetivos pretendidos. Sin embargo, exhiben dos limitaciones importantes: a) Se requiere de un ajuste previo de parámetros según el tipo de problema a resolver, de manera que la imposibilidad de automatizar dicho ajuste, limita la extensión de la aplicación de una MetaHeurística, para la búsqueda de soluciones sobre Clases de Problemas. Suponen, en su mejor performance, un grado detallado relativo al conocimiento sobre el dominio del problema a resolver, para poder generar resultados de calidad. Tal situación redundante en la limitación referida, sobre la reutilización en otros dominios de aplicación e, inclusive, en instancias diferentes (un contexto de datos muy distinto, por caso)

del mismo tipo de problema para la cual se especializan, mediante el ajuste externo de sus parámetros; b) Por lo general el tiempo de cómputo requerido, resulta muy elevado, situación crítica si se pretendiese aplicar a problemas de optimización en tiempo real. Por tales motivos, las MetaHeurísticas son consideradas con frecuencia como técnicas falibles. Si bien, en trabajos previos, se ha podido reducir el impacto de la limitación indicada en a), mediante la combinación de los principios de la Inteligencia de Grupo y los Algoritmos Evolutivos, y extendiendo sus capacidades de autoajuste de parámetros a las optimizaciones multiobjetivo a partir, por caso, de la MetaHeurística, sobre el punto b) no se han producido importantes avances. De esta manera, la corriente de pensamiento en Soft Computing, relativa al campo de la optimización, comienza a plantearse soluciones que no revisten el carácter de óptimas. Aún en problemas determinísticos pues, si el contexto de decisión está dominado por incertidumbres, ha sido introducido y fundamentado el concepto de solución satisfactoria, como sustitución lógica de la solución óptima. Surge, de tal modo, el concepto de solución “suficientemente buena”, la cual permite proponer métodos de mayor generalidad para resolver diferentes tipos de problemas y, a su vez, que las soluciones puedan ser obtenidas requiriendo menores tiempos de cómputo. Este es el concepto que subyace en la idea primigenia de las Hiperheurísticas: Dado que diferentes Heurísticas simples, exhiben diferentes fortalezas y debilidades, una estrategia más eficiente en términos de la relación velocidad de respuesta/calidad de soluciones, la constituye su utilización conjunta, para que la ejecución oportuna de cada una pueda compensar las debilidades de las otras. La HiperHeurística, supondría una función, de diferente complejidad, según el caso, tal que examinando las propiedades de las soluciones obtenidas en el proceso de búsqueda y/o las características del espacio en el cual las mismas van presentándose, conmute, si procede, a una Heurística de mejor aptitud, como nuevo proceso a ejecutar en los siguientes pasos de evolución sobre la estrategia definida. Expresada esta idea programáticamente en pseudo-código, se tendría lo siguiente:

```

Si (CondiciónDelProblema(P) == C1) Entonces
    Aplicar Heurística1
Sino
    Si (CondiciónDelProblema(P) == C2) Entonces
        Aplicar Heurística2
    Sino...
FinSi (en C = {C1, C2, ... CH})
    
```

para el conjunto seleccionado de Heurísticas, $C = \{C1, C2, \dots CH\}$, sobre el problema a resolver, P .

2.3.2 Definición de HiperHeurística

Una HiperHeurística puede ser definida, entonces, como una estrategia de búsqueda tal, que, a partir de cierto conjunto pre-establecido de Heurísticas/MetaHeurísticas de bajo nivel, reconocidas como eficientes en la

resolución de problemas pertenecientes a una misma clase, selecciona la que resulte más apta en cada instancia de decisión, identificada mediante algún proceso de aprendizaje, ejecutándola para el hallazgo de buenas soluciones en el menor tiempo posible. Tal estrategia continúa hasta que cierta condición de salida o finalización resulte satisfecha. Por tanto, una HiperHeurística constituye un Algoritmo Heurístico de alto nivel, identificado por el proceso de aprendizaje/selección referido. Sin embargo, no se la refiere como MetaHeurística, conforme la definición adoptada y presentada más arriba, puesto que existe una diferencia muy importante: la MetaHeurística, al igual que las Heurísticas, es aplicada en el espacio de soluciones del problema, mientras que la HiperHeurística es aplicada en cierto espacio de Heurísticas/MetaHeurísticas de bajo nivel. Es decir: una Hiperheurística trata con métodos de solución, mientras que una MetaHeurística trata con las soluciones de cierto problema. El nivel de abstracción de una HiperHeurística resulta, consecuentemente, mayor que el correspondiente a una MetaHeurística.

Es interesante una breve presentación sobre los orígenes y desarrollos del concepto de HiperHeurística: la primera publicación conocida sobre el tema data de 1961; luego, en las siguientes tres décadas (de los 60's a los 90's) se pueden encontrar muy pocos trabajos relacionados. El trabajo de Kitano parecería componer un punto de inflexión, orientado hacia el estudio actual sobre HiperHeurísticas, ya que en la pasada década se produjo un incremento significativo en el interés por este campo de investigación, debido, principalmente: a la posibilidad de tratar problemas reales complejos desde la investigación operativa, a los avances en Soft Computing, y en el hardware soporte de las implementaciones de los mismos. Paralelamente, han proliferado por la misma razón, métodos de búsqueda Heurística y MetaHeurística, pudiendo referirse una gran cantidad de técnicas, entre las que se encuentra la PSO y todas sus variantes tratadas por los autores del presente escrito, entre otras. Las MetaHeurísticas evolucionaron procurando minimizar la necesidad de ajustar externamente sus parámetros, por caso, la EPSO o su extensión al dominio multiobjetivo FEPSO. Paralelamente, lo hicieron las HiperHeurísticas, avanzando en la rapidez y generalización sobre las soluciones posibles de obtener en el dominio de Clases de Problemas. Ambas estrategias, Meta e HiperHeurísticas, parecerían perseguir, actualmente, la misma finalidad. De modo que pueden observarse en el estado del arte, algunas propuestas, como la que en este trabajo es presentada, y que combinan, en el contexto de la definición de HiperHeurística, lo mejor de ambas estrategias. Por supuesto, constituye un campo vastísimo de investigación, con enorme potencial.

2.3.3 Métodos de Aprendizaje/Selección en las HiperHeurísticas

Uno de los puntos básicos de una estrategia HiperHeurística estriba en el desarrollo de métodos de aprendizaje/selección, capaces de identificar cuáles de las Heurísticas/MetaHeurísticas de bajo nivel pre-establecidas resultan más aptas, conforme las instancias de decisión inherentes a la búsqueda de soluciones para el problema abordado. Desde la bibliografía consultada, y

atendiendo a tales métodos, se propone aquí la siguiente clasificación de HiperHeurísticas:

- A) HiperHeurísticas Sin Aprendizaje: las cuales pueden dividirse en A-1) Aleatorias y A-2) Greedy (Codiciosa);
- B) HiperHeurísticas Con Aprendizaje: las cuales admiten la subclasificación siguiente:
 - B-1) Mediante Función de Elección y
 - B-2) Mediante MetaHeurísticas;
- C) HiperHeurísticas Basadas en Razonamiento y
- D) HiperHeurísticas Con Aprendizaje Incremental.

Se subclasifican, si procede, y describen, contemplando la estrategia, el tipo de método y el criterio de mejora en las soluciones, a continuación:

A-1) HiperHeurísticas Sin Aprendizaje Aleatorias: Se observan tres tipos de estrategias:

A-1-1) Aleatoria Simple: La estrategia consiste en elegir la Heurística de bajo nivel en forma aleatoria, desde una distribución de probabilidad uniforme, y el método de aplicación puede acotarse sólo para aquellas Heurísticas que generen movimientos en el espacio de búsqueda, tales que aporten mejoras en las soluciones obtenidas (criterio sólo mejora), o aceptar cualquier movimiento y, por tanto, cualquier Heurística, durante un ciclo de iteraciones pre-establecido (criterio: aceptación de movimiento);

A-1-2) Aleatoria Descendente: La estrategia consiste en seleccionar, también aleatoriamente y desde una distribución uniforme de probabilidades, una Heurística de bajo nivel, y el método supone su aplicación hasta que la misma no aporte mejoras en las soluciones obtenidas;

A-1-3) Permutación Aleatoria: La estrategia consiste en generar aleatoriamente (se omite ya mencionar el empleo de una distribución uniforme de probabilidades) una permutación del vector de Heurísticas, y ejecutarlas en el orden obtenido de la misma forma que en la estrategia Aleatoria Simple;

A-1-4) Permutación Aleatoria Descendente: la estrategia es igual a la anterior, y el método y criterio para la ejecución de las Heurísticas se corresponde con el de la Aleatoria Descendente;

A-2-1) HiperHeurísticas Sin Aprendizaje Greedy: esta estrategia, supone la selección de cada Heurística, mediante un método que evalúa su aptitud, y se la emplea bajo el criterio sólo mejora, es decir, hasta que no produce mejoras en las soluciones alcanzadas, conmutando a otra Heurística del conjunto pre-establecido.

B-1) HiperHeurísticas Con Aprendizaje Mediante Función de Elección: se identifican los siguientes tipos:

B-1-1) Agrupadas: La estrategia consiste en seleccionar la Heurística de aplicación, como el nombre lo indica, mediante una función de elección que analiza, por pares, el rendimiento de cierta Heurística candidata H_k , comparándola con otra del conjunto, H_j , $j \neq k$, mediante la siguiente optimización: si n_h es el número de Heurísticas del conjunto pre-establecido, entonces:

$$\text{Maximizar } j \text{ en } [1..n_h], j \neq k \\ \alpha \times f_1(H_k) + \beta \times f_2(H_k, H_j) - \gamma \times f_3(H_k) \quad (1)$$

siendo f_1 una función que pondera la mejora reciente de la Heurística H_k , f_2 una función que pondera la mejora relativa de las dos Heurísticas (H_k , H_j) aplicadas secuencialmente, y f_3 es una función que representa el tiempo en el cual la Heurística H_k no ha sido aplicada, a través del número de iteraciones desde la última vez en que se empleó; α , β y γ son parámetros definidos externamente. Dependiendo de las características funcionales, el problema puede plantearse como una minimización.

Se tienen dos versiones: con y sin ajuste de tales parámetros, a medida que evoluciona la estrategia de búsqueda;

B-1-2) Múltiples Objetivos:

en esta estrategia, la función de elección supone definido un conjunto de L subobjetivos a satisfacer y en ellos se establecen, en general, diferentes características funcionales para f_1 , f_2 y f_3 en (1), así como parámetros α , β y γ . De manera que la selección de la Heurística candidata H_k se realiza, en las mismas condiciones que la anterior, (1), mediante la siguiente optimización:

$$\text{Maximizar/Minimizar } j \text{ en } [1..n_h], j \neq k, l \text{ en } [1..L] \\ \sum_{l=1}^L \{ \alpha_l \times f_1(H_k) + \beta_l \times f_2(H_k, H_j) - (\gamma_l/L) \times f_3(H_k) \} \quad (2)$$

siendo l el l -ésimo subobjetivo en el conjunto L .

B-2) HiperHeurísticas Con Aprendizaje Mediante MetaHeurísticas:

en este caso, la estrategia se sustenta en la aplicación de una MetaHeurística de alto nivel, capaz de evolucionar en el espacio de Heurísticas (o MetaHeurísticas) de bajo nivel, mejorando, en cierta instancia de decisión, el método abordado para la búsqueda en el espacio de soluciones. Las propuestas son diversas, así como el tipo de MetaHeurística empleada. Son citadas algunas:

B-2-1) Tabu Search: o Búsqueda Tabú, pero se preserva su nombre original, pues así es difundida en la bibliografía, aún la escrita en español; B-2-2) Ant Colony: o Colonia de Hormigas;

B-2-3) Simulated Annealing: o Recocido Simulado;

B-2-4) Computación Evolucionaria: utilizando diferentes esquemas híbridos de selección evolucionaria, mediante operadores evolutivos sobre la población de

reglas Heurísticas. Este enfoque también ha recibido el nombre de soporte en algoritmos meméticos; y

B-2-5) Algoritmos Genéticos: cuya estrategia se describirá brevemente, por encontrarse como la más difundida y representativa desde las HiperHeurísticas soportadas en MetaHeurísticas.

Las HiperHeurísticas basadas en Algoritmos Genéticos tienen como propósito evolucionar sobre el método de solución, y no sobre las soluciones directamente, tarea que le corresponde a las Heurísticas (MetaHeurísticas) de bajo nivel, como se dijo. Típicamente en el Algoritmo Genético, el cromosoma representa una lista de Heurísticas que pueden ser aplicadas sobre la solución actual. Resulta de interés citar el trabajo de Kitano quien fue uno de los primeros en abordar este tipo de HiperHeurísticas, desarrollando un Algoritmo Genético, para el diseño de una Red Neuronal Artificial (se omitirá, dando de aquí en más por sobreentendido, que es Artificial). En el diseño de Redes Neuronales basado en tales algoritmos, generalmente el cromosoma representa las configuraciones posibles de las redes (número de capas ocultas y de neuronas por capa, esencialmente) mediante una codificación directa en el espacio de Redes Neuronales. Kitano, en cambio, propuso una codificación indirecta, que denominó método de codificación gramática, el cual codifica una serie de reglas o Heurísticas que generan las Redes Neuronales. De modo que el Algoritmo Genético se aplicaba en el dominio de tales Heurísticas, y las Heurísticas seleccionadas por la función de aptitud, solidaria al Algoritmo Genético, se aplicaba en el dominio de las configuraciones de Redes Neuronales. De tal Manera, por definición, resulta una HiperHeurística soportada en Algoritmos Genéticos. Los resultados obtenidos por el trabajo de Kitano fueron superiores a los obtenidos por los métodos de codificación directa, y esta estrategia HiperHeurística, fue extendida a diversas clases de problemas.

C) HiperHeurísticas Basadas en Razonamiento: la estrategia que se aplica en este tipo de HiperHeurística, consiste en emplear un conjunto de instancias de decisión/vector de soluciones del problema abordado, para el entrenamiento, por caso, de una Red Neuronal, a los efectos de la detección de patrones de estado/solución u otros elementos pertinentes, que permitan evaluar la aptitud de la Heurística que se está aplicando. Posteriormente, los patrones salida, son considerados en forma exclusiva o complementada con nuevos patrones de entrada, como las instancias anteriores de decisión/vector de soluciones, sobre nuevas instancias de decisión y, con ello, se logra evolucionar sobre el espacio de Heurísticas. Comúnmente, el criterio de selección adoptado para las soluciones obtenidas, es el referido en las HiperHeurísticas Aleatorias Descendentes, como sólo mejora. No obstante, es claro que puede ser propuesto otro criterio, dada la apertura que esta estrategia exhibe, tal y como se ha realizado, en parte, dentro de los aportes que intenta ofrecer el presente trabajo.

D) HiperHeurísticas Con Aprendizaje Incremental: la estrategia consiste en, a partir de instancias de entrenamiento, obtenidas en forma similar a la descrita en la HiperHeurística precedente, deducir iterativamente un conjunto de reglas, las cuales, en instancias de decisión posteriores, pueden ser aplicadas para resolver nuevas instancias. La diferencia respecto de la HiperHeurística Basada en Razonamiento, estriba en la posibilidad de generar nuevas reglas Heurísticas, acotadas por ciertos criterios, que permitan satisfacer las cualidades establecidas en la definición de una HiperHeurística. Específicamente, la rapidez en la obtención de buenas soluciones. Un ejemplo de tal estrategia, la constituye la HiperHeurística XCR.

3. LA HIPERHEURÍSTICA PROPUESTA: HY X-FPSO CBR

3.1 OBJETIVO DEL DISEÑO DE LA ESTRATEGIA HY X-FPSO CBR

El diseño de una HiperHeurística cuya estrategia esté identificada por un dominio de MetaHeurísticas, variantes de la FPSO, X-FPSO, capaces de resolver problemas de optimización MultiObjetivo, responde a la experiencia acopiada por parte de los autores en el empleo y desarrollo de propuestas para tales variantes. Adicionalmente, el tipo de problemas que deben resolverse en la aplicación, para la cual esta HiperHeurística se diseña, constituye una Clase de Problemas, que se puede caracterizar, fundamentalmente, por el Espacio de Búsqueda en sus soluciones.

Las cualidades de cada *solución o partícula del enjambre*, permiten identificar *tres aspectos*, lo cuales constituyen el soporte para la información requerida, en la definición de un mecanismo de selección entre las formas X-FPSO predefinidas, para cierta instancia de decisión del Algoritmo HiperHeurístico, de la variante X *más apta*. Los tres aspectos son: **a)** La relación entre los cinco Principios de la Inteligencia de Grupo que debe satisfacer cualquier MetaHeurística que opere con una población de partículas, **b)** La relación entre el Espacio de Búsqueda caracterizado por la Clase de Problemas a resolver y el Vector Solución obtenido para cierta instancia de decisión y **c)** La habilidad diferenciada que cada forma X-FPSO, exhibe para satisfacer algunos de estos cinco Principios, mejor que el resto.

Los tres aspectos, como pudo observarse en múltiples simulaciones, *trabajan en forma complementaria*. De manera que el objetivo de un Algoritmo HiperHeurístico tal como el HY X-FPSO CBR propuesto, consiste *en brindar soluciones de muy buena calidad, en forma rápida*, comparada con la aplicación de una única forma o variante X-FPSO, mediante un diseño de su estrategia capaz de captar la información sobre estos tres aspectos, en las instancias de decisión más adecuadas. A continuación se presentan los conceptos y desarrollos necesarios en tal diseño.

3.2 PRINCIPIOS DE LA INTELIGENCIA DE GRUPO (IG) (SWARM INTELLIGENCE)

La Inteligencia de Grupo, IG, (o *Swarm Intelligence*) refiere un *tipo de inteligencia artificial*, basado en el comportamiento de *sistemas colectivos*,

auto-organizados. La expresión fue introducida en 1989 por Gerardo Beni. El término *swarm* describió, a su entender, el comportamiento de los autómatas celulares, que exhiben características similares, a las observables en ciertos sistemas biológicos, tales como los *insectos*. De esas características, mencionó: la *descentralización*, *no-sincronización* y *simplicidad en los movimientos* de los miembros del grupo. Además este término tiene una significación que lo trasciende: permite analizar el comportamiento social de grupos de individuos (peces, insectos, pájaros, etc.), identificando el tipo de configuración en sus sistemas de cooperación y auto-adaptación, al efecto de encontrar la manera óptima de alcanzar un objetivo. La *comunicación*, según los biólogos constituye el parámetro *clave* en este proceso, de modo que a las cualidades mencionadas debe incorporársele la *cooperación* entre los individuos del *swarm*. Desde tales consideraciones, pueden ser establecidos *cinco principios* que caracterizan la IG (*Swarm Intelligence Principles*). Estos *principios*, y su breve enunciación, resultan: **1) Proximidad**: Promueve la habilidad que debe exhibir el grupo, para ejecutar cálculos simples de espacio y tiempo en sus movimientos hacia el objetivo pretendido; **2) Calidad**: Promueve la habilidad del grupo para responder a los factores que induzcan mejoras en la aptitud de sus individuos, en el espacio de soluciones; **3) Diversidad de Respuesta**: Promueve la posibilidad de que los individuos tengan respuestas diferentes ante los mismos estímulos; **4) Estabilidad**: Promueve la habilidad de que el grupo permanezca estable, en ausencia de estímulos que induzcan mejoras en las soluciones alcanzadas; y **5) Adaptación**: Constituye un aspecto complementario de la **Estabilidad**, puesto que promueve la habilidad de que los individuos reaccionen ante cualquier cambio en la aptitud de las soluciones alcanzadas.

3.3 La MetaHeurística PSO y sus Formas o Variantes X-PSO MultiObjetivo o X-FPSO

3.3.1 Requerimientos para la Extensión Multiobjetivo de la MetaHeurística PSO: FPSO

El enfoque adoptado en los desarrollos de las MetaHeurísticas más difundidas en la bibliografía especializada fue primigeniamente *MonoObjetivo*. Existen diferentes propuestas en el estado del arte, para extender ciertas MetaHeurísticas al dominio *MultiObjetivo*. Específicamente, para la PSO, se tienen propuestas como la denominada MOPSO (MultiObjective PSO). Al efecto de concebir una función que pondere la aptitud de las soluciones en un contexto MultiObjetivo de optimización, deben satisfacerse *dos requerimientos*: **A) Pareto-Dominancia en las soluciones**: las soluciones igualmente óptimas deben satisfacer una *escala pareto-dominate*, lo cual supone que si dos soluciones componen un *frente pareto-óptimo*, ninguna de ellas puede ser mejorada en cierto objetivo, sin empeorar, al menos, en uno de los restantes (*soluciones no dominadas*), y resultan igualmente preferibles o aptas. Por el contrario, dos soluciones exhibirán dominancia en este sentido, si una de las dos mejora, respecto de la otra, cierto objetivo, sin empeorar el resto. La *dominante* resultará, así, *preferible o más apta*; **B) Compatibilidad Métrica**

respecto del Espacio de Búsqueda: en general, aún para los Algoritmos MetaHeurísticos MonoObjetivo, el diseño de una función de aptitud que no introduzca una *métrica* adecuada para definir el mérito de las soluciones obtenidas, evidenciará ciertas limitaciones que, erróneamente, pueden asociarse con el algoritmo o con la especificación de los parámetros en el modelo formal. Este efecto, se pronuncia aún más al extender la MetaHeurística considerada al contexto MultiObjetivo. El Espacio de Búsqueda, tiene una influencia sustancial. Múltiples variables de decisión, discretas, con intervalos estrechos en sus valores factibles, y buenas soluciones muy dispersas en tal espacio, impactan fuertemente sobre la compatibilidad que debe guardar la métrica de la función de aptitud, respecto de los estímulos que induce sobre los agentes, para explorar eficientemente el espacio de búsqueda. Este aspecto, ha sido muy estudiado para los aportes del presente trabajo. A modo de síntesis, puede decirse que: *para las MetaHeurísticas sustentadas en la IG, una función de aptitud resultará métricamente compatible con el espacio de búsqueda, en la medida que pueda propiciar el cumplimiento de los cinco principios enunciados.*

Otro aspecto que debe ser mencionado, particularmente en la Clase de Problemas que debe resolver la HiperHeurística propuesta, analizado por los autores como objetivos individuales aplicando variantes de la MetaHeurística FPSO, son las *incertidumbres no estocásticas de valor*, que siguen el paradigma de riesgo planteado por Keynes. Las mismas se presentan en las magnitudes de cada criterio cuyo mérito quiere maximizarse en la optimización. Los dos requerimientos anteriores adscriben, implícitamente, a un paradigma en el cual se tiene *certeza* respecto las preferencias entre los objetivos, o bien sobre el grado de satisfacción que el alcance de cierto objetivo individual, produce en el tomador de decisiones. Adicionalmente, en la teoría de preferencias, tal paradigma reconoce sólo *incertidumbres de naturaleza estocástica*. Los procesos de toma de decisión, conforme este paradigma, se establecen en un entorno de riesgo tal, que puede representarse por algún *conjunto equivalente de situaciones de certeza*. En última instancia, esto implica sostener que, en el Universo de Decisión, todos los estados de la naturaleza y las posibles alternativas, son susceptibles de modelar mediante alguna *distribución de probabilidades*. De forma tal que a las dos condiciones precedentes, **Pareto-Dominancia** y **Compatibilidad Métrica**, se le agrega una tercera: **C) Capacidad de Captar las Incertidumbres de Valor:** posibilidad de modelar las *incertidumbres* en el grado de satisfacción asociado al cumplimiento de un objetivo individual, o a las preferencias entre objetivos. La alternativa propuesta por los autores para tratar con la tercer condición o requerimiento y que permite operacionalmente extender la forma PSO a su versión MultiObjetivo, FPSO, consiste en modelar cada variable asociada a los mismos mediante Conjuntos Difusos. Como consecuencia, la función de aptitud de la MetaHeurística PSO, resultará también un Conjunto Difuso, resultado de algún *operador* pertinente entre los Conjuntos Difusos asociados a las variables correspondientes a cada Objetivo.

3.3.2 Formulación de la Función de Aptitud Difusa para la MetaHeurística FPSO

Para formalizar la extensión FPSO, se propone aplicar el *principio de toma de decisión en ambientes difusos*, formulado por Bellman y Zadeh. Primeramente se dirá que un Conjunto Difuso, constituye una función, denominada función de pertenencia, sobre cierta variable real (discreta o continua), que le asocia a cada valor en su dominio, otro valor llamado de aceptación, satisfacción o pertenencia, en el intervalo [0, 1]. El valor 1 corresponde a la máxima pertenencia. Entonces el principio de Bellman y Zadeh, puede sintetizarse como sigue:

Considérese un *conjunto de objetivos difusos* (esto es: sus *incertidumbres de valor* son representadas por medio de *conjuntos difusos*): $\{\mathbf{O}\} = \{\mathbf{O}_1, \mathbf{O}_2, \dots, \mathbf{O}_N\}$, cuyas *funciones de pertenencia* resultan ser μ_{O_j} , con $j=1\dots N$, y un conjunto de *restricciones difusas* (esto es: sus *incertidumbres de valor* en los *límites superior e inferior* sobre las *variables de decisión*, son representadas por *conjuntos difusos*): $\{\mathbf{R}\} = \{\mathbf{R}_1, \mathbf{R}_2, \dots, \mathbf{R}_H\}$, cuyas *funciones de pertenencia* resultan ser μ_{R_i} , con $i=1\dots H$.

Se denomina Conjunto Difuso de Decisión, al obtenido mediante:

$$\mathbf{D} = \mathbf{O}_1 \langle C \rangle \mathbf{O}_2 \langle C \rangle \dots \langle C \rangle \mathbf{O}_N \langle C \rangle \mathbf{R}_1 \langle C \rangle \mathbf{R}_2 \langle C \rangle \dots \langle C \rangle \mathbf{R}_H \quad (3)$$

donde $\langle C \rangle$ es un *operador entre Conjuntos Difusos* que recibe el nombre de *confluencia* (por caso, la *intersección*). Asociado al operador $\langle C \rangle$ entre los *conjuntos difusos*, existe un *operador C* entre sus *funciones de pertenencia*, que genera, desde (3), *el valor de pertenencia del* Conjunto Difuso de Decisión, conforme los valores individuales de las funciones de pertenencia del segundo miembro. Es decir:

$$\mu_D = \mu_{O1} C \mu_{O2} C \dots C \mu_{ON} C \mu_{R1} C \mu_{R2} C \dots C \mu_{RH} \quad (4)$$

El *operador C*, recibe el nombre general de *t-norma*. Por ejemplo, si la *confluencia* fuese la *intersección*, $\langle C \rangle \equiv \cap$, *C* resulta la *t-norma min*: el mínimo valor, para cierta instancia de las variables de decisión, en el conjunto de funciones de pertenencia del segundo miembro de la expresión (4). Entonces, si $\{A\}$ es un *conjunto de alternativas* sobre las que *debe decidirse por la mejor*, en términos del *modelo objetivo-restricciones* $\{\mathbf{O}\}$ - $\{\mathbf{R}\}$, se define como *decisión maximizante* de Bellman y Zadeh, al valor de la función de pertenencia en el conjunto de decisión difusa, dado por:

$$\mu_D^{\text{Max}} = \text{MAX}^{[A]} \{ \mu_{O1} C \mu_{O2} C \dots C \mu_{ON} C \mu_{R1} C \mu_{R2} C \dots C \mu_{RH} \} \quad (5)$$

Nótese que todos los Conjuntos Difusos (*objetivos y restricciones*) son mapeados en el mismo Conjunto Difuso de Decisión \mathbf{D} , *tratándose de la misma forma*. Respecto del concepto de *t-norma*, es definida por las siguientes propiedades: Si $t: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ es una *t-norma*, entonces: a) $t(0,0) = 0$; $t(x, 1) = x$; b) $t(x,y) = t(y,x)$; c) if $x \leq \alpha$ e $y \leq \beta \Rightarrow t(x,y) \leq t(\alpha,\beta)$; and d) $t(t(x,y),z) = t(x,t(y,z))$. De modo que la aplicación de tal principio para construir la función de aptitud MultiObjetivo, en un contexto de incertidumbre de valor, seguirá los siguientes pasos: **1)** Cada Objetivo y cada Restricción son representados por Conjuntos Difusos, que *captan e introducen* tales *incertidumbres*; **2)** La *función*

de *aptitud difusa*, $fapD$, resultará de la *decisión maximizante* dada por la expresión (5). Con ello se satisface el requerimiento **C)** (Captación de Incertidumbres de Valor) y **3)** Se debe definir una *t-norma* que satisfaga, con $\mu_D^{Max} \equiv fapD$, los requerimientos **A)** (Pareto Dominancia) y **B)** (Compatibilidad Métrica) referidos en 3.3.1.. Para el Espacio de Búsqueda que caracteriza a la Clase de Problemas MonoObjetivo, la *t-norma* que más se ajustó a los requerimientos de Pareto Dominancia y Compatibilidad Métrica, se denomina Producto de Einstein, y se define como:

$$t_{PE} = x \times y / (2 - (x + y - x \times y)) \quad (6)$$

Sobre cada *objetivo/restricción*, los Conjuntos Difusos solidarios a sus variables, se definen del siguiente modo: Considérense, dos *límites*, *superior* e *inferior*, en los valores posibles de la variable correspondiente a cierto *objetivo/restricción* m , v_m . Se referirán como $vMax_m$ y $vMin_m$, respectivamente. Adicionalmente, sea p_μ^m su *ponderador exponencial*, cuyo efecto sobre el *conjunto difuso* solidario, es su *contracción* ($p_\mu^m > 1$), aumentando la importancia del *objetivo/restricción* en la confluencia $\langle C \rangle$, o *dilatación* ($p_\mu^m < 1$), disminuyendo dicha importancia. Entonces, la función de pertenencia adoptada, de característica base *lineal* (este es el caso cuando $p_\mu^m = 1$), genérica para el *objetivo/restricción* m -ésimo, resultará de la expresión condicional: $\forall m$ en $[1..M]$, con M variables *objetivo/restricción*:

$$\mu_m = 1 ; \text{ si } vMin_m \geq v_m \quad (7)$$

$$\mu_m = \left(\frac{(vMax_m - v_m)}{(vMax_m - vMin_m)} \right)^{p_\mu^m} ; \text{ si } vMin_m \leq v_m \leq vMax_m \quad (8)$$

$$\mu_m = 0 ; \text{ si } vMax_m \leq v_m \quad (9)$$

Luego, la función de aptitud difusa $fapD$, estará dada por la *decisión estática maximizante* en cada instancia de la estrategia, según la expresión (6):

$$fapD = \mu_D^{Max} = t_{PE}^{Max} \{ \mu_{m1}; \mu_{m2}; \dots; \mu_{mM} \} \quad (10)$$

3.3.3. Variantes o Formas X-FPSO

A) X1: Forma Canónica de la MetaHeurística PSO: Se presentan brevemente los desarrollos extraídos de correspondientes a la MetaHeurística PSO. Desde una *iteración* a la siguiente, cada *partícula* se mueve en el *espacio de búsqueda*, conforme a cierta *regla de movimiento* que depende de *tres factores*, que se explican a continuación. Se indicará mediante $[p]$ el *vector de partículas en movimiento*, de modo que p_i resultará una *partícula individual* de las n que pertenecen al *enjambre*. Adicionalmente, se indicará mediante $[b]$ el *vector de las mejores posiciones* (cada posición es, a su vez, un vector) que las partículas han alcanzado individualmente en las iteraciones anteriores (aspecto referido en el modelo como *vida pasada de la partícula*); entonces b_i se corresponderá con el *óptimo individual* de la partícula i en su *vida pasada*. Del

mismo modo, se indicará mediante $[\mathbf{b}]_G$ el vector cuyos elementos son las mejores posiciones globalmente alcanzadas por el conjunto de partículas en las iteraciones anteriores; entonces se indicará mediante \mathbf{b}_G al óptimo global alcanzado por el sistema de partículas hasta la iteración presente. Dado el vector que indica la posición de las partículas en cierta iteración k , \mathbf{X}^k , el cambio de posición en la iteración siguiente, $k+1$, para la partícula i -ésima, resultará de la siguiente regla de movimiento:

$$\mathbf{X}^{[k+1]}_i = \mathbf{X}^{[k]}_i + \mathbf{V}^{[k+1]}_i \times \Delta t \quad (11)$$

donde el término $\mathbf{V}^{[k+1]}_i$ es referido como *velocidad de la partícula i -ésima*; Δt es el *paso de iteración* (símil temporal) e igual a la unidad. De modo que es más frecuente encontrar la expresión:

$$\mathbf{X}^{[k+1]}_i = \mathbf{X}^{[k]}_i + \mathbf{V}^{[k+1]}_i \quad (12)$$

El vector *velocidad para la partícula i -ésima*, se expresa como sigue:

$$\mathbf{V}^{[k+1]}_i = \mathbf{V}^{[k]}_i + w_C \times (r_1^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_i - \mathbf{X}^{[k]}_i] + w_S \times (r_2^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_G - \mathbf{X}^{[k]}_i] \quad (13)$$

El primer término de la suma (13), representa la *inercia* o *hábito* de la partícula i : *tiende a mantener su movimiento, para la iteración $k+1$, en la dirección en la que se movía en la iteración k* . El segundo término representa la *memoria* o *capacidad cognitiva* de la partícula i : *es atraída por el mejor punto del espacio de búsqueda alcanzado individualmente en su vida pasada*; y el tercer término representa la *cooperación* entre el conjunto, o *capacidad social*, de la partícula i respecto del enjambre: *las partículas comparten información sobre la mejor posición globalmente alcanzada por el enjambre*. La incidencia de estos factores sobre cada partícula, está dada por las constantes o parámetros del modelo, $w_{C,S}$. El parámetro w_C recibe el nombre de *constante cognitiva* y el parámetro w_S se denomina *constante social* del enjambre. Intervienen los parámetros (r_1) y (r_2) , los cuales son *números aleatorios uniformemente distribuidos* en $[0,1]$, $U[0,1]$, y cuyo objetivo es *emular el comportamiento estocástico* (un tanto impredecible), que exhibe la *población* o *enjambre*, en cada iteración k .

La extensión FPSO MultiObjetivo, se plantea tal y como ha sido descrita en el epígrafe anterior, y la calidad de la solución en cierta instancia/iteración k , se pondera mediante el valor de la función de aptitud difusa, $fapD_{[k]}$, computada según (10), sobre el vector posición $\mathbf{X}_{[k]}$. Esta descripción se adoptará como implícita para las variantes X-PSO MultiObjetivo \equiv X-FPSO restantes.

B) X2: PSO con Función de Decaimiento Inercial: *En esta forma, el operador velocidad, dado por la expresión (10), es modificado mediante la introducción de una función decreciente con el número de iteraciones, k , denominada Función de Inercia o de Decaimiento Inercial, $\delta(k)$. Su objeto es reducir, progresivamente, la importancia del término de inercia. La expresión (10) es modificada sustituyendo el primer término por el producto entre una nueva constante, w_i , denominada constante de inercia y tal función $\delta(k)$:*

$$\mathbf{V}^{[k+1]}_i = \delta(k) \times w_i \times \mathbf{V}^{[k]}_i + w_C \times (r_1^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_i - \mathbf{X}^{[k]}_i] + w_S \times (r_2^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_G - \mathbf{X}^{[k]}_i] \quad (14)$$

Una forma típica para $\delta(k)$, está dada por la siguiente expresión lineal:

$$\delta(k) = w_{Max} - k \times (w_{Max} - w_{Min}) / nTK \quad (15)$$

donde k es la *iteración actual*; nTK es el *número máximo de iteraciones* de la MetaHeurística; y $[w_{Min}, w_{Max}]$ son dos *constantes inerciales, máxima y mínima*, cuyos valores típicos resultan ser 0,4 y 0,9, respectivamente.

C) X3: PSO con Factor de Constricción: En este caso, el *operador velocidad canónico* se modifica como sigue:

$$\mathbf{V}^{[k+1]}_i = \chi \times \{ \mathbf{V}^{[k]}_i + \varphi_M \times (r_1^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_i - \mathbf{X}^{[k]}_i] + \varphi_C \times (r_2^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_G - \mathbf{X}^{[k]}_i] \} \quad (16)$$

donde χ se denomina Factor de Constricción, y se obtiene desde la siguiente expresión condicionada:

$$\chi = 2 \times \kappa / \left| 2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4 \times \varphi} \right| \quad (17)$$

$$\text{con: } \varphi_M + \varphi_C = \varphi; \varphi > 4 \text{ y } 0 < \kappa \leq 1 \quad (18)$$

D) X4: EPSO (Evolutionary Particle Swarm Optimization): Combina la *programación evolucionaria* mediante *operadores evolutivos* similares a los establecidos para los Algoritmos Genéticos (particularmente: *mutación, selección, combinación*) con el movimiento PSO, aplicándolos sobre sus parámetros y óptimo global en la instancia de iteración k -ésima. La *ecuación evolutiva para la regla del movimiento* en el EPSO, se sintetiza en la *velocidad de la partícula* i -ésima:

$$\mathbf{V}^{[k+1]}_i = w_{i1}^{*[k]} \times (r_1^{[k]}) \times \mathbf{V}^{[k]}_i + w_{iC}^{*[k]} \times (r_2^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_i - \mathbf{X}^{[k]}_i] + w_{iS}^{*[k]} \times (r_3^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]*}_G - \mathbf{X}^{[k]}_i] \quad (19)$$

donde: el superíndice (*), significa que los parámetros son *evolutivos*, producto de la *mutación*. La *regla de mutación* aplicable a las constantes $w_{i1, C, S}$ tiene, como expresión general:

$$w_{i1, C, S}^{*[k+1]} = w_{i1, C, S}^{[k]} \times [1 + \sigma \times N(0,1)] \quad (20)$$

en la cual: σ es un parámetro de aprendizaje, externamente fijado, que controla la amplitud de las mutaciones; $N(0,1)$ es una variable aleatoria con distribución gaussiana de media 0 y varianza 1. Adicionalmente, el óptimo global también es perturbado en cada iteración, según la regla:

$$\mathbf{b}^{[k+1]*}_G = \mathbf{b}^{[k]*}_G + w_{iN}^{*[k]} \times N(0,1) \quad (21)$$

donde $w_{iN}^{*[k]}$, es un parámetro estratégico de la regla de movimiento, que controla la amplitud del vecindario de $\mathbf{b}^{[k]*}_G$ donde es más probable localizar la mejor solución global (entendida, al menos, como una *solución mejor* que la

$\mathbf{b}_G^{[k]*}$ actual, para la iteración k). El nuevo parámetro, como se indica con el superíndice (*), es también mutado según la regla (20).

E) X5: EPSO GIST (Global Individual Star/Topology): esta es una *variante evolucionaria* con Topología Estrella Global/Individual para la *comunicación* entre las partículas del enjambre. La MetaHeurística EPSO GIST, tiene por *ecuación evolutiva de movimiento*, la expresión:

$$\mathbf{V}_i^{[k+1]} = w_{i1}^{*[k]} \times (r_1^{[k]}) \times \mathbf{V}_i^{[k]} + w_{iC}^{*[k]} \times (r_2^{[k]}) \times [\mathbf{b}_i^{[k]} - \mathbf{X}_i^{[k]}] + w_{iS}^{*[k]} \times (r_3^{[k]}) \times [\mathbf{b}_G^{[k]*} - \mathbf{X}_i^{[k]}] \times \alpha OG^{[k]} + \sum_{j=1, j \neq i}^n (\delta(k) \times w_{iC}^{*[k]} \times [\mathbf{b}_j^{[k]} - \mathbf{X}_i^{[k]}] \times \alpha OI^{[k]_{ij}}) \quad (22)$$

donde: $\alpha OG^{[k]}$: es la probabilidad de que el Óptimo Global (OG) afecte al movimiento de la partícula i , en la iteración k y $\alpha OI^{[k]_{ij}}$ es la probabilidad de que el Óptimo Individual (OI) de la partícula j , afecte al movimiento de la partícula i , $j \neq i$; $\delta(k)$ es el mismo *factor multiplicativo* empleado en (14), el cual va haciendo “decaer” la influencia de los OI, con probabilidades distintas de 0, conforme aumenta el número de iteraciones.

3.4 Satisfacción de los Principios de la IG para las Variantes X-FPSO y Caracterización del Espacio de Búsqueda

Como se dijo, a los efectos de poder diseñar la estrategia para que la HiperHeurística aquí propuesta, explore las mejores X-FPSO formas en cierta instancia de decisión, *se captará el grado que cada X forma exhibe en la satisfacción de uno o más Principios de IG*. Este es un hecho observado por los autores, desde todos los desarrollos presentados sobre las variantes de la MetaHeurística PSO. De modo que procede, primeramente, caracterizar el Espacio de Búsqueda en las que las formas X-FPSO serán aplicadas. Existen *dos características básicas*: **a)** Supone problemas de optimización combinatoria, dado el número de estados posibles que deben ser considerados y **b)** La búsqueda de soluciones más satisfactorias no puede seguir reglas de mejoras sustentadas en una función gradiente. Esto significa que las mejores soluciones para la Clase de Problemas a tratar, se encuentran *aisladas*, de modo que no existen cambios pequeños en alguna dirección que puedan guiar a la MetaHeurística hacia una mejora segura en la solución. A partir de esta caracterización, se ha podido concluir en la siguiente síntesis para la relación {X forma FPSO – Principios de IG Mejor Satisfechos}: **X1**: para cada uno de los cinco principios, requiere de un ajuste específico de parámetros, de modo que se la presenta como base, y no será empleada en el dominio de la HiperHeurística; **X2**: Habilidad específica en la *Estabilidad*; **X3**: Habilidad específica para la *Proximidad y Estabilidad*; **X4**: Habilidad general en los cinco principios, fundamentalmente en *Calidad y Adaptación*; constituye, por ello, la X forma de inicio en instancias tempranas de decisión y **X5**: Habilidad específica en *Diversidad de Respuesta*.

3.5 Función de Aprendizaje/Selección de la HY X-PSO CBR Aproximada mediante una Red Neuronal de Retropropagación

La Red Neuronal de Retropropagación, constituye un *aproximador universal de funciones*. Básicamente, tiene un diseño cuya unidad es la *neurona artificial*, que se agrupa en *capas*. Cada *neurona* recibe *estímulos de entrada*, provenientes desde aquellas que integran la capa precedente, y genera un *resultado* o *estímulo de salida*, el que, a su vez, *constituirá una entrada* para cada *neurona* de la *capa* siguiente. Existen *dos capas características*, que se denominan de Entrada y de Salida. En la Entrada, se presentan los *patrones* o *estímulos* a los que la Red debe responder, y en la Salida, los *patrones de respuesta esperados*. El número de *neuronas* que integran estas *capas*, queda definido por la cantidad de *entradas* y de *salidas* que son requeridas en la función. Entre ambas capas, existe un *número indeterminado de capas Ocultas*, integradas cada una por un *número también indeterminado de neuronas Ocultas*. Dichos números, son resultado del diseño más adecuado. La *conexión* entre *neuronas* de *capas contiguas*, recibe el nombre de *sinapsis*, y su valor es referido como *peso sináptico*. El proceso de *entrenamiento* de una *RNR*, consiste en determinar los valores de los pesos sinápticos tales que minimicen el error global existente, entre la respuesta esperada y la efectivamente obtenida. Los detalles de diseño, se reservan para la segunda parte del presente trabajo, que consiste en la aplicación de la HiperHeurística propuesta, *para definir el número de Estados de cada Etapa en la Optimización Dinámica Posibilística*, asociada a la Planificación de Mediano/Corto Plazo de un SDEE. Sí corresponde, aquí, relacionar los elementos desarrollados y características descritas en la subsección anterior, con el diseño de la Red Neuronal: **1ro)** Los Patrones de Entrada serán *números binarios*, que representan, en grupos de 5, la habilidad o carencia de ella, que una solución obtenida a partir de cierta forma X-FPSO, cuya aplicación está en curso, exhibe en cierta instancia de decisión, para satisfacer los cinco Principios de IG; **2do)** Los Patrones de Salida, serán también número binarios, específicamente 7, en dos grupos: el primero, de cinco salidas, refiere, en el mismo orden que en las entradas, los Principios de IG que deberían mejorarse (1 \equiv mejora, 0 \equiv no es evaluado); el segundo, de dos salidas, representa la recomendación sobre cuál de las cuatro X-FPSO formas es conveniente aplicar. Desde este enfoque, la HiperHeurística es Basada en Razonamiento: el entrenamiento de la red, supone el acopio de una enorme cantidad de simulaciones, para componer los patrones de entrada y salida, de modo que la HiperHeurística “razone” sobre sus resultados y defina la aplicación más apta de la forma X-FPSO.

4. CONCLUSIONES

Complementariamente a los desarrollos y conceptos vertidos en esta primera parte del trabajo, se establecen *tres conclusiones fundamentales*; las dos últimas serán mejor observadas en su segunda parte, relacionada con la aplicación:

1ro) Se ha presentado una exhaustiva revisión bibliográfica, a efectos de aportar, según los métodos de aprendizaje en el estado del arte, la novedosa HiperHeurística HY X-FPSO CBR propuesta, desde la experiencia de los autores en desarrollos MultiObjetivo sobre variantes de la MetaHeurística PSO. Con las mismas se compone su dominio;

2da) El Algoritmo HiperHeurístico propuesto, utiliza técnicas compatibles con el paradigma referido en la introducción y

3ra) Un problema de las características planteadas, no podría ser resuelto sino por una metodología de este tipo. La HiperHeurística propuesta, se plantea como una interesante estrategia para toda Clase de Problemas, que reúnan las condiciones generales aquí descritas.

CAPÍTULO IV

MODELO 7

HIPERHEURÍSTICA BASADA EN RAZONAMIENTO CON DOMINIO EN METAHEURÍSTICAS X-PSO MULTIOBJETIVO HY X-FPSO CBR

PARTE 2) APLICACIÓN A LA OPTIMIZACIÓN DINÁMICA POSIBILÍSTICA EN LA PLANIFICACIÓN DE MEDIANO/CORTO DE UN SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA

HIPERHEURÍSTICA BASADA EN RAZONAMIENTO CON DOMINIO EN METAHEURÍSTICAS X-PSO MULTI OBJETIVO HY X-FPSO CBR. APLICACIÓN SOBRE UNA OPTIMIZACIÓN DINÁMICA POSIBILÍSTICA

PARTE 2) APLICACIÓN A LA OPTIMIZACIÓN DINÁMICA POSIBILÍSTICA EN LA PLANIFICACIÓN DE MEDIANO/CORTO DE UN SISTEMA DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA

.- RESUMEN

En el presente trabajo se aplica la Hiperheurística HY X-FPSO CBR soportando a la Optimización Dinámica Posibilística que se corresponde con la Planificación de Mediano/Corto Plazo de un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE). El problema a resolver, específicamente, es la definición/identificación del Espacio de Estados por los que el SDEE debe evolucionar, conociendo el número de etapas. Las mismas se corresponden con cada año del Período de Control Regulatorio. Se procede al Diseño y Entrenamiento de la Red Neuronal Artificial de Retropropagación, en la que se basa el mecanismo de Aprendizaje/Selección mediante el cual son aplicadas las formas X-FPSO, para cierta instancia de decisión, identificadas como dominio de la Hiperheurística propuesta. Se integran los resultados al Modelo de Optimización Posibilística y se procede a la simulación completa en un Estudio de Caso sobre un SDEE real. Se comparan los resultados que arroja la Hiperheurística propuesta, con el Espacio de Estados formado por inspección, en otras optimizaciones realizadas sobre el mismo SDEE.

1. INTRODUCCIÓN

Uno de los problemas más complejos en la Optimización Dinámica en general, y que en este trabajo se corresponde, particularmente, con la Planificación de Mediano/Corto Plazo requerida a los fines de Control Regulatorio, sobre un Sistema de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE), es la identificación/definición del Espacio de Búsqueda, asociado a su trayectoria óptima de evolución. Como las etapas están definidas, ya que cada una se corresponde con un año corte del período de control, el problema se circunscribe a la identificación/definición del Espacio de Estados por los que el sistema puede evolucionar, con mayor o menor aptitud. Si a esta descripción, se le incorporan aspectos realistas, tales como la Dinámica Posibilística requerida y la Optimización MultiObjetivo, cuestiones tratadas por el autor en otros trabajos, la complejidad del problema aumenta notoriamente. Hasta el momento, en los trabajos referidos, el Espacio de Estados ha quedado definido por inspección, tarea, de hecho, laboriosa y aproximativa. Habida cuenta del esfuerzo requerido y la ausencia metodológica para resolver tal problema, se abordó la investigación de un método para su solución, arribando al desarrollo de la HiperHeurística HY X-FPSO CBR. Cabe la aclaración, redundante tal vez: la extensión de la MetaHeurística PSO canónica MonoObjetivo al dominio

MultiObjetivo, es sustentada en el empleo de Conjuntos Difusos (*Fuzzy Sets*) solidarios a cada objetivo/restricción del problema abordado. Por ello en vez de referir el concepto: forma X-PSO MultiObjetivo, se refiere: forma X-FPSO. En el presente trabajo se sigue la secuencia de pasos, brindando los desarrollos específicos, para la aplicación de la HiperHeurística propuesta en la definición del Espacio de Estados, por los que evolucionará el SDEE según la trayectoria más satisfactoria resultante de una Optimización Dinámica Posibilística. Se presentan, finalmente, los resultados más relevantes obtenidos, sin proporcionar desarrollos específicos sobre tal optimización, ya que coincide en un todo con la presentada por el autor en trabajos previos.

2. LA RED NEURONAL DE RETROPROPAGACIÓN PARA APROXIMAR LA FUNCIÓN DE APRENDIZAJE/SELECCIÓN DE LA HIPERHEURÍSTICA EN EL DOMINIO DE LAS METAHEURÍSTICAS X-FPSO

2.1 REDES NEURONALES DE RETROPROPAGACIÓN (RNR)

El tipo de Red Neuronal (se omite la palabra artificial) de Retropropagación o *Backpropagation*, RNR, puede clasificarse como una Red Neuronal de Entrada Continua y de Aprendizaje Supervisado. Un esquema de la misma, en su Modelado de Capas-Neuronas, se puede apreciar en la FIGURA 1, que representa el diseño final de la RNR solidaria a la HiperHeurística propuesta, y cuyos elementos serán explicados cuantitativamente y con mayor detalle en el epígrafe que sigue.

Respecto del concepto de *retropropagación*, no se proporcionarán detalles aquí, sino descriptivos, por existir abundante bibliografía.

Para el esquema de la FIGURA 1, se tiene una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida, con sus neuronas correspondientes, representadas por círculos. Pueden existir diseños multicapa que empleen mayor número de capas ocultas. Su número es indeterminado y depende: del problema a resolver, de la precisión en el algoritmo de entrenamiento empleado, del número de neuronas ocultas en cada una de estas capas (también indeterminado), y de la característica de procesamiento o función de transferencia asociada a cada neurona, entre otros aspectos. El diseño de la mejor RNR, si bien existen recomendaciones acopiadas desde la experiencia, tiene una importante componente de prueba y error.

En la capa de entrada se aplica el vector de entrada [E] (vector columna cuyo número de filas es el número de entradas) el cual, para cierta instancia de sus componentes, constituye un patrón de entrada. Entre la capa de entrada y la capa oculta (siempre refiriéndose a la FIGURA 1), existen conexiones o sinapsis, que van desde cada neurona de la capa de entrada, a cada neurona de la capa de oculta, tal y como se representa mediante un trazado de líneas. Lo mismo ocurre entre la capa oculta y la capa de salida, en donde, por propagación del patrón de entrada, es obtenido el vector de salida [S] (vector columna cuyo número de filas es el número de salidas). El mismo, para instancia de sus componentes, correspondiente con la entrada, se constituye en el patrón de salida resultante. Considerando las conexiones o sinapsis entre las neuronas de la capa oculta y de la capa de entrada, son caracterizadas por un valor llamado peso sináptico, que será indicado por la variable real genérica

$w_{oe_{ij}}$ (weight \equiv peso), aplicada entre la neurona oculta i -ésima y la neurona de entrada j -ésima. Por ello, aparece una Matriz de Pesos Sinápticos entre dichas capas, que se indica como [WOE]. Su orden corresponde a $(n_{NO} \times n_{NE})$, siendo n_{NE} y n_{NO} el número de neuronas de las capas de entrada y oculta, respectivamente. De forma idéntica ocurre entre las sinapsis de las neuronas de la capa oculta y las de la capa de salida, teniéndose la variable real genérica que indica el peso sináptico $w_{so_{ki}}$, entre la neurona de salida k -ésima y la neurona de oculta i -ésima, y una Matriz de Pesos Sinápticos indicada como [WSO]. Su orden corresponde a $(n_{NS} \times n_{NO})$, siendo n_{NS} el número de neurona de la capa de salida. Adicionalmente, puede incluirse una entrada independiente en cada neurona, la cual es referida como ganancia o bias. Dependiendo del diseño, puede o no intervenir. En la FIGURA 1, se tienen ganancias o biases para las neuronas de la capa oculta y las de la capa de salida. Son indicadas mediante las variables reales b_j y b_k , respectivamente, y sus vectores columna como [BO] y [BS], respectivamente.

La RNR emplea un ciclo propagación y adaptación (de dos fases):

1ra) Se aplica un patrón a la entrada de la red como estímulo; éste se propaga desde la primera capa a través de las capas internas de la red, hasta generar un patrón de salida en la capa homónima. Luego, el patrón de salida obtenido es comparado con el patrón de salida establecido o esperado, y se calcula un error para cada una de las salidas obtenidas individualmente;

2da) Los errores en dichas salidas se propagan hacia atrás (desde aquí el nombre de Retropropagación) partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa oculta precedente, que contribuyen en forma directa a la salida resultante. Sin embargo, las neuronas de dicha capa oculta sólo reciben una fracción del error total, posible de cuantificar basándose, aproximadamente, en la contribución relativa que haya aportado cada una de estas neuronas a la salida obtenida. Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido una componente del error que describa su contribución relativa al error total. Conforme resulte la componente de error percibida, se actualizan los pesos sinápticos de conexión y ganancias asociados a cada neurona, entre capas contiguas, a los efectos de lograr, iterativamente, que la red converja hacia un estado que permita clasificar, correctamente, todos los patrones de entrenamiento, generando la salida esperada.

La importancia de este proceso consiste en que, a medida que se entrena la red, las neuronas de las capas intermedias u ocultas, se auto-organizan de modo tal que “aprenden” a reconocer distintas características inherentes al espacio de patrones de entrada, no “observadas” con anterioridad. El proceso de adaptación de los pesos sinápticos (y ganancias o *biases*, si procede), se completa, iterativamente, cuando al presentarse el conjunto previsto de patrones de entrada, la RNR responde a cada uno con patrones de salida, conteniendo errores individuales cuya suma (error global), se mantiene por debajo de cierto error pre-establecido.

Completado el aprendizaje o entrenamiento de la RNR, toda vez que se le presente un patrón arbitrario de entrada, el cual que contenga “ruido” o esté

incompleto, las neuronas de la(s) capa(s) oculta(s) de la red, responderán con una salida activa, si tal patrón se asemeja a las características que, individualmente, las neuronas hayan aprendido a reconocer durante su entrenamiento. Y a la inversa: las neuronas de la(s) capa(s) oculta(s) tendrán la tendencia a inhibir su salida, si el patrón de entrada no contiene característica alguna que puedan, individualmente, reconocer.

Varias investigaciones han demostrado que, durante el proceso de entrenamiento, la RNR tiende a desarrollar relaciones internas entre neuronas con el fin de organizar los datos de entrenamiento, según clases. Una red “entrenada” ha encontrado una representación interna tal, que le permite generar las salidas deseadas, cuando se les presentan las entradas previstas en los patrones durante el proceso de entrenamiento. Esta misma representación interna, se puede aplicar a entradas que la red no reconozca, clasificándolas conforme las características que compartan con los patrones de entrada utilizados en el entrenamiento. Desde allí que la RNR, pueda comportarse como un *aproximador* universal de funciones, que puede interpolar (no extrapolar) resultados ante estímulos no observados en su entrenamiento, por las asociaciones desarrolladas entre las sinapsis de sus capas ocultas, en general.

Para el esquema de la FIGURA 1, se tiene una capa de entrada, una capa oculta y una capa de salida, con sus neuronas correspondientes, representadas por círculos. Pueden existir diseños multicapa que empleen mayor número de capas ocultas. Su número es indeterminado y depende: del problema a resolver, de la precisión en el algoritmo de entrenamiento empleado, del número de neuronas ocultas en cada una de estas capas (también indeterminado), y de la característica de procesamiento o función de transferencia asociada a cada neurona, entre otros aspectos. El diseño de la mejor RNR, si bien existen recomendaciones acopiadas desde la experiencia, tiene una importante componente de prueba y error.

En la capa de entrada se aplica el vector de entrada [E] (vector columna cuyo número de filas es el número de entradas) el cual, para cierta instancia de sus componentes, constituye un patrón de entrada. Entre la capa de entrada y la capa oculta (siempre refiriéndose a la FIGURA 1), existen conexiones o sinapsis, que van desde cada neurona de la capa de entrada, a cada neurona de la capa de oculta, tal y como se representa mediante un trazado de líneas. Lo mismo ocurre entre la capa oculta y la capa de salida, en donde, por propagación del patrón de entrada, es obtenido el vector de salida [S] (vector columna cuyo número de filas es el número de salidas). El mismo, para instancia de sus componentes, correspondiente con la entrada, se constituye en el patrón de salida resultante. Considerando las conexiones o sinapsis entre las neuronas de la capa oculta y de la capa de entrada, son caracterizadas por un valor llamado peso sináptico, que será indicado por la variable real genérica w_{oeij} ($w_{oeij} \equiv \text{peso}$), aplicada entre la neurona oculta i -ésima y la neurona de entrada j -ésima. Por ello, aparece una Matriz de Pesos Sinápticos entre dichas capas, que se indica como [WOE]. Su orden corresponde a $(n_{NO} \times n_{NE})$, siendo n_{NE} y n_{NO} el número de neuronas de las capas de entrada y oculta, respectivamente. De forma idéntica ocurre entre las sinapsis de las neuronas

de la capa oculta y las de la capa de salida, teniéndose la variable real genérica que indica el peso sináptico $w_{so_{ki}}$, entre la neurona de salida k -ésima y la neurona de oculta i -ésima, y una Matriz de Pesos Sinápticos indicada como [WSO]. Su orden corresponde a $(n_{NS} \times n_{NO})$, siendo n_{NS} el número de neurona de la capa de salida. Adicionalmente, puede incluirse una entrada independiente en cada neurona, la cual es referida como ganancia o *bias*. Dependiendo del diseño, puede o no intervenir. En la FIGURA 1, se tienen ganancias o *biases* para las neuronas de la capa oculta y las de la capa de salida. Son indicadas mediante las variables reales b_j y b_k , respectivamente, y sus vectores columna como [BO] y [BS], respectivamente.

La RNR emplea un ciclo propagación y adaptación (de dos fases):

1ra) Se aplica un patrón a la entrada de la red como estímulo; éste se propaga desde la primera capa a través de las capas internas de la red, hasta generar un patrón de salida en la capa homónima. Luego, el patrón de salida obtenido es comparado con el patrón de salida establecido o esperado, y se calcula un error para cada una de las salidas obtenidas individualmente;

2da) Los errores en dichas salidas se propagan hacia atrás (desde aquí el nombre de Retropropagación) partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa oculta precedente, que contribuyen en forma directa a la salida resultante. Sin embargo, las neuronas de dicha capa oculta sólo reciben una fracción del error total, posible de cuantificar basándose, aproximadamente, en la contribución relativa que haya aportado cada una de estas neuronas a la salida obtenida. Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido una componente del error que describa su contribución relativa al error total. Conforme resulte la componente de error percibida, se actualizan los pesos sinápticos de conexión y ganancias asociados a cada neurona, entre capas contiguas, a los efectos de lograr, iterativamente, que la red converja hacia un estado que permita clasificar, correctamente, todos los patrones de entrenamiento, generando la salida esperada.

La importancia de este proceso consiste en que, a medida que se entrena la red, las neuronas de las capas intermedias u ocultas, se auto-organizan de modo tal que “aprenden” a reconocer distintas características inherentes al espacio de patrones de entrada, no “observadas” con anterioridad. El proceso de adaptación de los pesos sinápticos (y ganancias o *biases*, si procede), se completa, iterativamente, cuando al presentarse el conjunto previsto de patrones de entrada, la RNR responde a cada uno con patrones de salida, conteniendo errores individuales cuya suma (error global), se mantiene por debajo de cierto error pre-establecido.

Completado el aprendizaje o entrenamiento de la RNR, toda vez que se le presente un patrón arbitrario de entrada, el cual que contenga “ruido” o esté incompleto, las neuronas de la(s) capa(s) oculta(s) de la red, responderán con una salida activa, si tal patrón se asemeja a las características que, individualmente, las neuronas hayan aprendido a reconocer durante su entrenamiento. Y a la inversa: las neuronas de la(s) capa(s) oculta(s) tendrán la

tendencia a inhibir su salida, si el patrón de entrada no contiene característica alguna que puedan, individualmente, reconocer.

Varias investigaciones han demostrado que, durante el proceso de entrenamiento, la RNR tiende a desarrollar relaciones internas entre neuronas con el fin de organizar los datos de entrenamiento, según clases. Una red “entrenada” ha encontrado una representación interna tal, que le permite generar las salidas deseadas, cuando se les presentan las entradas previstas en los patrones durante el proceso de entrenamiento. Esta misma representación interna, se puede aplicar a entradas que la red no reconozca, clasificándolas conforme las características que compartan con los patrones de entrada utilizados en el entrenamiento. Desde allí que la RNR, pueda comportarse como un *aproximador* universal de funciones, que puede interpolar (no extrapolar) resultados ante estímulos no observados en su entrenamiento, por las asociaciones desarrolladas entre las sinapsis de sus capas ocultas, en general.

De modo que, por caso y volviendo sobre la FIGURA 1, el resultado del entrenamiento de la RNR, serían las Matrices [WOE], [BO], [WSO] y [BE].

2.2 DISEÑO DE LA RNR PARA LA HY X-FPSO CBR

En la FIGURA 2, se aprecia la capa de entrada, en la que se presenta el patrón de entrada dado por [E], cuyas componentes se indican mediante e_j con j en [1..nNE]. Para la capa oculta, contigua, se indica sólo la neurona oculta 1, de modo que las conexiones sinápticas se presentan entre cada neurona de entrada y la neurona 1. En rigor, la neurona de entrada no procesa el estímulo recibido, sino que lo propaga, de manera que en muchas referencias bibliográficas son referidas como entradas. Aquí se preserva la identificación de neurona, no obstante no constituya un procesador elemental, como se verá que lo es la neurona 1 de la capa oculta, bajo análisis. Así queda conformado un vector de la 1er columna en la Matriz [WOE], el cual se indica mediante $[WOE]_{(1,C)}$, puesto que todos los pesos sinápticos considerados, son de la forma woe_{1j} . Adicionalmente, se observa, desde el vector de ganancias o *biases* [BO], el primer componente, bo_1 , ganancia de la neurona oculta 1, como entrada adicional. Esto significa que existirá, sobre la neurona oculta 1, una entrada neta, proveniente de la propagación de los estímulos desde las neuronas de entrada, a través de las conexiones sinápticas y ponderadas por sus pesos sinápticos correspondientes, adicionando su ganancia. La composición de tal entrada neta, referida como v_1 , tiene como expresión:

$$v_1 = \sum_{(j=1)}^{(nNE)} \{ (woe_{1j} \times e_j) \} + bo_1 \quad (1)$$

Por ello se indica en la FIGURA 2, entre un círculo, el símbolo sumatoria, que genera la entrada compuesta genérica v , conforme la regla establecida por la ecuación (1). Luego, la entrada, v , ingresa a la Función de Transferencia, que se indica como f . Existen variadas Funciones de Transferencia que pueden ser empleadas, pero hay tres características funcionales predominantemente utilizadas en las RNR:

PureLin: $f(v) = v$ (2)

LogSig: $f(v) = 1/(1+e^{-v})$ (3)

$$\text{TanSig: } f(v) = (e^v - e^{-v}) / (e^v + e^{-v}) = (2 / (1 + e^{-2 \times v})) - 1 \quad (4)$$

Se observa que se ha empleado, para componer la salida so_1 de la neurona oculta 1, la función TanSig, resultando:

$$so_1 = \text{TanSig}(v_1) = (2 / (1 + e^{-2 \times (\sum_{NE} (woe_{1j} \times e_j) + bo1)})) - 1 \quad (5)$$

Entonces para el patrón de entrada [E] completo, y extendiendo (5) a todas las neuronas de la capa oculta, se tendrá el vector de salidas [so], mediante la expresión:

$$[so] = \text{TanSig}([WOE] \times [E]^T + [BO]) \quad (6)$$

que se aprecia en la parte inferior derecha de la FIGURA 2, utilizando f en lugar de TanSig.

En general, se pueden combinar las Funciones de Transferencia. Para el diseño de la RNR soporte de la HiperHeurística propuesta, se ha empleado $f = \text{Tansig}$ para formar el vector [so] y $f = \text{PureLin}$ para formar el vector [S], que proporciona cada patrón de respuesta o salida ante cada instancia de [E]. Este diseño de procesamiento, sumado a la estructura de una capa oculta, con $nNO = 10$ neuronas ocultas, resultó ser el más adecuado luego de múltiples ensayos con otras estructuras. Se observa en la FIGURA 1, que las capas de entrada y de salida tienen 15 y 7 neuronas, respectivamente. Esta es la parte del diseño que se relaciona con los desarrollos teóricos de la HY X-FPSO CBR.

La propuesta, en tal sentido, es la siguiente:

Diseño de la Capa de Entrada: se tienen 15 entradas, cuyos valores son binarios (0 o 1). Cada grupo de 5, refiere a cierta partícula del enjambre, comandada en el espacio de soluciones por la forma X-FPSO que está siendo aplicada, en la instancia de decisión que se considera, desde la HiperHeurística. En las 5 entradas de cada grupo, se establece la pérdida (entrada 0) o no (entrada 1) de la habilidad que la partícula asociada tiene sobre la satisfacción de sendos Principios de la Inteligencia de Grupo (IG). Para ello, se consideran los elementos expuestos en los desarrollos teóricos de la HY X-FEPSO CBR. En tal contexto, son elegidas 3 partículas de la población o enjambre: la de mejor aptitud, la de aptitud promedio, y la de peor aptitud. Debido a las características que exhibe el Espacio de Búsqueda para la Clase de Problemas abordados, interpretado cada uno de ellos como una Optimización MonoObjetivo (por ejemplo: minimización de pérdidas activas en alimentadores de Media Tensión del SDEE), cada partícula es suficientemente representativa. Posiblemente, si se eleva el número de partículas, seleccionadas de otro modo, podría obtenerse una mayor información. No obstante, desde las simulaciones efectuadas, esta configuración simple, resultó suficientemente representativa, en términos de la diversidad de localizaciones en el Espacio de Búsqueda. El orden de aptitud de las partículas, se corresponde con el índice decreciente de las entradas, al igual que, en cada grupo de 5 entradas, lo hacen los Principios de IG, conforme fueran presentados en los desarrollos teóricos. Se repiten a continuación:

- 1) Proximidad (Prx); 2) Calidad (Cal); 3) Diversidad de Respuesta (DvR); 4) Estabilidad (Est) y 5) Adaptación (Adp).

En la FIGURA 3, se representa la estructura del patrón de entrada así concebido, y su relación con la aptitud de la partícula y Principios de IG, según lo dicho. pMax, pMed y pMin, son los acrónimos para las partículas de aptitud Máxima, Media y Mínima, respectivamente, del enjambre, en la instancia de decisión evaluada. IG_i, i en [1..5] son los Principios de IG y E_i las entradas binarias [0, 1].

Diseño de la Capa de Salida: se tienen 7 salidas, cuyos valores son también binarios (0 o 1). Estas 7 salidas, son divididas en dos grupos: el Grupo 1 se compone de las 5 primeras salidas, y el Grupo 2 de las 2 últimas. La representación puede apreciarse en la FIGURA 4. En el Grupo 2, se tienen dos bits, de modo que existen 4 representaciones decimales posibles, $Dec \equiv \{0, 1, 2, 3\} \rightarrow Dec + 1 \equiv \{1, 2, 3, 4\} \equiv$ conjunto de números que constituyen el índice de cada una de las 4 X-FPSO formas, que componen el dominio de la HiperHeurística $\equiv \{X1-FPSO, X2-FPSO, X3-FPSO, X4-FPSO\}$. Como se propuso en los desarrollos teóricos de la HY X-PSO CBR, las MetaHeurísticas que componen tal dominio son:

X1-FPSO: **PSO con Función de Decaimiento Inercial MultiObjetivo**

X2-FPSO: **PSO con Factor de Contricción MultiObjetivo**

X3-FPSO: **EPSO MultiObjetivo**

X4-FPSO: **EPSO GIST MultiObjetivo**

En el Grupo 1, cada salida se corresponde con uno de los Principios de IG, idénticamente al diseño de la capa de entrada y en el mismo orden. Un valor 1 en cierta salida de este grupo, *supone la predicción* de que la aplicación de la forma X-PSO seleccionada e indicada por el Grupo 1, mejore el Principio de IG correspondiente; un valor 0 *supone la predicción* de que sostenga la habilidad sobre el Principio de IG correspondiente, o la mejore. La información del Grupo 1, es complementaria. Se capta a los efectos de reforzar la salida del Grupo 2, que selecciona la forma X-FPSO a emplear, con un componente heurístico, para el caso de que la RNR no pueda resolver, adecuadamente, un patrón de entrada no observado en el entrenamiento.

2.3 Entrenamiento de la RNR para la HY X-FPSO CBR. Aplicación de una MatHeurística Backpropagation con Gradiente Descendente y Momento, complementada con una MetaHeurística PSO con Factor de Constricción

El Algoritmo *Backpropagation* (de *entrenamiento* de la RNR) Clásico, se sustenta en una *variante* del denominado Método LMS (*Least Mean Square*) que minimiza el error cuadrático medio global de la RNR. Tal algoritmo fue introducido por Bernard Widrow. De las variantes más empleadas, disponibles en paquetes software para diseño, entrenamiento y simulación de RNA (por caso, MATLAB® y sus aplicaciones de tercera parte), sobre las que no se brindarán detalles matemáticos, se tienen:

A) *Backpropagation Base o de Gradiente Descendente:* Constituye la más simple implementación de este método de aprendizaje, y su forma

consiste en la actualización iterativa de los Pesos Sinápticos y Ganancias o Biases, en la dirección en la cual la función error cuadrático medio global decrece más rápidamente.

B) Backpropagation según Gradiente Descendente con Momento: Constituye una variante de A), en la cual se incorpora un parámetro denominado coeficiente de Momento (o *Momentum*). El mismo permite a la red ignorar puntos característicos de la superficie de la función error cuadrático medio global, en las que el entrenamiento podría quedar “atrapado”, arrojando un mínimo local.

C) Backpropagation con Razón de Aprendizaje Variable: Constituye una variante del Método del Gradiente Descendente con o sin Momento, en la cual se consideran redes RNR con más de una capa oculta o multicapa, aunque puede ser empleada en redes de una sola capa. Si se habla de la reducción del error cuadrático medio global, se supone que la función error, es una función cuadrática. Para una RNR multicapa la función del error no es cuadrática; su forma es diferente para diferentes regiones del espacio, y la velocidad de convergencia puede incrementarse por la variación de la Razón de Aprendizaje, en cada región diferenciada de la función, siempre que no se sobrepase cierto valor máximo pre-definido, para lograr un aprendizaje estable. De modo que *entrenar la RNR por este método, supone un riesgo aún menor, de arrojar una convergencia prematura, “estancándose” en un mínimo local de la función error cuadrático medio global.*

Sin embargo, aquí intervienen algunas consideraciones para el diseño de la RNR solidaria a la HiperHeurística propuesta:

a) cualquiera de estos métodos, supone un problema de optimización no lineal, que, como es sabido, no proporciona, por medio de métodos clásicos, una garantía de convergencia hacia un mínimo minimorum error cuadrático medio global;

b) La capacidad predictiva de la RNR, es decir, que no falle en los patrones de salida cuando el patrón de estímulo en la entrada fue observado en su entrenamiento, y que logre resolver patrones de salida ante estímulos de entrada no observados durante su entrenamiento, depende de dos factores interdependientes, excluyendo el diseño (que es un problema en sí mismo): 1ro) del número de patrones de entrada y su correspondientes patrones de salida, empleados durante el entrenamiento de la RNR. A mayor número, mayor capacidad predictiva; y 2do) de que el algoritmo de entrenamiento converja en el mínimo minimorum error cuadrático medio global o próximo a él. A menor error, mayor capacidad predictiva;

c) En este punto es considerado el diseño de la RNR que soporta a la HY X-FPSO CBR. Se observa que se ha optado por emplear patrones de entrada y salida binarios, no números reales. Hay dos razones que sustentan esta elección, ambas compatibles con: el dominio compuesto por las 4

MetaHeurísticas X-FPSO: su habilidad para satisfacer los 5 Principios de IG, y las características del Espacio de Soluciones, mencionadas en los desarrollos teóricos de la HiperHeurística propuesta. La primera: resulta mucho más sencillo decodificar e interpretar la información obtenida desde los patrones de salida binarios de la RNR, al momento de seleccionar la X-FPSO forma más apta para continuar la estrategia de búsqueda en el espacio de soluciones. Asimismo, resulta mucho más simple codificar la información en los patrones de entrada. La segunda: el número posible de patrones de entrada y de salida, está acotado por las variaciones con repetición de 2 elementos (0 y 1) tomados de a nNE, para los patrones de entrada, y de a nNS, para los patrones de salida, respectivamente. Es decir: si nPEMax y nPSMax son los máximos números de patrones de entrada y salida, correspondientemente, se tendrá:

$$nPEMax = 2^{nNE} \quad (7)$$

$$nPSMax = 2^{nNS} \quad (8)$$

Para el diseño propuesto, la cota en el conjunto de patrones de entrada resulta $nPEMax = 2^{15} = 32768$ patrones, y la cota en el conjunto de patrones de salida resulta $nPSMax = 2^7 = 128$ patrones. Se infieren dos características: a) una gran cantidad de patrones de entrada posibles en el conjunto $[1...nPEMax]$, no tienen sentido práctico y b) muchos de ellos pueden conducir al mismo patrón de salida en el conjunto $[1...nPSMax]$. En menor grado, puede que algunos patrones de salida sean redundantes o no requeridos. Pero, sin duda, con este diseño, se tiene una cota en los conjuntos de patrones entrada y salida, y un método para definir los mismos, situación que en otros diseños, es en extremo difícil o imposible. Aquí se tiene un aporte de eficiencia en el diseño de la RNR, conforme las características del diseño de la HY X-FPSO CBR, provenientes de las MetaHeurísticas X-FPSO seleccionadas, y de la Clase de Problemas a abordar, los cuales definen un particular Espacio de Soluciones;

d) De modo que el aspecto diseño de la RNR, puede asumirse eficiente. Pero queda aún latente el riesgo de pérdida de capacidad predictiva, que en esta aplicación es crucial, si se emplean métodos clásicos para la minimización del error cuadrático medio global referido. Estos métodos pueden funcionar muy adecuadamente en otros contextos de aplicación. Pero, luego de múltiples simulaciones, no fue este diseño el caso;

e) Se propone, entonces, una solución referida como MatHeurística, otro aporte parcial del presente trabajo: Se hibridiza el Algoritmo de Entrenamiento de la RNR, aplicando, en iteraciones tempranas, el Backpropagation con Gradiente Descendente y Momento. Luego, en un punto de corte convenientemente definido (por caso, se alcanza cierto error parcial mínimo), y conteniendo las Matrices de Pesos Sinápticos y Biases, [WOE], [BO], [WSO] y [BE], valores pertinentes en la estrategia de minimización, es aplicada una MetaHeurística PSO (MonoObjetivo) con Factor de Constricción (forma X2-PSO). Los resultados obtenidos fueron muy favorables.

3. APLICACIÓN DE LA HY X-FPSO CBR PARA LA IDENTIFICACIÓN DEL ESPACIO DE ESTADOS REQUERIDO EN LA OPTIMIZACIÓN DINÁMICA POSIBILÍSTICA

3.1 Los Objetivos de Optimización para la Definición del Espacio de Estados requerido por la Optimización Dinámica Posibilística

A los efectos de aplicar la HiperHeurística propuesta, deben identificarse los objetivos de optimización, *criterios de mérito en la evolución del SDEE* en el Período de Control Regulatorio. A partir de los mismos, se procederá a describir el método que conduce a la definición del Espacio de Estados, para un número de etapas $N = 5$, pues tal período es quinquenal en Argentina, y el SDEE considerado en la simulación pertenece a Bariloche, provincia de Río Negro. El SDEE, su Período de Control Regulatorio y los objetivos (*criterios de mérito que deben ser minimizados*), siguen lo presentado en la Aplicación 4, a los efectos de comparar el Espacio de Estados obtenido, con el que arroja la HY X-PSO CBR. Los criterios son:

{ 1-Costo Global (CG); 2-Energía No Suministrada (ENS); 3-Índice de Interrupción del Servicio (FI); 4-Índice de Tensión Fuera de Tolerancia (TF); 5- Pérdidas Globales de Potencia (PG); 6-Índice de No-Calidad (Impacto) Ambiental (Visual) por empleo de Típicos Constructivos de Líneas fuera del Establecido según Zona (IALin); 7- Índice de No-Calidad (Impacto) Ambiental (Visual) por empleo de Típicos Constructivos de Centros de Transformación fuera del Establecido según Zona (IACT); 8- Flexibilidad del SDEE (FLEX) }.

Por su complejidad, no se expondrán aquí desarrollos, tales como los que conducen a los Índices, ya que pueden ser consultados en la citada referencia y no agregan valor a la presentación de este trabajo. Si al acrónimo de cada criterio de mérito, se le antepone la letra v , se tendrá el siguiente vector de variables asociadas a los objetivos: $\{CvCrit\} = \{vCG; vENS; vFI; vTF; vPG; vIALIN; vIACT; vFlex\}$. Para los Índices, coinciden Índice y variable. La Demanda a satisfacer en cada año de corte, se supone determinística (no tiene por qué serlo y podría ser extendida como restricción difusa, al igual que las variables solidarias a los criterios) y proveniente de un modelo prospectivo.

Adicionalmente, se requiere de una extensión al dominio difuso de tales variables, para implementar las X-FPSO formas. La expresión genérica propuesta a tal fin, resultó desde: si m es la variable genérica, en el conjunto $\{CvCrit\}$, entonces:

$$\mu_m = 1 ; \text{ si } vMin_m \geq vm \quad (9)$$

$$\mu_m = \left(\frac{(vMax_m - vm)}{(vMax_m - vMin_m)} \right)^{p_\mu^m} ; \text{ si } vMin_m \leq vm \leq vMax_m \quad (10)$$

$$\mu_m = 0 ; \text{ si } vMax_m \leq vm \quad (11)$$

siendo, además, p_μ^m el ponderador exponencial (contractor/dilatador) correspondiente a cada Conjunto Difuso, y $vMax_m$, $vMin_m$ los valores máximo y

mínimo límites, respectivamente, para cada variable m en $[1..M]$, con $M = 8$, en este caso.

La *decisión maximizante* estática que mide la aptitud en el Conjunto Difuso de Decisión, viene dada, como se presentó en el modelo teórico de la HiperHeurística propuesta, por la t-norma Producto de Einstein:

$$\text{fapD} = \mu_D^{\text{Max}} = t_{PE}^{\text{Max}} \{ \mu_{m1}; \mu_{m2}; \dots; \mu_{mM} \} \quad (12)$$

3.2 La Aplicación de la HiperHeurística HY X-FPSO CBR

3.2.1. Método de Aplicación conforme los Criterios de Optimización del SDEE y sus Variables de Decisión en el Espacio de Soluciones

La Optimización Dinámica Posibilística asociada a la Planificación del SDEE, se acota al Subsistema de Media Tensión, en 13,2 [kV]. Se parte de un estado de referencia para el SDEE, coincidente con el comienzo del quinquenio de Control Regulatorio, y único estado de la Etapa 0. En el mismo, se relevan los valores correspondientes a cada variable m solidaria a los criterios de mérito del sistema. El método propuesto para generar el conjunto de estados que le corresponde a cada etapa, consiste en definir un número PO de Matrices de Preferencias entre dichos criterios, las cuales arrojarán Vectores de Prioridades Exponenciales, cuyas componentes serán los valores $p_{\mu}^m(\text{po})$, con po en

$[1..PO]$. La dimensión del espacio de soluciones, estará definida por el número de variables de control o decisión en el problema MultiObjetivo, nvD . En esta aplicación, para la planificación de SDEE, se tiene, si vDd es la variable de decisión genérica con d en $[1...\text{nvD}]$:

$[vDd]$: $\{vD1$: Nro de Alimentadores; $vD2$: Ubicación o Emplazamiento de los Alimentadores (se dispone de cierto número de tendidos posibles, resultado de la Planificación de Largo Plazo); $vD3$: Tipo de Alimentador (Aéreo Convencional, Aéreo Preensamblado, Subterráneo); $vD4$: Sección del Alimentador (están normalizadas en: 120, 95, 70, 50, 35 y 25 [mm²]); $vD5$: Tipo de Centro de Transformación (CT) (Plataforma, A Nivel, Subterráneo); $vD6$: Ubicación o Emplazamiento de los CT (también se dispone de un número de posibles ubicaciones de los CT, resultado de la Planificación de Largo Plazo); $vD7$: Potencia de los CT (normalizadas en 50, 100, 150, 200, 250, 300, 500, 1000 [kVA]); $vD8$: Número de Dispositivos de Conmutación (Seccionadores) para transferencia de carga; $vD9$: Ubicación de los Dispositivos de Conmutación (también se tiene un número de posibles ubicaciones, resultado de la Planificación de Largo Plazo); $vD10$: Potencia en Generación de Reserva en cada Estación Transformadora 33/13.2 [kV] (4; 3 existentes + 1 resultado de la Planificación de Largo Plazo. Tales Potencias se discretizan en el conjunto [5, 10, 15, 20, 25] [MW]). Por tanto $\text{nvD} = 10$, con algunos de sus dominios, discretos, ya establecidos.

De este modo, en ese espacio de soluciones se aplicarán las formas X-FPSO, controladas por la HiperHeurística propuesta, conforme su RNR. El procedimiento se sintetiza en los siguientes pasos:

1ro) Determinar el Número PO de Matrices de Preferencia entre los Criterios definidos para el mérito del SDEE;

2do) Obtener el Vector de Prioridades para cada una de ellas;

3ro) Iterar desde $k=1$ hasta $k=N$, N =Número de Etapas de la Optimización Dinámica Posibilística;

A) Iterar desde $i=0$ (estado factible de referencia) hasta el número de estados factibles determinados en la etapa k ;

A-1) Iterar, desde $p_o = 1$ hasta PO haciendo: **a)** la Construcción de los Conjuntos Difusos, según la ponderación p_{μ}^m (p_o), desde las expresiones (9), (10) y (11)

y **b)** Aplicación de la HY X-FPSO CBR, como transición entre estado i y el que se definirá, con la restricción determinística de demanda para la etapa k , obteniendo la solución más satisfactoria. La misma resulta de la t-norma Producto de Einstein, aplicada entre las funciones de pertenencia solidarias a cada Conjunto Difuso, según la expresión (12). Se logra así un estado factible del Espacio de Estados en la etapa k ; al ir incrementando p_o , y luego i , se obtienen todos los estados factibles de la etapa k ; al ir incrementando k , y repitiendo los pasos de iteración, se obtiene el Espacio de Estados completo.

Si $PO = 4$, tal como se consideró en la simulación, la construcción del Espacio de Estados para las Etapas [0], [I] y [II], se observa en la FIGURA 5. Cada estado, se obtiene, por aplicación de la HY F-PSO CBR según el valor de prioridad p_{μ}^m (p_o), mediante las iteraciones anteriores.

Los p_{μ}^m (p_o), surgen de PO Matrices de Preferencia Determinísticas entre los criterios de optimización. Sin embargo, en este Modelo se propone incorporar incertidumbres de valor en las mismas, y representarlas mediante Números Difusos, tal y como se desarrolla en la Aplicación 4. A su vez, la obtención del Vector de Prioridades, no sigue el modelo Autovalor/Autovector de Saaty, ni el complejo modelo, más exacto, propuesto en la referencia anterior. Sigue un Modelo Híbrido: Calcula las Matrices de Preferencias Determinísticas como se explica en esa referencia, y se desarrolla en el epígrafe siguiente. Luego, sobre esa Matriz Determinística, calcula el autovector de Perron, y desde allí se obtiene el Vector de Ponderadores Exponenciales.

3.2.2. Obtención de los PO Vectores de Prioridades desde Matrices de Preferencias Difusas

Si **pref** es un Número Difuso (ND), expresado como:

$$\forall \alpha \in [0,1], \text{pref} = [\text{pref}_1(\alpha) , \text{pref}_2(\alpha)] \quad (13)$$

Entonces se tendrá una Matriz de Preferencias entre Criterios Difusa:

MPA: $\forall \alpha \in [0,1] \rightarrow$

$$\begin{pmatrix} 1 & [pref_1(\alpha), pref_2(\alpha)]_{12} & \dots & [pref_1(\alpha), pref_2(\alpha)]_{1n} \\ [1/pref_2(\alpha), 1/pref_1(\alpha)]_{21} & 1 & \dots & [pref_1(\alpha), pref_2(\alpha)]_{2n} \\ \dots & \dots & \vdots & \dots \\ [1/pref_2(\alpha), 1/pref_1(\alpha)]_{n1} & [1/pref_2(\alpha), 1/pref_1(\alpha)]_{n2} & \dots & 1 \end{pmatrix} \quad (14)$$

Las incertidumbres de cualquier preferencia $pref_{ij}$ y de su recíproca $pref_{ji}$, son dependientes. Esto significa que si se presentase una ocurrencia de $pref_{ij}$ en el segmento de confianza limitado por α , entonces: $pref_{ji}(\alpha) = 1/pref_{ij}(\alpha)$. Con ello se garantiza que cualesquiera sean las ocurrencias en sus entradas, la Matriz de Preferencias MPA(α) es determinística, puesto que es una instancia (α) de **MPA**. Adicionalmente, siempre será positiva y recíproca. MPA(α) será referida como Matriz de Preferencias Colapsadas según el Nivel de Certidumbre α . Las PO instancias distintas de esta MPA(α), arrojarán los PO Vectores de Prioridad Exponenciales necesarios. Esto se logra modificando PO veces el nivel de certidumbre α . Si las $pref_{ij}$ son representadas por ND Triangulares (NDT), y L, R son sus funciones a Izquierda y Derecha, respectivamente, con $pref_{MP}$ el valor central o de máxima posibilidad, el Criterio de Colapso Removal, Rv, empleado, se define como:

$$Rv[pref(\alpha c)] = pref_{MP} + \frac{1}{2} \times [IDer - Ilzq] \quad (15)$$

$$IDer = \int_{pref_{MP}(\alpha c)}^{pref_2} R(pref) dpref \quad (16)$$

$$Ilzq = \int_{pref_1(\alpha c)}^{pref_{MP}} L(pref) dpref \quad (17)$$

Pero si el valor representativo de las preferencias difusas para cierto (αc), está dado únicamente por (15)-(17), no se estaría considerando la consistencia entre las mismas, conforme la expresión:

$$pref_{ik}(\alpha c) \times pref_{ij}(\alpha c) = pref_{jk}(\alpha c) \quad (18)$$

Dentro del segmento de confianza fijado por (αc), se requiere la búsqueda de aquellos valores tales que la matriz MPA(αc) resulte lo más consistente posible. De modo que los valores representantes de las preferencias dentro del segmento ($\alpha = \alpha c$), tendrán que satisfacer *dos objetivos*: **1**) que se aparten lo menos posible de su Rv(αc) y **2**) que satisfagan lo más posible las ecuaciones

de consistencia. El Sistema de Ecuaciones de Consistencia, respetando la formulación (18), para n criterios (orden de la matriz $n \times n$), se expresa del modo siguiente: $\forall \alpha \in [0,1]$, sea $C = \{ \forall i \in [2..n-1]; \forall j \in [i+1.. n] \text{ y } \forall k \in [1.. i-1] \}$ entonces:

$$\{ \text{pref}_{ij}(\alpha) = \text{pref}_{kj}(\alpha) / \text{pref}_{ki}(\alpha) \} \quad (19)$$

Los dos objetivos según **1)** y **2)** en el establecidos en el párrafo anterior, pueden ser planteados en un Programa Lineal. Para ello, los errores (e) entre cada preferencia $\text{pref}_{ij}(\alpha)$ y su $Rv[\text{pref}_{ij}(\alpha)]$, y entre cada preferencia $\text{pref}_{ij}(\alpha)$ y su formulación consistente según (19), pueden introducirse como factores. Por caso, si se buscara la máxima consistencia en cierta ecuación de sistema (19) en el conjunto C, se tendría:

$$\text{pref}_{ij}(\alpha) \times e_{ij}^k = \text{pref}_{kj}(\alpha) / \text{pref}_{ki}(\alpha) \quad (20)$$

si $e_{ij}^k = 1$, entonces la consistencia resultaría perfecta. Puede observarse que $0 < e_{ij}^k \leq 1$. De igual modo, para el caso del apartamiento mínimo de $\text{pref}_{ij}(\alpha)$ respecto del $Rv[\text{pref}_{ij}(\alpha)]$, puede formularse la expresión:

$$\text{pref}_{ij}(\alpha) \times e_{rv_{ij}} = Rv[\text{pref}_{ij}(\alpha)] \quad (21)$$

con $0 < e_{rv_{ij}} \leq 1$. En consecuencia, el modelo puede linealizarse en sus restricciones, empleando variables logarítmicas. Sus objetivos serían la minimización, respectivamente, de la sumatoria de los valores absolutos de los logaritmos de los errores, Lec_{ij}^k , $ALec_{ij}^k$ y erv_{ij} , $ALerv_{ij}$. En principio, la introducción de la operación valor absoluto (considerando que pueden existir errores logarítmicos menores que cero), parecería generar objetivos no lineales. Esta cuestión se resuelve con el agregado de restricciones de desigualdad, que relacionen las variables asociadas a los valores absolutos de los errores logarítmicos, con los errores logarítmicos. Ambos objetivos, pueden ponderarse creándose una única función a minimizar: el valor absoluto del error total ponderado, $ALerrT$, conforme ciertos ponderadores $\rho_C + \rho_{rv} = 1$. De modo que, bajo estas consideraciones, el Problema de Optimización Lineal que resuelve el conjunto de preferencias más representativo en la matriz $MPA(\alpha)$, se formula como sigue:

Min

$$\left\{ ALerrT = \rho_C \times \left(\sum_{i=2}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n \sum_{k=1}^{i-1} ALec_{ij}^k \right) + \rho_{rv} \times \left(\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n ALrv_{ij} \right) \right\} \quad (22)$$

Sujeto a:

[Restricciones de Consistencia]

$$\text{Sea } C = \{ \forall i \in [2..n-1]; \forall j \in [i+1.. n] \text{ y } \forall k \in [1.. i-1] \}, \text{ entonces:} \\ L\text{pref}_{ij}(\alpha) + Lec_{ij}^k = L\text{pref}_{kj}(\alpha) - L\text{pref}_{ki}(\alpha), \text{ en } C \quad (23)$$

[Restricciones de VA de los Errores Logarítmicos de Consistencia]

$$ALec_{ij}^k - Lec_{ij}^k \geq 0, \text{ en } C \quad (24)$$

$$ALec_{ij}^k + Lec_{ij}^k \geq 0, \text{ en } C \quad (25)$$

$$ALec_{ij}^k \geq 0, \text{ en } C \quad (26)$$

[Restricciones Apartamiento respecto de $Rv[pref_{ij}(\alpha c)]$]

Sea $C1 = \{ \forall i \in [1..n-1]; \forall j \in [i+1.. n] \}$, entonces:

$$Lpref_{ij}(\alpha c) + Lerv_{ij} = LRv[pref_{ij}(\alpha c)], \text{ en } C1 \quad (27)$$

[Restricciones de VA de los Errores Logarítmicos de $Rv[pref_{ij}(\alpha c)]$]

$$ALerv_{ij} - Lerv_{ij} \geq 0, \text{ en } C1 \quad (28)$$

$$ALerv_{ij} + Lerv_{ij} \geq 0, \text{ en } C1 \quad (29)$$

$$ALerv_{ij} \geq 0, \text{ en } C1 \quad (30)$$

[Restricciones de Segmento de Confianza [1,2] al Nivel (αc)]

$$Lpref_{ij}(\alpha c) \geq Lpref_{ij}(\alpha c)_1, \text{ en } C1 \quad (31)$$

$$Lpref_{ij}(\alpha c) \leq Lpref_{ij}(\alpha c)_2, \text{ en } C1 \quad (32)$$

siendo: ρ_C y ρ_{Rv} los ponderadores fijados para los objetivos ($\rho_C + \rho_{Rv} = 1$); Lec_{ij}^k el logaritmo (en base e, por caso) del error multiplicativo ec_{ij}^k y $ALec_{ij}^k$ su valor absoluto; $Lerv_{ij}$ el logaritmo del error multiplicativo erv_{ij} y $ALerv_{ij}$ su valor absoluto; $Lpref_{ij}(\alpha c)$ el logaritmo del valor de la preferencia $pref_{ij}(\alpha c)$; [$Lpref_{ij}(\alpha c)_1$; $Lpref_{ij}(\alpha c)_2$] el Segmento de Confianza logarítmico al nivel de certidumbre (αc) (αc es dato para el modelo); $LRv[pref_{ij}(\alpha c)]$ es el logaritmo del colapso Removal aplicado sobre $pref_{ij}(\alpha c)$; $ALerrT$ es el error logarítmico ponderado total, por inconsistencias y por apartamientos respecto a los correspondientes colapsos $Rv[pref_{ij}(\alpha c)]$.

Resuelto este programa lineal, las preferencias son obtenidas por exponenciación de los valores logarítmicos según la base considerada. Si la base es el número e:

$$pref_{ij}(\alpha c) = e^{Lpref_{ij}(\alpha c)}, \text{ en } C1 \quad (33)$$

resultando valores que no necesariamente son enteros en [1..10]. Tal especificación de escala, propuesta por Saaty, se torna carente de sentido al formular una solución de preferencias difusas colapsadas, de mínima inconsistencia. Para tales valores de $pref_{ij}(\alpha c)$, que componen la $MPA(\alpha c)$ determinística, se calcula el autovector de Perron y desde allí, normalizándolo, componentes $vp_i^{[N]}(\alpha c)$, y luego multiplicando sus componentes por el número n de criterios, el Vector de Ponderadores Exponenciales buscado,

componentes $vp_i^{[E]}(\alpha c) \equiv p_{\mu}^m$ (po) para cierto po- αc -corte, definido por po en [1..PO]:

$$vp_i^{[N]}(\alpha c) = \frac{vp_i(\alpha c)}{\sum_{i=1}^n vp_i(\alpha c)}, \text{ en C1} \quad (34)$$

$$vp_i^{[E]}(\alpha c) = n \times vp_i^{[N]}(\alpha c), \text{ en C1} \quad (35)$$

4. SIMULACIÓN SOBRE UN SDEE REAL

La simulación del presente modelo, se ha realizado sobre un SDEE real, emplazado en la patagonia argentina, en la ciudad de Bariloche, provincia de Río Negro. El análisis se corresponde con el *período de control tarifario* 2003-2007. El SDEE de Bariloche cubre un área de 350 [km²]. Sirve a unos 40000 usuarios. Es abastecido en 33 [kV] (Subtransmisión - SbT) y tiene 3 existentes + 1 proyectada en el período, Estaciones Transformadoras 33/13.2 [kV] (Media Tensión - MT). El sistema de Media Tensión, tiene cerca de 500 Centros de Transformación de 13.2/0.38 [kV] (Baja Tensión - BT). Como era de esperar, el Espacio de Estados (EE) quedó conformado por la misma cantidad de estados (variantes de solución/equipamiento) que en la Aplicación 4. De modo que el Problema de Optimización Dinámica Posibilística se divide en 5 Etapas: {**Etapa I: Referencia Etapa II: 5 estados; Etapa III: 4 estados; Etapa IV: 4 estados; Etapa V: 3 estados; Etapa VI: 1 estado** (final)}. En la TABLA 1, se presenta la Trayectoria Más Satisfactoria, TMS, para un $\alpha c = 0.25$. El Vector de Ponderadores Exponenciales empleado, se indica en la segunda fila. $\Theta_{Ext} = 0.35$ es el Riesgo Extrínseco fijado, y debe ser mayor o igual que $1 - \mu_D(TMS)$. La TABLA 2 presenta los 4 Vectores de Ponderación Exponencial empleados para generar el EE. En la TABLA 3 se presentan las Transiciones de la Optimización Posibilística, soportada en Programación Dinámica Difusa, en el Espacio de Estados obtenido por la HY X-FPSO CBR.

5. CONCLUSIONES

Se han presentado los conceptos específicos para la aplicación de una novedosa HiperHeurística basada en Razonamiento, mediante una Red Neuronal Tipo Retropropagación, y soportada en cuatro formas X-FPSO, como dominio. Es referida como HY X-FPSO CBR. Los conceptos más novedosos, fueron establecidos a lo largo del presente trabajo, complementando su parte teórica. Dos conclusiones fundamentales, se relacionan con su aplicación: **1ra)** Es claro que un problema de las características planteadas (*establecer el Espacio de Estados en una Optimización Dinámica Posibilística*), no podría ser resuelto sino por una metodología de este tipo y **2da)** Se han asumido técnicas y métodos auxiliares, como estrategia de variación de ponderadores exponenciales, iterando la HiperHeurística sobre ellos. Esto permite observar el

vastísimo campo de investigación solidario a estas ideas, extendiéndose más allá del ámbito de los SDEE, trabajado, por su conocimiento, por los autores. La HiperHeurística propuesta, se plantea como una interesante estrategia para toda Clase de Problemas, que reúnan las condiciones generales descritas.

6. FIGURAS Y TABLAS

FIGURA 1: Esquema de la Red Neuronal de Retropropagación (RNR)

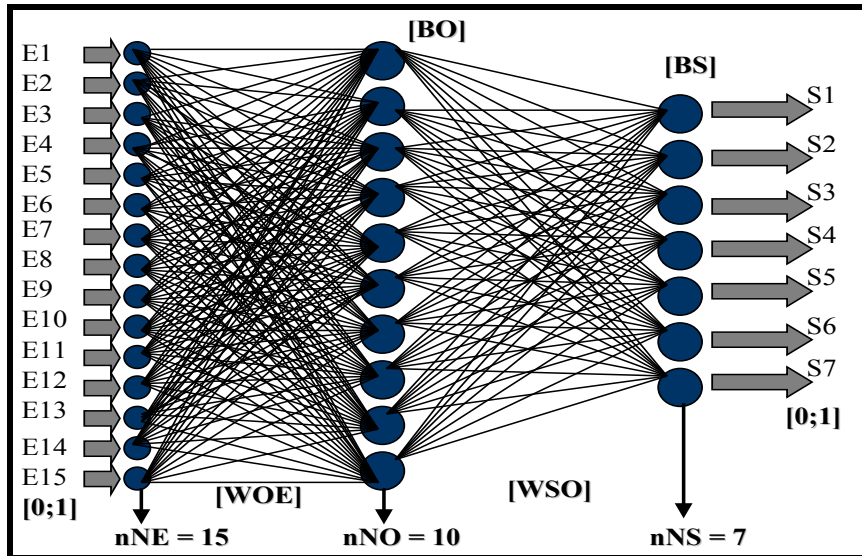


FIGURA 2: Funcionamiento de la Neurona como Procesador Elemental: Función de Transferencia TANSIG empleada en el Diseño de la RNR

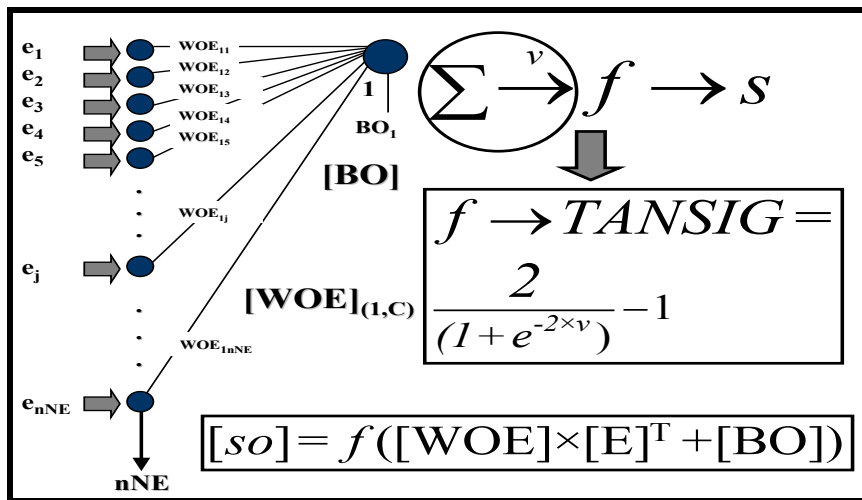


FIGURA 3: Diseño de la Capa de Entrada para la RNR

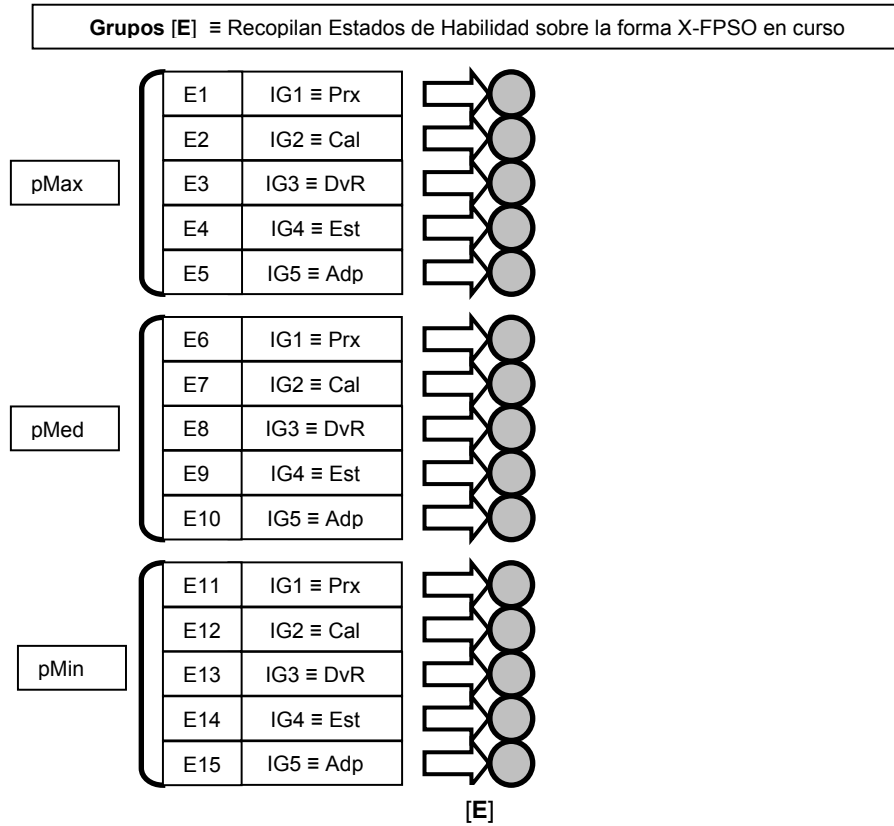


FIGURA 4: Diseño de la Capa de Salida para la RNR

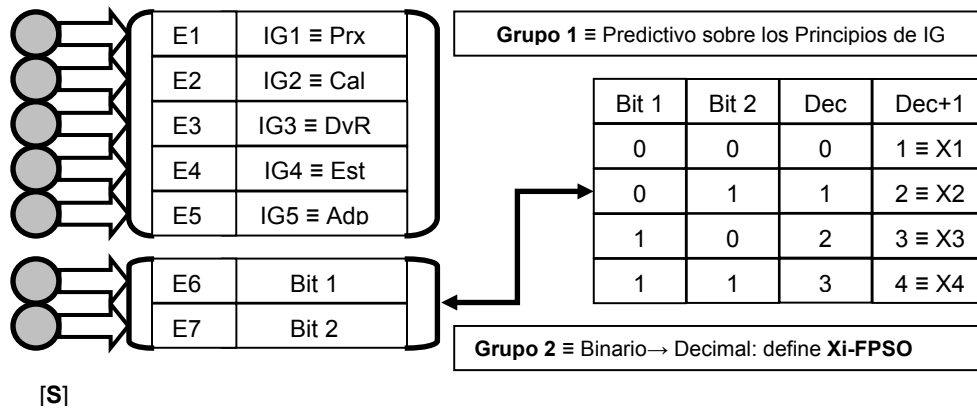


TABLA 1: Cálculo de la $TMS(\alpha)$: $\alpha = 0.25$ y $\Theta_{Ext} = 0.35$

pCGE	pENS	pFI	pTF		pPG	plALin	plACT	pFLX	
1.97	2.01	0.75	0.79		0.95	0.49	0.49	0.55	
E, e	$\mu D(TMS)$	μCG	μENS	μFI	μTF	μPG	$\mu lALin$	$\mu lACT$	μFLX
I, 1	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
II, 3	0.82	1.00	1.00	0.82	0.87	1.00	0.94	0.87	1.00
III, 2	0.82	0.96	1.00	0.88	0.86	1.00	0.91	0.99	0.99
IV, 3	0.82	1.00	1.00	1.00	0.83	1.00	0.93	0.91	1.00
V, 1	0.78	0.89	0.78	1.00	0.85	0.98	0.82	0.88	0.98
VI, 1	0.78	1.00	1.00	0.97	0.85	0.98	0.89	0.80	1.00

TABLA 2: Vectores de Ponderación Exponencial resultantes de las Matrices de Preferencias Colapsadas en 4 α -cortes, empleados para la generación del Espacio de Estados. Por condición: $\Sigma p = 8 =$ número de Criterios.

pCGE	pENS	pFI	pTF	pPG	plALin	plACT	pFLX
1.97	2.01	0.75	0.79	0.95	0.49	0.49	0.55
2.00	1.87	0.63	0.81	0.43	0.89	0.89	0.48
1.25	2.72	0.71	0.87	0.92	0.57	0.57	1.39
1.12	1.92	0.83	0.65	1.15	0.55	0.58	1.17

FIGURA 5: Esquema de la Determinación del Espacio de Estados para las Etapas [0], [I] y [II], con PO = 4

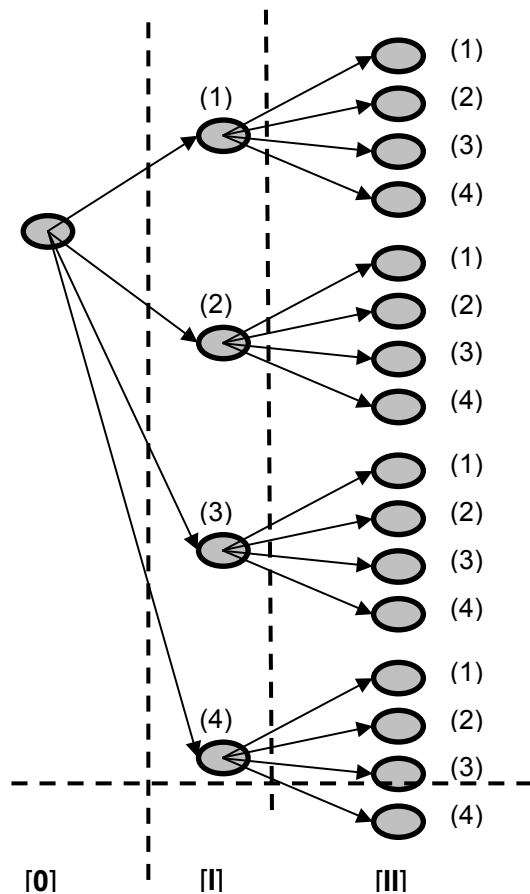


TABLA 3: Optimización Dinámica Posibilística: Espacio de Estados, Transiciones [Etapa, estado], i: inicial, f: final y Valores para cada Criterio

[Ei,ei; Ef,ef]	CG	ENS	FI	TF	PG	IALin	IACT	FLEX
[I, 1; II, 1]	188.0	17050	0.73	0.045	185.40	0.719	0.558	169.2
[I, 1; II, 2]	193.3	7930	1.19	0.048	210.45	0.983	1.072	173.9
[I, 1; II, 3]	186.8	6919	1.02	0.046	150.04	0.325	0.981	168.1
[I, 1; II, 4]	177.7	14994	0.81	0.040	178.90	0.067	0.149	159.9
[I, 1; II, 5]	189.3	9144	0.50	0.039	190.65	0.299	0.542	170.4
[II, 1; III, 1]	137.8	9042	0.89	0.047	150.00	0.841	0.358	124.1
[II, 1; III, 2]	141.4	11656	0.98	0.039	178.65	0.426	0.155	127.3
[II, 1; III, 3]	149.1	17224	1.02	0.039	145.66	0.064	0.287	134.2
[II, 1; III, 4]	230.7	10196	0.89	0.038	201.54	0.633	0.073	207.6
[II, 2; III, 1]	141.3	13443	1.46	0.042	186.54	0.517	0.102	127.2
[II, 2; III, 2]	217.2	13117	0.64	0.040	170.65	0.634	0.210	195.5
[II, 2; III, 3]	150.3	9708	1.65	0.046	164.30	1.516	1.365	135.2
[II, 2; III, 4]	328.7	9083	0.66	0.040	180.43	0.467	0.429	295.9
[II, 3; III, 1]	172.3	17377	1.43	0.041	193.45	1.356	0.918	155.1
[II, 3; III, 2]	124.4	10094	0.94	0.044	158.69	0.454	0.059	111.9
[II, 3; III, 3]	204.0	9761	1.49	0.040	193.21	1.182	0.628	183.6
[II, 3; III, 4]	225.1	16849	1.31	0.037	154.68	0.951	0.859	202.6
[II, 4; III, 1]	133.4	10722	1.01	0.030	110.35	0.378	0.234	120.0
[II, 4; III, 2]	121.0	18284	0.57	0.052	175.34	0.563	0.259	108.9
[II, 4; III, 3]	186.8	18279	1.38	0.045	160.04	0.933	0.420	168.1
[II, 4; III, 4]	302.1	11088	1.60	0.048	165.98	0.662	0.285	271.9
[II, 5; III, 1]	98.95	18324	0.90	0.047	190.02	0.876	0.342	89.0
[II, 5; III, 2]	158.2	17852	0.79	0.042	201.54	0.421	0.642	142.4
[II, 5; III, 3]	190.6	14236	1.31	0.045	178.54	0.861	0.397	171.6
[II, 5; III, 4]	213.7	8451	1.62	0.039	164.66	0.788	1.447	192.4
[III, 1; IV, 1]	75.97	7059	1.24	0.045	180.02	1.213	1.201	68.3
[III, 1; IV, 2]	104.0	16356	1.56	0.047	125.43	0.640	1.324	93.6
[III, 1; IV, 3]	137.7	16652	1.32	0.046	150.08	0.550	1.047	123.9
[III, 1; IV, 4]	170.1	7119	1.04	0.052	135.98	0.350	0.256	153.0
[III, 2; IV, 1]	110.6	14618	1.60	0.051	115.64	1.406	0.268	99.6
[III, 2; IV, 2]	103.4	17963	1.57	0.047	105.66	1.199	1.135	93.1
[III, 2; IV, 3]	130.9	8184	0.97	0.051	121.45	0.358	0.621	117.8
[III, 2; IV, 4]	162.5	11248	0.80	0.048	140.08	0.370	0.732	146.2
[III, 3; IV, 1]	136.3	17822	1.07	0.048	109.12	0.522	0.599	122.6
[III, 3; IV, 2]	107.6	8612	0.87	0.049	135.08	0.849	0.486	96.8
[III, 3; IV, 3]	128.1	16485	0.93	0.052	127.41	0.548	0.822	115.3
[III, 3; IV, 4]	129.3	15456	1.48	0.053	140.09	0.272	0.101	116.3
[III, 4; IV, 1]	128.5	15233	1.33	0.049	112.10	0.966	1.268	115.6
[III, 4; IV, 2]	129.2	10873	1.45	0.044	101.23	0.360	0.109	116.3
[III, 4; IV, 3]	103.1	16075	0.67	0.046	120.09	0.514	0.100	92.8
[III, 4; IV, 4]	171.2	17967	1.11	0.047	123.80	0.767	1.044	154.1
[IV, 1; V, 1]	125.6	18489	1.39	0.057	165.05	0.116	1.297	113.1
[IV, 1; V, 2]	213.7	17949	2.14	0.059	170.09	1.680	0.749	192.3
[IV, 1; V, 3]	140.5	9343	0.87	0.055	163.23	0.456	0.280	126.5
[IV, 2; V, 1]	236.5	16607	0.89	0.062	155.44	0.680	0.095	212.9
[IV, 2; V, 2]	154.6	8797	1.62	0.052	151.02	1.219	0.390	139.1
[IV, 2; V, 3]	169.4	20180	1.93	0.056	155.43	1.409	0.457	152.4
[IV, 3; V, 1]	125.6	17531	1.31	0.055	180.98	0.956	0.892	113.0
[IV, 3; V, 2]	165.3	18050	1.94	0.054	185.03	0.525	1.719	148.8
[IV, 3; V, 3]	155.8	16699	1.43	0.054	170.41	0.593	0.895	140.2
[IV, 4; V, 1]	182.8	19675	1.25	0.058	165.79	0.598	0.756	164.5
[IV, 4; V, 2]	193.9	17445	0.94	0.060	159.65	0.184	0.632	174.5
[IV, 4; V, 3]	161.5	8552	1.50	0.058	180.10	1.283	0.873	145.4
[V, 1; VI, 1]	126.7	11404	1.56	0.064	289.14	0.542	1.513	114.1
[V, 2; VI, 1]	191.5	8429	1.70	0.058	245.35	1.599	0.407	172.4
[V, 3; VI, 1]	188.3	21474	2.21	0.061	268.57	1.614	0.586	169.4

CAPÍTULO IV

MODELO 8

UN MODELO DE OPTIMIZACIÓN SOPORTE BASADO EN SEÑALES DE UBICACIÓN SELECTIVA PARA LA ASIGNACIÓN DE LOS CARGOS DE ACCESO A REDES DE TRANSMISIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN SISTEMAS RADIALES

UN MODELO DE OPTIMIZACIÓN SOPORTE BASADO EN SEÑALES DE UBICACIÓN SELECTIVA PARA LA ASIGNACIÓN DE LOS CARGOS DE ACCESO A REDES DE TRANSMISIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA EN SISTEMAS RADIALES

.- RESUMEN

En el presente trabajo se describe un Modelo Alternativo a los vigentes sustentados en la Remuneración Marginalista, para definir los Cargos de Acceso a Redes de Transmisión Eléctrica con elevado Grado de Radialidad, que deben sufragar los agentes Generadores. El Modelo está basado en Costos Medios, Ubicaciones ElectroGeométricas de los Agentes Generadores y en perfiles de incentivos por señales de pérdidas. La experiencia ha demostrado múltiples inconvenientes para intentar definir la responsabilidad del uso del sistema de redes de transmisión por parte de los Generadores, empleando la Remuneración Marginalista. Por ello, primeramente, se critica desde el punto de vista teórico/metodológico la optimalidad de tal remuneración, para luego proponer el Modelo alternativo, como una solución basada en costos medios que luego se soporta en señales óptimas de emplazamiento, tales que favorecen a los agentes Generadores más perjudicados por su ubicación topológica en el sistema. Se presentan finalmente, los resultados obtenidos sobre una Red real de Transmisión Radial sin anillos.

1. INTRODUCCIÓN

El problema de la determinación de los Cargos de Acceso a las Redes de Transmisión Eléctrica, tiene su origen en el contexto abierto a la competencia definido para la industria eléctrica. Mediante la segmentación vertical de la Cadena de Producción Eléctrica, se definen mercados independientes: Generación, caracterizado por una forma de competencia referida como disputabilidad; Transmisión, por un Monopolio Natural No Disputable; Distribución, idéntico a Transmisión; y Comercialización, bajo condiciones de disputabilidad. En el segmento de generación, los agentes Generadores necesitan del empleo de las redes de Transmisión para su oferta. Por ello es requerido el principio, definido regulatoriamente, *de libre acceso de terceros a las redes*, tanto de transmisión como de distribución. Este contexto, referido como *abierto a la competencia*, supone que la operación y la expansión de las redes de Transporte (o Transmisión) que el monopolista debe realizar, responden a la demanda del producto *red de transmisión* ofertado por el mismo a los agentes Generadores. De manera que cada Generador deberá pagar un Cargo de Acceso que permita al Monopolista recuperar sus costos.

Desde el paradigma económico Neo-Clásico, se sugiere el Costo Marginal como indicador pertinente para definir un sistema de precios de la electricidad, sustentado en señales óptimas. Sin embargo, sólo en un caso ideal, la

aplicación de tales Costos Marginales permitiría la recuperación total de los costos en los que se incurre en el sistema de transporte.

Bajo esta perspectiva, en el presente trabajo se aborda, en primer lugar, un análisis de las condiciones en las que los Costos Marginales garantizan tal recuperación, a partir de la igualdad teórica entre costos e ingresos conforme la denominada Remuneración Marginalista. La misma relaciona los Ingresos Variables del Transporte (IVT), obtenidos por la diferencia entre los valores de compraventa de energía a los precios denominados *de nodo o barra*, con los costos de inversión del sistema. Al relajarse tales condiciones, y aproximarse los modelos de la red de transporte a la realidad física, estas condiciones de recuperación *pierden su validez*.

Por este motivo se recuperan sólo una pequeña parte de los costos de inversión/operación de la red y se requiere complementar los IVT con un monto obtenido por diferentes métodos.

Estos métodos, denominados de Cargo Complementario, tienen múltiples limitaciones. La principal, teórico-metodológica, estriba en que las cualidades óptimas atribuibles al sistema de señales que el modelo teórico de planificación exhibe bajo las condiciones de la Remuneración Marginalista, se ven distorsionadas por tal complemento, y la remuneración no puede ya garantizar sus “bondades”. Se compone, económicamente hablando, un híbrido entre *costos marginales y medios*, exhibiendo fuertes deficiencias al ignorar los aspectos físicos de las redes, tal como su topología. En redes de *topología radial*, por caso, se tienen los inconvenientes de mayor severidad en la aplicación de esos cargos, conforme los métodos más difundidos en la teoría desde el estado del arte.

En segundo lugar, dejando de lado la Remuneración Marginalista (Ingresos Variables del Transporte + Cargo Complementario), el presente trabajo propone una asignación de responsabilidades por el uso del sistema de redes, basada en el *uso físico extensivo medio* del mismo. A este Modelo, se lo referirá como ElectroGeométrico. Deja, por las limitaciones referidas, de tener sentido una discusión sobre *que el uso físico no es igual al uso económico* puesto que, en última instancia, *los beneficios que perciben los agentes por el uso de las instalaciones (interpretación de “uso económico”), son imposibles de estimar con exactitud, y en su intento, vuelve a “hibridizarse” el cálculo propuesto a tal fin, recurriendo, en última instancia e indirectamente, al uso físico de las redes.*

2. LA REMUNERACIÓN MARGINALISTA COMO MÉTODO DE VALORACIÓN ECONÓMICA PARA EL ACCESO A REDES DE TRANSMISIÓN

2.1 Contexto Metodológico

La utilización de los costos marginales como base fundamental para definir la estructura de un mercado de electricidad, fue propuesta por Schweppe en 1978. Desde la aplicación de tales costos, es obtenido directamente un ingreso para la red de transporte, referido como Ingreso Variable del Transporte (IVT). La remuneración procedente de los IVT debe ser complementada porque se

establece en un nivel ubicado, normalmente, muy por debajo de las necesidades reales en términos los ingresos necesarios para cubrir la totalidad de los costos. Los ingresos que podrían percibirse por este medio, constituyen un orden aproximado del 20% de los costos anuales totales que deben ser sufragados por el agente que opera la red.

Los desarrollos teóricos solidarios a la Remuneración Marginalista de las redes, recurren a modelos denominados de Corriente Continua (CC), simplificando notablemente los cálculos de los flujos de potencia. Su empleo se sustenta en los siguientes aspectos:

- a) Son simples en su formulación matemática y permiten observar los mismos efectos que en otros modelos más complejos, tal como el de Corriente Alterna (CA);
 - b) Si el despacho del sistema no se encuentra influenciado por inconvenientes vinculados a la gestión de la *potencia reactiva*, los precios de nodo obtenidos de tal forma preservan su validez;
- Se siguen, por tanto, estas simplificaciones.

2.2 Aplicación de la Programación Matemática para el Análisis de los Ingresos Variables del Transporte: Modelo del Sistema de Transmisión en CC con Impedancias Constantes

Los Flujos de Potencia en CC, constituyen una simplificación de los Flujos de Potencia en Corriente Alterna. Las simplificaciones son, estrictamente, de dos tipos: **a)** aquella referida al *perfil de tensiones*, denominado “plano”, el cual supone que todas las tensiones nodales son unitarias (expresadas en por unidad [pu]) y **b)** aquella referida a *la mayor magnitud de la reactancia respecto a la resistencia* en los conductores empleados en las redes de transmisión, cuestión absolutamente cierta y comprobable. De modo que, desde estas consideraciones, se trata de un modelo que *no tiene en cuenta las pérdidas de potencia* que se producen en las líneas.

Desde la perspectiva de la optimización pretendida, el objeto del modelo es el de *operar el sistema a costo mínimo*. Como se trata de un *modelo de planificación de la red de transmisión*, su solución pretende obtener el *valor óptimo* de dos tipos de variables: *aquella que indica la capacidad de cada línea del sistema, factible como opción de expansión, y aquella que refleja la producción de los grupos generadores que se encuentran en cada barra del sistema*. La *demanda se considera conocida*. Como el modelo optimiza la capacidad de transporte que debe instalarse, a los efectos de que costo total en el horizonte de tiempo considerado resulte *mínimo*, se trata de un *modelo estático de planificación*. Es decir que *no permite la incorporación gradual de instalaciones a lo largo del tiempo que abarca la planificación*. Dicho horizonte se divide en *periodos*. Estos periodos *caracterizan los diversos estados por los que pasa el sistema a lo largo del tiempo para el que se planifica*. Si ese tiempo fuese un año, los periodos podrían ser meses, semanas o cualquier otro intervalo de tiempo. Asociado a cada periodo existe un conjunto de *estados de*

incertidumbre (con una determinada *probabilidad de ocurrencia cada uno*) cuya introducción pretende reflejar la disponibilidad de los generadores y las líneas, así como la posible variabilidad de la demanda. Por ello, en tal caso se habla de *modelo probabilista*.

El modelo *tampoco considera las variaciones de las impedancias*. Relacionar o no la capacidad de una línea con su impedancia (reactancia inductiva), es importante desde el punto de vista marginalista, ya que *no establecer la relación entre ambos parámetros no parece demasiado razonable*, al menos intuitivamente: tanto desde los aspectos teóricos como prácticos, *es clara la observación sobre que cuanto mayor es la capacidad de una línea, tanto menor resulta su impedancia (reactancia inductiva)*. Este aspecto constituye una *hipótesis fuerte* requerida por el modelo.

2.2.1. Formulación del Problema de Optimización

La *función objetivo*, FO, del *programa matemático/problema de optimización*, para la cual se busca su *mínimo*, puede expresarse como sigue:

Minimizar {en PG, θ , X} \rightarrow Conjunto de Variables de Decisión

$$FO = \sum_t \sum_n p_n \times \left(\sum_i CV_i \times PG_{int} \right) + \sum_l CL_l \times X_l \quad (1)$$

donde las Variables de Decisión, resultan ser:

PG_{int}, la potencia generada por el grupo instalado en la barra i, en el escenario (de incertidumbre) n del período de análisis t;

θ_{int} , el ángulo correspondiente al fasor tensión en la barra i, en el escenario n del período t;

X_l, la capacidad (“cantidad”) de la línea l instalada, igual para todos los escenarios y períodos.

La notación empleada para el conjunto de estas Variables de Decisión, omitiendo los subíndices, {PG, θ , X}, refiere la totalidad de las variables existentes en todos los períodos de análisis, de todos los escenarios, o todas las líneas, en forma genérica.

Por otra parte, en (1) se tienen los *parámetros*:

CV_i \rightarrow costo variable del grupo generador instalado en la barra i;

CL_l \rightarrow costo unitario asociado a la construcción de la línea l;

p_n \rightarrow probabilidad de ocurrencia del escenario n, igual para todos los periodos.

Los periodos van desde t=1 hasta t=T. Cada uno de los mismos (todos ellos de igual duración) representa un determinado *estado del sistema*. El *horizonte de planificación*, T, puede tener la duración que se desee. En algunos modelos similares al que aquí se desarrolla, pero enfocados en la generación, los periodos t resultan subdivididos en tramos horarios. Para un modelo orientado a la optimización de la transmisión, no se requiere tal nivel de detalle.

Como se observa en la expresión (1), *la finalidad del problema de planificación, consiste en buscar la inversión en capacidad de transporte tal que el costo de*

suministro resulte mínimo. Este *costo de suministro*, es igual a la suma de los *costos promedios* (ya que en cada periodo se han definido escenarios) *desde los correspondientes a cada uno de los periodos t.* Se supone, por simplicidad y sin pérdida de generalidad en la formulación, que la duración de todos los escenarios es la unidad.

Adicionalmente, el *problema de optimización* está sujeto a las siguientes *restricciones*:

$\forall i, n, t, l:$

[Restricción de balance de potencia en cada barra]

$$P_{int} + PG_{int} = DP_{int} \quad (2)$$

[Restricción de capacidad máxima de cada línea]

$$-X_l \leq F_{Int} \leq X_l \quad (3)$$

[Restricción de potencia generada por cada grupo]

$$PG_{in}^{\min} \leq PG_{int} \leq PG_{in}^{\max} \quad (4)$$

[Restricción de valor positivo de la variable de inversión de las líneas]

$$X_l \geq 0 \quad (5)$$

donde:

P_{int} representa la potencia inyectada neta en la barra i , en el escenario n , del periodo t que proviene de las líneas a las que está conectada dicha barra. DP_{int} corresponde a la demanda de la barra i , en el escenario n , del periodo t . La demanda permanece constante a lo largo de todos los escenarios n correspondientes a un mismo periodo t .

F_{Int} es el flujo de potencia de la línea l , en el escenario n , del periodo t . Al no existir pérdidas, el flujo en ambos extremos de la línea es el mismo.

PG_{in}^{\min} es la potencia mínima de salida del generador de la barra i , en el escenario n .

PG_{in}^{\max} es la potencia máxima de salida del generador de la barra i , en el escenario n .

La probabilidad de fallo de la generación es tenida en cuenta a través de la posible variación de la potencia máxima y mínima que pueden generar los grupos, en cada estado de incertidumbre. Una situación de *avería* en un generador se modelaría *haciendo nulo el valor de potencia máxima* en un estado concreto.

Las expresiones de la potencia inyectada en cada barra, P_{int} , y del flujo en cada línea, F_{Int} , se obtienen de las ecuaciones del flujo de potencia en CC. La potencia inyectada en cada barra, se calcula mediante la expresión matricial siguiente:

$$[P_{int}] = [B] \times [\theta_{int}] \quad (6)$$

donde $[B]$ es la matriz de admitancias (susceptancias de línea, ya que, como se dijo, se ignoran las resistencias), que se calcula, a su vez, mediante la expresión matricial:

$$[B] = [S] \times [\Omega] \times [S]^T \quad (7)$$

siendo $[S]$ la denominada matriz de incidencias ($[S]^T$ su transpuesta), y $[\Omega]$ una matriz cuyos elementos en su diagonal principal son los valores recíprocos de las reactancias de cada línea. $[S]$ representa la topología de la red, definiendo los puntos de partida y de llegada de cada línea. Para una línea l que está conectada entre las barras j (origen/partida) y k (llegada/final), su columna correspondiente será la siguiente (nb es el número de barras y el vector es columna, por eso se transpone):

$$\begin{matrix} 1 \dots j \dots k \dots nb \\ [0 \dots 1 \dots -1 \dots 0]^T \end{matrix} \quad (8)$$

es decir que se trata de un vector columna cuyos elementos son *ceros*, excepto aquellos correspondientes a las barras entre las que se conecta la línea. De forma arbitraria se asigna a la barra de salida el número (1) y la barra de llegada el número (-1), al efecto de definir el sentido del flujo de potencia positivo. La estructura de la matriz $[S]$ resultará nb: número de barras y nl número de líneas del sistema):

$$[S] = \begin{bmatrix} s_{11} & s_{12} & s_{13} & \dots & s_{1nl} \\ s_{21} & s_{22} & s_{23} & \dots & s_{2nl} \\ s_{31} & s_{32} & s_{33} & \dots & s_{3nl} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{nb1} & s_{nb2} & s_{nb3} & \dots & s_{nb,nl} \end{bmatrix} \quad (9)$$

La probabilidad de falla de las líneas, es introducida permitiendo la variación, para los diferentes estados de incertidumbre, de la matriz de incidencias. De esta forma, una línea que se encuentra operativa en un estado correspondiente a un escenario dado, puede estar en situación de falla (no operativa) en otro, alterando los elementos de la matriz de incidencias correspondientes. Por lo dicho, la matriz $[\Omega]$, tendrá la estructura (para nl líneas $\in [1..nl]$):

$$[\Omega] = \begin{bmatrix} 1/x_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1/x_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & 1/x_3 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1/x_{nl} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Omega_1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Omega_2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \Omega_3 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \Omega_{nl} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Luego, los elementos de la matriz [B] se obtienen desde la expresión (7), considerando la matriz de incidencias [S]. Estos serán referidos como: b_l , con $l \in [1..nl]$. El flujo de potencia que circula por una determinada línea l , que conecta las barras i y j , se calcula siguiendo la expresión (el subíndice nt corresponde, en la matriz de incidencias, a los estados de disponibilidad en cada período):

$$F_{Int} = b_l \times (\theta_i - \theta_j) \quad (11)$$

y extendido a la forma matricial, puede escribirse:

$$[F_{Int}] = [B] \times [S_{nt}]^T \times [\theta_{int}] \quad (12)$$

2.1.2 Solución mediante el Método de los Multiplicadores de Lagrange Extendido con Condiciones KKT (Karush, Khun y Tucker)

Desde las condiciones KKT se tiene, según las expresiones (1) a (5):

$$L(PG, \theta, X, \mu, \gamma, \lambda, \alpha, \sigma, \xi) = FO + \left\{ \sum_t \sum_n \sum_l^{nl} [\mu_{(l,n,t)} \times (X_l - F_{(l,n,t)})] \right\} + \left\{ \sum_t \sum_n \sum_l^{nl} [\gamma_{(l,n,t)} \times (X_l + F_{(l,n,t)})] \right\} + \left\{ \sum_t \sum_n \sum_i^{nb} [\lambda_{(i,n,t)} \times (P_{(i,n,t)} + PG_{(i,n,t)} - DP_{(i,n,t)})] \right\} + \left\{ \sum_t \sum_n \sum_i^{nb} [\alpha_{(j,n,t)} \times (P_{(i,n,t)} - PG_{(i,n,t)}^{min})] \right\} + \left\{ \sum_t \sum_n \sum_i^{nb} [\sigma_{(i,n,t)} \times (PG_{(i,n,t)}^{max} - P_{(i,n,t)})] \right\} + \left\{ \sum_l^{nl} [\xi_{(l)} \times X_l] \right\} \quad (13)$$

Las variables genéricas (vectores, en realidad, pues cada una de ellas tiene como componentes las variables según los subíndices que se especifican en las sumatorias de (13)) $\mu, \gamma, \lambda, \alpha, \sigma, \xi$, son los Multiplicadores de Lagrange, solidarios a cada restricción (2) a (5) del problema de optimización. Las condiciones de optimalidad (primer orden), resultan de la nulidad del gradiente de la Función de Lagrange L . Importa expresar aquí, las derivadas respecto de las variables de decisión, puesto que las derivadas parciales respecto de las variables duales o multiplicadores, generan la ecuación de restricción a la que el correspondiente multiplicador está asociado. Se tiene entonces,

considerando la extensión del método conforme las condiciones de Karush, Khun y Tucker:

$$\frac{\partial L(PG, \theta, X)}{\partial P_{(i,n,t)}} = p_n \times CV_i + \lambda_{(i,n,t)} + \alpha_{(i,n,t)} - \sigma_{(i,n,t)} = 0 \quad (14)$$

$$\frac{\partial L(PG, \theta, X)}{\partial \theta_{(i,n,t)}} = \sum_{l=1}^{nl} \mu_{(i,n,t)} \times \beta_{(l)} \times s_{(i,l,n,t)} - \sum_{l=1}^{nl} \gamma_{(i,n,t)} \times \beta_{(l)} \times s_{(i,l,n,t)} + \sum_{j=1}^{nb} \lambda_{(j,n,t)} \times b_{(i,j,n,t)} = 0 \quad (15)$$

$b_{(i,j,n,t)}$ son los elementos de la matriz [B] que provienen de la consideración implícita de la ecuación (6), en la derivada (15). Por último:

$$\frac{\partial L(PG, \theta, X)}{\partial X_{(l)}} = CL_{(l)} + \sum_t \sum_n \mu_{(l,n,t)} + \sum_t \sum_n \gamma_{(l,n,t)} + \xi_{(l)} = 0 \quad (16)$$

Se analiza, a continuación, la condición de optimalidad dada por la expresión (14). Se considera la expresión del Costo Marginal de Largo Plazo, CMLP, en un escenario de incertidumbre n de un periodo t; el CMLP resulta igual a la variación de la función objetivo, L, producida por una variación de la demanda de ese escenario y periodo (y en cierta barra del sistema, i, por ello se expresa como $CMLP_{i,n,t}$):

$$\frac{\partial L(PG, \theta, X)}{\partial DP_{(i,n,t)}} = -\lambda_{(i,n,t)} \rightarrow CMLP_{i,n,t} = -\lambda_{(i,n,t)} \quad (17)$$

Desde la naturaleza estocástica conferida a esta expresión, en particular, mediante la inclusión de los escenarios de incertidumbres, el costo marginal definido internaliza la probabilidad de ocurrencia de cada escenario. De modo que cualquier efecto de sobre costo, por caso, al variar la demanda en aumento, es promediado en la función objetivo L. Esto confiere al CMLP obtenido mediante (17), el carácter de un *promedio* y no necesariamente (o más bien, excepcionalmente) *coincidirá con el que corresponda al calculado cuando cierto escenario, pudiese tener efectivamente lugar*.

Sustituyendo esta expresión en la primera condición de optimalidad, (14), se obtiene el Costo Marginal de Largo Plazo, en el escenario n, correspondiente al período t, en la barra i:

$$CMLP_{(i,n,t)} = p_n \times CV_i + \alpha_{(i,n,t)} - \sigma_{(i,n,t)} \quad (18)$$

Entonces, desde (18), se concluye en que el CMLP en la barra i-ésima del sistema de transmisión, puede resultar igual a: **a)** El costo variable de la unidad de generación de emplazada en la barra i, $CMLP_{i,n,t} = p_n \times CV_i$, siempre que la misma no vulnere sus límites operativos de capacidad, en cuyo caso: $\alpha_{(i,n,t)} = \sigma_{(i,n,t)} = 0$; **b)** El costo variable de la unidad de generación de

emplazada en la barra i , al que se le adiciona el multiplicador (aquí se observa la *interpretación económica* de estas *variables duales*) de la restricción activa de producción de la unidad de generación que corresponda (superior, $\sigma_{(i,n,t)} \neq 0$, ó inferior, $\alpha_{(i,n,t)} \neq 0$). En tal situación, los multiplicadores $\alpha_{(i,n,t)} \neq 0$ y $\sigma_{(i,n,t)} \neq 0$, expresan la variación en el costo de la función objetivo si el mínimo técnico fuese mayor o el máximo técnico resultase menor, que la capacidad operada por el grupo en cuestión, correspondientemente.

Además se observa la *naturaleza estocástica* de tal costo, al incluir la probabilidad de ocurrencia del escenario de incertidumbre n , p_n . Una vez halladas las condiciones de optimalidad, y calculado el $CMLP_{i,n,t}$, es posible calcular la Remuneración Marginalista *pura* (igual al IVT) y comprobar si resulta igual a los costos de inversión de la red. La aplicación de tarifas marginalistas, desagregadas espacialmente, produce un ingreso automático para la red de transporte (el IVT). El IVT, resulta de la diferencia entre lo que pagan los consumidores por su demanda (valorizada según el costo marginal de su barra) y lo que se les retribuye a los generadores por su oferta (valorizada, también, conforme el costo marginal de su barra). Para su cálculo, *debe multiplicarse la inyección neta de cada barra (resultante de la diferencia entre generación y el consumo en dicha barra), $PIny$, por el costo marginal correspondiente*. Es decir:

$$IVT = \sum_t^T \sum_n^N \sum_i^{nb} CMLP_{(i,n,t)} \times PIny_{(i,n,t)} \quad (19)$$

La potencia inyectada en la barra i , en el escenario n , del periodo t , se expresa en (6), dependiente de la matriz de admitancias y de los ángulos de cada barra del sistema. Se obtiene, entonces, la siguiente expresión:

$$\begin{aligned} IVT &= \sum_t^T \sum_n^N \sum_i^{nb} -\lambda_{(i,n,t)} \times \left(\sum_j^{nb} b_{(i,j,n,t)} \times \theta_{(j,n,t)} \right) = -\sum_t^T \sum_n^N \sum_i^{nb} \sum_j^{nb} \lambda_{(i,n,t)} \times b_{(i,j,n,t)} \times \theta_{(j,n,t)} \\ &= -\sum_t^T \sum_n^N \sum_j^{nb} \theta_{(j,n,t)} \sum_i^{nb} \lambda_{(i,n,t)} \times b_{(i,j,n,t)} \end{aligned} \quad (20)$$

y desde la segunda condición de optimalidad, formulada en (15), se tiene que:

$$IVT = -\sum_t^T \sum_n^N \sum_j^{nb} \theta_{(j,n,t)} \sum_l^{nl} \beta_{(l)} \times s_{(j,l,n,t)} \times \left(\mu_{(l,n,t)} - Y_{(l,n,t)} \right) \quad (21)$$

si se intercambian las sumatorias de índices l y j :

$$IVT = -\sum_t^T \sum_n^N \sum_l^{nl} \left(\mu_{(l,n,t)} - Y_{(l,n,t)} \right) \times \beta_{(l)} \sum_j^{nb} \theta_{(j,n,t)} \times s_{(j,l,n,t)} \quad (22)$$

y la expresión: $\beta_{(l)} \sum_j^{nb} \theta_{(j,n,t)} \times s_{(j,l,n,t)}$ resulta ser el Flujo que discurre en la línea l , para el escenario n , del período t , según la ecuación (12), $F_{(l,n,t)}$. De modo que sustituyendo esta igualdad en (22), se tiene:

$$IVT = - \sum_t^T \sum_n^N \sum_l^{nl} \left(\mu_{(l,n,t)} - \nu_{(l,n,t)} \right) \times F_{(l,n,t)} \quad (23)$$

Volviendo sobre las condiciones de optimalidad que se desprenden de Lagrangiano L , se sabe, por definición, que:

si $\mu_{(l,n,t)} \neq 0$, entonces $F_{(l,n,t)} = X_{(l)}$, y que si $\nu_{(l,n,t)} \neq 0$, entonces $F_{(l,n,t)} = -X_{(l)}$; considerando estas relaciones en (23), se obtiene la siguiente expresión:

$$IVT = - \sum_t^T \sum_n^N \sum_l^{nl} \left(\mu_{(l,n,t)} + \nu_{(l,n,t)} \right) \times X_{(l)} = - \sum_l^{nl} X_{(l)} \sum_t^T \sum_n^N \left(\mu_{(l,n,t)} + \nu_{(l,n,t)} \right) \quad (24)$$

Si, por último, sobre (24) se aplica la tercera condición de optimalidad, desde la ecuación (16), se obtiene:

$$IVT = - \sum_l^{nl} X_{(l)} \times \left(CL_{(l)} - \xi_{(l)} \right) = \sum_l^{nl} X_{(l)} \times CL_{(l)} + \sum_l^{nl} X_{(l)} \times \xi_{(l)} \quad (25)$$

La última sumatoria (último término sumatorio) de (25) es *nula*, puesto que, conforme la extensión del método de Lagrange dada por las condiciones KKT, uno de los dos factores se anula si el otro no lo hace: si $X_{(l)} \neq 0 \rightarrow \xi_{(l)} = 0$ y si

$\xi_{(l)} \neq 0 \rightarrow X_{(l)} = 0$. De manera que la expresión para los Ingresos Variables del

Transporte que resultan de la Remuneración Marginalista es:

$$IVT = \sum_l^{nl} X_{(l)} \times CL_{(l)} \quad (26)$$

igual, exactamente, a las inversiones en capacidad/líneas planificadas en el sistema de transmisión. *Pero lo importante es resaltar bajo qué condiciones esta Remuneración Marginalista, permite recuperar los costos de inversión del sistema de redes de transporte:*

- La Función de Costos de Inversión en Capacidad, debe ser Lineal. Hipótesis *fuerte*, pues supone la inexistencia de Rendimientos a Escala, claramente reconocidos en los monopolios de redes, en general.
- La recuperación *sólo ocurre en el promedio de una planificación sobre un conjunto de escenarios que tienen asociada una probabilidad de ocurrencia, pero de los cuales, finalmente, sucede uno de ellos*. De manera que, *aún en un modelo tan sencillo como como el presentado, en términos de sus hipótesis, se observa que la ocurrencia de un único escenario del conjunto considerado (en el caso que sea posible abarcar todos los escenarios en la planificación, pues puede presentarse alguno*

cuyas incertidumbres no fueron pudieron predecirse) puede conducir a un ingreso (IVT) superior o inferior a los costos de inversión que deben ser recuperados.

- En el problema de planificación que se ha desarrollado, se parte de la hipótesis de que el sistema requiere una planificación total, es decir que no son consideradas las *líneas existentes*. Es evidente que *tal situación constituye una hipótesis muy alejada de la realidad*, ya que cualquier planificación de la expansión de un sistema de este tipo, por supuesto que considera las instalaciones existentes y trata, desde tal situación, con los refuerzos requeridos en las redes que se encuentran operativas. Es decir: *los ingresos variables de estas líneas pueden ser superiores o inferiores al costo que tengan asignado*. Tal aseveración conduce a la conclusión de que *solamente está garantizada la recuperación de costos para las líneas de capacidad óptima (líneas con capacidad perfectamente adaptada, término que requiere de sumo cuidado en su concepción teórico-metodológica y en su definición operativa) durante el horizonte para el que la planificación es realizada*. Para la planificación de la expansión siguiente a la efectuada, esas líneas pasarán a integrar el conjunto de las líneas existentes, por lo que la igualdad entre costos e ingresos tampoco podrá garantizarse.
- Por no alcanzar los IVT para recuperar todos los costos, la Remuneración Marginalista *pura* requiere de un Cargo Complementario. Todos los métodos existentes en el estado del arte que conforman tal cargo, exhiben deficiencias metodológicas respecto de los IVT, porque deben apartarse de los supuestos marginalistas. Se dijo que no es menor su impacto, pues en redes reales se recupera un orden del 80% de los costos mediante tales complementos. Se *“hibridiza”*, de tal suerte, el modelo marginalista, pues el complemento pasa a ser *incremental o medio*. Adicionalmente, dado que cualquiera de tales métodos complementarios puede emplearse al efecto de recuperar todos los costos, prescindiendo de IVT, tal y como en algunos países se los aplican, cabe preguntarse por qué tanta insistencia en la Remuneración Marginalista. Parece que sólo se trata de adscribirse a un paradigma económico, sosteniendo sus *“bondades”* teóricas, imposibles de observar en su implementación práctica. En particular en redes radiales de transmisión, objeto del presente trabajo.

3. EL MODELO ELECTROGEOMÉTRICO PROPUESTO (MEG)

3.1 El Método Estampilla (MCE) como Referencia del MEG

En primer término, para comprender los conceptos que llevan al desarrollo del MEG, hay que presentar el método más sencillo que se concibe en la formación del Cargo Complementario para la Remuneración Marginalista: El Método Estampilla (*Postage Stamp*). No es más que la aplicación de una sencilla tarifa basada en el *costo medio*. Para su cálculo se toma el costo total del servicio de transporte y se divide por una medida del uso que cada agente hace de la red. La aplicación más frecuente, utiliza como medida de uso la

potencia inyectada por los generadores en un momento particular del funcionamiento del sistema que se considere apropiado (máxima potencia simultánea, por caso). Por ello se habla de una medida de *uso intensivo*, ya que no se considera la extensión de las redes que cada agente emplea (*uso extensivo*). Este método es ampliamente utilizado en los EEUU, en su forma [u\$\$/MW]. Si se denomina Ingreso Máximo Permitido (IMP) al costo del sistema de transmisión reconocido regulatoriamente, para cierto período (anual, normalmente), el Costo Estampilla, supuesto que sólo los generadores sufragan el cargo de acceso a las redes, será definido como:

$$Cm^e = IMP / \sum^{nG} \{P_i\} \quad (27)$$

P_i es la potencia asociada al agente i -ésimo, nG es el número de generadores.

3.2 Desarrollo del MEG Básico

Se sintetizan, a continuación, los pasos para concebir el modelo MEG Básico, que luego incorporará las señales óptimas de ubicación:

A) Para cada generador, de los nG que participan en el sistema, se tendrá un *par* dado por su Potencia Inyectada y los km de red que el mismo recorre o “usa”, es decir: $G_i\{P_i, km_i\}$ en $[1..nG]$. P_i es dato y los km_i son calculados con la ayuda de otro de los Métodos que existen en el estado del arte para determinar el Cargo Complementario en la Remuneración Marginalista, denominado Áreas de Influencia (AGURTO, 1992). Excepto que aquí es empleado con otra finalidad: *identificar por cuáles líneas discurre el flujo aportado por cada generador, en sus transacciones de potencia para abastecer a la demanda*. El método, como se aplica aquí, consiste en lo siguiente: **a)** Se simula un Flujo de Potencia CC en el estado de operación del sistema, definido como pertinente. Al resultado de los flujos de potencia que discurren por cada línea, se lo denomina Caso Base; **b)** Se escoge una barra del sistema como *referencia*; **c)** Se escoge un generador del sistema y se le incrementa su potencia inyectada en 1 [MW]. Ese [MW] es incrementado o agregado como demanda en la barra escogida como *referencia*, punto **b)**; **d)** Se simula un Flujo de Potencia CC y se calcula la diferencia entre los flujos en cada línea respecto de los obtenidos en el Caso Base. Para todas las líneas donde tal diferencia es *positiva* (Áreas de Influencia del generador considerado) se suman los km correspondientes, obteniéndose los km_i para tal generador; **e)** Se repiten los pasos desde **c)**, para el resto de los generadores en $[1..nG]$.

B) A partir de esos datos o *pares de valores*, se construye una *medida de uso intensivo-extensivo* del sistema de redes. Cabe aclarar que por *uso intensivo*, se refiere a la *potencia transitada por un agente*, y por *uso extensivo*, a la “*cantidad de red*” que el mismo emplea en tal tránsito, expresada por los km calculados como se explicó.

Esta medida es el producto $P_i \times km_i$, y se denomina Momento Eléctrico:

$$ME\{G_i\} = P_i \times km_i \quad (28)$$

C) Mediante la expresión (28), extendida a nG generadores, se calcula, entonces, el aquí referido como Baricentro ElectroGeométrico de Generación,

que es una cantidad de km *virtual*, indicada como KmBG, y responde a la siguiente Ecuación de Equivalencia:

$$\text{si } PT = \sum_i^{nG} \{P_i\}, \text{ entonces: } PT \times \text{kmBG} = \sum_i^{nG} \{P_i \times \text{km}_i\} \quad (29)$$

Se observa que kmBG es *aquel punto o distancia virtual tal que si toda la generación estuviese concentrada en el mismo, se produciría un Momento Eléctrico igual a la suma de los Momentos Eléctricos producidos individualmente por cada generador.*

De manera que los kmBG, se definen como:

$$\text{kmBG} = \sum_i^{nG} \{P_i \times \text{km}_i\} / \sum_i^{nG} \{P_i\} \quad (30)$$

D) A partir de este resultado, se parte de la hipótesis siguiente: *Todo generador ubicado en el Baricentro ElectroGeométrico kmBG, sufraga el Cargo Estampilla, como cargo de acceso al sistema, resolviéndose su uso extensivo, ya que el MCE mide únicamente el uso intensivo, según se definió (costo por unidad de potencia transitada). Luego, todo generador que se aparte del kmBG, sufragará un costo de acceso dependiente de su ubicación eléctrica, o recorrido eléctrico individual, dado por sus km_i, respecto del Baricentro ElectroGeométrico de Generación, kmBG. Por tanto se calculan los factores de uso extensivo eléctrico, del modo siguiente:*

Si se tienen los valores diferencia: $\Delta \text{km}_i = \text{km}_i - \text{kmBG}$ (31)
calculados para todo i en $[1..nG]$, entonces se calcula la suma de referencia:

$$\text{Sum}\{\Delta \text{km}_i\} = \sum_i^{nG} |\text{km}_i - \text{kmBG}| \quad (32)$$

Luego, se introduce el siguiente *factor de uso (extensivo) eléctrico*:

$$\text{fue}\{G_i\} = (1 + \Delta \text{km}_i / \sum_i^{nG} |\text{km}_i - \text{kmBG}|) \quad (33)$$

y, formalmente, a los efectos de imponer que tal factor resulte la unidad si el generador G_i estuviese emplazado en el Baricentro ElectroGeométrico de generación, se fuerza (33) a la expresión condicional:

$$\text{fue}\{G_i\} = \begin{cases} 1; \text{ si } \text{km}_i = \text{kmBG} \\ \left(1 + \frac{\Delta \text{km}_i}{\sum_i^{nG} |\text{km}_i - \text{kmBG}|} \right); \text{ si } \text{km}_i \neq \text{kmBG} \end{cases} \quad (34)$$

Entonces el *factor de uso/ubicación eléctrica* (se omite que es extensivo), $\text{fue}\{G_i\}$, resultará *mayor* que 1 si $\Delta \text{km}_i > 0$, y *menor* que 1 si $\Delta \text{km}_i < 0$; *igual* a 1 si $\Delta \text{km}_i = 0$. Sin importar en qué dirección, ya que son *distancias de uso virtuales, si el emplazamiento del generador i -ésimo está a una distancia de recorrido eléctrico mayor que el Baricentro ElectroGeométrico de Generación, entonces el factor en cuestión resultará mayor que la unidad. Caso contrario (excluyendo el emplazamiento baricéntrico), resultará menor que la unidad.*

E) Tal factor, $fue\{G_i\}$, será un *multiplicador (de ubicación eléctrica)* del Costo Estampilla, modificándolo, según sea el recorrido eléctrico asociado a cada generador respecto del Baricentro km_{BG} . Es decir, si:

$$Cm^e\{G_i\} = IMP/\sum_i^{nG} \{P_i\} = Cte \quad (35)$$

el Costo de Acceso MEG Básico, por unidad de potencia transitada, imputable al generador G_i , se expresará como:

$$Cm^{MEG}\{G_i\} = Cm^e\{G_i\} \times fue\{G_i\} \quad (36)$$

F) Queda por probar si este costo de acceso para cada generador, satisface la Ecuación de Balance de Costos a recuperar en el Sistema de Transporte. Para ello, se procede del modo siguiente:

$$\sum_i^{nG} \{ Cm^{MEG}\{G_i\} \times P_i \} = \sum_i^{nG} \{ Cm^e\{G_i\} \times fue\{G_i\} \times P_i \} \quad (37)$$

y al ser constante el $Cm^e\{G_i\} = Cm^e\{G\}$ para todos los generadores, se tiene que:

$$\sum_i^{nG} \{ Cm^{MEG}\{G_i\} \times P_i \} = Cm^e\{G\} \times \sum_i^{nG} \{ fue\{G_i\} \times P_i \} \quad (38)$$

$$\sum_i^{nG} \{ Cm^{MEG}\{G_i\} \times P_i \} = \{IMP/\sum_i^{nG} \{P_i\}\} \times \sum_i^{nG} \{ fue\{G_i\} \times P_i \} \quad (39)$$

$$\sum_i^{nG} \{ Cm^{MEG}\{G_i\} \times P_i \} = \{IMP/\sum_i^{nG} \{P_i\}\} \times \sum_i^{nG} \{ fue\{G_i\} \times P_i \} = \{IMP/\sum_i^{nG} \{P_i\}\} \times \sum_i^{nG} \{ (1+\Delta km_i/\sum_i^{nG} |km_i-km_{BG}|) \times P_i \} \quad (40)$$

Para simplificar, se indica como $M = \sum_i^{nG} |km_i-km_{BG}|$, pues es invariante para el conjunto de generadores y sus pares (P_i, km_i) , y se trabaja algebraicamente con el 2do miembro de (40); entonces:

$$\begin{aligned} IMP \times \{ \{ \sum_i^{nG} \{ P_i \} / \sum_i^{nG} \{ P_i \} + \sum_i^{nG} \{ \Delta km_i \times P_i \} / M \} \} = \\ IMP \times \{ 1 + \sum_i^{nG} \{ (km_i - km_{BG}) \times P_i \} / M \} = IMP \times \{ 1 + \{ \sum_i^{nG} P_i \times km_i - km_{BG} \times \sum_i^{nG} P_i \} / M \} = IMP \times \{ 1 - 0/M \} = IMP \end{aligned} \quad (41)$$

El número 0, aparece como consecuencia de la Ecuación de Equivalencia de Momentos Eléctricos, que definió al Baricentro ElectroGeométrico de Generación, km_{BG} , expresión (30). De modo que:

$$\sum_i^{nG} \{ Cm^{MEG}\{G_i\} \times P_i \} = IMP \quad (42)$$

Así es satisfecha la Ecuación de Balance de Costos por medio de los Factores de Uso Intensivo-Extensivo ElectroGeométricos Básicos, $fue\{G_i\}$, aplicados sobre el Cargo Estampilla, $Cm^e\{G_i\}$, adoptado éste como referencia.

3.3 Desarrollo del MEG Con Señales de Ubicación Selectiva de los Generadores mediante la Asignación Óptima del Costo de las Pérdidas Globales de Potencia (MEG SUSCP)

En la mayoría de las aplicaciones del MCE, se modifica el Cargo Estampilla del modo siguiente:

$$Cm^e\{G\}^{Perd} = IMP/(PG_T - perd_{G_T}) \quad (43)$$

siendo $PG_T = \sum_i^{nG} \{P_i\}$ y $perd_{G_T}$ las Pérdidas Globales de Potencia Activa en el Sistema.

Esta expresión puede transformarse del modo siguiente:

$$Cm^e\{G\}^{Perd} = Cm^e\{G\} \times \{PG_T / (PG_T - perdG_T)\} = Cm^e\{G\} \times 1 / \{(PG_T - perdG_T) / PG_T\} \quad (44)$$

donde $FGPerd_T = 1 / \{1 - (perdG_T / PG_T)\}$ es el Factor Global de Pérdidas:

$$\text{entonces: } Cm^e\{G\}^{Perd} = Cm^e\{G\} \times FGPerd_T \quad (45)$$

si $perdG_T = 0 \rightarrow FGPerd_T = 1$ y $Cm^e\{G\}^{Perd} = Cm^e\{G\}$, sino $0 < perdG_T < PG_T \rightarrow FGPerd_T > 1$ y $Cm^e\{G\}^{Perd} > Cm^e\{G\}$.

Cargar a todos los generadores con las mismas pérdidas, supone *subsídios de naturaleza distorsiva*, pues pequeñas potencias a pequeñas distancias de tránsito, en cualquier transacción generador-demanda, no producirán las mismas pérdidas que grandes potencias emplazadas a grandes distancias. La modificación que pretende introducirse en el MEG Básico, estriba precisamente en esta consideración, pues las pérdidas individualmente producidas por cada generador constituyen, inherentemente, *una señal de ubicación eléctrica o de uso extensivo adicional* a los km_i calculados en el MEG Básico para cada G_i .

De modo que la propuesta en esta fase, consiste en determinar, al valor del IMP/kW-año, el costo de las Pérdidas Totales de Potencia Activa y repartir óptimamente el mismo entre los agentes. Vale enfatizar que no a los fines de *cobrar el acceso con pérdidas, sino como implementación de una señal óptima de ubicación eléctrica, tal que elimine la distorsión referida conforme el factor global exhibe cuando es aplicado para todos generadores por igual.*

El problema, entonces, estriba en plantear un modelo adecuado para representar lo que debe optimizarse, bajo las restricciones impuestas. En este caso, la hipótesis introducida es la siguiente: *la asignación de los costos de las pérdidas globales para el generador i-ésimo, debe resultar inversamente proporcional al Momento Eléctrico que las pérdidas globales producirían si estuviesen concentradas en la ubicación ElectroGeométrica i-ésima, $|km_i - kmBG| \times perdG_T$.* Formalmente, sea θ una constante de proporcionalidad (variable del programa), λ_i el coeficiente de asignación del costo de las pérdidas globales al generador i-ésimo (variable del programa) y P_i la Potencia Inyectada al sistema por tal generador (dato constante), entonces se deberá cumplir:

$$\lambda_i \times fue\{G_i\} \times FGPerd_T \times P_i = \theta / (|kmi - kmBG| \times perdG_T) \quad (46)$$

kmi y $kmBG$ también son datos al efecto del programa matemático, calculados como se explicó en el epígrafe anterior, y $fue\{G_i\}$ es el factor resultado del MEG Básico.

Adicionalmente, si se pretende, en algunos casos, el cumplimiento estricto de la condición (46), es posible que resulten factores modificados de $fue\{G_i\}$, que se referirán como $fue(G_i)^{PerdPM}$, *negativos*. Consecuentemente, desde la expresión (36), arrojarían cargos de acceso a redes para ciertos generadores, *negativos*, lo cual supone que se les “pagaría” por el uso de las redes, lo que constituye un absurdo económico. Para subsanar este inconveniente, se adiciona una restricción que permite relajar la condición (46):

$$\text{fue}(G_i)^{\text{PerdPM}} \leq \text{Min} \{f\} \quad (47)$$

es decir que el mínimo factor fue(G_i) modificado por señales óptimas de emplazamiento según las pérdidas, no puede ser menor a cierto valor $\text{Min} \{f\}$ fijado externamente. Por ejemplo, el mínimo fue(G_i) que arroja el MEG Básico. La condición (46) se relaja, entonces, adicionando una nueva variable, h_i , para cada generador :

$$\lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times P_i + h_i = \theta / (|k_{mi} - k_{mBG}| \times \text{perd}_{G_T}) \quad (48)$$

Así queda formulado el siguiente Programa No Lineal (la función valor absoluto en el objetivo le confiere esta calificación):

$$\begin{aligned} &\text{Minimizar en } [\lambda_i \quad \theta \quad h_i] \\ &\text{FO} = \sum_i^{nG} |h_i| \end{aligned} \quad (49)$$

Sujeto a: {Restricciones}

$$\text{R1: } \sum_i^{nG} \{ \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T) \} = \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T) \quad (50)$$

$$\text{R2: } \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times P_i + h_i = \theta / (|k_{mi} - k_{mBG}| \times \text{perd}_{G_T}) \quad (51)$$

$$\text{R3: } \text{fue}(G_i)^{\text{PerdPM}} \leq \text{Min} \{f\} \quad (52)$$

Para todo i en $[1..nG]$

donde como puede verificarse de manera sencilla, $\text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T)$, es el costo de las pérdidas globales del sistema, a repartir.

El programa puede *linealizarse* introduciendo variables auxiliares, z_i , como sigue:

$$\begin{aligned} &\text{Minimizar en } [\lambda_i \quad \theta \quad h_i] \\ &\text{FO} = \sum_i^{nG} z_i \end{aligned} \quad (53)$$

Sujeto a: {Restricciones}

$$\text{R1: } \sum_i^{nG} \{ \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times \text{IMP}(G) \times (1 - \text{FGPerd}_T) \} = \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T) \quad (54)$$

$$\text{R2: } \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times P_i + h_i = \theta / (|k_{mi} - k_{mBG}| \times \text{perd}_{G_T}) \quad (55)$$

$$\text{R3: } \text{fue}(G_i)^{\text{PerdPM}} \leq \text{Min} \{f\} \quad (56)$$

$$\text{R4: } z_i - h_i \geq 0 \quad (57)$$

$$\text{R5: } h_i - z_i \geq 0 \quad (58)$$

Para todo i en $[1..nG]$

Puede observarse que el PL anterior *minimiza la suma de las holguras*, pero no se conoce *de qué forma*. Resulta posible que, por ejemplo, cargue a cierto generador G_j del conjunto con la suma de los valores absolutos, y al resto asigne holguras nulas, en un extremo. Para intentar resolver este inconveniente, que restaría homogeneidad en el cumplimiento de la condición base de asignación del costo de las pérdidas, *se apela a un segundo Programa Lineal acoplado al anterior*. En el mismo, se agrega una nueva variable, Z_{max} , que estará involucrada en nuevas restricciones, y será, a su vez, la Función Objetivo, FO, también a *minimizar*. La formulación del 2do) PL, acoplado al 1ro), se presenta a continuación:

$$\begin{aligned} &\text{Minimizar en } [\lambda_i \quad \theta \quad h_i] \\ &\text{FO} = Z_{\text{Max}} \end{aligned}$$

Sujeto a: {Restricciones}

$$\text{REA: } \sum_i^{nG} z_i = \text{FO} \quad (1\text{er PL, esta restricción es la Ecuación de Acoplamiento}) \quad (59)$$

$$\text{R1: } \sum_i^{nG} \{ \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T) \} = \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T) \quad (60)$$

$$\text{R2: } \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times P_i + h_i = \theta / (|k_{mi} - k_{mBG}| \times \text{perd}_{G_T}) \quad (61)$$

$$\text{R3: } \text{fue}(G_i)^{\text{PerdPM}} \leq \text{Min} \{f\} \quad (62)$$

$$\text{R4: } z_i - h_i \geq 0 \quad (63)$$

$$\text{R5: } h_i - z_i \geq 0 \quad (64)$$

$$\text{R6: } z_i \leq \text{ZMax} \quad (65)$$

Para todo i en $[1..nG]$

Resueltos estos dos programas lineales acoplados, pueden demostrarse fácilmente dos expresiones:

1) La nueva estructura de cargos de acceso para el Modelo ElectroGeométrico con Señales de Ubicación Selectiva, a partir de la Asignación Óptima del Costo de las Pérdidas Globales del Sistema de Transmisión, se obtendrá de desde los multiplicadores que afectan al Costo Estampilla, conforme la ecuación:

$$\text{Cm}^{\text{MEG}}\{G_i\}^{\text{PerdPM}} = \text{Cm}^e\{G\} \times \text{fue}(G_i)^{\text{PerdPM}} \quad (66)$$

2) Los nuevos Factores de Ubicación Eléctrica para esta variante del MEG, responderán a la expresión siguiente:

$$\text{fue}(G_i)^{\text{PerdPM}} = \text{FGPerd}_T \times (\text{fue}\{G_i\}/P_i) \times \{ P_i + \lambda_i \times \text{PG}_T \times (1 - \text{FGPerd}_T) \} \quad (67)$$

siendo $\text{PG}_T \sum_i^{nG} P_i$, es decir la Potencia Total Inyectada por el Conjunto de unidades de generación. Y, por supuesto, puede verificarse que se satisface la Ecuación de Balance en la recuperación del Ingreso Máximo Permitido, IMP:

$$\sum_i^{nG} \{ \text{Cm}^{\text{MEG}}\{G_i\}^{\text{PerdPM}} \times P_i \} = \text{IMP} \quad (68)$$

Véase porque: la Ecuación de Balance en la Asignación de los Costos de las Pérdidas Globales, tiene la forma de la expresión (60):

$$\sum_i^{nG} \{ \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T) \} = \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T)$$

a partir tal condición, los factores de asignación, $\text{fasig}\{G_i\}^{\text{PM}}$, para el Costo de las Pérdidas que resultan del Programa Matemático, serán:

$$\text{fasig}\{G_i\}^{\text{PM}} = \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \quad (69)$$

Para lograr los nuevos factores de ubicación eléctrica MEG con señales de Pérdidas, se afecta virtualmente el IMP, de forma tal que, para cada G_i :

$$\begin{aligned} \text{IMP}\{G_i\}^{**} &= \text{fue}\{G_i\}^{\text{Perd}} \times \text{Cm}^e\{G\} \times P_i \\ &\rightarrow \text{fue}\{G_i\}^{\text{Perd}} = \text{IMP}\{G_i\}^{**} / (\text{Cm}^e\{G_i\} \times P_i) \end{aligned} \quad (70)$$

siendo $\text{IMP}\{G_i\}^{**}$ el IMP modificado virtualmente, que debe sufragar cada unidad generadora G_i . Y lo que se pretende es una estructura de cálculo para cada $\text{IMP}(G_i)$, $\text{IMP}^{\text{Perd}}\{G_i\}$, a sufragar por la unidad de generación i -ésima, tal que se modifique desde el MEG Básico introduciendo el Factor Global de Pérdidas:

$$\text{IMP}^{\text{Perd}}\{G_i\} = \text{Cm}^e\{G_i\} \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times P_i \quad (71)$$

Si se refiere al costo de las pérdidas asignable al generador i -ésimo, como $\Delta C(G_i)$, resultará:

$$\text{IMP}\{G_i\}^{**} = \text{IMP}^{\text{Perd}}\{G_i\} + \Delta C(G_i) \quad (72)$$

Entonces:

$$\Delta C(G_i) = \text{fasig}\{G_i\}^{\text{PM}} \times \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T) = \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T) \quad (73)$$

La corrección por este descuento sobre el IMP a recuperar, resultará, empleando estas últimas expresiones y considerando que $\text{Cm}^e\{G_i\} = \text{Cm}^e\{G\}$:

$$\begin{aligned} \text{IMP}\{G_i\}^{**} &= \text{IMP}^{\text{Perd}}\{G_i\} + \Delta C(G_i) = \text{IMP}^{\text{Perd}}\{G_i\} + \text{fasig}\{G_i\}^{\text{PM}} \times \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T) \\ &= \text{IMP}^{\text{Perd}}\{G_i\} + \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T) \\ &= \text{Cm}^e\{G\} \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times P_i + \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times \text{IMP} \times (1 - \text{FGPerd}_T) \end{aligned} \quad (74)$$

$$\text{Luego: } \text{IMP}\{G_i\}^{**} / (\text{Cm}^e\{G\} \times P_i) = \text{Cm}^e\{G\} \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times P_i + \lambda_i \times \text{fue}\{G_i\} \times \text{FGPerd}_T \times (\text{Cm}^e\{G\} \times \sum_i^{\text{NG}} \{\text{fue}\{G_i\} \times P_i\}) \times (1 - \text{FGPerd}_T) / (\text{Cm}^e\{G\} \times P_i) \quad (75)$$

$$\text{Por lo tanto: } \text{IMP}\{G_i\}^{**} / (\text{Cm}^e\{G\} \times P_i) = \text{FGPerd}_T \times (\text{fue}\{G_i\} / P_i) \times \{ P_i + \lambda_i \times \text{PG}_T \times (1 - \text{FGPerd}_T) \} \quad (76)$$

de donde:

$\text{fue}(G_i)^{\text{PerdPM}} = \text{FGPerd}_T \times (\text{fue}\{G_i\} / P_i) \times \{ P_i + \lambda_i \times \text{PG}_T \times (1 - \text{FGPerd}_T) \}$, que es la expresión (67). La expresión (66) puede ser verificada directamente teniendo en cuenta que: $\text{IMP}\{G_i\}^{**} = \text{Cm}^{\text{MEG}}\{G_i\}^{\text{PerdPM}}$, costo a sufragar el generador i -ésimo, por unidad de potencia inyectada en barras del sistema de transporte.

Además en el MEG Básico, de la expresión (42): $\sum_i^{\text{NG}} \{ \text{Cm}^e\{G\} \times \text{fue}\{G_i\} \times P_i \} = \text{IMP}$. Análogamente puede comprobarse que para el MEG SUSCP:

$$\sum_i^{\text{NG}} \{ \text{Cm}^e\{G\} \times \text{fue}(G_i)^{\text{PerdPM}} \times P_i \} = \text{IMP} \quad (77)$$

4. SIMULACIONES Y RESULTADOS PARA EL MEG SUSCP

El sistema considerado para su simulación, se corresponde con una buena parte del sistema de transporte de la República de Panamá, completamente radial. Es imposible aquí presentar tanto su esquema unifilar, como el resto de los datos que conducen a los pares $G_i\{P_i, \text{kmi}\}$ necesarios para las simulaciones MEG. Tampoco es necesario, a efectos de mostrar la aplicación del modelo propuesto. Se parte de los siguientes datos: a) $\text{IMP} = 32009,6$ [ku\$\$/año]; b) $\text{perdT} = 15,943$ [MW] y c) $\text{Cm}^e\{G\} = 35,803$ [ku\$\$/MW-año]. El resto de los datos y resultados se aprecian en los CUADROS 1 (MEG Básico) y 2 (MEG SUSCP). Pueden observarse las alteraciones en los $\text{fue}\{G_i\}$ que introduce la señal de optimización por pérdidas globales. Siempre logrando un efecto amortiguado respecto del Costo Estampilla, condición deseable en una tarifa de acceso para redes radiales de transporte. En esta situación particular, el primer PL arrojó holguras h_i nulas, motivo por el cual son nulas también las variables auxiliares z_i y Z_{Max} , del segundo PL acoplado al aplicar el MEG

SUSCP. Cabe destacar que esta situación es excepcional, y se requiere de ambos PL.

5. CONCLUSIONES

1ra) Se ha presentado un novedoso Modelo para la determinación de los Cargos de Acceso a Redes de Transmisión Eléctrica, MEG Básico extendido a MEG SUSCP, como una alternativa a la Remuneración Marginalista, habida cuenta de sus inconvenientes teórico/metodológicos y de instrumentación práctica, aspecto remarcable en redes de topología radial. Los desarrollos de un Modelo de Planificación Óptimo, que conduce a la recuperación de todos los costos de red a partir de los Ingresos Variables del Transporte, fueron presentados con detalle desde el Método de Lagrange extendido a Restricciones de Desigualdad, mediante las condiciones KKT. Pueden observarse las hipótesis, imposibles de satisfacer en la práctica, bajo las cuales la Remuneración Marginalista asigna óptimamente las responsabilidades de uso y recupera todos los costos de la red de transporte.

2da) La forma más simple de establecer el Cargo de Acceso a redes de transporte para un agente generador, es el Costo Estampilla. El mismo pondera sólo el *uso intensivo* de las redes. El inconveniente estriba, entonces, en no considerar el *uso extensivo* de las mismas.

3ra) El Modelo MEG en sus dos variantes, Básico y SUSCP, altera, por medio de factores bien formulados de ubicación eléctrica, con señales reforzadas en su modalidad SUSCP, el Costo Estampilla. Proporciona no sólo una valoración del *uso intensivo-extensivo* de las redes, sino un vector de precios muy estable, condición que es exigida a todos los métodos de valoración económica de los cargos de acceso a redes, en general.

4ta) En los desarrollos, tanto crítico sobre la Remuneración Marginalista, como del Modelo MEG SUSCP, puede observarse la importancia que exhiben los métodos de optimización No Lineal y Lineal, para tratar este problema aún no satisfactoriamente resuelto en el estado del arte. Cabe destacar que quien suscribe, está desarrollando modelos similares basados en metaheurísticas y sistemas difusos, quedando abierto un vasto campo de investigación.

5ta) Por último, el Modelo MEG SUSCP, está siendo implementado tal y como se lo formuló, como ensayo por el Ente Regulador de la República de Panamá. Los datos presentados, así como los resultados obtenidos, pertenecen al sistema de transporte panameño, con pequeños cambios.

5. FIGURAS Y TABLAS

CUADRO 1: MEG BÁSICO

[MW] PGi	[km] kmi	$\sum pi \times kmi$	$\sum pi$	kMBG	fue{Gi}	IMP{Gi}
70,34	178,42	12550,06			0,913	2300,556
108,00	113,00	12204,00			0,905	3501,443
74,90	205,60	15399,44			0,916	2458,579
125,80	193,20	24304,56			0,915	4122,557
31,20	1639,86	51163,63			1,091	1219,395
181,50	1857,86	337201,59			1,118	7266,249
34,90	178,42	6226,86			0,913	1141,447
133,00	1380,62	183622,46			1,060	5047,616
16,20	42,30	685,26			0,896	520,2188
27,10	62,62	1697,00			0,899	872,6455
91,10	1635,86	149026,85			1,091	3558,889
		794081,71	894,04	888,19		32009,600

CUADRO 2: MEG SUSCP – VARIABLES Y RESULTADOS DE LOS PL ACOPLADOS

Variables	Valor	Asig PerdT	Valor	fue{Gi}	IMP{Gi}
$\lambda 1$	0,10009	fasig{G1}^{PM}	0,093088493	0,908	2288,225
$\lambda 2$	0,09245	fasig{G2}^{PM}	0,085232598	0,909	3515,481
$\lambda 3$	0,10370	fasig{G3}^{PM}	0,09679515	0,912	2446,963
$\lambda 4$	0,10201	fasig{G4}^{PM}	0,095068145	0,919	4142,156
$\lambda 5$	0,07909	fasig{G5}^{PM}	0,087900668	1,065	1190,449
$\lambda 6$	0,05985	fasig{G6}^{PM}	0,068138851	1,132	7358,577
$\lambda 7$	0,10009	fasig{G7}^{PM}	0,093088493	0,886	1108,071
$\lambda 8$	0,12432	fasig{G8}^{PM}	0,134176469	1,062	5061,282
$\lambda 9$	0,08553	fasig{G9}^{PM}	0,078108846	0,834	484,269
$\lambda 10$	0,08740	fasig{G10}^{PM}	0,080031351	0,867	841,977
$\lambda 11$	0,07955	fasig{G10}^{PM}	0,088370935	1,095	3572,146
θ	1053,38382	Sum{fasig}	1		32009,600

hi = zi = ZMax = 0; En [1..nG=11]

CAPÍTULO IV

MODELO 9

MODELO PARA LA EVALUACIÓN DE LA SEGURIDAD DINÁMICA EN LÍNEA DE UNA MICRO-RED CON GENERACIÓN DISTRIBUIDA EN UN SISTEMA DE POTENCIA DESDE UN ENFOQUE SOFT-COMPUTING Y PROCESAMIENTO PARALELO

MODELO PARA LA EVALUACIÓN DE LA SEGURIDAD DINÁMICA EN LÍNEA DE UNA MICRO-RED CON GENERACIÓN DISTRIBUIDA EN UN SISTEMA DE POTENCIA DESDE UN ENFOQUE SOFT-COMPUTING Y PROCESAMIENTO PARALELO

.- RESUMEN

La Seguridad Dinámica de un Sistema de Potencia (SP) es definida como la habilidad del SP para soportar perturbaciones de diferentes grados de severidad y restaurarse, luego del período transitorio pos-perturbación, arribando a un nuevo estado de operación estacionario aceptable. La Evaluación del Nivel de Seguridad Dinámica (ESD) en Línea, constituye, por tanto, un aspecto esencial para tomar las medidas adecuadas, al efecto de poder llevar, ocurrida la perturbación, al SP a un nivel de operación seguro. Debido a la gran complejidad de los SP actuales, tal evaluación supone un modelo cuya complejidad computacional resulta incompatible respecto de los tiempos admisibles de toma de decisión. Particularmente con la inclusión de las complejas Micro-redes AC conectadas al SP por medio de vínculos débiles. En el presente trabajo, se utiliza un nuevo enfoque para llevar a cabo la Evaluación de la Seguridad Dinámica en Línea de Micro-redes, empleando un Modelo *Soft-Computing* sustentado en Toma de Decisión Difusa y *Procesamiento Distribuido* (Computación Paralela). Se implementa mediante un Sistema de Inferencia Difuso o *Fuzzy* (SIF) de tres niveles, permitiendo componer un Índice Difuso de Seguridad Dinámica. La propuesta metodológica, se valida mediante una simulación sobre una Micro-Red real, presentando y discutiendo los resultados obtenidos.

1. INTRODUCCIÓN

Debido al uso intensivo de las modernas redes de electricidad, la seguridad se ha convertido en uno de los aspectos más importantes en la operación de un Sistema de Potencia. A efectos de poder adoptar las medidas de control necesarias para mejorar la seguridad de operación del sistema, resulta esencial evaluar tanto el nivel de seguridad estática, proceso relativamente simple y bien definido en el estado del arte, como el de seguridad dinámica. Por un lado, la Evaluación de la Seguridad Estacionaria o Estática (ESE) se lleva a cabo, ocurrida una contingencia en el SP, analizando si las variables de estado estacionario cumplen con sus restricciones, en el estado pos-contingencia. Dado que este procedimiento no requiere un excesivo esfuerzo computacional, tal evaluación puede implementarse en forma efectiva y eficiente. Por otro lado, la evaluación de la Seguridad Dinámica (ESD), analiza los transitorios dinámicos que se desarrollan en el periodo pos-contingencia. Un elemento clave en la ESD es el análisis de estabilidad, es decir, la habilidad de un SP, en un estado de operación dado, para alcanzar un nuevo estado de equilibrio luego de una perturbación, con la mayoría de las variables del sistema dentro de sus valores límites, de manera que se preserve su integridad funcional.

Debido, por una parte, a la gran complejidad de los modernos SP y, por otra, a su gran número de componentes, la ESD requiere un excesivo tiempo de cálculo computacional cuyos modelos de implementación resultan también de igual complejidad. El tiempo necesario para obtener los resultados de la ESD (ventana temporal de decisión) es, en general, mayor que el requerido para tomar las acciones de control pos-contingencia antes mencionadas (en el caso que las mismas sean necesarias). Más aún, esta condición se ha tornado crítica en los modernos SP debido a la complejidad adicional introducida recientemente con el desarrollo de las Micro-Redes AC (por *Alternated Current* o Corriente Alterna) interactivas. Las Micro-Redes AC interactivas son novedosas estructuras que permiten un empleo más eficiente de los recursos energéticos distribuidos. Operan un grupo de cargas, un grupo de Generación Distribuida (GD) y/o un conjunto de Almacenadores de Energía Distribuidos, como un sistema simple, controlable, con una demanda y una generación predecible, proporcionando suministro a un área local, a través de equipos y métodos de control avanzados. Estas pequeñas redes, que generalmente operan conectadas al SP interconectado, pero que pueden funcionar en forma aislada (operación en isla) durante una condición de calidad de potencia inaceptable, constituyen un nuevo concepto desarrollado para mejorar la integración de Recursos Energéticos Renovables. Desde esta perspectiva, la ESD se convierte en un requerimiento fundamental que deben cumplir las Micro-Redes AC. En adelante, se utilizarán indistintamente los términos Micro-Redes o Micro-Redes AC.

La ESD se puede llevar a cabo utilizando dos metodologías importantes: 1) empleando métodos aproximados y 2) empleando métodos de integración numérica los que se conocen como simulaciones en el dominio del tiempo o simulaciones completas. Los métodos aproximados incluyen técnicas tales como el Análisis de Sensibilidad para evaluar la seguridad de tensión (Método de Lyapunov), métodos basados en el Criterio de las Áreas Iguales, etc., muy conocidos en el estado del arte. Alternativamente, los métodos de simulaciones completas incluyen soluciones de Flujos de Potencia de curvas PV, esto es, curvas de tensión en términos de la potencia activa, empleados para definir puntos de colapso de tensión en estado estacionario, simulaciones completas en el dominio del tiempo para Seguridad Transitoria y análisis de autovalores para evaluar llamada Estabilidad de Pequeña Señal, también instrumentos conocidos en el estado del arte.

Aunque los métodos aproximados ofrecen como única ventaja el tiempo de cálculo, los métodos de las simulaciones completas proporcionan, sin duda, la ESD mejor estimada posible. Otra importante ventaja de las simulaciones completas es que permiten conocer el estado pos-contingencia de cada variable del sistema y el modelo predictivo de comportamiento de varios de los componentes del sistema, dependiendo del grado de detalle requerido.

Si se utiliza un método aproximado, se deben asumir ciertas hipótesis simplificadoras, las cuales deben verificarse para confirmar su aplicabilidad cuando las condiciones de operación del sistema se modifican. Estas

verificaciones no son necesarias al abordar la ESD mediante un método de simulación completa.

Sin embargo, se enfatiza, nuevamente, el gran inconveniente que exhiben los métodos de simulaciones completas, el cual continúa constituyendo un desafío en las investigaciones en este campo: el tiempo y el esfuerzo computacional requerido (refiriéndose, fundamentalmente, a los recursos empleados y a la complejidad computacional en la implementación de los modelos para cada simulación).

Esta dificultad se torna mayor cuando se emplean modelos más detallados y se incrementa el tamaño del SP. Tal es el caso de un gran grupo de Micro-Redes interactivas, con importante Generación Distribuida basada en una gran diversificación de Recursos Energéticos Renovables. Por lo tanto, para explotar las ventajas de tales sistemas, operándolos en forma segura, el tiempo de cómputo debe reducirse, tanto en las EDSs como en el análisis de sus resultados.

Proporcionado el contexto, en este trabajo se presenta un nuevo enfoque para llevar a cabo la ESD de una Micro-Red, el cual permite reducir el tiempo de cálculo de forma tal que se hace posible su utilización en línea con la operación del sistema. Esto se logra mediante la aplicación de técnicas Soft-Computing y una implementación de los modelos sustentada en Procesamiento Distribuido, para la simulación dinámica frente a las contingencias críticas (identificadas como de mayor severidad y sobre las cuales deben adoptarse rápidas medidas de restauración del SP). La FIGURA 1 resume la estrategia propuesta para la ESD en línea de Micro-Redes AC.

Se recurre al empleo de un Sistema de Inferencia Difuso o *Fuzzy* (palabra más utilizada en el estado del arte, aún en idioma español, por ello se sostiene a lo largo del texto) (SIF) en cascada, de tres etapas cuya función es componer el Índice de seguridad Dinámica Fuzzy. Este índice es calculado, a su vez, en base a siete índices de performance, los que se obtienen cuantificando el comportamiento transitorio del sistema o Micro-Red, considerando las condiciones de pre-contingencia, durante la contingencia y de pos-contingencia.

2. CONDICIONES GENERALES PARA LA ESD EN LÍNEA DE UNA MICRO-RED. ÍNDICES DE PERFORMANCE EMPLEADOS

La estrategia propuesta para la implementación de la ESD en una Micro-Red AC, consiste en dividir el proceso general en tres etapas, resumidas en la FIGURA 1.

En la Primera Etapa, comenzando en un estado normal del sistema (Micro-Red), se llevan a cabo las simulaciones dinámicas de las n_c contingencias críticas, identificadas mediante un procedimiento solidario, como tales.

En la Segunda Etapa, tomando en consideración el comportamiento transitorio de la Micro-Red, se calculan los Índices de Performance (en este trabajo se definen 7, como se dijo). Estos índices son referidos como: 1) Índice de Ángulo (IA); 2) Índice de Máxima Desviación de Frecuencia (IMDF); 3) Índice de Desviación Total de la Frecuencia (IDTF); 4) Índice Dinámico de Tensión (IDT); 5) Índice de Tensión Quasi-Estacionario (ITQE); 6) Índice de Flujo de Potencia (IFP); y 7) Índice de Desconexión de Carga (IDC).

En la Tercera Etapa, se componen los Índices de Performance empleando el Sistema de Inferencia Fuzzy (SIF). Las simulaciones completas, el cálculo de los índices de performance y la composición de los índices fuzzy se implementan empleando, como se anticipó, Procesamiento Distribuido.

Las consideraciones generales para la implementación de la ESD de una Micro-Red AC conectada a un SP, se describen en la FIGURA 2. Cualquier Micro-Red debe satisfacer dos criterios: 1) debe sostener su estado de operación dentro de límites válidos, luego del período transitorio de pos-contingencia; y 2) debe situarse en una nueva condición de operación o estado estacionario aceptable. El calificativo *acceptable* tiene que ser cuantificado a través de diferentes aspectos pertinentes del sistema.

Para ello los aspectos básicos tomados en consideración en la estrategia desarrollada son los tres siguientes: a) desviación de los ángulos internos de los generadores; b) comportamiento de la frecuencia de la Micro-Red; y c) comportamiento de las tensiones en los nodos.

Desde estos aspectos, se evalúa la pérdida de sincronismo de los generadores, las desviaciones de la frecuencia respecto de su valor nominal, y las caídas de tensión transitorias y desviaciones, también respecto de su valor nominal de tensión.

De modo que, desde un punto de vista dinámico, una Micro-Red es considerada segura, *si puede reponerse a todas las posibles contingencias sin violar ninguna restricción del sistema, y se puede desplazar a una nueva condición de operación o estado estacionario aceptable.*

El hecho más significativo a considerar, es que la transición del estado inicial al estado final pos-contingencia, no debería causar otras salidas imprevistas de elementos del sistema, que puedan llevar a la Micro-Red a un *blackout* total (colapso del sistema, pero se preserva el término *blackout* por ser de frecuente utilización en el estado del arte).

La salida imprevista de generadores y líneas modifican los valores normales de operación de la Micro-Red, tales como los ángulos de los generadores, frecuencia y tensiones de nodos. En algunos casos esto puede conducir a un cambio en las variables fuera de su rango de valores admisibles. Además, los flujos de potencia a través de las líneas de transmisión, son también afectados por las contingencias. En los casos más severos, esto puede originar la pérdida

de un mayor número de líneas y/o generadores, debido a la actuación de los relés de protección, especialmente en el caso de las nuevas Micro-Redes Inteligentes. Otro efecto a considerar, es la potencial pérdida de cargas debido a la actuación del esquema automático de desconexión de las mismas.

En síntesis, respetando los aspectos referidos, el criterio para definir los índices de performance se basa en dos puntos relacionados con el estado de pos-contingencia:

1) una performance inaceptable se corresponde con importantes variaciones de los parámetros del sistema, particularmente las tensiones y la frecuencia, y

2) la trayectoria de evolución del sistema desde el estado pos-contingencia, debe converger hacia una condición de estado estacionario aceptable.

Por ello, son definidos los 7 índices de performance mencionados, los cuales, en tal contexto descriptivo, permiten cuantificar la magnitud en la cual las mencionadas variables de la Micro-Red son afectadas por las contingencias.

3. CÁLCULO DE LOS ÍNDICES DE PERFORMANCE

Los índices de performance propuestos en el presente trabajo, responden a una modelación mediante conjuntos difusos, cuya función de pertenencia o de membresía está normalizada en el intervalo [0, 1]. La mayor severidad de cada índice, se corresponderá con el valor 1. De esta forma, es posible tratar su posterior composición, a efectos de evaluar la condición de seguridad dinámica de la Micro-Red, mediante el referido Sistema de Inferencia Fuzzy (SIF).

1) Índice de Ángulo (IA): Los generadores normalmente disponen de protecciones para evitar el funcionamiento asincrónico. Típicamente esta protección se ajusta de manera que el ángulo de carga del generador (δ_c) no supere los 120° eléctricos. En caso contrario el relé de protección actúa, separando al generador del sistema. Este desplazamiento máximo en grados eléctricos, garantiza un adecuado margen de seguridad, con lo cual, si no es superado, el generador puede recuperar su sincronismo.

La capacidad de un SP para detener el desplazamiento angular del rotor de un generador, causado por una perturbación en la primera oscilación se denomina estabilidad de primera oscilación. Otros factores podrían provocar que el generador pierda el sincronismo en la segunda oscilación o inclusive en oscilaciones subsiguientes, por lo que se deben llevar a cabo estudios de estabilidad con una duración equivalente a, por lo menos, 20 segundos de tiempo real, para confirmar que el sistema será estable en régimen transitorio, en la primera y algunas oscilaciones subsiguientes de potencia. La cantidad de oscilaciones subsiguientes a considerar, dependen de la profundidad y precisión pretendida en los resultados. Teniendo en cuenta estos aspectos, se define el Índice de Ángulo mediante la siguiente expresión:

$$IA = \text{MIN} \{ 1, \text{MAX}[i = 1..NG] \{ (\delta_{ci \text{ max}} / \delta_{c \text{ max adm}}) \} \} \quad (1)$$

donde: $\delta_{ci \max}$ es la desviación máxima admisible del ángulo interno del i -ésimo generador, durante el tiempo de simulación; $\delta_{c \max \text{ adm}}$ es el ángulo de carga máximo admisible fijado por los relés de protección del generador, como umbral de actuación; y NG es el número de generadores operando en la Micro-Red.

2) Índice de Máxima Desviación de Frecuencia (IMDF): Cuando la frecuencia alcanza ciertos valores máximos o mínimos, actúan los relés de protección correspondiente, separando el bloque generador del SP en el que opera. La separación de una o varias máquinas, seguida a la perturbación inicial, agrava la situación pos-contingencia, lo que podría conducir al *blackout* total o colapso del sistema. Por lo tanto, la desviación máxima de la frecuencia representa, claramente, el efecto dinámico que produce en el sistema la contingencia analizada. Mientras mayor sea la máxima desviación de la frecuencia, mayor resulta el efecto producido por la contingencia ocurrida, o lo que es equivalente, más grave es la falla ocurrida. Se define, entonces, un índice calculado como el cociente de la máxima desviación de frecuencia, $\Delta f_{i \max}$, en el generador i -ésimo, respecto de la máxima desviación de frecuencia admisible, $\Delta f_{\max \text{ adm}}$. El valor de máxima desviación que se considera, se corresponde con la peor situación entre los nodos que poseen un bloque de generación conectado. La definición del Índice de Máxima Desviación de Frecuencia resulta, entonces:

$$\text{IMDF} = \text{MIN} \{ 1, \text{MAX}[i = 1..NG] \{ (|\Delta f_{i \max}| / \Delta f_{\max \text{ adm}}) \} \} \quad (2)$$

para los NG generadores operando en la Micro-red. El valor máximo admisible se corresponde con los límites fijados para las protecciones por sub-frecuencia y sobre-frecuencia de los generadores. Estas protecciones se ajustan en un valor de (+/-)5% de la frecuencia nominal. Las protecciones son fundamentales, también, para evitar efectos negativos en los denominados servicios auxiliares los cuales soportan al SP frente a un colapso.

3) Índice de Desviación Total de Frecuencia (IDTF): Este índice se define como un complemento del Índice de Máxima Desviación de Frecuencia, a fin de lograr una mejor cuantificación de la evolución temporal de esta variable.

Su cálculo es propuesto como el cociente entre el área absoluta de desviación de frecuencia y el área máxima admisible. El área máxima admisible está representada por el rectángulo delimitado por el valor de desviación de frecuencia máxima admisible, $\Delta f_{\max \text{ adm}}$, y por el tiempo de simulación t_s . En el plano frecuencia-tiempo de simulación. Representa el porcentaje que ocupa la desviación de frecuencia respecto del área máxima admisible, proporcionando una indicación del tiempo en que la frecuencia se mantuvo fuera de su valor nominal. Queda expresado como sigue:

$$\text{IMDF} = \text{MIN} \{ 1, \text{MAX}[i = 1..NG] \{ (\int_0^{t_s} |\Delta f_i(t)| dt / \Delta f_{\max \text{ adm}}^{t_s}) \} \} \quad (3)$$

donde: $\Delta f_i(t)$ es la desviación temporal de la frecuencia; $\Delta f_{\max \text{ adm}}^{t_s}$ es la desviación máxima admisible de la frecuencia; t_s es el tiempo de simulación; y NG es el número de generadores operando en la Micro-Red.

4) Índice Dinámico de la Tensión (IDT): En todos los SP es posible definir, para cada nivel de tensión, un valor mínimo admisible de la tensión en cada nodo de carga. Durante el transitorio seguido a una perturbación, la tensión no debe ser inferior a ese valor mínimo admisible. Si se cumple este requerimiento en todos los nodos de carga, el sistema presentará seguridad de tensión. Con el objetivo de garantizar un adecuado margen de seguridad, en este trabajo se establece que las tensiones en los nodos de carga durante el transitorio seguido a una perturbación, en ningún punto del sistema alcancen valores por debajo de 0.7 p.u. respecto de la tensión nominal. Se adopta este valor como tensión transitoria mínima admisible. El cálculo de este índice se realiza según la siguiente estructura; llamando:

$$\Delta V_{nom\ i} = V_{nom} - V_{i\ min} \quad (4-a)$$

$$\Delta V_{nom\ adm} = V_{nom} - V_{min\ adm} \quad (4-b)$$

entonces el Índice Dinámico de la Tensión queda definido mediante:

$$IDT = \text{MIN} \{ 1, \text{MAX}[i = 1..Nn] \{ (\Delta V_{nom\ i} / \Delta V_{nom\ adm}) \} \} \quad (4)$$

donde: $V_{i\ min}$ es la tensión mínima instantánea en el nodo i -ésimo durante el transitorio; $V_{min\ adm}$ es el valor mínimo admisible de la tensión; V_{nom} es la tensión nominal del sistema; y Nn es el número de nodos de carga de la Micro-Red.

5) Índice Quasi-Estacionario de Tensión (IQET): Este índice tiene en cuenta la recuperación y el control de la tensión en los nodos al final del periodo transitorio seguido a la contingencia. Se calcula como el cociente entre la desviación de la tensión al final del periodo transitorio, $\Delta v_{i\ pas}$ (desviación de tensión pos-contingencia en el nodo i -ésimo), y su límite de desviación máximo, $\Delta v_{i\ lim}$, definido como un porcentaje de la tensión nominal (usualmente, 5%). Por ello, el Índice Quasi-Estacionario de Tensión queda definido mediante:

$$IQET = \text{MIN} \{ 1, \text{MAX}[i = 1..Nn] \{ (\Delta v_{i\ pas} / \Delta v_{i\ lim}) \} \} \quad (5)$$

6) Índice de Flujo de Potencia (IFP): Este índice tiene en cuenta el hecho de que el flujo de potencia a través de cierta línea, no debe exceder un valor máximo predefinido, dado que, de ocurrir un exceso en el estado estacionario pos-contingencia, pueden dispararse las protecciones de la línea, perjudicando la seguridad de la Micro-Red. El flujo de potencia por las líneas de transmisión puede ser acotado por límites térmicos, límites de caídas de tensión, o límites vinculados a la estabilidad del SP. Bajo estas consideraciones, el Índice de Flujo de Potencia, queda definido por la expresión condicional:

si $FP_{i\ pas} < FP_{i\ lim} \forall i$ en $[1..NL]$ entonces:

$$IFP = (1/NL) \sum_{i=1}^{NL} \{ w_i (FP_{i\ pas} / FP_{i\ lim})^n \} \quad (6-a)$$

de otra manera:

$$IFP = 1 \quad (6-b)$$

donde: $FP_{i\ pas}$ es el flujo de potencia a través de la línea i -ésima al finalizar el periodo transitorio seguido a la contingencia; $FP_{i\ lim}$ es el flujo de potencia límite tomando en consideración la restricción o causa de acotamiento más estricta (límite térmico, límite de tensión o límite de estabilidad); n es un parámetro adimensional referido como norma, el cual es empleado para reducir la contribución al IFP de las líneas que no han alcanzado sus límites y, al mismo tiempo, para amplificar la contribución de líneas que han excedido sus límites.

Conforme la expresión condicional, y la normalización de los conjuntos difusos (funciones de pertenencia cuyos valores están en el intervalo $[0, 1]$), el efecto de la norma implicaría una reducción de la contribución al IFP desde las líneas que no han alcanzado su límite. Para las simulaciones del presente trabajo, dadas las características de la Micro-Red considerada, no se tienen efectos importantes haciendo que n adopte valores > 1 , por lo que se adopta $n = 1$; w_i es un factor de peso, un número real no negativo, el cual proporciona una importancia relativa de las líneas en la Micro-Red. También, por las características mencionadas, en las simulaciones se adopta $w_i = 1$ (es decir que todas las líneas tienen la misma importancia); y, finalmente, NL representa el número de líneas en la Micro-Red.

Como comentario adicional, es pertinente resaltar que el IFP está vinculado a la calibración de disparo y coordinación de y entre las protecciones de las líneas de la Micro-red. El valor $IFP = 1$, indica que al menos en una línea de la Micro-Red, el flujo de potencia ha alcanzado su límite máximo, de manera que sus relés de protección han causando su salida de servicio, condición que agrava la situación sobre la contingencia evaluada.

7) Índice de Desconexión de Carga (IDC): Cuando ocurre la salida imprevista de un generador o de un área de generación, caso peor, se requiere compensar el desbalance entre potencia generada y demanda. En algunos casos extremos, es necesario desconectar carga de manera tal de mantener la integridad operacional de la Micro-Red. La magnitud de carga desconectada, depende de la magnitud del desbalance y del esquema de desconexión de carga automática utilizado. Como indicador de la seguridad dinámica, se propone un Índice de Desconexión de Carga, calculado como el cociente entre la carga total desconectada, P_{desc} , y la demanda total de la Micro-Red, P_{Total} , en el estado previo a la contingencia. Así se tiene:

$$IDC = (P_{desc} / P_{Total}) \quad (7)$$

4. COMPOSICION DE LOS ÍNDICES FUZZY

Los 7 índices de *performance* previamente descriptos, son capaces de captar tanto el estado dinámico como el estado quasi-estacionario de la Micro-red inmediatamente seguido a la contingencia. Desde la experiencia en Evaluación de la Seguridad Estacionaria (ESE) que arroja el estado del arte, se establecen dos hechos:

- 1) la combinación de índices es mejor que el empleo de único índice; y
- 2) el empleo de cierto conjunto de índices es más adecuado que el empleo de un conjunto diferente, según cada sistema en particular.

El planteo del problema es el siguiente: dados los 7 índices de *performance*, calculados a partir de los resultados de las simulaciones completas, es necesario componer sus efectos, de forma tal de contar con un único Índice de Seguridad Dinámica. Este índice debe contemplar el efecto que cada contingencia individual causa a las variables del sistema en la Micro-Red y además debe indicar la *distancia al límite de seguridad*, tomando en consideración las características específicas de la Micro-Red AC.

Todos los índices de *performance* que integran la composición son continuos. La composición de varios fenómenos ya se ha realizado con algún éxito en ESD. Sin embargo, no hay una metodología clara ni un modelo matemático para realizarla. Por otro lado tal composición requiere de la combinación de varios efectos diferentes, por lo que un promedio o una suma ponderada no serían adecuados.

La ocurrencia de una contingencia modifica el valor normal de operación de la Micro-Red, como se explicó. El comportamiento transitorio de las variables calculadas en las simulaciones completas (ángulo interno de los generadores, frecuencia, las tensiones de nodo y los flujos de potencia por las líneas de transmisión), por medio del empleo de un programa de simulación dinámica y utilizando modelos de los componentes de la Micro-Red, constituyen simplemente aproximaciones razonables de los valores reales, y por lo tanto existe incertidumbre asociada a los valores calculados.

Tomando en consideración las características del problema, las variables continuas y la falta de un modelo matemático, se considera apropiado el uso de un Sistema de Inferencia Fuzzy (SIF) para la composición de los índices, que arroje un único Índice de Seguridad Dinámica. El SIF proporciona un marco matemático robusto para la representación y tratamiento de las incertidumbres asociadas con los modelos de los componentes en la Micro-Red, y para los cálculos requeridos tanto en términos lingüísticos como en valores numéricos.

El SIF diseñado presenta tres niveles para la composición del Índice Fuzzy de Seguridad Dinámica, IFSD. Su esquema se presenta en la FIGURA 3. En esos tres niveles, se van componiendo, parcialmente, nuevos índices a partir de los índices de *performance* definidos, y a partir de Índices Fuzzy resultantes, que van confiriendo especificidad a los aspectos independientes que definen, en última instancia y como se observa en la FIGURA 3, al IFSD resultante. En el Modelo aquí presentado, se propone la construcción en cascada en el proceso de Inferencia Fuzzy, de los siguientes índices combinados parcialmente, hasta llegar al IFSD:

1) Índice Fuzzy de Frecuencia (IFF): Este Índice Fuzzy indica la severidad en las consecuencias de una contingencia particular ocurrida en la Micro-Red. Resulta de la composición del Índice de Máxima Desviación de Frecuencia (IMDF), definido en (2) y el Índice de Desviación Total de Frecuencia (IDTF), definido en (3).

Esta composición tiene lugar en el Subsistema de Inferencia Fuzzy de Frecuencia, indicado mediante el bloque SIF-F, en la FIGURA 3.

El denominado, conforme el léxico empleado en la inferencia difusa, *universo de discurso* de las variables de entrada y de las variables de salida para el SIF-F, ha sido particionado en tres *valores lingüísticos*: BAJO, MEDIO y ALTO. Estas variables están igualmente distribuidas a lo largo del intervalo $[0, 1]$, y para ello se han modelado mediante conjuntos difusos triangulares aplicados sobre cada valor lingüístico.

La elección del tipo de conjunto difuso, responde a que, en este caso, se encuentran naturalmente asociados al significado intuitivo de “aproximadamente igual a” BAJO, “a” MEDIO, o “a” ALTO, correspondientemente. Cada regla del SIF-F tiene dos antecedentes (IMDF y IDTF) y un consecuente (IFF). Mientras más próximo al valor 1 se encuentre el índice IMDF o el índice IDTF, mayor resultará la influencia parcial del índice IFF en la combinación hacia el IFSD. Por el contrario, mientras más próximos al valor 0 se encuentren tales índices, menor resultará a influencia parcial del índice IFF en la tal combinación.

2) Índice Fuzzy de Tensión (IFT): Este Índice Fuzzy proporciona una ponderación de las consecuencias en la tensión de nodos, producto una contingencia particular ocurrida en la Micro-Red. Resulta de la composición del Índice Dinámico de Tensión (IDT), definido en (4), y el Índice Quasi-Estacionario de Tensión (IQET), definido en (5). Esta composición tiene lugar en el Subsistema de Inferencia Fuzzy de Tensión, indicado mediante el bloque SIF-T, en la FIGURA 3. La forma en que se lleva a cabo la composición es idéntica a la que se utiliza para componer el Índice Fuzzy de Frecuencia (IFF).

3) Índice Fuzzy de Performance (IFPr): Las consecuencias de una contingencia particular en el Índice de Flujo de Potencia (IFP), definido en (6), y en el Índice de Desconexión de Carga (IDC), definido en (7), se componen mediante el Subsistema de Inferencia Fuzzy de Performance, indicado mediante el bloque SIF-P, en la FIGURA 3, para obtener el Índice Fuzzy de Performance (IFPr). El universo de discurso de las variables de entrada se ha particionado también en tres *valores lingüísticos*: BAJO, MEDIO y ALTO. Los conjuntos difusos y las funciones de pertenencia para los índices IFP e IDC, son completamente análogos al de las variables de entrada del SIF-F. La salida del SIF-P se ha particionado en cinco valores lingüísticos: BAJO, MEDIO-BAJO, MEDIO, MEDIO-ALTO y ALTO. Estas variables se encuentran igualmente distribuidas en el intervalo $[0, 1]$. Cada regla en este subsistema de inferencia tiene también dos antecedentes (IFP e IDC) y un consecuente (IFPr).

4) Índice Fuzzy de Estabilidad (IFE): El Índice Fuzzy de Frecuencia (IFF)

y el Índice *Fuzzy* de Tensión (IFT), se componen con el Índice de Ángulo (IA), definido en (1), en el Subsistema de Inferencia Fuzzy de Estabilidad, indicado mediante el bloque SIF-E, en la FIGURA 3, para obtener el Índice Fuzzy de Estabilidad (IFE).

El universo de discurso de las variables de entrada y de la variable de salida del SIF-E ha sido particionado en tres *valores lingüísticos*: BAJO, MEDIO y ALTO. Estas variables están igualmente distribuidas a lo largo del intervalo $[0, 1]$. Los conjuntos difusos y funciones de pertenencia para los Índices IFF, IFT e IA, así como para el índice resultante, IFE, son completamente análogos a las correspondientes al subsistema SIF-F. Cada regla tiene tres antecedentes (IFF, IFT e IA) y un consecuente (IFE). El SIF-E ha sido diseñado de forma tal que cuando cualquiera de los índices de entrada alcance su valor máximo y/o mínimo, según corresponda, la salida sea igual a 1. Por otro lado, sólo cuando todas las entradas sean igual a 0, la salida del SIF-E será igual a 0.

5) Índice Fuzzy de Seguridad Dinámica (IFSD): Finalmente, el Índice Fuzzy de Estabilidad (IFE) y el Índice Fuzzy de *Performance* (IFPr), son compuestos por el Subsistema de Inferencia Fuzzy de Seguridad, indicado mediante el bloque SIF-S, en la FIGURA 3, para obtener el Índice Fuzzy de Seguridad Dinámica buscado, IFSD.

El universo de discurso de las variables de entrada y de la variable de salida del subsistema SIF-S ha sido particionado en tres *valores lingüísticos*: BAJO, MEDIO y ALTO. Estas variables están igualmente distribuidas a lo largo del intervalo $[0, 1]$. También se ha optado por conjuntos difusos triangulares para modelar cada *valor lingüístico*. Los índices IA, IMDF, IDTF, IDT e IQET se calculan considerando los valores máximos y/o mínimos admisibles de los tres parámetros fundamentales de la Micro-Red: ángulo interno de los generadores, frecuencia y tensión en los nodos.

Respecto de los cálculos realizados y sus posteriores combinaciones en los respectivos subsistemas de inferencia fuzzy, vale acotar lo siguiente: el Índice de Flujo de Potencia IFP, se calcula considerando los flujos de potencia en las líneas en relación a sus valores máximos. Este índice representa un promedio del efecto de la contingencia considerada en los flujos de potencia. Luego, se combina con el IDC para componer el Índice Fuzzy de *Performance*, IFPr, el cual representa una “performance combinada” del efecto causado por la contingencia sobre los flujos de potencia y sobre la cantidad de carga desconectada. Estas explicaciones previas a la simulación, intentan clarificar la estrategia de composición del Índice Fuzzy de Seguridad Dinámica, IFSD.

Ya en el subsistema SIF-S, el Índice Fuzzy de Estabilidad, IFE, es el índice que define con mayor impacto el valor del IFSD. En el caso que el valor del IFPr sea alto, contribuye aumentando el valor del IFE, pero no lo modifica en caso que el valor del IFPr resulte pequeño. Cada regla tiene dos antecedentes (IFE e IFPr) y un consecuente (IFSD).

Para los cinco Subsistemas de Inferencia Fuzzy, a efectos de obtener *valores numéricos colapsados* o *desfuzzyficados* de los conjuntos difusos, resultantes de cada proceso de inferencia, es utilizado el método *Fuzzy Mean*.

5. IMPLEMENTACION DEL PROCESAMIENTO DISTRIBUIDO

La implementación del bloque que realiza las simulaciones completas o simulaciones en el dominio del tiempo de la Micro-Red, frente a cada una de las contingencias críticas, es llevada a cabo utilizando un *software* que permite representar el comportamiento dinámico de mediano plazo de la Micro-Red. Este *software* incluye todos los modelos necesarios para caracterizar el comportamiento de los componentes eléctricos de la Micro-Red, tales como generadores, cargas y líneas. En la simulación presentada en este trabajo se utiliza el paquete de *software* de la empresa *Siemens Power T&D*, específicamente el *Power System Simulator for Engineering (PSS/E)*®. Se trata de un conjunto de programas interactivos, integrados para simulación, análisis y optimización, que se utiliza en un SP. Posee, además, características de modelación dinámica y probabilísticas. Para cada una de las contingencias críticas, se debe ejecutar una simulación en el dominio del tiempo. Cada simulación es independiente de las demás, por lo puede correr en un *hilo (thread*, terminología específica del procesamiento distribuido, que refiere a la ejecución de un proceso en forma independiente. Por tal motivo, plataformas tales como *la Máquina Virtual de Java*, aquí empleada, son denominados *sistemas multi-hilos, o multithreads systems*).

Esta tarea es realizada en el *software PSS/E*® creando archivos de entrada tipo *batch* (procesamiento por lotes) como archivos de respuesta que controlan una sola simulación, por lotes. Tales archivos permiten al *software PSS/E*® automatizar la ejecución de una secuencia de actividades predefinidas mediante Procesamiento Distribuido.

La estructura de cómputo distribuido para cada contingencia crítica considerada, se muestra en la FIGURA 4. Un sistema que consiste de una red de *n* computadoras personales (*personal computers - PCs*) conectadas en una red LAN de 1 Gb de velocidad, realizan las simulaciones individuales, conectadas, a su vez, a una PC principal (PC1) a través de un *hub* (concentrador o nodo de conexión multipuerto en redes LAN – *Local Area Network*). De esta forma se implementa físicamente el sistema distribuido.

Las PCs pueden diferir de sus características individuales pero comparten el mismo protocolo de comunicación, el protocolo *TCP/IP*. Utilizando la llamada *Función Invocación de Métodos Remotos* de Java, se desarrolló una herramienta para implementar la aplicación distribuida, incluyendo el programa principal y los programas auxiliares.

Este Procesamiento Distribuido, programa/agenda la ejecución de múltiples simulaciones del *software PSS/E*® en todas las computadoras disponibles. La misma simulación básica, es ejecutada en varias computadoras al mismo

tiempo, con diferentes parámetros de entrada, tal y como se requiere para llevar a cabo una ESD en Línea.

Distribuyendo la ejecución en varias PCs, el resultado es obtenido mucho más rápido, y además tiene la ventaja que es posible simular un número mucho mayor de contingencias en el mismo periodo de tiempo, con solo incrementar el número de PCs destinadas a las simulaciones.

Volviendo sobre la FIGURA 4, el programa principal corre en la PC1, y los programas auxiliares corren en las otras n-1 computadoras. El objetivo del programa principal es comandar el inicio del Procesamiento Distribuido y transferir a las otras PCs el archivo de entrada con los datos para simular cada una de las contingencias críticas. Este archivo de entrada notifica cuál contingencia debe ser evaluada, además de otros datos necesarios para la simulación.

El objetivo de los programas auxiliares es interpretar el archivo que recibe y ejecutar la simulación dinámica que corresponda. Cuando finaliza la simulación de cada contingencia crítica, los programas auxiliares devuelven los archivos de salida al programa principal. Seguido a esto, el programa principal es el encargado de llevar a cabo el análisis de los resultados de las simulaciones. Este análisis permite, finalmente, el cálculo de los índices de *performance* y la composición de los Índices Fuzzy.

6. EJEMPLO DE APLICACIÓN

El sistema Micro-Red AC real considerado para validar la metodología propuesta de ESD en Línea, se muestra en la FIGURA 5. La Micro-Red AC considerada, incluye una variedad de unidades de recursos energéticos distribuidos, es decir, Generación Distribuida basada en fuentes primarias fósiles y renovables, con diferentes tipos de cargas. Exhibe un bajo grado de mallado, y sus múltiples generadores se encuentran adecuadamente modelados considerando sus dinámicas. Se conecta a un SP representado por un sistema clásico de una máquina y un nodo infinito. El interruptor automático central de la Micro-Red, indicado como MGCB, se emplea para su interconexión con tal SP, ya que la Micro-Red puede también operar en isla (en forma aislada). El sistema general de 25 nodos opera a 120 [kV]/50 [Hz], en el lado del SP, y a 25 [kV]/50 [Hz], en el lado de la Micro-Red, y se modela, a través de un equivalente de Thevenin, mediante un nodo infinito de potencia de cortocircuito de 1 [GVA]. Se tienen 6 generadores distribuidos basados en combustible primario fósil, indicados como GMT, los cuales están compuestos de micro-turbinas de gas despachables. Se tienen, además, 6 unidades basadas en energía primaria renovable: 2 son micro-turbinas hidráulicas de 1,5 [MW], indicadas como MHPP; 3 granjas eólicas, compuestas por hileras de tres molinos de 1 [MW] por hilera (9 [MW] totales), indicados como WPG, y conectados a la red a través de convertidores de potencia; y 1 grupo de generadores fotovoltaicos, indicado como PVG, compuestos de un arreglo de 18000 módulos poli-cristalinos, cuya potencia es 3,6 [MW].

Para verificar la efectividad de la estrategia de ESD en línea, se proponen dos escenarios para los cuales se lleva a cabo el la ESD. El escenario A, corresponde al caso de estudio base y el escenario B, que representa un incremento de la demanda respecto al escenario base A del 5%. La idea es probar la efectividad de la herramienta comparando los resultados del escenario base A y los resultados obtenidos del escenario B, en el que la Micro-red se encuentra más exigida, por causa de una mayor demanda. Cabe mencionar que 5% de demanda adicional en el escenario B se encuentra uniformemente repartido entre las cargas.

El primer caso de estudio, el escenario base A, considera el peor caso de estudio con la Micro-red operando aislada del SP, es decir que el interruptor MGCB se encuentra abierto todo el tiempo. Bajo estas circunstancias, dado que toda la generación distribuida basada en recursos energéticos renovables no son despachables, y se considera que están operando a potencia nominal, el conjunto de turbinas de gas deben suministrar por ellas mismas toda la potencia que puedan requerir las cargas de la Micro-red. Bajo estas condiciones, la reserva rotante de todas las unidades GMT es suficientemente grande para soportar la frecuencia de la Micro-red y así evitar la activación del esquema de desconexión automática de carga. En esta operación, en estado estacionario, la frecuencia de la Micro-red se encuentra en su valor nominal (1 p.u. de 50 [Hz]) y las tensiones en todos los nodos, dentro de sus límites admisibles, aunque no todos ellos en 1 p.u. (tensión base de 25 [kV]).

La TABLA 1 muestra la generación de potencia activa en estado estacionario de todas las unidades de generación distribuida de la Micro-red para los escenarios estudiados. Como se puede observar, aproximadamente el 53% de la demanda es generada por unidades despachables (17,5 [MW]) y alrededor del 47% (15,6 [MW]) por medio de fuentes de energía renovables no controlables (11% o 3.6 [MW] de solar fotovoltaica, 27% o 9 [MW] de eólica y 9 % o 3 [MW] de hidráulica).

Como se puede ver en la TABLA 1, dado que el escenario B considera la operación en isla de la Micro-red con un incremento de la demanda del 5%, sólo las turbinas de gas incrementan su potencia para balancear el cambio de demanda. En estas condiciones, como en el caso del estudio previo, la reserva rotante de todas las unidades de generación térmicas es suficiente para soportar la frecuencia de la Micro-red y así evitar el sistema de desconexión automático de carga. El cambio en la demanda es compartido, en porcentaje, entre los generadores térmicos.

Los resultados obtenidos de todos los casos simulados y de los índices fuzzy compuestos para la ESD en línea de la Micro-red son analizados en los escenarios A y B, bajo diferentes contingencias. Las contingencias evaluadas que aquí se presentan por razones de espacio, son dos: 1) la salida de servicio imprevista de la granja eólica, es decir los 9 aero-generadores de 1 [MW] (9 [MW] totales) y 2) la salida de servicio imprevista del generador solar fotovoltaico (3.6 [MW]).

Los índices de *performance* y los índices fuzzy para el caso sin contingencia de ambos escenarios A y B, se muestran en la TABLA 2. Como se puede notar, en

el escenario B hay un crecimiento de los valores de los índices respecto de los del escenario A. Esto es consecuencia del incremento del 5% de la demanda planteada para el escenario B, el que provoca grandes desviaciones transitorias en las tensiones en los nodos, incremento en los ángulos internos de los generadores y grandes flujos de potencia en las líneas. Todos estos cambios son reflejados en el valor del Índice Fuzzy de Seguridad Dinámica, IFSD.

Sólo los índices relacionados con la frecuencia y la desconexión de carga permanecen en 0, debido, por un lado, a la ausencia de contingencias y, por otro, al hecho de que la reserva rotante de todas las unidades despachables resulta suficiente para soportar y controlar la frecuencia de la Micro-Red en 1 p.u.. Esto también evita la desconexión de carga. El incremento de demanda en el escenario B también se observa reflejado en el caso de salida de servicio de generadores. La Micro-Red tiene un comportamiento no lineal, por lo que el incremento del IFSD resulta, consecuentemente, no lineal.

La TABLA 3 muestra los índices de *performance* y los índices fuzzy para el caso de la contingencia 1, es decir, la salida de servicio imprevista de la granja eólica de 9 MW en ambos escenarios A y B.

En este caso, se incrementan drásticamente los Índices de Seguridad Dinámica en ambos escenarios, llegando a alcanzar el valor máximo 1. Esto es debido a varias razones: primero, la cantidad de potencia que es desconectada en la Micro-red es alrededor del 27% de la demanda total. La carga desconectada por el sistema de desconexión automático de carga, no es suficiente para soportar la frecuencia de la Micro-Red, de forma tal que la variación de la misma escapa de sus valores aceptables; en este caso, supera el valor mínimo admisible causando que el sistema colapse. También se produce un colapso masivo de las tensiones en la Micro-Red. Además, la restricción en las líneas del sistema, limita la capacidad para transmitir potencia, por lo que disminuye la reserva de generación disponible provista por los generadores térmicos.

Como conclusión se puede decir que es necesario tener disponible reserva de corto plazo para preservar la seguridad de la Micro-Red. Esta reserva debe activarse apropiadamente por medio del sistema de control primario de frecuencia, para mantener la frecuencia del sistema por sobre el nivel mínimo admisible durante el transitorio seguido a la contingencia. De otra manera, se llevaría a la Micro-Red al colapso.

La TABLA 4 muestra los índices de *performance* y los índices fuzzy para el caso de la contingencia 2, es decir, la salida de servicio imprevista del sistema fotovoltaico de 3,6 [MW]. La salida de servicio de este generador no produce mayores problemas, como puede observarse mediante los valores que adoptan los índices. Este generador solar provee a la Micro-Red sólo el 11% de la demanda total, un valor que puede ser manejado por el mecanismo de desconexión automática de carga, lo que es suficiente para la recuperación y control de la frecuencia de la Micro-red. Sin embargo la Micro-Red no estaría suministrando toda la demanda, situación que puede ser resuelta mediante la

inclusión de un generador térmico de 3,6 MW, para evitar consecuencias técnicas y económicas por Energía no Suministrada.

7. CONCLUSIONES

Más allá de los desarrollos presentados para este novedoso enfoque, obviando aquellos que involucran complejas demostraciones que por razones de espacio y claridad, se citan apelando a la bibliografía de consulta, se sintetizan las conclusiones siguientes:

1) La Generación Distribuida, basada en recursos energéticos renovables sobre Micro-Redes crece rápidamente, particularmente los recursos solar y eólico, alcanzando altos niveles de penetración.

Exhibe, por tanto, un carácter emergente que requiere de soluciones en todos sus problemas, también novedosos. La Evaluación de la Seguridad Dinámica en Línea, es uno de los más complejos de abordar;

2) En este sentido, las técnicas de simulación clásicas, sustentadas en procesos de Toma de Decisión, y Optimizaciones Dinámicas Determinísticas o, en el mejor caso, éstas últimas Probabilísticas, no son capaces de proporcionar respuestas confiables en tiempos compatibles con la ventana temporal de decisión, relativas a las medidas a adoptar para la restauración del sistema a mínimo costo y en estados de operación aceptables. Las fluctuaciones y la naturaleza intermitente de estos nuevos tipos de generación causan variaciones en los flujos de potencia, oscilaciones y violaciones de los márgenes de los límites de tensión en los nodos y de la frecuencia, que pueden afectar seriamente a la Micro-Red. Estos aspectos carecen de una modelación y programación matemática bien definida;

3) Desde el Modelo presentado Soft-Computing, con Inferencia Fuzzy y Procesamiento Distribuido, se proporciona un excelente instrumento que permite el análisis de los resultados, mediante un Índice Fuzzy de Seguridad Dinámica de mayor precisión, y con posibilidad de adoptar acciones restaurativas de la Micro-Red dentro de la ventana temporal admisible.

El sistema de inferencia fuzzy con la estrategia en cascada, no solo acelera el proceso de evaluación de la seguridad dinámica, sino que también permite componer en diversos índices parciales el efecto de varias variables que son disímiles;

4) Es importante remarcar que los 7 índices propuestos, son calculados a partir de los resultados de las simulaciones completas, y no se usan métodos aproximados ni simulaciones temporales aceleradas;

5) Por último, este Modelo, implementado como herramienta para la evaluación de la Seguridad Dinámica, ha resultado fácil de utilizar y de entender por los operadores de la Micro-Red. La simulación presentada, ha sido llevada a cabo por operadores con experiencia, luego de un breve período de entrenamiento. Por ello, se tiene adicionalmente una importante ventaja: *es posible modificar las reglas de cada subsistema de inferencia fuzzy, en base a la experiencia de los operadores de la Micro-Red, a medida que vayan adaptándose al empleo de la herramienta.*

8. FIGURAS Y TABLAS

FIGURA 1: Estrategia propuesta para la ESD en línea de Micro-Redes

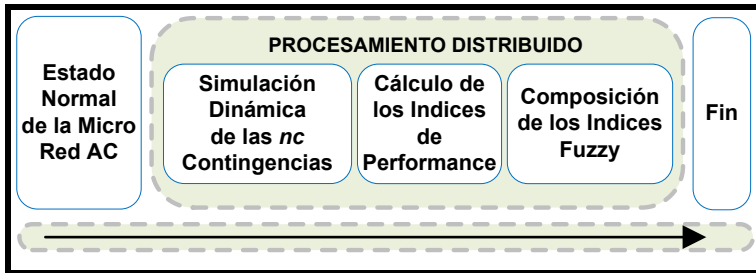


FIGURA 2: Consideraciones Generales para la ESD de una Micro-Red

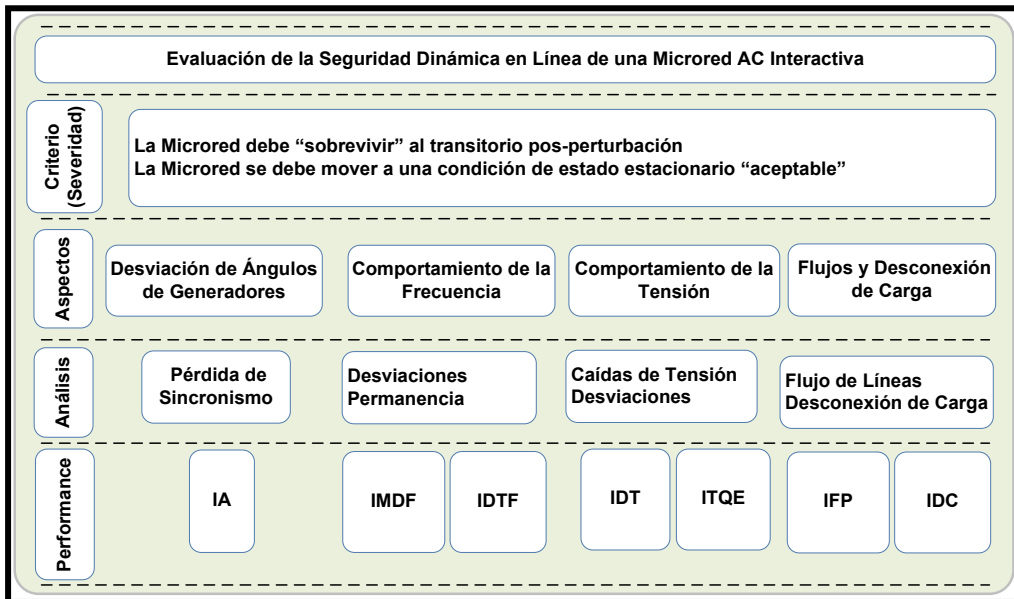


FIGURA 3: Sistema de Inferencia Fuzzy en Cascada

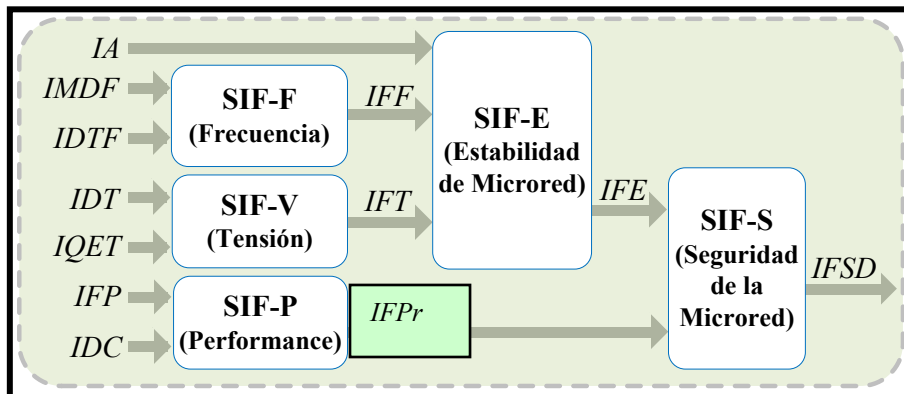


FIGURA 4: Implementación del Procesamiento Distribuido

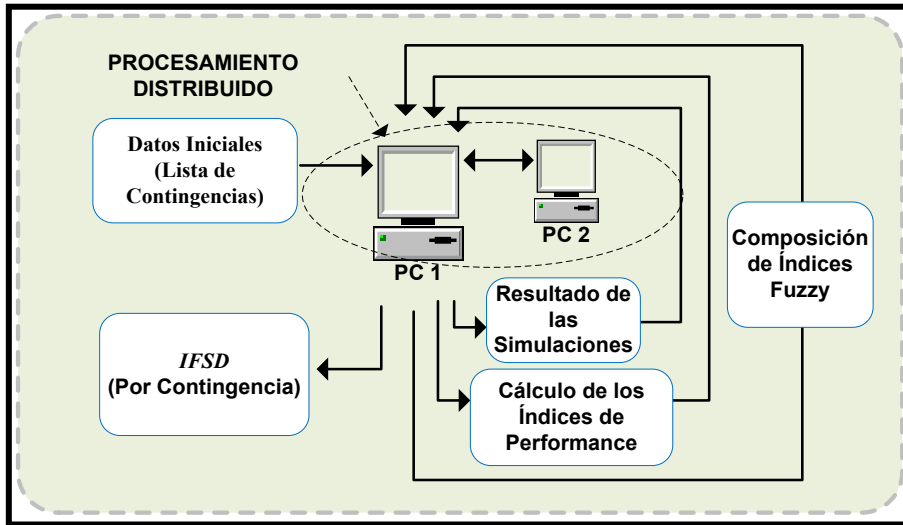


FIGURA 5: Diagrama Unifilar de la Micro-Red de Prueba que Incluye Generación de Fuentes de Energía Renovable

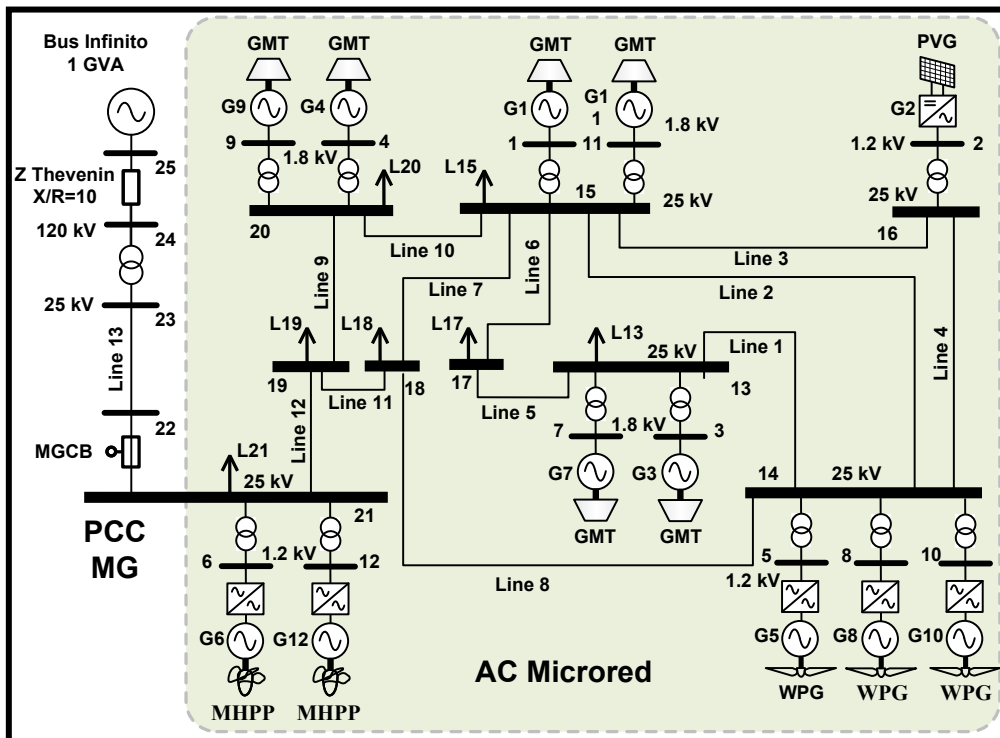


TABLA 1: Generación de Potencia Activa: Escenarios A y B

Gen	Tipo	PN[MW]	Total (Escenario A)	PN[MW]	[%]	Gen	Tipo	PN[MW]
1	Gas	6,00	Eólica	9,00	27,19	1	Gas	6,30
2	Solar	3,60	Solar	3,60	10,88	2	Solar	3,60
3	Gas	3,60	Gas	17,50	52,87	3	Gas	3,78
4	Gas	1,60	Hidráulica	3,00	9,06	4	Gas	1,68
5	Eólica	3,00	Total	33,10	100,00	5	Eólica	3,00
6	Hidráulica	1,50				6	Hidráulica	1,58
7	Gas	3,10	Total (Escenario B)	PN[MW]	[%]	7	Gas	3,26
8	Eólica	3,00	Eólica	9,00	26,36	8	Eólica	3,00
9	Gas	1,60	Solar	3,60	10,54	9	Gas	1,68
10	Eólica	3,00	Gas	18,38	53,84	10	Eólica	3,00
11	Gas	1,60	Hidráulica	3,16	9,26	11	Gas	1,68
12	Hidráulica	1,50	Total	34,14	100,00	12	Hidráulica	1,58
Total		33,10				Total		34,14

TABLA 2: Índices para el Caso sin Contingencia

Es	IMDF	IDTF	IFF	IDT	IQET	IFP	IA	IFE	IFF	IDC	IFPr	IFSD
A	0.00	0.00	0.00	0.05	0.23	0.26	0.49	0.25	0.56	0.00	0.34	0.25
B	0.00	0.00	0.00	0.10	0.36	0.39	0.53	0.44	0.61	0.00	0.41	0.44

TABLA 3: Índices para el Caso de la Salida de servicio de la Granja Eólica – Contingencia 1

Es	IMDF	IDTF	IFF	IDT	IQET	IFP	IA	IFE	IFF	IDC	IFPr	IFSD
A	1.00	0.04	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00
B	1.00	0.05	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00	1.00

TABLA 4: Índices para la Salida de Servicio del Generador Fotovoltaico PVG – Contingencia 2

Es	IMDF	IDTF	IFF	IDT	IQET	IFP	IA	IFE	IFF	IDC	IFPr	IFSD
A	0.18	0.12	0.26	0.10	0.28	0.32	0.52	0.43	0.55	0.00	0.33	0.43
B	0.24	0.20	0.35	0.20	0.64	0.64	0.52	0.65	0.62	0.00	0.43	0.65

CAPÍTULO IV

MODELO 10

MODELO DE SIMULACIÓN SOFT-COMPUTING PARA LA SELECCIÓN DE CONTINGENCIAS CRÍTICAS EN LA EVALUACIÓN DE LA SEGURIDAD DINÁMICA EN TIEMPO REAL DE SISTEMAS DE POTENCIA

MODELO DE SIMULACIÓN SOFT-COMPUTING PARA LA SELECCIÓN DE CONTINGENCIAS CRÍTICAS EN LA EVALUACIÓN DE LA SEGURIDAD DINÁMICA EN TIEMPO REAL DE SISTEMAS DE POTENCIA

.- RESUMEN

Un importante número de Contingencias simuladas en la Evaluación de la Seguridad Dinámica (ESD) de un Sistema de Potencia, no afectan de manera significativa las variables de estado. Su exclusión del Conjunto o Lista de Contingencias que deben simularse, permitiría una importante reducción en el tiempo de simulación, de forma tal de posibilitar la Evaluación en Línea (Tiempo Real) de la Seguridad Dinámica de Operación. El Método de Selección de Contingencias, resulta de un Análisis Fuera de Línea, el cual cubre escenarios típicos, considerando aspectos tales como: frecuencia del sistema, tensiones de barra y ángulos internos de los generadores, entre otros. En este trabajo es propuesto un Modelo de Simulación en Línea que selecciona las Contingencias Críticas para la Evaluación Dinámica de la Seguridad de un Sistema de Potencia, soportado en Redes Neuronales Retropropagación (RNR) y Sistemas Difusos. Las RNR, son entrenadas a partir de Índices de Pre y Pos-Contingencia, resultantes del Análisis Fuera de Línea, que luego se representan mediante Conjuntos Difusos. Requieren de una muy buena capacidad predictiva/interpolativa, lograda mediante la aplicación de una MatHeurística, que combina un entrenamiento por Gradiente Descendente y una Metaheurística EPSO. Se presenta una Simulación sobre el Sistema de Interconexión Argentino (SADI).

1. INTRODUCCIÓN

Como consecuencia del proceso de desregulación en la industria eléctrica, por segmentación vertical de la cadena productiva de electricidad, los actuales Sistemas de Potencia han abandonado su tradicional estructura verticalmente integrada, para desarrollarse en un ambiente de Mercados Competitivos (o, en rigor, Disputables).

La introducción de competencia restringida o disputabilidad de mercados, y la correspondiente segmentación en generación, transmisión y distribución, ha redundado en condiciones de operación próximas a los límites operativos de los Sistemas de Potencia. Esta situación, ha conducido a la necesidad de llevar a cabo Evaluaciones Dinámicas de su Seguridad más precisas, y que consideren la incorporación de nuevas tecnologías, conforme este nuevo contexto competitivo.

La importancia fundamental de la Evaluación de la Seguridad Dinámica de Operación estriba en que, si un Sistema de Potencia se encuentra operando en un *estado inseguro*, debe ser llevado a un *estado de operación más seguro*, mediante adecuadas acciones de control, las cuales deben ser determinadas y aplicadas. La Seguridad Dinámica, para cualquier estado de operación, es llevada a cabo *simulando contingencias*, tales como: la salida de servicio

imprevista de generadores o de líneas de transmisión y la pérdida imprevista de grandes cargas.

Son, entonces, estimadas las consecuencias o severidad de cada contingencia, considerando variables de estado del Sistema de Potencia (frecuencia, tensiones de nodo, flujos de potencia por las líneas de transmisión, ángulos internos de los generadores, etc.), mediante la comparación de sus valores, respecto de los correspondientes valores normales de operación.

La Seguridad Dinámica en un estado de operación dado, puede ser evaluada utilizando *métodos aproximados* o llevando a cabo *simulaciones completas de todas y cada una de las posibles contingencias*.

La segunda alternativa resulta, *lógicamente, la más confiable*. Sin embargo, exhibe una gran desventaja: *es computacionalmente inviable*, a menos que se utilicen técnicas de procesamiento en paralelo y/o herramientas de Inteligencia Artificial Computacional (*Soft Computing*) para estimar el Nivel de Seguridad Dinámica en la operación del sistema, en el estado considerado.

Es importante mencionar que resulta innecesario e impracticable estudiar todas las posibles contingencias en detalle (simulación completa de cada una de ellas), debido al hecho de que la mayoría no afectan en forma inaceptable las variables de estado. Su exclusión del conjunto de *contingencias críticas* a ser simulada, logra una significativa reducción en tiempo de computación.

La búsqueda de esas *contingencias críticas* para cada caso bajo estudio, requiere, sobre cada componente del sistema de potencia, un detallado análisis de sus características, su respuesta a posibles perturbaciones y su interacción con otros componentes del sistema. Desde un conjunto de posibles fallas, se debe obtener un sub-conjunto que contenga aquellas consideradas como las más significativas, es decir las más críticas, de acuerdo al estado de operación considerado.

Las técnicas analíticas convencionales, empleadas en selección y clasificación de contingencias, requieren un importante tiempo de cálculo y, por lo tanto, no son adecuadas para aplicaciones en línea. Más aún: varios índices de performance basados en métodos analíticos, exhiben el problema de *errores de clasificación* y de *falsa alarma*. Los *errores de clasificación* son aquellos que pueden llegar a clasificar una *contingencia crítica* como *no-crítica*, mientras que una *falsa alarma* tiene lugar cuando una *contingencia no-crítica* es clasificada como *crítica*.

Desde estas consideraciones, es que se ha investigado la introducción de técnicas proporcionadas por la *Soft Computing*, para lograr la implementación de la Evaluación *en línea* de la Seguridad Dinámica de Operación.

Como antecedente en el estado del arte, se sugiere la posibilidad de cumplir con los requerimientos de Análisis de Contingencias Críticas *en línea*, mediante el empleo de técnicas de Inteligencia Artificial Computacional (IAC). Y desde tal contexto metodológico, surge la propuesta aquí desarrollada.

El trabajo está organizado como sigue:

En la Sección 2., se presenta una descripción de la Red Neuronal de Retropropagación (o *Backpropagation*) (RNR), ya que es el tipo de red que se

empleará para el objetivo pretendido. Se propone la forma MatHeurística de entrenamiento de la RNR, sustentada en el Método de Gradiente Descendente con Momentum y la Metaheurística EPSO.

En la Sección 3., se presenta el desarrollo del Modelo para la Selección de Contingencias Críticas *en línea* destinadas a la Evaluación de la Seguridad Dinámica de Operación de un Sistema de Potencia, con la descripción de sus elementos matemático/físicos pertinentes, tales como los Índices Pre-Post Contingencia empleados en el análisis. Se propone la extensión de los mismos al dominio difuso para componer Heurísticas de entrenamiento de las RNR, integrando el conocimiento experto.

En la Sección 4., se presentan resultados para un conjunto de simulaciones sobre el SADI.

Y, finalmente, en la Sección 5. se desarrollan las conclusiones más relevantes del presente trabajo.

2. LA RED NEURONAL DE RETROPROPAGACIÓN RNR

2.1 Descripción

El tipo de Red Neuronal de Retropropagación o *Backpropagation*, RNR, puede clasificarse como una Red Neuronal de Entrada Continua y de Aprendizaje Supervisado. Un esquema de la misma, en su Modelado de Capas-Neuronas, se puede apreciar en la FIGURA 1.

Respecto del concepto de *retropropagación*, se proporcionarán detalles descriptivos, por existir abundante bibliografía para consultar, (**Módulos 6, 7, 9 y 10 del Capítulo V**) en términos de diseño y algoritmos de aprendizaje o entrenamiento de una RNR.

Para el esquema de la FIGURA 1, se tiene una *capa de entrada*, una *capa oculta* y una *capa de salida*, con sus *neuronas* correspondientes están representadas mediante círculos. Pueden existir *diseños multicapa* que empleen *mayor número de capas ocultas*. Su número es *indeterminado* y depende: *del problema a resolver, de la precisión en el algoritmo de entrenamiento empleado, del número de neuronas ocultas en cada una de estas capas (también indeterminado), y de la característica de procesamiento o función de transferencia asociada a cada neurona*, como aspectos más importantes.

De modo que el par (*Número de Capas Ocultas, Número de Neuronas por Capa*), *para cada capa, es determinado y ajustado de manera conjunta*.

El diseño de la mejor RNR, si bien existen recomendaciones acopiadas desde la experiencia, tiene una importante componente de prueba y error, sustituible por Heurísticas o MetaHeurísticas.

En la capa de entrada se aplica el vector de entrada **[E]** (vector columna, cuyo número de filas es el número de entradas) el cual, para cierta instancia de sus componentes, constituye un patrón de entrada. Entre la capa de entrada y la capa oculta (siempre refiriéndose a la FIGURA 1), existen conexiones o

sinapsis, que van desde cada neurona de la capa de entrada, a cada neurona de la capa oculta, tal y como se representa mediante un trazado de líneas. Lo mismo ocurre entre la capa oculta y la capa de salida, en donde, por propagación del patrón de entrada, es obtenido el vector de salida $[S]$ (vector columna cuyo número de filas es el número de salidas). Éste, para la instancia correspondiente al patrón de entrada, se constituye en el patrón de salida resultante.

Considerando las conexiones o sinapsis entre las neuronas de la capa oculta y de la capa de entrada, éstas son caracterizadas por un valor llamado *peso sináptico*, que será indicado por la variable real genérica $w_{oe_{ij}}$ ($weight \equiv$ peso), aplicada entre la neurona oculta i -ésima y la neurona de entrada j -ésima.

Por ello, aparece una *Matriz de Pesos Sinápticos* entre dichas capas, que se indica como $[W_{OE}]$. Su orden corresponde a $(n_{NO} \times n_{NE})$, siendo n_{NO} el número de neuronas de las capas de entrada y oculta, respectivamente.

De forma idéntica ocurre para las sinapsis entre las neuronas de la capa oculta y la capa de salida, teniéndose la variable real genérica que indica el peso sináptico $w_{so_{ki}}$, entre la neurona de salida k -ésima y la neurona oculta i -ésima, y una *Matriz de Pesos Sinápticos* indicada como $[W_{SO}]$. Su orden corresponde a $(n_{NS} \times n_{NO})$, siendo n_{NS} el número de neuronas de la capa de salida.

Adicionalmente, puede incluirse una entrada independiente en cada neurona, la cual es referida como *ganancia* o *bias*. Dependiendo del diseño, *puede o no intervenir*. En la FIGURA 1, se tienen *ganancias* o *biases* para las neuronas de la capa oculta y las de la capa de salida. Son indicadas mediante las variables reales b_j y b_k , respectivamente, y sus vectores columna como $[BO]$ y $[BS]$, respectivamente.

La RNR emplea un *ciclo propagación y adaptación de dos fases*:

1ra) Se aplica un patrón a la entrada de la red como estímulo; éste se propaga desde la primera capa a través de las capas internas de la red, hasta generar un patrón de salida en la capa homónima. Luego, el patrón de salida obtenido es comparado con el patrón de salida establecido o esperado, y se calcula un error para cada una de las salidas obtenidas individualmente;

2da) Los errores en dichas salidas se propagan hacia atrás (desde aquí que el Algoritmo de Entrenamiento de la RNR reciba el nombre de Retropropagación) partiendo de la capa de salida, hacia todas las neuronas de la capa oculta precedente, que contribuyen en forma directa a la salida resultante. Sin embargo, las neuronas de dicha capa oculta sólo reciben una fracción del error total, posible de cuantificar basándose, aproximadamente, en la contribución relativa que haya aportado cada una de estas neuronas a la salida obtenida.

Este proceso se repite, capa por capa, hasta que todas las neuronas de la red hayan recibido una componente del error, que describa su contribución relativa al error total. Conforme resulte la componente de error percibida, se actualizan los pesos sinápticos y ganancias o biases, asociados a cada neurona entre capas contiguas, a los efectos de lograr, iterativamente, que la red converja

hacia un estado que permita clasificar, de forma correcta, todos los patrones de entrenamiento.

La importancia de este proceso consiste en que, a medida que se entrena la red, las neuronas de las capas intermedias u ocultas se auto-organizan de modo tal que “aprenden” a reconocer distintas características inherentes al espacio de patrones de entrada, no “observadas” con anterioridad.

El proceso de adaptación de los pesos sinápticos (y ganancias o biases, si procede), se completa, iterativamente, cuando al presentarse el conjunto previsto de patrones de entrada, la RNR responde a cada uno con patrones de salida cuyos errores individuales sumados o error global, se mantienen por debajo de cierto margen pre-establecido.

Una vez completo el aprendizaje o entrenamiento de la RNR, toda vez que se presente un patrón arbitrario de entrada, el cual que contenga “ruido” o esté incompleto, las neuronas de la(s) capa(s) oculta(s) de la red, responderán con una salida activa, si la nueva entrada contiene un patrón que se asemeje a aquella característica que individualmente hayan aprendido a reconocer durante su entrenamiento. Y a la inversa: las neuronas de la(s) capa(s) oculta(s) tendrán la tendencia a inhibir su salida, si el patrón de entrada no contiene característica alguna, que puedan individualmente reconocer.

Varias investigaciones han demostrado que, durante el proceso de entrenamiento, la RNR tiende a desarrollar relaciones internas entre neuronas con el fin de organizar los datos de entrenamiento según clases.

Esta tendencia se puede extrapolar, para llegar a la hipótesis consistente en que todas las neuronas de la(s) capa(s) oculta(s) de una RNR, son asociadas, de alguna manera, a características específicas del patrón de entrada como consecuencia del entrenamiento. Dicha asociación puede no resultar evidente para un observador humano, pero lo importante es que la red ha encontrado una representación interna tal, que le permite generar las salidas deseadas cuando se les presentan las entradas previstas en los patrones durante el proceso de entrenamiento.

Esta misma representación interna, se puede aplicar a entradas que la red no reconozca, clasificándolas conforme las características que compartan con los patrones de entrada utilizados en el entrenamiento.

Desde allí que la RNR, pueda presentarse como un *aproximador universal de funciones*, que puede interpolar resultados ante estímulos no observados en su entrenamiento, por las asociaciones desarrolladas entre las sinapsis de sus capas ocultas, en general.

Como dato, Funahashi, demostró matemáticamente que una red neuronal multicapa puede aproximar cualquier función no lineal o mapa lineal multivariable.

La RNR, aún de un capa oculta, contenida en las consideraciones del Teorema de Funahashi, es un caso particular, de fácil implementación y amplísima difusión.

De modo que, por caso y volviendo sobre la FIGURA 1, el resultado del entrenamiento de la RNR, serían las Matrices [W_{OE}], [B_O], [W_{SO}] y [B_E].

2.2 Funcionamiento de la Neurona de la RNR como Procesador Elemental

En la FIGURA 2, se aprecia la capa de entrada, en la que se presenta el patrón de entrada dado por $[E]$, cuyas componentes se indican mediante e_j con j en $[1..nNE]$. Para la capa oculta, contigua, se indica sólo la neurona oculta 1, de modo que las conexiones sinápticas se presentan entre cada neurona de entrada y la neurona 1.

En rigor, la neurona de entrada no procesa el estímulo recibido, sino que lo propaga, de manera que en muchas referencias bibliográficas son referidas como entradas. Aquí se preserva la identificación de neurona, no obstante no constituya un procesador elemental, como se verá que lo es la neurona 1 de la capa oculta.

Así queda conformado un el vector de la 1er columna en la Matriz $[WOE]$, el cual se indica mediante $[WOE]_{(1,C)}$, puesto que todos los pesos sinápticos considerados, son de la forma woe_{1j} .

Adicionalmente, se observa desde el vector de ganancias o *biases* $[BO]$, el primer componente, bo_1 , ganancia de la neurona oculta 1, como entrada independiente. Esto significa que existirá, sobre la neurona oculta 1, una entrada neta, proveniente de la propagación de los estímulos desde las neuronas de entrada, a través de las conexiones sinápticas, ponderadas por sus pesos sinápticos correspondientes, y de la suma de su ganancia.

La composición de dicha entrada neta, que se refiere como v_1 , estará dada por la expresión:

$$v_1 = \sum_{j=1}^{nNE} (woe_{1j} \times e_j) + bo_1 \quad (1)$$

Por ello se indica en la FIGURA 2, entre un círculo, el símbolo sumatoria, que genera la entrada compuesta genérica v , conforme la regla establecida por la ecuación (1). Luego, la entrada, v , ingresa a lo que se refirió como Función de Transferencia en el epígrafe anterior, que se indica como f .

Existen variadas Funciones de Transferencia que pueden ser empleadas, pero hay tres predominantemente utilizadas en las RNR:

$$\text{PureLin: } f(v) = v \quad (2)$$

$$\text{LogSig: } f(v) = 1/(1+e^{-v}) \quad (3)$$

$$\text{TanSig: } f(v) = (e^v - e^{-v})/(e^v + e^{-v}) = (2/(1 + e^{-2 \times v})) - 1 \quad (4)$$

Se observa que se ha empleado, para componer la salida so_1 de la neurona oculta 1, la función TanSig, resultando:

$$so_1 = \text{TanSig}(v_1) = (2/(1 + e^{-2 \times (\sum_{nNE} (woe_{1j} \times e_j) + bo_1)})) - 1 \quad (6)$$

Entonces para el patrón de entrada $[E]$ completo, y extendiendo (6) a todas las neuronas de la capa oculta, se tendrá el vector de salida $[so]$, mediante la expresión:

$$[so] = \text{TangSig}([WOE] \times [E]^T + [BO]) \quad (7)$$

que se aprecia en la parte inferior derecha, utilizando f en lugar de TanSig, de la FIGURA 2.

2.3 Entrenamiento de la RNR. Aplicación de una MatHeurística Backpropagation con Gradiente Descendente y Momento, complementada con una MetaHeurística EPSO

El Algoritmo Backpropagation (de entrenamiento de la RNR) Clásico, se sustenta en una variante del denominado Método LMS (*Least Mean Square*) que minimiza el error cuadrático medio global de la RNR. Tal algoritmo fue introducido por Bernard Widrow.

De las variantes más empleadas, todas disponibles en paquetes software para diseño, entrenamiento y simulación de Redes Neuronales Artificiales (por caso, MATLAB® y sus aplicaciones de tercera parte), sobre las que no se brindarán detalles matemáticos, se tienen:

A) Backpropagation Base o de Gradiente Descendente: Constituye la más simple implementación de este método de aprendizaje, que se desprende del algoritmo LMS, y su estrategia consiste en la actualización iterativa de los Pesos Sinápticos y Ganancias o *Biases*, en la dirección en la cual la función error cuadrático medio global decrece más rápidamente; es decir, la dirección de su gradiente negativo.

B) Backpropagation según Gradiente Descendente con Momento: Constituye una variante del Método del Gradiente Descendente, en la cual se incorpora un parámetro denominado coeficiente de Momento (o *Momentum*). El mismo actúa como un filtro pasa-bajos, que permite a la red ignorar puntos característicos de la superficie de la función error cuadrático medio global, en las que el entrenamiento podría quedar “atrapado”, arrojando un mínimo local, y no global (estrictamente y en términos prácticos cabría decir “lo más global posible”), como se desea.

En síntesis: la idea de entrenar la RNR por este método, supone un menor riesgo de arrojar una convergencia prematura en un mínimo local de la función error cuadrático medio global.

C) Backpropagation con Razón de Aprendizaje Variable: Constituye una variante del Método del Gradiente Descendente con o sin Momento, en la cual se consideran redes RNR con más de una capa oculta o multicapa, aunque puede ser empleada en redes de una sola capa.

Si se habla de la reducción del error cuadrático medio global, se supone que la superficie de la función error, es una función cuadrática. Para una RNR multicapa la superficie del error no es una función cuadrática. Su forma es diferente para diferentes regiones del espacio, y la velocidad de convergencia puede incrementarse por la variación de la Razón de Aprendizaje, en cada región diferenciada de la superficie del error, siempre que no se sobrepase cierto valor máximo pre-definido, a los efectos de lograr un aprendizaje estable.

De modo que entrenar la RNR por este método, supone un riesgo aún menor, particularmente para RNR multicapa, de arrojar una convergencia

prematura, “estancándose” en un mínimo local de la función error (cuadrático) medio global.

Sin embargo, aquí intervienen algunas consideraciones de tipo generales y específicas de la aplicación de las RNR en el presente trabajo:

a) Cualquiera de estos métodos, supone un problema de optimización no lineal, que, como es sabido, no proporciona, por medio de métodos clásicos, una garantía de convergencia hacia un *mínimo minimorum* error cuadrático medio global. Siempre existe el riesgo de que el algoritmo de entrenamiento clásico, quede “atrapado” en un óptimo/mínimo local;

b) La capacidad predictiva de la RNR, es decir, que no falle en los patrones de salida cuando el patrón de estímulo en la entrada fue observado en su entrenamiento, y que logre resolver, con sentido útil a la aplicación en la que se emplea, patrones de salida ante estímulos de entrada no observados durante su entrenamiento, depende de dos factores, excluyendo el diseño (que es un problema en sí mismo):

1ro) del número de patrones de entrada y su correspondientes patrones de salida, empleados durante el entrenamiento de la RNR. A mayor número, mayor capacidad predictiva. Este hecho es observado concretamente en las simulaciones presentadas en la Sección 4.; y

2do) de que el algoritmo de entrenamiento converja en el *mínimo minimorum* error cuadrático medio global o próximo a él. A menor error, mayor capacidad predictiva.

Estos dos factores actúan interdependientemente, es decir: si el error cuadrático medio de convergencia es mínimo local, la capacidad predictiva de la RNR puede fallar ante un gran número de patrones de entrenamiento. A la inversa: no obstante se logre un error cuadrático medio *mínimo minimorum*, si la cantidad de patrones de entrada/salida utilizados en el entrenamiento de la RNR es baja, impactará negativamente sobre su capacidad predictiva;

c) Se propone, entonces, una solución referida como MatHeurística, aporte parcial del presente trabajo: Se hibridiza el Algoritmo de Entrenamiento de la RNR, aplicando, en iteraciones tempranas, el Backpropagation con Gradiente Descendente y Momento. Luego, en un punto de corte convenientemente definido (por caso, se alcanza cierto error parcial mínimo), y conteniendo las Matrices de Pesos Sinápticos y Biases [**WOE**], [**BO**], [**WSO**] y [**BE**] valores pertinentes para la estrategia de minimización del error, es aplicada una MetaHeurística EPSO (MonoObjetivo).

Se obtienen, con tal MatHeurística, resultados muy satisfactorios. Así fue abordado el entrenamiento de las dos RNR empleadas en el Modelo propuesto en este trabajo.

3. MODELO DE SIMULACIÓN PARA LA EVALUACIÓN EN TIEMPO REAL DE LA SEGURIDAD DINÁMICA DE UN SISTEMA DE POTENCIA

3.1 Contingencias Críticas

El enfoque presentado en este trabajo para obtener el aquí propuesto como *Nivel de Severidad* de una Contingencia, incluye los siguientes fenómenos, potenciales causantes de fallas:

- a) Incrementos significativos en las intensidades por las líneas de transmisión;
- b) Desviaciones de las tensiones que impactan en la calidad del servicio;
- c) Variaciones en la frecuencia, considerando desviaciones transitorias máximas, y su permanencia en tales desviaciones; y
- d) Desconexión de cargas de magnitud significativa, que interrumpen el suministro a los usuarios. Se aclara que, en este contexto, falla y contingencia constituyen términos empleados para indicar el mismo concepto.

3.2 Indicadores de Estado Pre-Contingencia

Los indicadores del estado *Pre-Contingencia* son índices que expresan el estado del sistema *antes de la falla o contingencia* y también *la magnitud de la falla*. Estos índices son utilizados como datos de entrada en la *etapa en línea*, por lo que deben ser calculados rápidamente, para minimizar el retardo de estimación. Los *índices Pre-Contingencia* se dividen en *tres grupos*:

1) Índice de Margen de Flujo de Potencia/Intensidad (MI), Índice de Margen de Tensión (MTI): El índice MI da un valor medible del *margen de capacidad del flujo de potencia/intensidad*. El índice MTI mide el *margen de cambio de tensión global*. Sus expresiones son las siguientes:

$$MI = \frac{\sum_1^{NL} w_i \left(\frac{I_i^{pre}}{I_i^{lim}} \right)^2}{\sum_1^{NL} w_i} \quad (8)$$

donde: NL es el Numero of líneas, I_i^{pre} es la Intensidad en la línea i, I_i^{lim} es el Limite de corriente en la línea i y w_i es un Factor de Peso de Línea, en [0, 1];

$$MTI = \frac{\sum_1^{NN} w_n \left(\frac{V_i^{pre} - V_i^n}{\Delta V_i^{lim}} \right)^2}{\sum_1^{NN} w_n} \quad (9)$$

donde: NN es el Número de Nodos, V_i^{pre} es la Tensión en el Nodo i antes de la contingencia, V_i^n es la Tensión Nominal en el Nodo i, ΔV_i^{lim} es el Límite de Desviación de la Tensión en el Nodo i (Ejemplo: 5% Vn) y w_n es un Factor de Peso del Nodo, variable en [0, 1].

2) Índice de Flujo de Potencia/Intensidad Cuasi-Estacionario (MQI), Índice de Tensión Cuasi-Estacionario (MTQI): Estos índices evalúan el sistema considerando la salida de un componente, pero calculando el estado del sistema usando solo herramientas estacionarias (Flujo de Potencia AC). Por ello se definen como índices cuasi-estacionarios. El índice MQI tiene el mismo

significado que el índice MI pero utilizando el resultado del Flujo de Potencia Cuasi-Estacionario. La misma comparación, se aplica para el índice MTQI respecto al índice MTI. Sus expresiones son las siguientes:

$$MQI = \frac{\sum_1^{NL} w_i (I_i^{quasi})^2}{\sum_1^{NL} w_i} \quad (10)$$

donde: I_i^{quasi} es la Intensidad en la línea i después de la falla cuasi-estacionaria;

$$MTQI = \frac{\sum_1^{NN} w_n (V_i^{quasi} - V_i^n)^2}{\sum_1^{NN} w_n} \quad (11)$$

donde: V_i^{quasi} es la Tensión en el Nodo i después de la falla cuasi-estacionaria.

3) Índice de Generación Desconectada (GI): Este índice evalúa la magnitud de la falla comparando la generación desconectada a causa de la falla, con la generación total del sistema. Su expresión es la siguiente:

$$GI = (G_{out} / G_{total}) \times F_p \quad (12)$$

donde: G_{out} es la Potencia del Generador Fallado, G_{total} es la Generación total del Sistema de Potencia y F_p es un Factor de Peso, variable en [0, 1].

3.3 Indicadores de Estado Post-Contingencia

Estos indicadores definen el estado de seguridad estimado *durante una contingencia*. Estos indicadores se modelan mediante *cuatro grupos* de índices:

1) Índice Flujo de Potencia/Intensidad (SI): Este índice se calcula computando un promedio ponderado de diferencias entre el límite de flujo de intensidad, I_i^{lim} , y el mismo después de la contingencia, I_i^{pos} , el cual es calculado como el valor final de la intensidad obtenida luego de la simulación dinámica. Se le asigna un peso a cada línea de transmisión, de acuerdo a su importancia en el sistema de potencia. El peso w_i es el mismo valor usado en el Índice de Pre-Contingencia (8) y en el Índice Cuasi-Estacionario (10).

Este peso lo define un operador experto del sistema. Su expresión es la siguiente:

$$SI = \frac{\sum_1^{NL} w_i (I_i^{pos})^2}{\sum_1^{NL} w_i} \quad (13)$$

donde I_i^{pos} es la Intensidad en la Línea i después de la falla o contingencia.

2) Índice de Tensión (STI): Se calcula en base a los promedios ponderados de las diferencias entre las desviaciones de la tensión, antes y después de la falla y el valor de tensión límite aceptable. El valor ponderado corresponde a la importancia asignada a cada nodo por un operador experto, el mismo valor que es utilizado en las ecuaciones (9) y (11). Su expresión la siguiente:

$$STI = \frac{\sum_1^{NN} w\eta_i \left(\frac{V_i^{pos} - V_i^n}{\Delta V_i^{lim}} \right)^2}{\sum_1^{NN} w\eta_i} \quad (14)$$

donde: V_i^{pos} es Tensión en el Nodo i después de la falla.

3) Índices de Desviación de Frecuencia (FI) y (FT): La desviación de la frecuencia es un claro indicador de la evolución dinámica del sistema después de una contingencia. Para la frecuencia se definen dos índices, el índice de desviación máxima de la frecuencia (FI) y el índice de desviación total de frecuencia (FT). Sus expresiones son las siguientes:

$$FI = \Delta F_{Max} / \Delta F_{MaxAdmisible} \quad (15)$$

$$FT = \int_0^{ts} \Delta F(t) dt / \Delta F_{MaxAdmisible} \times ts \quad (16)$$

donde: ΔF_{Max} es la Desviación Máxima de la Frecuencia y $\Delta F_{MaxAdmisible}$ es la Desviación Máxima de la Frecuencia Admisible.

3) Índice de Desconexión de Carga (PDI): Este índice considera la cantidad de carga desconectada por el subsistema de desconexión de carga automática, que opera sobre el Sistema de Potencia, luego de la falla. Su expresión es la siguiente:

$$PDI = \Delta P_{Desconectada} / P_{Total} \quad (17)$$

donde: $\Delta P_{Desconectada}$ es la Carga Desconectada y P_{Total} es la Carga Total después de la falla.

3.4 Pasos para la ejecución de la Metodología Soft Computing Propuesta

Se describen los pasos de cómputo que definen el Modelo propuesto:

1ro) El Modelo requiere del entrenamiento de dos RNR:

A) La primera, estima los Índices de Pos-Contingencia en línea. Esto es así, porque el cálculo directo de dichos índices, requiere de un análisis dinámico cuyo tiempo de cómputo excede por mucho la ventana temporal de respuesta en línea, que es del orden de los 20 [seg] (análisis transitorio extendido, que conduce al estado de Pos-Contingencia referido como cuasi-estacionario).

Esta RNR, es entrenada fuera de línea, presentándole patrones de entrada compuestos por los Índices de Pre-Contingencia, con las variantes por efecto de los distintos escenarios de generación/demanda, cuyo cálculo es posible en dicha ventana, ya que es estático, y los Índices Pos-Contingencia calculados por simulación dinámica fuera de línea, sin las variantes de escenario: es decir, para el escenario referido como base.

Cada patrón de salida, se compone de los Índices de Pos-Contingencia, con las variantes por efecto escenario, calculado fuera de línea por simulación dinámica, conforme el escenario del patrón de entrada en los Índices de Pre-Contingencia.

Es decir que la compleja simulación dinámica en cada escenario, requerida por los Índices de Pos-Contingencia, es aproximada por esta RNR;

B) La segunda, y principal, estima la denominada Función de Seguridad, $f(\mathbf{x})$, siendo \mathbf{x} el vector de estado en evaluación del sistema. Esta función, no se conoce. Sólo se tienen rasgos de tipo cualitativo. Se trata de una Hiper-Superficie cuyos puntos corresponden a estados totalmente seguros del sistema.

Para estimar esta función, la RNR se entrena tomando como patrones de entrada valores que se corresponden con la función de pertenencia de cada Conjunto Difuso solidario a cada Índice de Pre y Pos-Contingencia, calculados fuera de línea. Como los índices tienen rangos de valores heterogéneos, la manera de llevarlos a un dominio común, normalizado en $[0, 1]$, es mediante la asociación de un Conjunto Difuso.

Adicionalmente, esta extensión permite considerar posibles incertidumbres en la severidad de un índice en particular.

Para conformar los patrones de salida, representativos de la seguridad, se emplea una Heurística definida por:

a) La confluencia de las funciones de pertenencia de los Conjuntos Difusos, asociados a los Índices Pre y Pos Contingencia, por aplicación de la t-norma Producto de Einstein, PE y

b) La opinión sobre la severidad de una contingencia, por parte de un operador experto, que pueda alterar el valor, juzgando valores de seguridad mayores o menores que el representado por la t-norma referida.

Esta afectación, se realiza mediante ponderadores que sostienen los valores de la función de seguridad modificados, asociados a cada Estado de Contingencia, en $[0, 1]$, tal como los computa la t-norma PE.

2do) Los Conjuntos Difusos solidarios a cada Índice de Pre y Pos-Contingencia, se construyen asociando un valor de referencia considerado admisible para los mismos.

Se calcula, para cierto valor de cierto índice, su apartamiento relativo. Los índices, a su vez, pueden ser ponderados en importancia. Se agrupan, para ello, los índices de Pre-Contingencia, por una parte, y los de Pos-Contingencia, por la otra.

Se consideran sendas Matrices de Preferencia asociadas a cada grupo, establecidas por el operador experto. Luego se obtiene el Vector de Prioridades Exponenciales para cada índice, que opera como contractor/dilatador del Conjunto Difuso solidario, aumentando o disminuyendo, respectivamente, la importancia relativa de dicho índice.

Se tienen las expresiones:

Si I , es un Índice en un grupo de Pre/Pos Contingencia, I_{Ref} , su valor de referencia admisible y p_I su ponderación exponencial, componente del vector homónimo correspondiente, entonces:

$$\mu(I) = 1, \text{ si } I < I_{Ref} \quad (18)$$

$$\mu(I) = e^{-\pi \times (I - I_{Ref}) / I_{Ref}}, \text{ si } I \geq I_{Ref} \quad (19)$$

y para dos índices I1 e I2 de Pre/Pos Contingencia, la t-norma Producto de Einstein, está dada por la expresión:

$$t_{PE} = I1 \times I2 / (2 - (I1 + I2 - I1 \times I2)) \quad (20)$$

3ro) Entrenadas ambas RNR, se pasa a la etapa en línea, en la cual, si ocurre una Contingencia, se procede como sigue:

a) Se calculan los Índices de Pre-Contingencia y sus valores de Función de Pertenencia, conforme (18) y (19);

b) Se presenta a la RNR que estima los Índices de Pos-Contingencia con efecto escenario, un patrón de entrada compuesto por los Índices de Pre-Contingencia calculados para el escenario considerado en curso, y los Índices de Pos-Contingencia para el escenario base o de referencia. Se obtiene, como patrón de salida, los Índices de Pos-Contingencia estimados para el escenario considerado en curso;

c) Se calculan los valores las funciones de pertenencia de los Conjuntos Difusos asociados a cada índice de Pos-Contingencia, estimado para el escenario considerado en curso, conforme (18) y (19);

d) Se presenta a la RNR que estima la Función de Seguridad, un patrón de entrada compuesto las funciones de pertenencia solidarias a los Índices de Pre y Pos-Contingencia para el escenario considerado curso, y se obtiene como salida, el valor de seguridad, $f(x)$, en $[0, 1]$, asociado al estado evaluado y caracterizado por el escenario considerado en curso.

4to) El Nivel de Severidad de un Contingencia, se define como el complemento a 1 del valor de seguridad estimado, $f(x)$, en el estado evaluado, para el escenario considerado en curso. Es decir:

$$NS = 1 - f(x) \quad (21)$$

Mientras menos seguro sea dicho estado, más severa resultará la contingencia. Se observa que NS, resulta ser también la función de pertenencia de un Conjunto Difuso.

5to) Simulado este proceso para la Lista de Contingencias Completa, se asocia a cada una un Nivel de Severidad, dado por (21). El operador experto, define un valor α (α -corte del conjunto difuso de NS), por encima del cual, su experiencia le indica clasificar una Contingencia de la Lista como Crítica.

Así se obtiene el Ranking o Selección de las Contingencias Críticas, en tiempo real o en línea, que se utilizarán para evaluar la Seguridad Dinámica de la Operación del Sistema de Potencia.

En la FIGURA 3, se presenta el Diagrama en Bloques correspondiente a la Etapa fuera de línea, que tiene como finalidad, el entrenamiento de las dos RNR. En la FIGURA 4, se presenta la Etapa en línea o tiempo real, que tiene

por finalidad clasificar las Contingencias Críticas calculando su Nivel de Severidad, NS.

3.5 Concepto de Margen de Seguridad (MS)

Conocida la Función de Seguridad, analíticamente, el Margen de Seguridad (MS) para cierto estado del sistema, indicador, también, posible de aplicar en la clasificación de Contingencias Críticas, se calcula resolviendo el siguiente problema de optimización:

$$\text{Min}|\mathbf{x} - \mathbf{x}_0|; \text{ Sujeto a: } f(\mathbf{x})=1 \quad (22)$$

La FIGURA 5 muestra un ejemplo de medición del Margen de Seguridad, utilizando sólo dos índices, (MI) y (GI). Mientras más bajos permanecen los mismos (más elevados resultan los valores de sus funciones de pertenencia en sus Conjuntos Difusos solidarios) mayor Margen se tendrá para dicho estado.

La búsqueda de la Mínima distancia hacia la frontera teórica, proporcionada por (22), es un problema complejo, desde la estimación a realizar sobre $f(\mathbf{x})$ para luego aplicar (22). Por ello se emplea el Nivel de Severidad (NS) propuesto.

4. SIMULACIONES

4.1 Características del Sistema de Interconexión Argentino (SADI)

El Sistema Argentino de Interconexión (SADI) está conformado por un conjunto de áreas o regiones (8 en total) bien diferenciadas entre sí, las cuales poseen características propias, tanto en la demanda como la generación. Estas áreas son: NOA (Noroeste Argentino), NEA (Noreste Argentino), CENTRO (Centro del País), LITORAL (Región del Litoral), GRAN BS. AS. (Capital Federal y Gran Buenos Aires), BS. AS. (Provincia de Buenos Aires), CUYO (Región de Cuyo) y COMAHUE (Región del Comahue).

El diagrama geográfico del SADI donde se demarcan estas 8 áreas se puede ver en la FIGURA 6. Dichas áreas se encuentran interconectadas por una red de alta tensión en 500 [kV] y por algunos vínculos en 220 [kV]. Esta red de interconexión tiene las características de un sistema de transmisión geográficamente extenso y con bajo grado de mallado, donde los grandes centros de generación se encuentran alejados de los grandes centros de consumo. Tal característica hace que importantes flujos de potencia sean transmitidos a grandes distancias, por lo que el sistema de transmisión presenta, en general, grandes pérdidas, en el orden un 4.5%- 5 % de su demanda.

El SADI está, debido a tal característica, mal condicionado, expuesto a colapsos luego de la ocurrencia de grandes fallas.

La Lista de Contingencias consideradas en las simulaciones, está compuesta por la salida de grandes generadores y la salida de líneas que unen los nodos GMZA500-RGRAN500 (Línea 6) y YACIR500-RINCO500 (Línea 15).

4.2 Entrenamiento de las RNR en la Etapa Fuera de Línea

Se proponen *tres escenarios de generación y carga*, y se simulan las fallas de salida de servicio imprevisto para cada uno de los generadores. Los escenarios propuestos son:

- a) Escenario Base o A: Generación: 5650 [MW]; Carga: 5517 [MW];
- b) Escenario B: = Escenario A + 500 [MW] de carga *igualmente distribuida* en todos los nodos y
- c) Escenario C: = Escenario A – 500 [MW] de carga *igualmente distribuida* en todos los nodos.

La TABLA 1 muestra la Lista de Contingencias Críticas para cada escenario propuesto.

El diseño de las dos RNR, se corresponde con el de la FIGURA 1, con Funciones de Transferencia TanSIG en las Neuronas Ocultas y PureLin en las Neuronas de Salida. La función de seguridad, $f(\mathbf{x})$, es estimada, y los valores del NS que se muestran en la TABLA 1 se calcularon usando como complemento a 1 de $f(\mathbf{x})$, tal como se explicó.

La *experiencia del operador experto*, fue introducida en la simulación mediante un valor pertinente entre [0, 1], consultando a operadores de sistema similares, que altera la t-norma PE obtenida en la confluencia de índices, dada por (20).

4.3 Etapa de Prueba en Línea

Un *escenario intermedio* entre los *escenarios de entrenamiento*, fue incorporado como *escenario de prueba*. Este *escenario de prueba* se refiere como Escenario D = Escenario Base + 250 [MW] de carga *igualmente distribuida* en todos los nodos.

Los resultados de este escenario no se utilizan para entrenar las RNR, sino sólo para obtener valores de *índices estimados* y, desde ellos, obtener el Nivel de Severidad para cada Contingencia: una vez que los índices se estiman, las mismas fallas se simulan y se calculan los índices y Nivel de severidad para cada Contingencia.

Por comparación entre la Lista de Contingencias obtenidas *por estimación* y *por simulación* que se presentan en la TABLA 2, puede observarse que las primeras cuatro contingencias exhiben igual NS, mientras que el resto no.

El error en la estimación en la Lista de Contingencias proviene de un error que existe en la estimación de los índices Pos-Contingencia y en el propio NS, consecuencia del entrenamiento insuficiente de las RNR.

4.4 Escenario de Prueba Final en Línea

Debido al poco satisfactorio resultado obtenido cuando al comparar las Listas de Contingencias en la TABLA 2, los demás escenarios se incluyen como datos de entrenamiento para las RNR, en un intento de mejorar la estimación de los Índices de Pos-Contingencia y NS.

Para verificar si la mejora es efectiva, cuando se adiciona el escenario D, es

considerado otro escenario de prueba, el Escenario E, el cual se deriva del escenario A o *escenario base*, adicionando 150 [MW] de carga *igualmente distribuida* en todos los nodos.

Los índices de Pos-Contingencia y el NS se estiman para cada Contingencia en este escenario, y todas las fallas son dinámicamente simuladas, calculando los mismos valores para cada Contingencia. La TABLA 3 muestra una comparación entre la Lista de Contingencias obtenida por *estimación* y por *simulación*.

En la primera columna se presentan los NS antes de agregar el escenario D como parte del entrenamiento. En la segunda columna se presentan los valores simulados para el NS. Estos valores constituyen la referencia, y las estimaciones deberían coincidir con ellos. En la tercera columna se presentan los valores de los NS estimados después de agregar el escenario D como parte del entrenamiento.

5. CONCLUSIONES

Se han presentado los conceptos y desarrollos correspondientes a un novedoso Modelo de Simulación para Clasificar las Contingencias Críticas, aplicables a la Evaluación de la Seguridad Dinámica de un Sistema de Potencia, *en línea o tiempo real*. Más allá de las observaciones vertidas en las simulaciones, a modo de conclusión sobre los resultados esperados, se proporcionan las siguientes, de carácter conceptual sobre, el Modelo de Simulación Propuesto:

1ra) El tipo de Clasificación abordado, no puede ser realizado de manera confiable y en tiempo real, por las limitaciones que impone la ventana temporal de ejecución, adoptada, realísticamente, en 20 [seg]. Esto se debe al complejo conjunto de tareas que integran la simulación dinámica, requerida por los Índices Pos-Contingencia. Los mismos deben ser, entonces, estimados. Similarmente ocurre con la aquí denominada Función de Seguridad, cuyo complemento a 1, permite clasificar, según el Nivel de Severidad, las Contingencias Críticas. La RNR constituye un excelente método para este fin, siempre y cuando se tengan acotados los patrones de entrenamiento a las situaciones posibles de presentarse como contingentes. Esto es así debido a que una RNR exhibe capacidad predictiva en la interpolación de patrones no observados, pero no tiene capacidad para extrapolarlos;

2da) Es crucial, por lo dicho respecto del riesgo de que el entrenamiento quede “atrapado” en una solución mínimo local de su error cuadrático medio global, que se emplee un método alternativo para entrenar la RNR. La MatHeurística de Gradiente Descendente con Momentum y MetaHeurística EPSO genera, en tal sentido, excelentes resultados;

3ra) El Modelo Soft Computing RNR-MatHeurísticas y Conjuntos Difusos solidarios a los Índices de Pre/Pos-Contingencia, proporciona una gran flexibilidad en su aplicación, permitiendo la introducción de Heurísticas, imprescindibles para el aprovechamiento de la experiencia de Operadores Expertos.

Tal contexto, abre una clara línea de investigación para esta clase de *Modelos Soporte a Decisión en tiempo real*.

6. FIGURAS Y TABLAS

FIGURA 1: Esquema de una RNR con una Capa Oculta

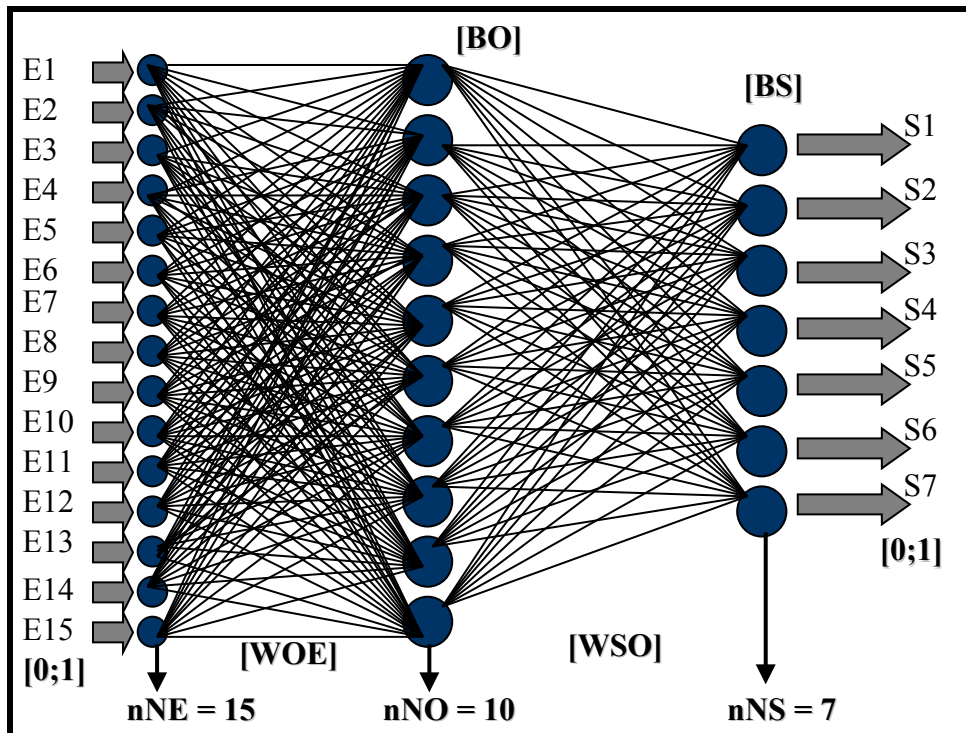


FIGURA 2: Funcionamiento de la Neurona como Procesador Elemental: Función de Transferencia TANSIG

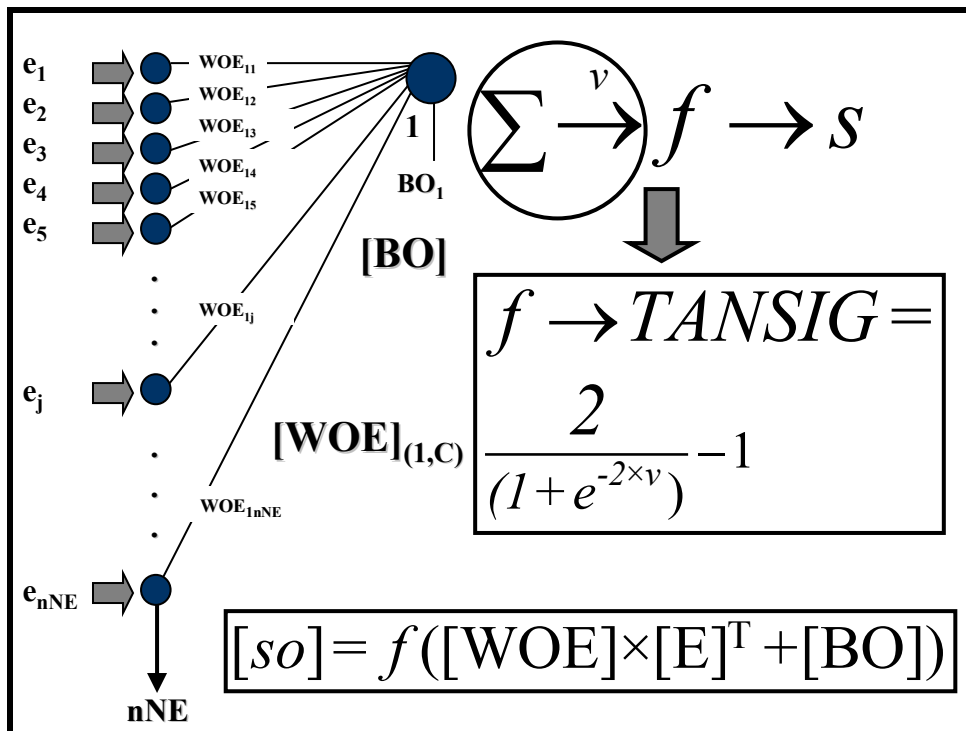


FIGURA 3: Etapa Fuera de Línea para el Cálculo del Nivel de Severidad: $\mu(I_{Pre})$ y $\mu(I_{Pos})$ son las funciones de pertenencia de los correspondientes Conjuntos Difusos, cuyos valores están en $[0, 1]$ al igual que $\mu \equiv f(x)$

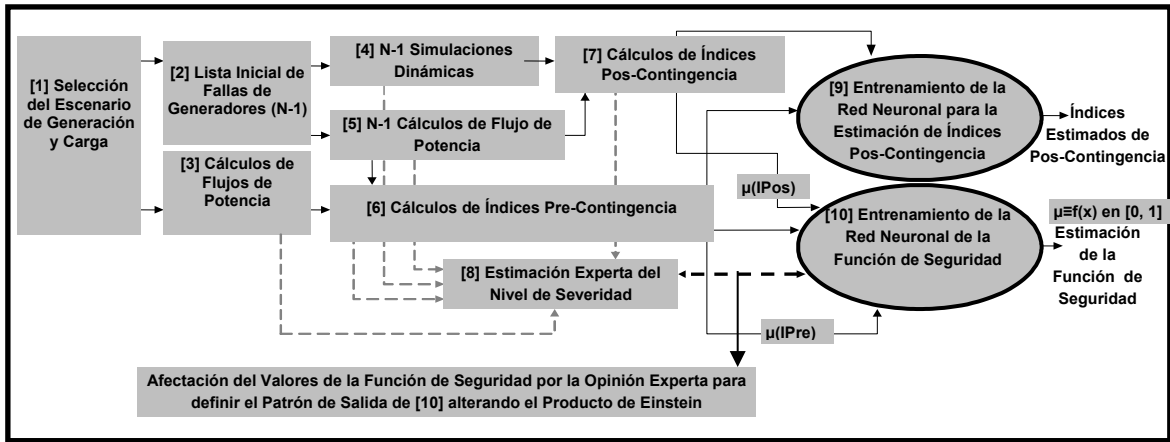


FIGURA 4: Etapa Fuera de Línea para el Cálculo del Nivel de Severidad

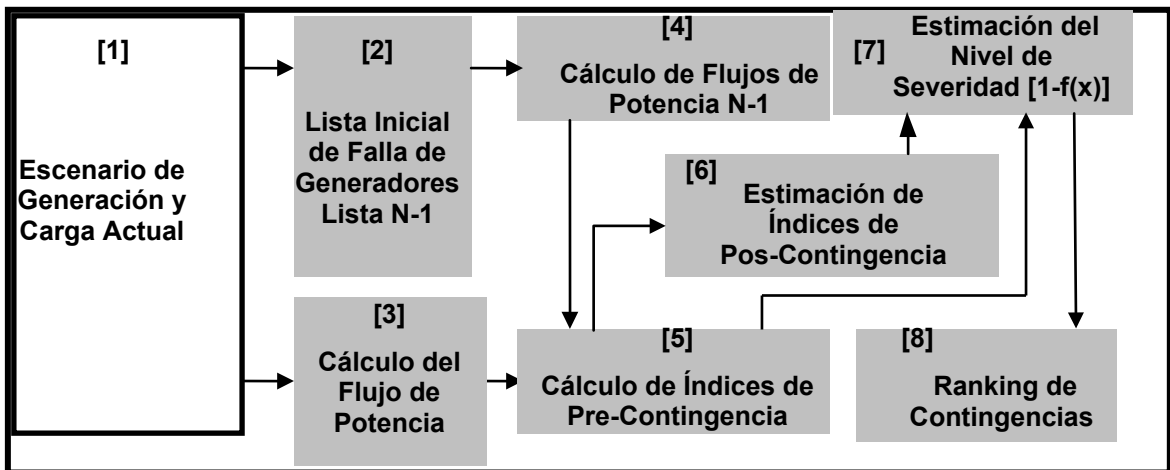


FIGURA 5: Ejemplo de un Margen de Seguridad calculado usando solo dos índices (MI) y (GI)

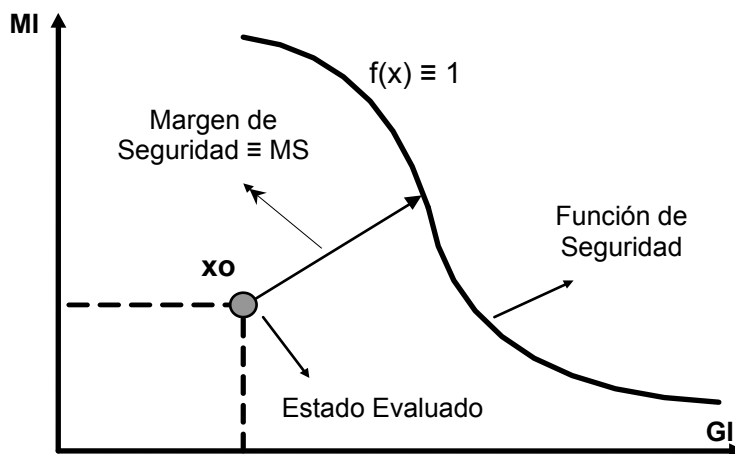


TABLA 1: Contingencias Críticas Simuladas en los Escenarios A, B y C

Escenario A		Escenario B		Escenario C	
Contingencia	NS	Contingencia	NS	Contingencia	NS
YACIR500-RINCO500	0.6495	YACIR500-RINCO500	0.6438	YACIR500-RINCO500	0.6070
CHOCO500	0.0534	RODRI500	0.0507	CHOCO500	0.0590
EMBA500	0.0397	CHOCO500	0.0465	EMBA500	0.0468
CCOST500	0.0262	EMBA500	0.0341	CCOST500	0.0298
BBLA500	0.0240	CCOST500	0.0230	BBLA500	0.0281
GMZA500-RGRAN500	0.0203	ABAST500	0.0217	PILAR132	0.0239
RAMA220	0.0201	BBLA500	0.0215	RAMA220	0.0231
ABAST500	0.0201	GMZA500-RGRAN500	0.0194	OLAVA500	0.0227
ATUCH220	0.0200	ATUCH220	0.0185	SNICO132	0.0223
PILAR132	0.0197	RAMA220	0.0183	ABAST500	0.0221
OLAVA500	0.0193	PILAR132	0.0176	ATUCH220	0.0221
SNICO132	0.0190	OLAVA500	0.0176	GMZA500-RGRAN500	0.0216
RODRI500	0.0188	SNICO132	0.0174	RODRI500	0.0215

TABLA 2: Contingencias Críticas Simuladas y Estimadas en el Escenario D

Escenario D (Simulado)		Escenario D (Estimado)	
Contingencia	NS	Contingencia	NS
YACIR500-RINCO500	0.6650	YACIR500-RINCO500	0.6368
CHOCO500	0.0504	RODRI500	0.0504
EMBA500	0.0337	CHOCO500	0.0327
CCOST500	0.0249	EMBA500	0.0249
BBLA500	0.0231	CCOST500	0.0277
GMZA500-RGRAN500	0.0203	ABAST500	0.0276
RAMA220	0.0195	BBLA500	0.0234
ABAST500	0.0195	GMZA500-RGRAN500	0.0227
ATUCH220	0.0194	ATUCH220	0.0214
PILAR132	0.0189	RAMA220	0.0211
OLAVA500	0.0187	PILAR132	0.0208
SNICO132	0.0184	OLAVA500	0.0204
RODRI500	0.0184	SNICO132	0.0192

TABLA 3: Contingencias Críticas Simuladas y Estimadas en el Escenario E

Escenario E Estimado - antes de integrar D		Escenario E Simulado – Referencia		Escenario E Estimado - después de integrar D	
Contingencia	NS	Contingencia	NS	Contingencia	NS
YACIR500-RINCO500	0.6260	YACIR500-RINCO500	0.6244	YACIR500-RINCO500	0.6240
CHOCO500	0.0465	RODRI500	0.0453	CHOCO500	0.0458
EMBA500	0.0418	CHOCO500	0.0403	EMBA500	0.0407
CCOST500	0.0327	EMBA500	0.0326	CCOST500	0.0323
BBLA500	0.0280	CCOST500	0.0286	BBLA500	0.0290
GMZA500-RGRAN500	0.0271	ABAST500	0.0274	PILAR132	0.0270
RAMA220	0.0257	BBLA500	0.0256	RAMA220	0.0252
ABAST500	0.0241	GMZA500-RGRAN500	0.0251	OLAVA500	0.0249
ATUCH220	0.0237	ATUCH220	0.0238	SNICO132	0.0238
PILAR132	0.0201	RAMA220	0.0209	ABAST500	0.0208
OLAVA500	0.0196	PILAR132	0.0198	ATUCH220	0.0197
SNICO132	0.0176	OLAVA500	0.0185	GMZA500-RGRAN500	0.0183
RODRI500	0.0170	SNICO132	0.0177	RODRI500	0.0175

CAPÍTULO IV

MODELO 11

COMPARACIÓN E INTEGRACIÓN DE LAS METAHEURÍSTICAS MULTIOBJECTIVO ARTIFICIAL FISH SCHOOL (FAFS) Y FUZZY EPSO CON TOPOLOGÍA ESTRELLA GLOBAL INDIVIDUAL (FEP SO GIST)

APLICACIÓN EN EL BALANCE DE CARGA EN REDES ELÉCTRICAS DE BAJA TENSIÓN

COMPARACIÓN E INTEGRACIÓN DE LAS METAHEURÍSTICAS MULTIOBJETIVO ARTIFICIAL FISH SCHOOL (FAFS) Y FUZZY EPSO CON TOPOLOGÍA ESTRELLA GLOBAL INDIVIDUAL (FEPSO GIST)

APLICACIÓN EN EL BALANCE DE CARGA EN REDES ELÉCTRICAS DE BAJA TENSIÓN

.- RESUMEN

El presente trabajo describe un modelo para la Optimización del Grado de Desbalance de Cargas en una Red Trifásica de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE) en Baja Tensión (BT). Se presenta una comparación entre dos novedosas MetaHeurísticas: la FEPSO GIST (*Fuzzy-MultiObjective Particle Swarm Optimization with Global/Individual Star Topology*) desarrollada por el primer autor, y la FAFS (*Fuzzy-MultiObjective Artificial Fish Shool*), cuya extensión MultiObjetivo es propuesta por los autores, valuando la función de aptitud mediante Conjuntos Difusos. El problema propuesto, ya ha sido resuelto en **Módulo 2** del presente **Capítulo**, mediante la MetaHeurística FPSO, y su solución constituye una referencia para comparar resultados. Entre los inconvenientes producidos por un elevado grado de desbalance en las fases del sistema, se consideran la minimización de las pérdidas técnicas y la mejora del perfil de tensiones. Ambos aspectos, relativos al uso racional de la energía propiciado desde el lado de la oferta, son observados por la autoridad regulatoria. Se presenta, adicionalmente, un Modelo MatHeurístico que combina el enfoque clásico del problema, empleando Programación Lineal Entera-Mixta con las dos MetaHeurísticas introducidas, FEPSO GIST y FAFS. Se comparan resultados al aplicar los Modelos sobre mismo SDEE BT considerado en el enfoque resuelto vía FPSO.

1. INTRODUCCIÓN

El Balance de Fases en un Sistema Trifásico de Distribución Eléctrica en Baja Tensión, es un problema que exhibe una *apariciencia menor*, razón por la cual, tal vez, no ha sido muy tratado de manera formal por la literatura especializada. Más allá de su apariencia, *su importancia es fundamental*, puesto que el mayor porcentaje de pérdidas de las redes de distribución, se encuentran en los sistemas de baja tensión, así como también los mayores inconvenientes de tensión de suministro a los usuarios (*calidad de producto técnico*). Pueden referirse, al menos, dos razones por las que este problema no ha sido abordado formalmente y de la manera adecuada: **a)** más allá de su *apariciencia sencilla (cambiar las conexiones de fases de las cargas monofásicas)* es de *muy compleja solución (combinatorio)* y **b)** las *regulaciones eléctricas*, recién en los últimos años a partir de la reforma, se han preocupado por los aspectos de *calidad* y, con más énfasis recientemente, del *uso racional de la energía desde el lado de la oferta*: han sido, históricamente, *razones técnicas* las que han impuesto *límites a las pérdidas y perfiles de tensión, y no económicas*

(refiriendo un *costo social de oportunidad*), enfoque que se intenta establecer en la actualidad.

El presente trabajo, intenta dar con una *solución formal y superadora*, respecto de las existentes, aún la obtenida desde la MetaHeurística FPSO, desarrollada en el **Módulo 2** del presente **Capítulo**, para que se minimicen los efectos de un grado importante de desbalance de fases, re-balanceándolas, siguiendo un criterio que contemple el menor número de cambios posible.

Los desarrollos se han ordenado como sigue:

En la Sección 2. se presenta el problema a resolver, mencionando las limitaciones de los enfoques clásicos empleados en su solución.

En la Sección 3., se describe la MetaHeurística FEPSO GIST propuesta en y la FAFS, desde su versión MonoObjetivo, cuya extensión MultiObjetivo es propuesta en el presente trabajo.

En la Sección 4. se desarrolla el modelo sobre ambas MetaHeurísticas para su aplicación MultiObjetivo, con *función de aptitud difusa*, al problema en cuestión. Luego se propone un Modelo MatHeurístico que combina el enfoque clásico de solución del problema, mediante Programación Lineal Entera-Mixta, con ambas MetaHeurísticas FEPSO GIST y FAFS.

En la Sección 5. se aplican los modelos propuestos sobre un sistema real y son comparados los resultados obtenidos.

Finalmente, se presentan las conclusiones más destacables en la Sección 6..

2. EL DESBALANCE DE FASES EN LOS SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA DE BAJA TENSIÓN – SDEE BT

2.1 Identificación del Problema

El SDEE BT referido con frecuencia Red de Distribución en Baja Tensión, parte de Centros de Transformación de Media Tensión a Baja Tensión (CT MT/BT), en los que se emplazan uno o más transformadores, que presentan cierto número de salidas en BT. Dicho número aumenta con la potencia instalada. Desde cada salida (en un transformador para un CT tipo plataforma, de 315 [kVA], se tienen 4-6 salidas), parte un alimentador que, a su vez, tiene ramales en derivación, llamados secundarios (los cuales pueden tener derivaciones terciarias, y así siguiendo), conformándose una red independiente cuya topología de operación es radial. El sistema es trifásico, pero las cargas conectadas en los diferentes nodos de los alimentadores primarios o sus derivaciones, resultan, en su mayoría, monofásicas. Esto le confiere un carácter, si bien simétrico (dos *fasores* contiguos difieren en 120°), desbalanceado (módulos distintos). Tal condición significa que el sistema de BT, opera necesariamente con cierto grado de desbalance en sus tres fases.

En la FIGURA 1 A) se presenta un sistema trifásico de corrientes (intensidades o cargas) simétrico balanceado (referido como perfecto) y en la FIGURA 1 B) se presenta un sistema simétrico desbalanceado.

Sin embargo, en la medida que tal desbalance exhiba un grado más pronunciado, se presentan, al menos, tres problemas relacionados con las pérdidas, la calidad del suministro y la confiabilidad del sistema:

a) Existe un aumento en las pérdidas técnicas (potencia y energía) del sistema. En segmentos urbanos/suburbanos, para sistemas de BT que utilizan 0.38 [kV] de tensión nominal de suministro, el nivel de pérdidas técnicas de potencia se sitúa entre un 5 a 10%. El último valor se observa, mayormente, en zonas carenciadas, debido al tipo constructivo de red que se emplea (frecuentemente, conductores desnudos referidos como convencionales);

b) La calidad del producto técnico tensión de suministro, controlada por la regulación, disminuye. La tolerancia en tensión para redes como las descritas en el ítem anterior, está entre un 5% a 7% respecto de la tensión de suministro nominal;

c) El desbalance de intensidades, para sistemas con neutro puesto a tierra, genera una corriente de secuencia cero, $I^{[0]}$ (suma de las intensidades de las tres fases, que circulará por tierra) de un valor tal que puede accionar las protecciones contra cortocircuitos. Particularmente, el monofásico/fase a tierra (el más frecuente: un 80% de las fallas son de este tipo). Se observa que en la FIGURA 1 A) la suma *fasorial* (vectorial) de las intensidades es nula, mientras que en la 1 B) no lo es. El sistema pierde así confiabilidad, puesto que las protecciones interpretan los fuertes desbalances como una señal de cortocircuito, interrumpiendo el servicio.

Esta situación adquiere mayor relevancia en el subsistema de MT: las cargas para el mismo resultan ser los CT MT/BT (sin considerar los grandes usuarios en MT, que son pocos, relativamente). Los desbalances en BT, se reflejan, entonces, “aguas arriba” como cargas desbalanceadas en MT. En este subsistema existen protecciones accionadas por componente homopolar mayor que cierto nivel de disparo, requiriéndose especial cuidado con su ajuste.

Entonces, el *problema de optimización en el grado de desbalance de fases*, es definido como *la búsqueda de aquella configuración de conexiones de las cargas a las fases [R, S, T] en el sistema, tal que propenda a evitar, en el mayor nivel posible, los inconvenientes descritos en a), b) y c).*

Como cada carga del sistema tiene tres opciones de conexión, se trata de un *problema combinatorio*, en rigor dado por las *variaciones con repetición de las 3 fases tomadas de a nC cargas*.

El *espacio de búsqueda* tendrá, entonces, $NE = 3^{nC}$ estados. Para un sistema cuyo *esquema trifilar* se presenta en la FIGURA 3, con $nC = 115$ cargas, se tiene un *espacio de búsqueda* de $NE = 3^{115}$ estados.

2.2 Primeros Intentos de Solución mediante Búsqueda Iterativa (BI): Modelo “Prueba y Error”

Los primeros intentos de solución para el *balance de fases*, responden, en su versión más sofisticada a un rudimentario *método de prueba y error*. Este método es aún hoy aplicado, y emplea *configuraciones de fases aleatoriamente*

generadas. Se itera, en este caso, un cierto número de veces, reteniendo el mejor Indicador de Balance.

Dada la enorme cantidad de estados del espacio de búsqueda, como se explicó en el epígrafe anterior, en un sistema importante, con un gran número de cargas, este método constituye un pobre sondeo.

3. LAS METAHEURÍSTICAS EPSO GIST Y AFS (MonoObjetivo)

3.1 MetaHeurística EPSO GIST

EPSO GIST (Global Individual Star/Topology) constituye una *variante evolucionaria* con Topología Estrella Global/Individual que mejora, respecto de la EPSO, la *comunicación* entre las partículas del enjambre y, por tanto, la auto-adaptación de los parámetros, y la eficiencia del Algoritmo MetaHeurístico, Tiene por *ecuación evolutiva de movimiento*, la expresión:

$$\mathbf{V}_i^{[k+1]} = w_{iI}^{*[k]} \times (r_1^{[k]}) \times \mathbf{V}_i^{[k]} + w_{iC}^{*[k]} \times (r_2^{[k]}) \times [\mathbf{b}_i^{[k]} - \mathbf{X}_i^{[k]}] + w_{iS}^{*[k]} \times (r_3^{[k]}) \times [\mathbf{b}_G^{[k]*} - \mathbf{X}_i^{[k]}] \times \alpha OG_i^{[k]} + \sum_{j=1, j \neq i}^n (\delta(k) \times w_{iC}^{*[k]} \times [\mathbf{b}_j^{[k]} - \mathbf{X}_i^{[k]}] \times \alpha OI_{ij}^{[k]}) \quad (1)$$

donde: para las iteraciones k y $k+1$, \mathbf{X} es el vector posición; \mathbf{V} es el vector velocidad; \mathbf{b}_i es el vector de las mejores posiciones individuales de cada partícula del Enjambre; \mathbf{b}_G es el vector que almacena la mejor posición global alcanzada por el enjambre, \mathbf{b}_G^* es la mutación de dicho vector, por el operador evolutivo Mutación, introducido en la MetaHeurística PSO desde la Programación Evolucionaria, para conformar la EPSO; $r_{1,2,3}$ son números aleatorios en una distribución de probabilidad uniforme, en $[0, 1]$; $w_{i,C,S}$ son las denominadas *constantes de Inercia* (I) (La partícula i -ésima pretende continuar su movimiento en la misma dirección, entre las iteraciones k y $k+1$), *Cognitiva* (C) (la partícula i -ésima tiene memoria auto-biográfica del óptimo individual alcanzado) y *Social* (S) (Cooperación entre todas las partículas del Enjambre, para comunicarse la información a cerca del óptimo global); $w_{i,C,S}^*$, son las mismas constantes, provenientes desde PSO, mutadas en EPSO, al igual que \mathbf{b}_G , mediante las reglas:

$$w_{i[I, C, S]}^{*[k+1]} = w_{i[I, C, S]}^{[k]} \times [1 + \sigma \times N(0,1)] \quad (1-a)$$

$$\mathbf{b}_G^{[k+1]*} = \mathbf{b}_G^{[k]*} + w_{iN}^{*[k]} \times N(0,1) \quad (1-b)$$

$\alpha OG_i^{[k]}$: es la probabilidad de que el Óptimo Global (OG) afecte al movimiento de la partícula i , en la iteración k y $\alpha OI_{ij}^{[k]}$ es la probabilidad de que el Óptimo Individual (OI) de la partícula j , afecte al movimiento de la partícula i , $j \neq i$; $\delta(k)$ es un *factor multiplicativo* o de *decaimiento inercial*, que va haciendo “decaer” la influencia de los OI, con probabilidades distintas de 0, desde cada partícula del Enjambre hacia el resto, conforme aumenta el número de iteraciones. Se proporciona, en la FIGURA 4, un esquema de la extensión EPSO GIST al dominio MultiObjetivo, FEPSO GIST, para la aplicación de Balance de Fases. Excepto por el empleo de los Conjuntos Difusos, como se explicará, y el bloque referido al proceso MultiObjetivo, la estrategia es idéntica a la EPSO GIST, y la FIGURA 4 puede tomarse como referencia.

La regla de Movimiento del EPSO, con la mutación de \mathbf{b}_G , se representa en la FIGURA 2 A).

3.2 MetaHeurística AFS

Este Algoritmo MetaHeurístico, referido en el estado del arte como *Artificial Fish Shool Algoritm* (AFSA) (Algoritmo de Cardumen de Peces Artificiales), ha recibido, recientemente, gran atención por parte de la comunidad científica, en el campo de la Inteligencia Computacional.

AFSA constituye un novedoso algoritmo soportado en los Principios de la Inteligencia de Grupo (*Swarm Intelligence*). Se sustenta en dos tareas básicas:

Primera, construye un modelo simple de Peces Artificiales (AF) y

Segunda, implementa una estrategia de búsqueda del óptimo global, basada en el comportamiento que caracteriza la búsqueda de alimento de los individuos (AF) del grupo o Cardumen.

El Algoritmo intenta imitar el siguiente proceso *bio-inspirado*: En el agua, considerada como hábitat natural, cualquier pez puede localizar alimento siguiendo a otro pez, pues donde hay más concentración de alimento, hay mayor cantidad de peces. Para emular este proceso, son establecidos *comportamientos* que identifican al Cardumen de Peces Artificiales, y definidas algunas *variables* y *parámetros*.

En este trabajo, como aporte, se ha re-formulado la estrategia del algoritmo, conforme su aplicación en el problema de Balance de Fases. De modo que los siguientes desarrollos, se apartan algo, de la formulación primigenia, a los efectos de brindar mayor compatibilidad con los cinco Principios de la Inteligencia de Grupo: {Proximidad, Calidad, Diversidad de Respuesta, Estabilidad y Adaptación} en las soluciones alcanzadas.

Se tipifican cinco *comportamientos* en el Cardumen:

1) De Ataque (*Prey*): El pez percibe la concentración de alimento en el agua, y escoge, por medio de su visión, como sentido general de percepción, el movimiento a seguir o tendencia;

2) Grupal (*Swarm*): De forma natural, en el movimiento del Cardumen, cada pez integra este grupo, como un hábitat en el cual sobrevive y es garantizada una mayor seguridad de no ser presa de otro pez, en general;

3) De Seguimiento (*Follow*): En el movimiento del grupo de peces, cuando un pez individualmente, o un grupo de ellos, detecta alimento, la vecindad (sub-grupo próximo de peces) de los mismos, se alineará y seguirá su movimiento con el objeto de alcanzar rápidamente el alimento;

4) Registro (*Bulletin Update*): Este constituye un comportamiento *bio-inspirado*, asociado al algoritmo. Se asemeja a la Memoria Autobiográfica que exhiben las partículas del PSO. La posición o estado de un pez artificial que ha alcanzado la máxima concentración de alimento, individualmente, es registrado en un boletín. Luego de cada acción o movimiento (iteración), el nuevo estado de cada pez artificial, es comparado con su registro en el Boletín, el cual, si dicho estado tiene mayor mérito que el registrado, se actualiza por reemplazo;

5) Evaluación del Movimiento: (Moving Evaluation): los comportamientos Grupal y De Seguimiento, tendrán lugar en el Cardumen (es decir: sus respectivos procedimientos serán ejecutados en el algoritmo) *cuando exhiban pertinencia*, efecto que será observable en el algoritmo, al describir sus procedimientos respectivos. En tal caso, el comportamiento del Cardumen seleccionado entre ambos, será aquel que conduzca a la mayor *consistencia alimenticia (food consistence)*, representada por la posición de mayor aptitud. En caso contrario, no existe tal *pertinencia*, el comportamiento que tiene lugar (*pertinente*) es el De Ataque.

Definición de los Parámetros y Variables en el AFSA: Sea $[AF] = \{af_1, af_2, \dots, af_{NF}\}$ el conjunto de peces artificiales, referido como Cardumen o Población; cada af_i , ocupará, en el Espacio de Búsqueda y para cierta instancia de decisión (iteración del algoritmo), una posición $\mathbf{x}(af_i)$, la cual resulta un vector cuyas componentes son cada una de las variables de decisión del problema. La *aptitud* que exhibe el pez artificial af_i , en términos de localización de máximo alimento, ocupando la posición $\mathbf{x}(af_i)$, será indicada como $f(\mathbf{x}(af_i))$, siendo f la *función de aptitud* establecida para la estrategia de optimización. Simplificadamente, se puede emplearse la notación: $\mathbf{x}_i \equiv \mathbf{x}(af_i)$ y $f(\mathbf{x}_i) \equiv f(\mathbf{x}(af_i))$, porque todo pez artificial, siempre ocupa una posición, y siempre tiene una aptitud, tal y como se hace en el PSO.

Sean, entonces, dos peces artificiales \mathbf{x}_i y \mathbf{x}_j , la *distancia* entre ambos resultará: $d_{ij} = |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|$. Además, *visual* es el campo visual o alcance de un af_i y *step*, la distancia que puede moverse un af_i en cada paso de iteración; δ es el *grado de congestión* e indica, en el comportamiento de un af_i , si existe alimento en la vecindad de cierto punto o concentrado en él. Su valor pertenece a $[0, 1]$. *visual* y *step*, δ son parámetros.

Adicionalmente, se tienen también los siguientes parámetros: *NF*: Número de Peces Artificiales o Tamaño de la Población/Cardumen, *TryNum*: es el máximo número de intentos de un pez artificial para encontrar una mejor posición, \mathbf{x}_{iBest} , y será aplicado en el comportamiento *Prey* o de *Ataque*. *MaxItera*: es el número máximo de iteraciones del algoritmo, *condición Estricta* de salida del mismo, y *NumEstable* es el número fijado como límite de iteraciones en los que el Registro no es actualizado, por no existir cambios en las aptitudes (y, consecuentemente, posiciones de los af_i en el Cardumen), y supone una *condición No Estricta* de salida del Algoritmo.

Los comportamientos De Ataque, Grupal o De Seguimiento, se definen en el Modelo, y en términos matemáticos, como sigue:

1) De Ataque: si, en cierta instancia de decisión, \mathbf{x}_i es el estado de af_i y \mathbf{x}_j es el estado de af_j , estando af_j en el *campo de visión* de af_i , esto es: $|d_{ij}| \leq \text{visual}$, entonces se procede a comparar las aptitudes $f(\mathbf{x}_i)$ y $f(\mathbf{x}_j)$. Si $f(\mathbf{x}_j) > f(\mathbf{x}_i)$, entonces af_i se moverá *Random(step)* (función aleatoria de *step*) hacia y en la dirección de af_j , dentro de su campo de visión. En caso contrario, intentará un número *TryNum* de veces encontrar una mejor posición, \mathbf{x}_{iBest} , que la que ocupa, dentro de su campo de visión, y, si falla, af_i se moverá aleatoriamente *Random(step)* dentro de su campo de visión.

Matemáticamente y en pseudo-código:

Si $f(\mathbf{x}_j) > f(\mathbf{x}_i)$ entonces
 $\mathbf{x}_{i \text{ next}} = \mathbf{x}_i \times \text{Random}(\text{Step}) \times [(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j)/|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|]$
 Sino
 Para $k=1$ hasta TryNum
 $\mathbf{x}_{i \text{ next}} = \mathbf{x}_i + \text{Random}(\text{Step})$ (2)
 Si $f(\mathbf{x}_{i \text{ next}}) > f(\mathbf{x}_i)$ entonces
 FinPara
 FinSi
 FinPara
 $\mathbf{x}_{i \text{ next}} = \mathbf{x}_i + \text{Random}(\text{Step})$
 FinSi

Siendo $\text{Random}(\text{Step})$ una función que genera números aleatorios en el intervalo $[0, \text{step}]$ con distribución uniforme de probabilidad.

2) De Grupo: si, en cierta instancia de decisión, \mathbf{x}_i es el estado/posición de a_i , nf es el número de a_f en el campo visual de a_i , dado por la función N definida mediante:

$$nf = N(\mathbf{x}_i, \text{visual}) = \{ \mathbf{x}_j / |d_{ij}| \leq \text{visual} \} \quad (3)$$

y \mathbf{x}_c es la *posición centro de la vecindad* de a_i compuesta por (3) y definida por:

$$\mathbf{x}_c = \sum_{j=1}^{nf} (\mathbf{x}_j/nf) \quad (4)$$

Se tiene, en pseudo-código:

Si $f(\mathbf{x}_c) > f(\mathbf{x}_i)$ y $(nf/NF) < \delta$ entonces
 $\mathbf{x}_{i \text{ next}} = \mathbf{x}_i \times \text{Random}(\text{Step}) \times [(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_c)/|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_c|]$ (5)
 Sino
 Comportamiento De Ataque
 FinSi

3) De Seguimiento: si, en cierta instancia de decisión, \mathbf{x}_i es el estado/posición de a_i , y $a_{i\text{Max}}$ es el a_f en el campo visual de a_i que ha alcanzado la máxima *consistencia alimenticia* de la vecindad nf , $\mathbf{x}_{\text{Max}}^{nf}$, siendo $f(\mathbf{x}_{\text{Max}}^{nf})$ su aptitud.

Se tiene, en pseudo-código:

Si $f(\mathbf{x}_{\text{Max}}^{nf}) > f(\mathbf{x}_i)$ y $(nf/NF) < \delta$ entonces
 $\mathbf{x}_{i \text{ next}} = \mathbf{x}_i \times \text{Random}(\text{Step}) \times [(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{\text{Max}}^{nf})/|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{\text{Max}}^{nf}|]$ (6)
 Sino
 Comportamiento De Ataque
 FinSi

De modo que la *pertinencia* referida para los comportamientos De Grupo y De Seguimiento, está dada por la misma *condición de congestión* en la vecindad nf : $(nf/NF) < \delta$. Si esta condición no se satisface, no son pertinentes los comportamientos De Grupo o De Seguimiento, y tiene lugar el De Ataque.

Con estos desarrollos, puede ser definido el Algoritmo AFS, en forma de pseudo-código y por pasos:

Paso 1): Inicialización de los parámetros NF , $visual$, $TryNum$, δ , $step$, $MaxItera$ y $NumEstable$;

Paso 2): Inicialización de la Población o Cardumen: al igual que en la MetaHeurística PSO o sus variantes, como la EPSO GIST considerada en este trabajo, *la Población/Cardumen debe ser inicializada con valores pertinentes*. Es un *punto crítico* en la aplicación del Balance de Fases, como se verá, debido a las singulares características que exhibe el Espacio de Búsqueda;

Paso 3): Inicialización del Registro (*Bulletin*) para evaluar los nuevos estados de cada af y, si procede, actualizarlos, durante el procedimiento iterativo, con los mejores estados alcanzados. En el comienzo, el Registro contiene posiciones/estados y aptitudes coincidentes con la inicialización de la Población/Cardumen;

Paso 4): Se aplica el *comportamiento normativo* del Cardumen, que consiste en la *Evaluación del Movimiento*; esto supone, *evaluar la pertinencia de los comportamientos De Grupo y De Seguimiento*, observando si se satisface la condición $(nf/NF) < \delta$. De ser *pertinentes*, proceden ambas, y la posición y la aptitud para en nuevo estado, proviene del comportamiento que arroje la mayor aptitud. Si *no son pertinentes* estos comportamientos, el Cardumen adopta el comportamiento De Ataque. Es claro que las evaluaciones y cálculos correspondientes, se ejecutan para cada af del Cardumen.

Paso 5): Actualización del Registro (*Bulletin Update*): Si procede, se registran los nuevos valores de posición y aptitud para cada af del Cardumen, y se actualiza el número de iteración del proceso. Se evalúa si tiene lugar la condición de parada, consistente en la permanencia del Registro sin modificaciones durante el número $NumEstable$ de iteraciones, o bien en alcanzar el número $MaxItera$ de iteraciones. Si una de estas condiciones tiene lugar, se sigue con el **Paso 6)**, en contrario, se regresa al **Paso 4)**, incrementando, previamente, en 1 el contador de iteraciones;

Paso 6) Condición de Salida Satisfecha: se almacenan Posiciones y Aptitudes de cada af del Cardumen, así como otros parámetros de interés registrados. Desde allí se obtiene el x_{Max} y su $f(x_{Max})$.

4. LOS MODELOS METAHEURÍSTICOS FEPSO GIST Y FAFS Y EL MATHEURÍSTICO MILP-FEPSO GIST-FAFSA PROPUESTOS PARA LA SOLUCIÓN DEL PROBLEMA DE DESBALANCE DE FASES

Conocido el mecanismo de ambas MetaHeurísticas MonoObjetivo, EPSO GIST y AFS, es necesario desarrollar los elementos que le confieren el carácter MultiObjetivo. Para ello, se extenderán cada una de las variables solidarias a los criterios de mérito, que constituyen los objetivos de optimización, al *dominio difuso*.

En la aplicación para el Problema de Balance de Fases, la *función difusa de aptitud* requiere de:

a) *la evaluación física del estado de la red bajo estudio* (simulación de un flujo de potencia trifásico) y

b) la definición, para las decisiones (comparaciones) estáticas, durante la ejecución de ambos algoritmos MetaHeurísticos, de los conjuntos difusos solidarios a cada objetivo.

Ambos puntos se tratan a continuación.

4.1 El Flujo de Potencia Trifásico

El Flujo de Potencia Trifásico empleado, se desarrolló aprovechando la topología radial de la Red BT. Se referirá como FRT (Flujo Radial Trifásico). Si bien pueden ser empleados métodos como el de Newton-Raphson extendido al dominio trifásico, es mucho más simple de implementar el FRT, que se basa en el Método de Gauss-Seidel en variable compleja y en el Método de Escalera para solución de circuitos eléctricos.

Sucintamente se describe a continuación.

Se conocen las cargas en cada nodo, como potencias complejas. Para cada fase [R, S, T], preservando la simetría del sistema trifásico (ángulos de fase $R=0^\circ$, $S=120^\circ$, y $T=240^\circ$, en sentido antihorario):

1ro) Todas las magnitudes se expresan referidas a su magnitud base monofásica, esto es: por unidad, [pu]. La Potencia Base se escoge, por ejemplo, en 100 [kVA]; la Tensión Base, es la nominal monofásica (0.220 [kV]). A partir de ellas se calculan la Corriente Base y la Impedancia Base. Entonces, si mBase es la base de la magnitud m del sistema, la misma se expresa [pu] mediante el cociente $m/mBase$. Se toma el punto de la salida del transformador como nodo de compensación o *slack*. Se supone que su tensión compleja (módulo y fase) $V_{Sl}^{[\phi s]}$ es conocida y fija (se comete un error insignificante con esta suposición, en vez de emplear el Equivalente de Thevenin del sistema “aguas arriba”, ya que la impedancia de Thevenin es despreciable). La incógnita resulta ser la potencia compleja (activa/reactiva). $S^{[\phi s]} = P_s - i Q_s$, que este nodo entrega. Se adopta, para la primer iteración, un perfil plano de tensiones (esto es: todas las tensiones de nodo, son iguales $V^{[\phi p]} = 1^{[0^\circ]}$ [pu]);

2do) Se calcula, conociendo la potencia compleja en cada nodo, $S_n^{[\phi n]} = P_n - i Q_n$, para la tensión de la iteración en curso, cada inyección (corriente) nodal, $I_n^{[\phi n]}$;

3ro) Partiendo desde los nodos terminales del sistema, hacia el nodo de salida, se suman las inyecciones nodales, para componer las corrientes de rama, $I_r^{[\phi r]}$;

4to) Al arribar al nodo de salida, recorriendo el sistema en sentido inverso (desde el nodo de salida hasta los nodos terminales), se calculan, conociendo los parámetros del conductor, resistencia por unidad y por [km], r_c , y reactancia inductiva por unidad y por [km], x_{lc} , las caídas de tensión $[V_j^{[\phi j]} - V_k^{[\phi k]}] = I_{r,j,k}^{[\phi r,j,k]} \times [r_c + j x_{lc}] \times dr_{j,k}$, siendo $dr_{j,k}$ la longitud de la rama (j,k), en [km].

Se obtiene así un nuevo perfil de tensiones y las pérdidas complejas en cada rama, $S_{Perd\ j,k}^{[\varphi S_{Perd\ j,k}]} = p_{j,k} - i q_{j,k}$;

5to) Con este nuevo perfil de tensiones, se vuelve al paso **2do)**.

Las iteraciones continúan hasta que la diferencia entre el flujo de potencia complejo aportado por el nodo de Salida, y la suma de las potencias complejas especificadas en cada nodo más las pérdidas complejas, resulte menor que un cierto valor de tolerancia prefijado, ε : $Re\{V_{Sl}^{[\varphi sl]} \times I_{Sl}^{[\varphi lsl]}\} - [\sum_{nC} P_n + \sum_{nr} p_{j,k}] \leq \varepsilon$; $Im\{[V_{Sl}^{[\varphi sl]} \times I_{Sl}^{[\varphi lsl]}\} - [\sum_{nC} Q_n + \sum_{nr} q_{j,k}]\} \leq \varepsilon$; siendo nC el número de cargas y nr el de ramas; Re es la parte Real e Im la imaginaria del Flujo de Potencia Complejo que aporta el nodo de salida.

4.2 Conjuntos Difusos Objetivos y Decisión Estática Maximizante

En este modelo se propone simular, previamente al desarrollo de las funciones de pertenencia solidarias a cada objetivo, *Optimizaciones PSO MonoObjetivo*. Esto es: *minimizar pérdidas, minimizar componente homopolar referida a la salida, y maximizar índice de tensión fuera de tolerancia*, respectiva e individualmente.

Se sigue el esquema de la FIGURA 3, excluyendo la sub-rutina MultiObjetivo y Los Operadores Evolutivos.

Pueden, entonces, establecerse las *referencias* pertinentes que permitirán definir los correspondientes *conjuntos difusos* componentes de la *función de aptitud* para FPSO MultiObjetivo.

A continuación se desarrollan cada uno de los Objetivos considerados en la Optimización para el Problema Balance de Fases y su extensión al dominio difuso.

4.2.1 Función de Pertenencia para el Conjunto Difuso de las Pérdidas (perd)

Las *pérdidas* (refiriéndonos aquí a las *pérdidas de potencia activa*) resultan, directamente, del FRT.

Sea *Minperd*, las pérdidas resultantes de la Optimización PSO MonoObjetivo, y *Refperd* las pérdidas resultantes de correr un FRT en la *situación base*. El Conjunto Difuso solidario a las *pérdidas*, tendrá la siguiente *expresión condicional para su función de pertenencia*:

$$\mu(perd) = 1; \text{ si } perd \leq Minperd \quad (7)$$

$$\mu(perd) = \left[\frac{Refperd - perd}{Refperd} \right]^{p_{\mu(perd)}}; \text{ si } Minperd \leq perd \leq Refperd \quad (8)$$

$$\mu(perd) = 0; \text{ si } perd > Refperd \quad (9)$$

donde $p_{\mu(perd)}$ es un *ponderador exponencial externamente fijado*. Su efecto es la *contracción* (*mayor importancia relativa* del conjunto, en el *proceso de decisión estática*) si $p_{perd} < 1$, o la *dilatación* (*menor importancia relativa*), de $\mu(perd)$ sobre el resto de los objetivos, como su presenta en la FIGURA 2 B).

4.2.2 Función de Pertenencia para el Conjunto Difuso de la Componente Homopolar (CH)

La *componente homopolar*, $I^{[0]}$, se obtiene como *la suma de las tres corrientes de fase*, $I^{[R]} + I^{[S]} + I^{[T]} = 3 \times I^{[0]}$, conforme el Teorema de Fortescue (también llamado de las Componentes Simétricas) aplicado a *sistemas trifásicos desbalanceados*.

El procedimiento que se ha seguido para su cálculo es el siguiente:

1ro) se suman las tres (R, S, T) *inyecciones de nodo*, en cada *nodo*, obteniendo la *componente homopolar que aportará cada uno de los mismos al retorno por tierra*;

2do) este valor será *equivalente a la suma, dividido 3, de las tres corrientes de salida para la primera rama*. Por esta razón, *el balance de intensidades, se dice referido a la salida*. Su importancia estriba en que: **a)** en BT, si se utilizasen, las protecciones principales que pueden interpretar un elevado valor de $I^{[0]}$ como falla, son instaladas en la salida del transformador y **b)** se busca que, “*aguas arriba*” (red de MT), el subsistema “*vea*” *cargas con el menor grado de desbalance posible* (CT MT/BT).

Este criterio satisface lo dicho en el epígrafe 2.1, inciso **c)**.

Sea, entonces, $MinCH$ la *componente homopolar* resultante de la Optimización PSO MonoObjetivo, y $RefCH$ la resultante de correr un FRT en la *situación base*. Análogamente a las *pérdidas*, se tiene la siguiente *expresión condicional de la función de pertenencia correspondiente al conjunto difuso CH*:

$$\mu(|I^{[0]}|) = 1; \text{ si } |I^{[0]}| < MinCH \quad (10)$$

$$\mu(|I^{[0]}|) = \left[\frac{RefCH - |I^{[0]}|}{RefCH} \right]^p \mu(|I^{[0]}|); \text{ si } MinCH \leq |I^{[0]}| \leq RefCH \quad (11)$$

$$\mu(|I^{[0]}|) = 0; \text{ si } |I^{[0]}| > RefCH \quad (12)$$

Lo dicho $p_{\mu(perd)}$ para vale también para $p_{\mu(|I^{[0]}|)}$.

4.2.3 Función de Pertenencia para el Conjunto Difuso del Índice de Tensión Fuera de Tolerancia (ITS)

El *perfil de tensiones* es también otro de los resultados que arroja el FRT. En un sistema radial, y para los propósitos de este trabajo, basta con analizar qué módulos de tensión se tiene en los *nodos terminales*, puesto que “*aguas arriba*” (hacia el *nodo de salida*) del sistema, se tendrán valores mayores.

Entonces:

a) Se fijan: un *límite inaceptable de tensión en los nodos terminales*, u_{nad} , y un *límite aceptable* en los mismos, u_{Ad} . Los empleados en la *simulación* son: $u_{nad}=0.92$ [pu] y $u_{Ad} = 0.95$ [pu];

b) Se definen los *valores recíprocos* de las *tensiones límites* especificadas en **a)**: $v1=1/u_{Ad}$, y $v2=1/ u_{nad}$; **c)** Dado un valor de tensión, u , en cierto *nodo terminal*, nt , se calcula su recíproco, $v_{ft}=1/u$. Luego, *la expresión condicional*

para la función de pertenencia correspondiente al conjunto difuso Tensión Fuera de Tolerancia, de variable v_{ft} , evaluada en el *nodo terminal* nt , resulta:

$$\mu_{nt}(v_{ft}) = 1; \text{ si } v_{ft} < v_1 \quad (13)$$

$$\mu_{nt}(v_{ft}) = \left[\frac{v_2 - v_{ft}}{v_2 - v_1} \right]^{p_{\mu}(v_{ft})}; \text{ si } v_2 \geq v_{ft} \geq v_1 \quad (14)$$

$$\mu_{nt}(v_{ft}) = 0; \text{ si } v_{ft} > v_2 \quad (15)$$

Lo dicho $p_{\mu}(\text{perd})$ para vale también para $p_{\mu}(v_{ft})$.

Finalmente, como Índice de Tensión fuera de Tolerancia, se propone la Media Geométrica de todos los valores $\mu_{nt}(v_{ft})$ en el conjunto de los *nodos terminales*, $\{NT\}$:

$$\mu(U_{tf}) = \sqrt[n_{NT}]{\prod_{nt=1}^{n_{NT}} \mu_{nt}(v_{ft})} \quad (16)$$

$\mu(U_{tf})$ puede interpretarse como *un índice de la tensión fuera de tolerancia (mayor índice \rightarrow mejor perfil)*; n_{NT} es el número de *nodos terminales* del sistema considerado. Este índice es *estricto*, en términos de que *no se aceptan soluciones en donde un nodo terminal tenga una tensión no aceptable*.

4.2.4 Función de Pertenencia para el Conjunto Difuso del Número de Cambios (NCf)

La inclusión de este objetivo, *respetar el criterio de buscar la mejor solución con el menor número de cambios posibles, por razones de costos y tiempos de interrupción del servicio*. La referencia correspondiente al número de cambios de fase, (NCf) se adopta desde el máximo de los resultantes en cada una de las optimizaciones PSO MonoObjetivo.

Entonces:

$$RefNCf_{Max} = \text{MAX} \{NCf_{PSOMinperd}; NCf_{PSOMinCH}; NCf_{PSOMaxITS}\} \quad (17)$$

Se observa que el PSO MonoObjetivo para maximizar el ITS, es requerido al efecto de lograr el valor de $NCf_{PSOMaxITS}$, *no para componer $\mu(utf)$* . $RefNCf_{Max}$, constituye un *límite máximo admisible, puesto que los cambios de fase son contabilizados respecto de la situación base, a la cual le corresponde $NCf = 0$* . Para poder obtener un *límite mínimo admisible (mayor que cero, pues si no se hace ningún cambio respecto de la situación base, nada podrá mejorar)*, una posibilidad es *obtener el mínimo de los valores de (19), al cual se le sustrae un cierto valor NCf_0 , fijado externamente*:

$$RefNCf_{Min} = \text{MIN} \{NCf_{PSOMinperd}; NCf_{PSOMinCH}; NCf_{PSOMaxITS}\} - NCf_0 \quad (18)$$

Luego, la expresión condicional para la función de pertenencia correspondiente al conjunto difuso Número de Cambios de Fase, es la siguiente:

$$\mu(ncf) = 1; \text{ si } ncf < RefNCf_{Min} \quad (19)$$

$$\mu(ncf) = \left[\frac{RefNCf_{Max} - ncf}{RefNCf_{Max} - RefNCf_{Min}} \right]^{p_{\mu}(ncf)}; \text{ si } RefNCf_{Min} \leq ncf \leq RefNCf_{Max} \quad (20)$$

$$\mu(\text{ncf}) = 0; \text{ si } \text{ncf} > \text{RefNCf}_{Max} \quad (21)$$

Lo dicho $p_{\mu(\text{perd})}$ para vale también para $p_{\mu(\text{ncf})}$.

4.3 Decisión Maximizante: La t-Norma Producto de Einstein

Debe establecerse el *operador de confluencia* entre los *conjuntos difusos*, a efectos de obtener la *decisión maximizante* que definirá el valor de la *función difusa de aptitud* en cada iteración del FPSO.

Para ello se emplea una *t-norma*, la cual es una función *t* definida en el intervalo $[0, 1]$ aplicado también en $[0, 1]$. Satisface las *siguientes condiciones*:

Si $t: [0, 1] \rightarrow [0, 1]$ es una *t-norma*, entonces:

- a.- $t(0,0) = 0; t(x,1) = x$ – *Condiciones de Frontera*
- b.- $t(x,y) = t(y,x)$ – *Conmutatividad*
- c.- *si* $x \leq \alpha$ *e* $y \leq \beta \Rightarrow t(x,y) \leq t(\alpha,\beta)$ – *Monotonicidad*
- d.- $t(t(x,y),z) = t(x,t(y,z))$ – *Asociatividad*

La *t-norma* más frecuentemente empleada para obtener la *decisión maximizante*, es la denominada *Intersección o Min*: dados los valores de cada función de pertenencia, solidaria a los objetivos que integran la decisión difusa estática, resulta del mínimo de ellos.

Una de las formas más frecuentemente empleada de esta *t-norma*, consiste en modificar la importancia de las funciones de pertenencia mediante ponderadores exponenciales, para luego obtener el MIN.

Sin embargo, para este problema específico, tal operador no genera buenos resultados. La principal limitación estriba en que existen estados del espacio de búsqueda, en los cuales se mantienen en valores muy similares tres de los cuatro objetivos, mientras que el cuarto se modifica de manera importante, mejorando su aptitud individual. Al establecer la *decisión maximizante* mediante el MIN, la aptitud difusa casi no se modifica, ignorando lo que no solo fue una mejor solución, sino lo que aportaría mejor información al enjambre para localizar soluciones superadoras.

La *t-norma* que mejor resultados produjo en esta aplicación, es la referida como *Producto de Einstein*, y se define del siguiente modo:

$$t_{\text{PEinstein}}(x,y) \rightarrow \frac{x \times y}{2 - (x + y - x \times y)} \quad (22)$$

donde *x* e *y* son funciones de pertenencia genéricas. Puede verificarse que $t_{\text{PEinstein}}$ satisface todas las condiciones a-d arriba enunciadas. Para el modelo presentado, desde la propiedad de asociatividad, d.-, se tiene el cálculo del *Producto de Einstein* mediante los siguientes pasos:

$$t_{\text{PEinstein}}^1 = \frac{\mu(\text{perd}) \times \mu(I^{[0]})}{2 - (\mu(\text{perd}) + \mu(I^{[0]}) - \mu(\text{perd}) \times \mu(I^{[0]}))} \quad (23)$$

$$t_{\text{PEinstein}}^2 = \frac{t_{\text{PEinstein}}^1 \times \mu(\text{utf})}{2 - (t_{\text{PEinstein}}^1 + \mu(\text{utf}) - t_{\text{PEinstein}}^1 \times \mu(\text{utf}))} \quad (24)$$

y, por último:

$$\mu_D = \frac{t_{\text{Peinstein}}^2 \times \mu(\text{ncf})}{2 - (t_{\text{Peinstein}}^2 + \mu(\text{ncf})) - t_{\text{Peinstein}}^2 \times \mu(\text{ncf})} \quad (25)$$

siendo:

$$\mu_D = t_{\text{Peinstein}} \{ \mu(\text{perd}); \mu(|I^{[0]}|); \mu_{\text{nt}}(\text{vft}); \mu(\text{ncf}) \} \quad (26)$$

La *decisión maximizante que proporciona la aptitud difusa de la solución evaluada*.

4.4. Los Modelos Metaheurísticos FEPSO GIST y FAFSA en el Problema de Balance de Fases

En ambos casos, sencillamente, la extensión al dominio MultiObjetivo de ambas MetaHeurísticas, es realizada contemplando que la *función de aptitud*, es el Producto de Einstein, definido por (26), sobre todas las *funciones de pertenencia* de los Conjuntos Difusos, solidarios a cada criterio de optimización planteado como objetivo.

4.5. El Modelo MatHeurístico MILP-FEPSO GIST- FAFSA

4.5.1. El enfoque Clásico de Solución Mediante Programación Lineal Entera-Mixta (MILP)

Empleando un enfoque propiciado por técnicas de optimización clásicas, el modelo MILP fue presentado en 1998.

Considérese un alimentador único, tal como el que se representa en la FIGURA 3, indicado como Pr, el cual tiene cierta conexión de cargas (también indicadas en dicha figura), en nodos cuya distancia a la salida de Pr, se encuentra definida. Se trata de encontrar la asignación óptima de las cargas a cada fase del sistema [R, S, T], tal que las intensidades, tomadas de a pares, esto es: [R, T], [S, T] y [R, S] exhiban una diferencia de módulos en cada rama (distancia entre dos nodos contiguos) que resulte mínima.

Formalmente:

$$\text{Min } \{ \sum_j p_j \times U_j \}$$

Sujeto a:

$$U_j = \text{Max} \{ |I_j^{[R]} - I_j^{[T]}|; |I_j^{[S]} - I_j^{[T]}|; |I_j^{[R]} - I_j^{[S]}| \} \quad (27-a)$$

$$I_j^{[\Phi]} = \sum_k I_k^{[\Phi]} + \sum_w \delta_i^{[\Phi]} \times I_i^{[\Phi]} \quad (27-b)$$

$$\sum_w \delta_i^{[\Phi]} = 1; \forall [\Phi] \in \{R, S, T\} \quad (27-c)$$

$$\sum_w \delta_i^{[\Phi]} = 1; \forall [w] \in [1..nC] \quad (27-d)$$

$$|I_j^{[\Phi]}| \leq C_j \quad (27-e)$$

$$\delta_i^{[\Phi]} \in \{0, 1\} \forall [i, \Phi] \quad (27-f)$$

$$\sum_j p_j = 1; \forall [j] \in [1..nR] \quad (27-g)$$

donde:

j es la rama genérica; U_j es el desbalance de intensidades en la rama j; $I_j^{[\Phi]}$ es la intensidad sobre la rama j en la fase Φ ; $\delta_i^{[\Phi]}$ es la variable de decisión para la conexión de la carga w-ésima en el nodo i-ésimo, a la fase Φ , $I_i^{[\Phi]}$; i es el nodo "aguas abajo" o terminal de la rama j; C_j es la capacidad de la línea en la rama j, por fase; nC es el número de cargas y nR es el número de ramas.

En esta formulación MILP, la igualdad (27-b) no es otra cosa que la Ley de Kirchhoff de las Intensidades aplicada al nodo i (la suma fasorial de las intensidades en dicho nodo, debe ser nula); las restricciones (27-c), (37-d) y (27-f) aseguran que una carga se asigne sólo a una fase; la restricción (27-e) asegura que no se vulneren los límites operacionales del alimentador (Intensidad Máxima) C_j ; la condición (27-g) es necesaria, puesto que las ramas deben tratarse de un modo independiente, fijando pesos al balance logrado en cada una de ellas.

Se trata de una típica modelación Lineal Entera-Mixta, que puede ser resuelta mediante un algoritmo de ramificación y acotamiento, incluido en cualquier paquete de software educacional o comercial.

Este enfoque, tiene severas limitaciones, que lo descartan para su aplicación única como Método de Solución en el Problema de Fases. Sin embargo, resulta muy adecuado para generar un conjunto de soluciones que permita inicializar la Población, bien sea de Partículas FEPSO GIST, bien sea de Peces Artificiales FAFSA.

4.5.2 La MatHeurística MILP-FEPSO GIST-FAFSA

El espacio de búsqueda para este problema, tiene la siguiente característica: La búsqueda de soluciones más satisfactorias no puede, en ninguna instancia de decisión, seguir reglas de mejoras sustentadas en una función gradiente. Esto significa que las mejores soluciones para la se encuentran aisladas, y no existen, formalmente, cambios pequeños en alguna dirección particular, que puedan guiar a la MetaHeurística aplicada hacia una mejora segura en la solución obtenida, desde cierta instancia de decisión.

De manera que el problema fundamental, estriba en la inicialización de la Población (Enjambre o Cardumen), a los efectos de que el Algoritmo “salga” de una aptitud nula, antes de que la Condición de Salida Estricta, fijada por el máximo número de iteraciones pre-establecido alcanzado, tenga lugar.

Por tal motivo, se introduce una MathHeurística que pueda sacar provecho de la rapidez con la cual proporciona una solución razonable, el limitado modelo clásico sustentado en MILP, para pasar a aplicar, una vez inicializada la población con valores que arrojen una aptitud no nula, los Algoritmos MetaHeurísticos.

La propuesta es la siguiente:

Se define un Factor de Diversidad en las soluciones de la Población, como:

$$FD = (fapMaxMax - fApMinMin) / TP \quad (28)$$

siendo, $fapMaxMax$, la Máxima Aptitud de la Mejor Solución alcanzada, y $fapMinMin$, la Mínima aptitud de la Peor Solución alcanzada, en cierta instancia de decisión; TP es el tamaño de la Población (Enjambre, para FEPSO GIST y Cardumen, para FAFSA).

Entonces la MatHeurística se ejecuta mediante los siguientes pasos:

1ro) Se corre el Modelo MILP;

2do) Con la Configuración de Conexión de las Cargas a las distintas Fases, se corre un FRT, para obtener los valores de cada magnitud asociada a los criterios de optimización;

3ro) Se inicializa el Enjambre de la MetaHeurística FEPSO GIST y, dentro del número de iteraciones máximo establecido, se itera hasta que $FD < FD_{def}$, valor establecido externamente. Por ejemplo, $FDef = 0,4$;

4to) Cuando las aptitudes de las partículas del Enjambre exhiben una baja diversidad, el Enjambre se transforma en Cardumen, a igualdad, claro está, en el número de individuos. Entonces se aplica la MetaHeurística FAFSA, hasta su criterio de parada.

5. SIMULACIÓN

5.1 Sistema Considerado

El sistema considerado se corresponde con una salida real de un CT MT/BT en una zona suburbana de la ciudad de San Carlos de Bariloche, referida al año 2002. Las cargas son monofásicas y los consumidores son del tipo residencial.

El esquema trifilar se presenta en la FIGURA 3. Se ha supuesto que las cargas exhiben una característica de Potencia Constante, ya que así se tienen las mayores pérdidas, generando una evaluación que hace las veces de cota superior para la minimización de este objetivo.

5.2 Datos y Resultados Obtenidos mediante FPSO

En la TABLA 1, se muestran los valores de las potencias aparentes, en [kVA], de cada carga, a factor de potencia constante, $\text{Cos}\phi = 0.8$.

Se ha considerado un factor de simultaneidad $F_s = (1/1.7) \approx 60\%$ en el pico de demanda. De este modo, todas las cargas son multiplicadas por este valor antes de proceder a los cálculos. Los conductores son del tipo preensamblado, siendo sus parámetros: Alim Pr: $3 \times 95 \text{ [mm}^2\text{]}$, $(r = 0.372 + i x l = 0.0891) \text{ [}\Omega\text{]}/\text{[km]}$ y Alim SI, SII, SIII, SIV, SV, SVI, TI, TII, TIII y TIV: $3 \times 35 \text{ [mm}^2\text{]}$, $(r = 1.39 + i x l = 0.0973) \text{ [}\Omega\text{]}/\text{[km]}$. En la TABLA 1, se presentan, para cada alimentador (Primario, Secundarios y Terciarios) las cargas **[S]** y las distancias **[d]** respecto del nodo de derivación correspondiente, según el índice (señalado en las flechas/cargas) que se observa en la FIGURA 3. También se muestran los resultados referentes a los vectores de conexión de las Optimizaciones PSO MonoObjetivo: **[fMPerd]**, **[fMI^[0]]**, **[fUft]** y, en letra itálica, el vector de conexión resultante para las Optimizaciones FEPSO GIST y/o FAFSA, o bien la MatHeurística MILP-FEPSO GIST- FAFSA, **[fPE]**.

Las fases de conexión son [R, S, T]. Se refieren las tres estrategias o algoritmos, porque los resultados fueron coincidentes, pero en distintos tiempos.

Comparativamente, como se observa en la TABLA 2, resultó más eficiente, como era de esperar, La MatHeurística MILP-FEPSO GIST-FAFSA.

La MetaHeurística FAFSA resultó menos eficiente que la FEPSO GIST. La razón estriba en que ésta última exhibe habilidad en la satisfacción de los 5 Principios de la Inteligencia de Grupo, mientras que la FAFSA, exhibe predominantemente habilidad en la Proximidad, Estabilidad, Calidad y, en menor grado, Adaptación, pero no particularmente en lo requerido por un Espacio de Búsqueda de las características mencionadas: la Diversidad de Respuesta.

En este último aspecto reside una marcada diferencia a favor de la FEPSO GIST, y posiblemente, si bien es difícil de aseverar, sea el factor causante del mayor tiempo requerido por la MetaHeurística FAFSA.

El esquema PSO empleado responde a una Ecuación de Movimiento incluye un factor de Decaimiento Inercial, $Des^{[k]}_i$, que constituye una función decreciente, cuyo efecto es la reducción progresiva de la importancia del término de inercia. $Des^{[k]}_i$. Como se dijo, las variables son las conexiones de las cargas y la dimensión del problema es $nC=115$ (existen 4 nodos derivadores).

Los dominios para tales variables, son tres valores enteros [$R=1$, $S=2$, $T=3$]. La inclusión del decaimiento inercial (5% por iteración, linealmente), le confiere buena capacidad auto-adaptativa al enjambre, para moverse en un espacio de búsqueda de 3^{115} estados, cuyas variables pueden adoptar valores en un intervalo discreto muy reducido.

Los Exponentes y Referencias para las Funciones de Pertenencia fueron los siguientes: $p\mu(perd)=p\mu(|I^{[0]}|)=p\mu(ncf)=3$; $p\mu(vft)=4$ y [$Minperd=6.94$, $Refperd=13.02$]; [$MinCH=0.1$, $RefCH=47.6$]; [$RefNCf_{Min}=45$, $RefNCf_{Max}=81$].

Los parámetros utilizados en la MetaHeurística FEPSO, fueron:

Constantes Iniciales: $w_i=0.5$; $w_M = w_C =2$; σ , Parámetro de Aprendizaje solidario a la mutación (w_i , w_M , w_C y b_G): 0.2; Número de replicaciones por partícula: $r = 5$; $NIterMax =400$;

Los parámetros utilizados en la metaheurística FAFSA, fueron:

$visual=2.5$; $TryNumber = 12$; $\delta = 0.618$; $step=0.3$; $MaxItera =400$; $NumEstable = 20$.

En la TABLA 1, se presentan los resultados numéricos obtenidos, parámetros de las funciones de pertenencia, nro. de partículas del enjambre y tiempos de ejecución.

Un aspecto que debe remarcarse para la inicialización de las Poblaciones al aplicar ambas MetaHeurísticas: se introdujo, por las razones expuestas, un procedimiento *bootstrapping* o de arranque para las iteraciones tempranas, el cual fue considerado también en la aplicación de la PSO Max $\mu(Uft)$. El perfil de tensiones admisible, es casi una "rareza" en el espacio de búsqueda. Considérese que existirán muy pocos vectores de conexión que podrán satisfacerlo. Por tal motivo, si se comienzan las MetaHeurísticas referidas, inicializando aleatoriamente las Poblaciones, al ser el Índice de Tensión Fuera de Tolerancia, $\mu(Utf)$, estricto (no se admite ningún nodo con tensión en módulo inferior a u_{nad}), las aptitudes resultarán cero. Como tanto la

mejor posición global como la individual de cada partícula del enjambre o Cardumen, reciben esta información, es muy improbable que conciban una dirección hacia donde la Población, en promedio, deba moverse, tal que $\mu(U_{tf}) > 0$. Como resultado, se tiene una convergencia prematura hacia un valor de aptitud 0, que nada dice sobre las mejoras pretendidas en los objetivos.

Por ello, el *bootstrapping* en las iteraciones tempranas, se basa en otro indicador de $\mu(U_{tf})$, que, simplemente, cuenta el número de nodos terminales del sistema que se encuentran fuera de tolerancia, N_{ntff} . La nueva función de pertenencia, se propone como: $\mu(U_{tf})^* = e^{-[\xi \times N_{ntff}]}$, con $0 < \xi \leq 1$. Se itera, entonces, evolucionando con estas soluciones y llevando, simultáneamente, el cálculo de $\mu(U_{tf})$.

Cuando la máxima aptitud alcanzada implique $\mu(U_{tf}) > 0$, se cambia de $\mu(U_{tf})^*$ a $\mu(U_{tf})$, y se continúa con los Algoritmos MetaHeurísticos, tal como se explicó.

Si bien este *bootstrapping* o arranque, generó siempre muy buenos resultados, mejor performance arrojó la MatHeurística MILP-FEPSO GIST-FAFSA, al correr un modelo MILP, de única ejecución, y desde allí, con sus resultados, un FRT para obtener valores iniciales de cada variable asociada a cada criterio de optimización en la Población.

Como se explicó, la primer MetaHeurística que toma esta Población es la FEPSO GIST, con un procedimiento de inicio que arroja un índice Tensión Fuera de Tolerancia, $\mu(U_{tf}) > 0$, y no requiere de iteraciones sobre la MetaHeurística.

6. CONCLUSIONES

Las conclusiones se basan en los resultados del modelo, y se desarrollan a continuación:

1ra) Se ha presentado la aplicación de dos novedosas MetaHeurísticas MultiObjetivo, FEPSO GIST, desarrollada en trabajos previos por los autores y FAFSA, con algunos cambios propuestos para su versión MonoObjetivo y su extensión al dominio de problemas MultiObjetivo, como aporte del presente trabajo. Ambas exhiben habilidades diferentes para la solución del Problema de Balance de Fases en SDEE BT, por su compatibilidad con los cinco Principios de la Inteligencia de Grupo;

2do) Conforme las características del Espacio de Búsqueda del Problema, soluciones aisladas y ausencia de mejoras por gradiente, se requiere especial aptitud de la MetaHeurística aplicada, para lograr una buena Diversidad de Respuesta en Iteraciones tempranas. Esto cuenta claramente, a favor de la MetaHeurística FEPSO GIST, la cual, si bien arriba a la misma solución, lo hace en un tiempo menor que la MetaHeurística FAFSA;

3ra) Se propuso una MatHeurística (MILP-FEPSO GIST-FAFSA) que aplica primero el Método Clásico de solución basado en MILP, para resolver sin iterar, el problema de la Población inicial con aptitud no nula. Luego pasa a

aplicación de la FEPSO GIST, por su habilidad en Diversidad de Respuesta, hasta que el Enjambre esté orientado hacia la solución global. Finalmente, cuando la diversidad es baja, $FD < 0.4$, transforma el Enjambre en Cardumen, aplicando la FAFSA, dadas sus habilidades de Proximidad, Estabilidad y Calidad. *Resultó la solución más eficiente.*

Esto confirma que la combinación de Técnicas de Optimización Clásicas y de Soft Computing, componen un paradigma en el que deberían desarrollarse los Modelos de Optimización Complejos, asociados a Problemas Combinatorios. Por tanto, se constituye en una línea de investigación muy vasta y novedosa.

7. FIGURAS Y TABLAS

FIGURA 1: Sistema Trifásico de Intensidades: A) Simétrico y Balanceado (Perfecto) y B) y Desbalanceado

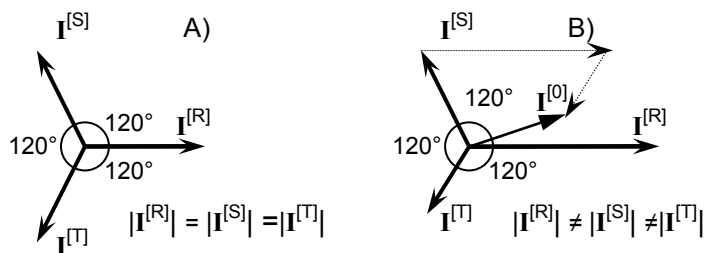


FIGURA 2: A) Regla de Movimiento del EPSO; B) Conjunto Difuso con Función de Pertenencia Lineal modificada por Ponderación Exponencial. Contracción ($p < 1$) y Dilatación ($p > 1$)

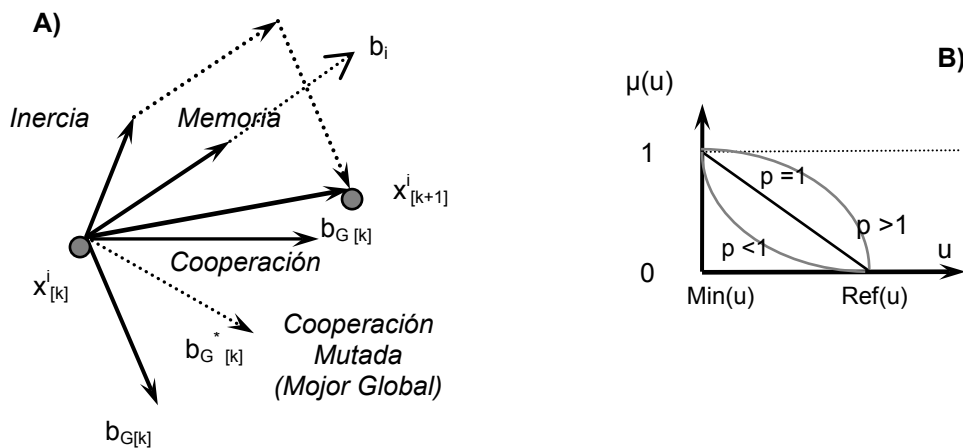


FIGURA 3: Esquema Trifilar de la Red/Salida CT MT/BT considerada en la Simulación. Sobrecargas Importantes en las Fases [S] y [T]

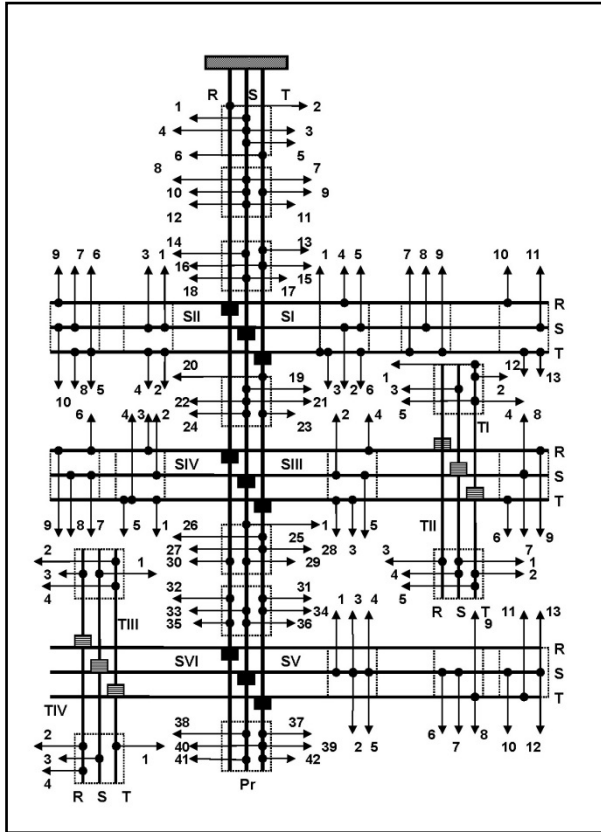


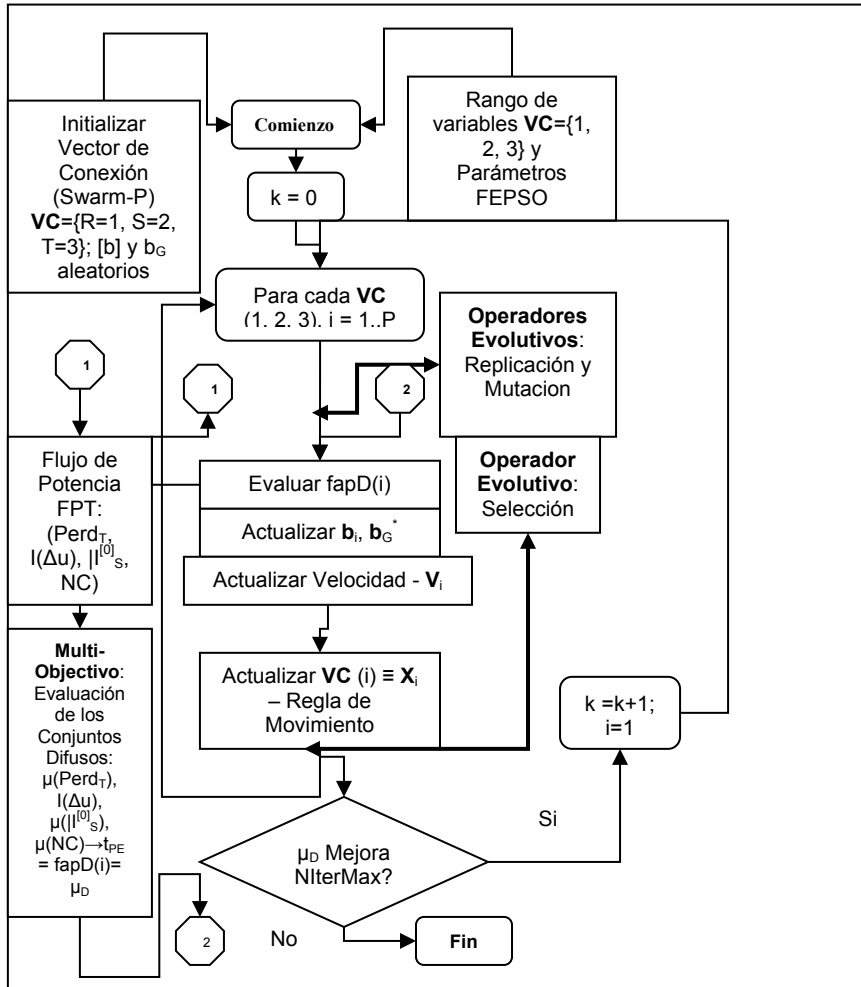
TABLA 2: Resultados PSO y FEPSO y FAFSA y MatHeurística. T es el Tiempo de Ejecución

Perd _{T Ref} = 13.02 [kW]; I ^[0] _S _{Ref} = 47.6 [A]; I(Δu) _{Ref} = 0						
	PSO Población	T[min]	Perd _T	I ^[0] _S	I(Δu)	NC
Perd _T	150	45	6.9	18.9	0.32	81
I ^[0] _S	150	37	10.1	0.10	0.00	79
I(Δu)	150	43	7.0	13.8	0.34	85
FEPSO Población						
	T[min]	Perd _T	I ^[0] _S	I(Δu)	NC	
t _{PE}	200	48	7.21	0.4	0.27	59
FAFSA Población						
	T[min]	Perd _T	I ^[0] _S	I(Δu)	NC	
t _{PE}	200	56	7.21	0.4	0.27	59
MatH Población						
	T[min]	Perd _T	I ^[0] _S	I(Δu)	NC	
t _{PE}	200	35	7.21	0.4	0.27	59

TABLA 1: Resultados y Datos

Alimentador Pr [S] = [1.8 1.15 1.15 1.95 1.15 1.15 1.13 1.14 1.15 1.15 1.14 1.15 2.93 1.12 1.13 1 1.15 1.15 1.15 1.15 1.15 1.17 1.16 1.15 1.13 1.13 1.12 1.13 1.15 1.15 1.15 1.18 1.16 1.15 1.15 1.17 1.15 1.18 1.36 1.36 1.36 1.36] [d] = [0.035 0.035 0.035 0.035 0.035 0.035 0.035 0.045 0.045 0.045 0.045 0.045 0.045 0.045 0.065 0.065 0.065 0.065 0.065 0.065 0.095 0.095 0.095 0.095 0.095 0.16 0.16 0.16 0.16 0.16 0.16 0.45 0.45 0.45 0.45 0.45 0.45 0.7 0.7 0.7 0.7 0.7 0.7] [PSO(Perd _T)] = [T S R S S S S T T S R S R S S S S T T T R T T T S T R T T T S T R T T T S R R R R S] [PSO(I ^[0] _S)] = [S S S T S S S R T R R R S R S T T S S R S S S R T R S T R T R S T T T R S R R T R] [PSO(I(Δu))] = [R S R T R R T R R S R R R S R R R T T T R R S T T R T S T T T T R R S S S S S] [FEPSO] = [R R S T R T R R S R R R S R R R T R R R R T S R R T S T T R T S R R T S S T T S S]
Alimentador SI [S] = [1 1.15 1 1.15 1.155 1 1.15 1.17 1.15 1.15 1.18 1.125 1.125] [d] = [0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.25 0.25 0.25 0.3 0.3 0.3 0.3] [PSO(Perd _T)] = [T R R T S R R T R T S T R] -- [PSO(I ^[0] _S)] = [T T T T S R S R T S R S R] [PSO(I(Δu))] = [T T S S R R T S T S S T S] -- [FEPSO] = [T S T R S R T S T R S T T]
Alimentador SII [S] = [1.15 1.158 1.125 1.125 1.118 1.125 1 1.15 1.15 1.18] [d] = [0.15 0.15 0.15 0.15 0.3 0.3 0.3 0.3 0.3 0.3] [PSO(Perd _T)] = [T T R T T R R T R R] -- [PSO(I ^[0] _S)] = [T T T R S T R R S T] -- [PSO(I(Δu))] = [S T T T S S S R T R] -- [FEPSO] = [R T T T S S S R T R]
Alimentador SIII [S] = [1 1.15 1 1.155 1.155 1.18 1.15 1.155 1.15] -- [d] = [0.25 0.25 0.25 0.25 0.35 0.35 0.35 0.35] [PSO(Perd _T)] = [T S R S S T R T R] -- [PSO(I ^[0] _S)] = [T T S T T S R T R] -- [PSO(I(Δu))] = [R R R S T T T S S] -- [FEPSO] = [R S R R T T S S T]
Alimentador SIV [S] = [1.15 1.148 1.125 1.125 1.15 1.18 1.125 1 1.15] - [d] = [0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.2 0.2 0.2 0.2] [PSO(Perd _T)] = [S R R T R T R T T] -- [PSO(I ^[0] _S)] = [S R T R R T S T R] -- [PSO(I(Δu))] = [T T S S T S T S T] -- [FEPSO] = [T S R R T R S S T]
Alimentador SV [S] = [1 1.15 1 1.12 1.125 1 1.18 1.12 1.155 1.15 1.128 1.125 1.125] [d] = [0.1 0.1 0.1 0.1 0.1 0.15 0.15 0.15 0.15 0.2 0.2 0.2 0.2] [PSO(Perd _T)] = [S R T T T R S R R R S S S] -- [PSO(I ^[0] _S)] = [R T R R S T T S R S S R R] -- [PSO(I(Δu))] = [R S T T R S T R R S S S S] -- [FEPSO] = [R S T T R S T R T S S S S]
Alimentador TII [S] = [1 1.15 1 1.128 1.125] - [d] = [0.15 0.15 0.15 0.15 0.15] [PSO(Perd _T)] = [R T T S R] -- [PSO(I ^[0] _S)] = [T S R S T] -- [PSO(I(Δu))] = [S T T S S] -- [FEPSO] = [T T S S T]
Alimentador TIII [S] = [1 1.122 1 1.124 1.15] - [d] = [0.095 0.095 0.095 0.095 0.095] [PSO(Perd _T)] = [R T R T R] -- [PSO(I ^[0] _S)] = [S T S R T] -- [fUft] = [T T S S T] -- [FEPSO] = [T S S S T]
Alimentador TIV [S] = [1 1.152 1.123 1.725] - [d] = [0.135 0.135 0.135 0.135] [PSO(Perd _T)] = [R S S R] -- [PSO(I ^[0] _S)] = [R T R R] -- [PSO(I(Δu))] = [T R S S] -- [FEPSO] = [S R S T]
Alimentador TIV [S] = [1.12 1.15 1 1.8] - [d] = [0.125 0.125 0.125 0.125] [PSO(Perd _T)] = [S R R R] -- [PSO(I ^[0] _S)] = [T S R S] -- [PSO(I(Δu))] = [T S R S] -- [FEPSO] = [T S S S]

FIGURA 4: Diagrama de Flujo de la Metaheurística FEPSO GIST



CAPÍTULO IV

MODELO 12

MODELO DE OPTIMIZACIÓN
PARA DEFINIR SUBSIDIOS
INTRÍNSECOS EN LOS COSTOS
DE ACCESO A REDES DE
DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA
DESDE LA ESTRUCTURA DE
PRECIOS RAMSEY
INCLUYENDO
CARACTERÍSTICAS
DISTRIBUTIVAS

APLICACIÓN AL SECTOR DE CONSUMO
TIPIFICADO COMO RESIDENCIAL

MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA DEFINIR SUBSIDIOS INTRÍNSECOS EN LOS COSTOS DE ACCESO A REDES DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA DESDE LA ESTRUCTURA DE PRECIOS RAMSEY INCLUYENDO CARACTERÍSTICAS DISTRIBUTIVAS

APLICACIÓN AL SECTOR DE CONSUMO TIPIFICADO COMO RESIDENCIAL

.- RESUMEN

En el presente trabajo se desarrolla un Modelo de Optimización para identificar Subsidios Intrínsecos (no impuestos externamente), entre grupos de usuarios (segmentos) que exhiben características de consumo y distributivas diferentes, permitiendo tarifificar su costo de acceso a las redes de distribución eléctrica. Las características de consumo, solidarias a la función de demanda, son traducidas por la elasticidad demanda-precio del servicio de acceso a redes, oferta exclusiva del distribuidor monopolista en contextos abiertos a la competencia para el mercado de energía. Las características distributivas (consideraciones de equidad distributiva) se presentan, como aporte del trabajo, desde un desarrollo auxiliar al Modelo, que conduce a una variante de los denominados precios Ramsey, incorporando en su estructura un parámetro que traduce el impacto distributivo. La solución es tomada de forma indicativa para plantear el apartamiento “óptimo” del vector de precios en cada segmento del mercado cuyo consumo es tipificado como Residencial, respecto del Costo Propio de Distribución (CPD). Al contrario de lo que se adopta en la práctica, un CPD constante, el Modelo propuesto arrojará un Vector CPD (precios de acceso a las redes de distribución), cuyos componentes difieren en los segmentos identificados, permitiendo subsidios entre los mismos atendiendo a las características mencionadas.

1. INTRODUCCIÓN

La formulación del problema de asignación de los costos de distribución eléctrica para establecer precios de acceso al sistema de redes correspondiente, desde el marco económico propiciado por el Paradigma Marginalista hasta hoy dominante, constituye, operacionalmente, un problema cuya solución se aparta por completo de sus resultados teóricos, a efectos de ser posible su implementación. A partir de la búsqueda de soluciones de primero y segundo mejor, la metodología solidaria, apelando a modelos de optimización clásica, resulta en un precio óptimo de acceso. Este intenta valorizar el costo de oportunidad que el distribuidor-monopolista enfrenta, al permitir que un nuevo agente compita con él en la utilización del sistema de redes, considerado éste un *insumo esencial*. El competidor representa, en los actuales mercados abiertos a la competencia en el segmento de distribución, la figura de un *comercializador especializado o no natural*. Tal denominación es acuñada, históricamente, considerando los esquemas que integran

verticalmente la cadena de producción de eléctrica, en los cuales el monopolista (el Estado, generalmente) oferta tanto el servicio de red como de venta de energía de un modo *natural*. El nuevo agente *comercializador* compra *acceso a las redes del distribuidor* como *insumo*. Dicho de otro modo, son separados los servicios de distribución o venta de capacidad (Potencia instalada), otrora función específica del monopolista, y servicio de venta de energía, actualmente función tanto del monopolista en un rol de *comercializador natural* (con separación contable de la prestación del servicio de redes) y de cualquier otro agente que desee competir en el mercado en carácter de *comercializador especializado*.

Reconocida tal separación de servicios, se habla, entonces, de *precio de acceso*, puesto que las concepciones marginalistas que tratan este problema, suponen un agente que compite con el monopolista propietario del sistema de redes por el uso del mismo, para llegar a cierto segmento de mercado no regulado, con libertad de pactar con cualquier agente del mercado mayorista o minorista, su compra de energía. En este marco, desde la literatura especializada son propuestos, entre otros, diferentes enfoques a partir de la solución analítica primaria, referida como Solución de Precios Ramsey.

En el presente trabajo, se aporta un desarrollo que sigue el Modelo Ramsey, pero intentado evidenciar en él un aspecto no reconocido en su expresión, relacionado con las consideraciones de equidad distributiva de los usuarios, aquí referidas como características distributivas. Luego, desde los resultados de tal desarrollo, orientado específicamente al servicio de distribución eléctrica, se plantea la utilidad de la regla de apartamiento del vector de precios respecto del costo de distribución, como una forma *indicativa* para asignar la responsabilidad en tal costo, que tienen diferentes segmentos identificados, por caso, en el sector de consumo Residencial.

Con estos elementos, es propuesto el Modelo de Subsidios Intrínsecos en los costos de acceso por segmento, los cuales son directamente trasladables a la estructura tarifaria del sector.

Finalmente, se presenta una simulación con datos reales, que pone en evidencia el aporte y utilidad del Modelo, respetando las características de demanda y distributivas que cada segmento de usuarios tipificados como residenciales exhibe.

2. EL PRINCIPIO DEL COSTO MARGINAL APLICADO A LA DETERMINACIÓN DE PRECIOS DE EFICIENCIA

2.1 Efectos de la Intervención Regulatoria

El Principio del Costo Marginal aplicado a la determinación de precios de eficiencia, se deriva de las condiciones de primer orden que sirven a la determinación del Óptimo de Pareto.

De un modo general, recurriendo a la Teoría Económica de la Regulación, el problema que debe abordarse responde a la regulación de precios en

presencia de un monopolio natural, conforme la óptica de la denominada Economía del Bienestar.

El marco teórico de referencia para este problema, supone un monopolio uniproducto que se encuentra inmerso en un contexto donde todos los mercados de bienes y factores responden funcionalmente a un modelo de competencia perfecta.

La Teoría del Óptimo Paretiano, afirma que cualquier acción regulatoria cuyo objetivo implique la eficiencia asignativa en los recursos, debería inducir a que el precio de venta del bien o servicio ofertado por el monopolista, sea fijado al nivel de su costo marginal de producción.

Esta situación implica que el valor de la productividad marginal de cada recurso se iguale con su precio de mercado, constituyendo las condiciones de primer orden para la eficiencia asignativa en dicho óptimo.

Por otra parte, la Teoría del Monopolio indica que la conducta óptima del monopolista implicaría maximizar su beneficio, estableciendo un nivel de producción tal que el costo marginal se iguale con el ingreso marginal.

En esta situación, si tal nivel resultase X_0 , y CMg_0 e IMg_0 fuesen, respectivamente, el costo e ingreso marginal y p_0 el precio de mercado del bien o servicio, se cumplirá que:

$$CMg_0 = IMg_0 < p_0 \quad (1)$$

Bajo estas consideraciones, el precio de mercado del bien o servicio no reflejaría su costo marginal de oportunidad, permitiendo al monopolista la apropiación de las denominadas *cuasirentas monopolísticas*.

En la FIGURA 1, se puede apreciar el efecto de la intervención regulatoria según el marco teórico de referencia adoptado. La situación es analizada, en primer término, para el *corto plazo*.

Tal intervención implicaría fijar el precio de mercado al nivel $p_1 < p_0$, conforme un nivel de producción $X_1 > X_0$. Se observa, por efecto de la disminución de precio, una disminución de las cuasirentas apropiadas por el monopolista, así como un beneficio hacia los consumidores originado por el mayor nivel de oferta, $X_1 > X_0$.

En consecuencia, la intervención regulatoria permitiría restituir las condiciones necesarias en la eficiencia asignativa, lo que redundaría en una mejora del bienestar social, asumiendo que el mercado en estudio es el único que se aparta del comportamiento paretiano (según el contexto definido para el problema).

Sin embargo, al tratar la cuestión en el *largo plazo*, la regulación del precio sobre la base estricta del costo marginal, puede: o bien ser indeseable desde la perspectiva del bienestar social, o bien resultar insostenible desde la perspectiva del monopolista.

Esta situación se analiza seguidamente, auxiliándose en las gráficas (a) y (b) que se presentan en la FIGURA 2.

Como se observa en la gráfica (a), ante la hipótesis de Rendimientos Decrecientes a Escala en la función de costos del monopolista, la disposición a pagar de los consumidores por el bien o servicio X, resulta mayor que los

niveles de costo medio, dentro del alcance temporal relevante para el análisis. De modo que la fijación del precio al nivel del costo marginal, implicaría que el monopolista estaría apropiándose de parte del excedente del consumidor. Por otra parte, en el caso de predominio de Rendimientos Crecientes a Escala, gráfica (b), la aplicación de este criterio regulatorio conduciría a que el monopolista incurra en un déficit financiero, pues la venta de su producción al precio fijado no le permitiría recuperar la totalidad de sus costos. Dicho de otra manera, en tal situación, la tarificación marginalista implicaría violar una restricción financiera de la empresa.

La presencia de Rendimientos Crecientes a Escala, constituye la condición *suficiente* para la existencia de un monopolio natural. Es, por otro lado, la situación más frecuente en ciertos eslabones de las cadenas energéticas, como el caso específico de la distribución eléctrica, particularmente en los segmentos de mercado caracterizados por una densidad (Número de Usuarios) tipificada como Urbana o Suburbana/Sector Residencial.

2.2 El Apartamiento Óptimo de la Solución Paretiana. Solución de Segundo Mejor

2.2.1 La Solución de Ramsey-Boiteux

La conocida regla de Ramsey-Boiteaux, o de apartamiento del precio del bien o servicio X, respecto de su costo marginal, que expresa el apartamiento óptimo del óptimo primero, o *solución de segundo mejor*, tal como fue referida en el epígrafe anterior, tiene como expresión:

$$[(p_x - CMg_x)/p_x] = (1/\varepsilon_x) (1 - 1/\lambda) \quad (2)$$

siendo ε_x la elasticidad demanda-precio del bien o servicio X, y λ una constante que representa el costo de oportunidad de los fondos públicos transferidos al monopolista. Tales parámetros serán adecuadamente introducidos en los desarrollos siguientes. Lo que se quiere establecer al mencionar formalmente esta regla de fijación de precios, es que el apartamiento del precio respecto del costo marginal para el bien o servicio X, resulta inversamente proporcional a la elasticidad demanda-precio del bien o servicio X.

Tal elasticidad, representa la reacción en la variación de su consumo (demanda) ante los cambios de precio que sufre el bien/servicio X: si la reacción es de indiferencia, ante cambios de precios importantes, no se producirán variaciones de consumo importantes. A un consumidor de tales características, se le conferirá una *demanda inelástica*; por el contrario, si los cambios de demanda fuesen, ante tales variaciones de precio, también importantes, se hablará de una *demanda elástica*.

De modo que será cargado con un mayor precio, en relación al costo marginal de producción en el bien/servicio X, aquel consumidor (o segmento de consumidores) que exhiba una demanda más inelástica, respecto del que exhiba una demanda más elástica.

Para desarrollar el Modelo que pretende aportarse en el presente trabajo, se analizarán las condiciones del problema de optimización que conduce a tal regla, pero deteniéndose en algunos aspectos no considerados, a los efectos de poner de manifiesto su *carácter regresivo*, y desde allí, proponer un enfoque diferente, a partir de los mismos instrumentos metodológicos.

2.2.2 Desarrollo de la Solución de Ramsey-Boiteux Considerando Impactos Distributivos

Si se admite la situación donde la función de costos del monopolista exhibe Rendimientos Crecientes a Escala, se requiere de un apartamiento de la regla regulatoria basada en la optimalidad de Pareto. De modo que el problema a tratar es cómo definir apartamientos óptimos del costo marginal, al fijar el precio del bien o servicio ofertado por el monopolista. Al no ser posible la aplicación de la solución paretiana, u *óptimo primero*, debe buscarse un *óptimo segundo*. Por ello la denominación de *segundo mejor*, refiriendo un *apartamiento óptimo del óptimo primero*.

Existe un amplio tratamiento del tema, en el marco de la denominada Economía del Bienestar. El objetivo de este apartado, es brindar una descripción simplificada para evidenciar los inconvenientes que una solución de esta naturaleza implica.

Sea X , tal como se indicó en las gráficas anteriores, la cantidad de el bien o servicio (se utilizarán ambos términos indistintamente) que produce el monopolio. Admítase, adicionalmente, el conjunto de hipótesis siguiente:

a.- Las *elasticidades - precio cruzadas de la demanda* de este bien, son nulas (este concepto refiere, de existir más de un bien ofertado, 1 y 2, los cambios en demanda de 1 al modificar el precio de 2, y recíprocamente);

b.- El bien no admite reventa entre consumidores;

c.- Los consumidores de ese bien, cuyas Funciones de Utilidad son conocidas, *han optimizado su comportamiento*. Esto implica que se ha resuelto el siguiente problema de optimización (3):

$$\text{Max } \{ U_k = U_k (X_k, Z^1_k, Z^2_k \dots, Z^n_k) \} \quad (3-A)$$

$$\text{En } \{ X_k, Z^1_k, Z^2_k \dots, Z^n_k \} \quad (3-B)$$

Sujeto a:

$$\{ p_X X_k + p_1 Z^1_k + \dots p_n Z^n_k = Y_k \}, i \text{ en } [1..n] \quad (3-C)$$

siendo:

U_k : Función de Utilidad del consumidor k ;

Z^i_k : cantidad del bien/servicio Z^i que consume el consumidor k , en la canasta de n bienes y servicios;

p_i : precio del bien Z^i ;

X_k : cantidad del bien/servicio producido por el monopolista y consumido por el consumidor k , y cuyo mercado se analiza;

p_X : precio del bien producido por el monopolista;
 Y_k : Ingreso del consumidor k.

Una vez resuelto el problema expresado por (3), en el óptimo y para cada consumidor, tanto X_k como las cantidades de los otros bienes Z_k^i , quedan en función de sus precios y del ingreso. De modo que vale la expresión:

$$U_k^{\text{opt}} = U_k(p_X, p_1, p_2 \dots, p_n, Y_k) \quad (4)$$

Desde este problema de maximización, al plantear la Función de Lagrange:

$$L = U_k(p_X, p_1, p_3 \dots, p_n, Y_k) - \eta [p_X X_k + p_1 Z_k^1 + p_2 Z_k^2 + \dots + p_n Z_k^n - Y_k] \quad (5)$$

se deduce que:

$$(\partial L / \partial p_X) = \partial U_k / \partial p_X - \eta X_k = 0 \quad (6)$$

y:

$$\partial L / \partial Y_k = \partial U_k / \partial Y_k + \eta = 0 \quad (7)$$

lo cual implica que:

$$\partial U_k / \partial p_X = -X_k (\partial U_k / \partial Y_k) \quad (9)$$

Puesto que la U_k^{opt} queda expresada en términos de p_X , incógnita a determinar, la optimización planteada en (3) ha sido resuelta *paramétricamente* respecto de tal incógnita.

Bajo estos supuestos puede, entonces, ser planteado el problema para la *búsqueda del apartamento óptimo del costo marginal de producción/prestación, al definir el precio p_X* .

Si se considera la *Función de Bienestar Social*, la cual expresa la importancia de los diferentes miembros de la sociedad (consumidores) para el regulador, la misma quedará definida en términos de cada función de utilidad correspondiente a los m consumidores que integran el conjunto considerado. Esto es:

$$W = W(U_1, U_2, \dots, U_m) \quad (10)$$

Se supone que cada $U_k \equiv U_k^{\text{opt}}$, k en [1..m], ya que existe una escala de preferencias en los hábitos de consumo de cada consumidor k, resultado de la optimización (3).

Formulada la Función de Bienestar Social, el problema debe enfocarse sobre la *maximización del beneficio social*, en términos del precio del bien monopolístico p_X , *sujeta a una restricción financiera*. La misma vendrá impuesta por la *transferencia de fondos públicos* auspiciada por el regulador, requerida para que el monopolista no incurra en un déficit financiero en el largo plazo, en presencia de Rendimientos Crecientes a Escala (FIGURA 2 (b)).

Formalmente se tiene el Programa Matemático (11):

$$\text{Max } \{ W = W(U_1, U_2, \dots, U_m) \} \quad (11-A)$$

$$\text{En } \{ p_X \} \quad (11-B)$$

Sujeto a:

$$X p_X - C(X) + FP = 0 \quad (11-C)$$

siendo:

W: Función de Bienestar Social;

X: cantidad del bien/servicio demandada al monopolista;

p_X : precio del bien correspondiente al nivel de oferta X;

C(X): costo total de producción;

FP: fondos públicos transferidos – cantidad mayor o igual a cero, según el ingreso del monopolista sea inferior o iguale a su costo total de producción.

Entonces, partiendo de la Función de Lagrange:

$$L(p_X, \lambda) = W(U_1, U_2, \dots, U_m) + \lambda [X p_X - C(X) + FP] \quad (12)$$

donde todas las U_k y X dependen de p_X .

Las condiciones necesarias de óptimo serán:

$$\frac{\partial L}{\partial p_X} = \sum_k [(\frac{\partial W}{\partial U_k}) (\frac{\partial U_k}{\partial p_X}) + \lambda \{X + p_X (\frac{\partial X}{\partial p_X}) - [C(X) / \partial X] (\frac{\partial X}{\partial p_X})\}] = 0 \quad (13)$$

y:

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = [X p_X - C(X) + FP] = 0 \quad (14)$$

Si se sustituye la expresión (9) en la (13), extrayendo factor común X, se obtiene:

$$\sum_k (-1) [X_k (\frac{\partial W}{\partial U_k}) (\frac{\partial U_k}{\partial p_X})] + \lambda X \{1 + (\frac{\partial X}{\partial p_X}) (p_X/X) - (\frac{\partial C(X)}{\partial X}) (1/p_X) (\frac{\partial X}{\partial p_X}) (p_X/X)\} = 0 \quad (15)$$

Llamando:

$$W_k = (\frac{\partial W}{\partial U_k}) \quad (16)$$

$$\phi_k = (\frac{\partial U_k}{\partial p_X}) \quad (17)$$

$$\epsilon_X = -(\frac{\partial X}{\partial p_X})(p_X/X) \quad (18)$$

Considerando que, por definición:

$$\frac{\partial C(X)}{\partial X} = CMg_X \quad (19)$$

y reordenando términos, se obtiene:

$$1 - (1/\lambda) \sum_k (X_k/X) W_k \phi_k = \epsilon_X [1 - (CMg_X/p_X)] \quad (20)$$

Por último, llamando:

$$R_X = \sum_k (X_k/X) W_k \phi_k \quad (21)$$

se obtiene la expresión final:

$$(p_X - CMg_X)/p_X = (1/\epsilon_X) [1 - (R_X / \lambda)] \quad (22)$$

Expresión que define el *apartamiento óptimo del precio p_X respecto del costo marginal* de producción/prestación del bien/servicio considerado.

Si en (22), se fuerza a que $R_x = 1$, se tiene la expresión anticipada en (2), y que se repite por comodidad:

$$[(p_x - CMg_x)/p_x] = (1/\varepsilon_x) (1 - 1/\lambda) \quad (23)$$

Expresión conocida en la literatura especializada como Regla de Ramsey-Boiteux.

Conceptualmente, (23) debe interpretarse como sigue:

ε_x representa la *elasticidad demanda-precio* en valor absoluto del bien producido por el monopolista, mientras que el multiplicador de Lagrange λ expresa el *valor de escasez o costo de oportunidad de los fondos públicos transferidos por el estado al monopolista* (a los efectos de cubrir su déficit).

Formalmente:

$$\lambda = \partial W^*/\partial FP \quad (24)$$

donde W^* representa el valor óptimo de W .

De modo que el apartamiento óptimo del precio p_x respecto del costo marginal de producción CMg_x , debe ser inversamente proporcional a la elasticidad demanda-precio, ε_x considerada en valor absoluto, del bien producido/servicio prestado (pues desde la expresión (18), se observa que $(\partial X/\partial p_x)(p_x/X)$, siempre resulta en un valor negativo).

La interpretación correcta de λ , implica suponer que por cada unidad monetaria de los fondos públicos transferidos, existe un valor adicional σ que expresa su costo de oportunidad. Es decir que $\lambda = 1 + \sigma$, con $\sigma \geq 0$.

Entonces la expresión (23), se transforma en:

$$[(p_x - CMg_x)/p_x] = [\sigma / (1 + \sigma)] (1/\varepsilon_x) \quad (25)$$

Si $\sigma = 0$, entonces no existiría costo de oportunidad para tales fondos públicos (lo que implica $FP = 0$), por lo que el óptimo segundo se reduce al óptimo primero, siendo $p_x = CMg_x$.

Se observa, entonces, que las expresiones equivalentes de la Regla de Ramsey-Boiteux, (23) y (25), constituyen un caso particular de la expresión (22) obtenida mediante los desarrollos aquí presentados, haciendo, como se indicó, $R_x = 1$. Tal condición, amerita un análisis sobre el significado del parámetro R_x , el cual soportará metodológicamente el Modelo propuesto en este trabajo.

2.2.3 Análisis del Impacto Distributivo de la Solución de Ramsey-Boiteux

El parámetro identificado como R_x , expresión (21), requiere de una interpretación conceptual. En tal expresión, considerando que se está determinando p_x y, con ello, que los precios y cantidades de otros bienes son definidos, $W_k = (\partial W/\partial U_k)$ refiere los cambios en la Función de Bienestar Social, respecto de la Utilidad del consumidor k -ésimo. De modo que este parámetro puede interpretarse como *una medida de la importancia con la que el Regulator considera al consumidor k -ésimo*.

Por otro lado, en la misma expresión (23), el parámetro $\phi_k = (\partial U_k / \partial Y_k)$, indicado en (17), recibe el nombre de Utilidad Marginal del Ingreso para el consumidor k -ésimo. Implica *cómo se modifica su utilidad con “la última unidad monetaria adquirida a partir de su ingreso”* o bien, alternativamente, *qué importancia le asigna el consumidor k -ésimo a la misma*.

Asumiendo una posición en la que el Regulador atribuye a todos los consumidores la misma importancia, entonces se tendría:

$$W_k = C \quad \forall k \text{ en } [1..m], \text{ con } C \text{ constante} \quad (26)$$

De modo que, sustituyendo (26) en (23):

$$R_X = \sum_k (X_k / X) C \phi_k \quad (27)$$

Por otra parte, el cociente (X_k / X) representa la cantidad relativa del bien X que demanda el consumidor k . Se cumplirá que:

$$\sum_k (X_k / X) = 1 \quad (28)$$

Entonces asúmase la hipótesis de que la función ϕ , Utilidad Marginal del Ingreso, es *decreciente*, hipótesis propiciada por el Paradigma Marginalista. De manera que los consumidores con *menores ingresos* implicarán ϕ_k *más altos* que aquellos correspondientes a los consumidores con *elevados ingresos*.

Adicionalmente, respecto de las características del bien/servicio X , pueden presentarse dos situaciones bien diferenciadas:

- a) El bien/servicio X abastece predominantemente necesidades básicas
- b) El bien/servicio X es “suntuario” (opuesto a la situación a))

➤ Si se presenta la situación a), entonces los consumidores de menores ingresos, (MI), tendrán una demanda relativa (X_{MI}/X) que resultará en *una proporción elevada del total*, siendo, por lo dicho, sus ϕ_k también elevados.

➤ Si se presenta la situación b), los consumidores serían predominantemente de elevados ingresos; se tendría, de tal modo, una demanda relativa (X_{MI}/X) que resultaría en una *proporción baja respecto del total*, al igual que los ϕ_k correspondientes a los consumidores de más bajos ingresos.

De modo que $R_{Xa}) > R_{Xb})$. Así se concluye en la siguiente interpretación:

El parámetro R_X traduce las características distributivas del bien/servicio X .

La Regla de Ramsey-Boiteux, supone la condición $R_X = 1$, lo cual conduce a la relación (fijadas las cantidades X_k y X , en (21) o en (27)):

$$W_k \phi_k = 1, \text{ con lo que } W_k = 1/\phi_k \quad (29)$$

a los efectos de que sea posible satisfacer también (28).

Como $W_k = C$, conforme (26), se concluye en lo siguiente:

Para que el Regulador asigne la misma importancia a cualquier consumidor k , la hipótesis implícitamente asumida por esta regla, es que la utilidad marginal del ingreso sea constante para todo k , es decir, la misma para todos los consumidores:

$$\phi_k = 1/C = C_1 \quad (30)$$

De modo que si fuese válida la hipótesis primeramente asumida sobre la utilidad marginal del ingreso decreciente, entonces la aplicación de la Regla de Ramsey-Boiteux supondría que el Regulador atribuye una mayor importancia a los consumidores de elevados ingresos (obviamente en detrimento de los consumidores de bajos ingresos). Tal condición surge de la expresión (29).

Es claro que se aproxima mucho más a la realidad, suponer valores de ϕ_k más elevados para los consumidores de *muy bajos ingresos*, que suponer $\phi_k = C_1 =$ Constante $\forall k$ en [1..m]. Tal condición, surge de la expresión (30).

Desde esta perspectiva, es posible afirmar que, en cuanto al *impacto distributivo*, la Regla de Ramsey-Boiteux exhibe un carácter regresivo.

Sin embargo, la expresión (22), repetida por comodidad:

$$(p_X - CMg_X)/p_X = (1/\varepsilon_X) [1 - (R_X/\lambda)],$$

no exhibe tal carácter, en tanto que *no se asuma* $R_X = 1$. Este aspecto constituye el centro del Modelo propuesto en el presente trabajo.

Antes de avanzar en los desarrollos del Modelo Subsidios Intrínsecos en el Costo de Acceso a Redes de Distribución Eléctrica, procede, para clarificar ideas, plantear un pequeño ejemplo de carácter cualitativo, aplicando (22), a efectos de observar la incidencia del parámetro R_X .

Considérese una empresa de Distribución Eléctrica, que abastece de este servicio a cierta región. Como hipótesis de contorno, admítase que existe *competencia perfecta* en los mercados de bienes y factores solidarios al mercado del servicio en estudio. Se pretende determinar las tarifas correspondientes al sector, por caso, Residencial. Para ello se aplica la tarificación marginalista y, en presencia de Rendimientos Crecientes a escala, el apartamiento de *segundo mejor* propiciado por la Regla de Ramsey-Boiteux. Supóngase que en el segmento considerado, existen dos grupos de consumidores: aquellos que emplean la energía para usos básicos, los cuales se identificarán mediante C_B y aquellos que la emplean en usos suntuarios, identificados como C_S .

Sean X_B y X_S las cantidades correspondientemente demandadas de potencia (capacidad instalada, [kW]). Entonces, también admitiendo por simplicidad un mismo nivel en el costo marginal de abastecimiento para todo el segmento, y considerando que la elasticidad demanda – precio de los consumidores C_S resultará mayor que la correspondiente a los consumidores C_B ($\varepsilon_S > \varepsilon_B$), la *solución Ramsey*, desde las expresión (23):

$$[(p_B - c_{Mg})/p_B] = (1/\varepsilon_B) [1 - (1/\lambda)] \quad (31)$$

$$[(p_S - c_{Mg})/p_S] = (1/\varepsilon_S) [1 - (1/\lambda)] \quad (32)$$

se aprecia cualitativamente en la FIGURA 3. En cada gráfica se representa la *función de demanda* de cada grupo de consumidores, atendiendo a la relación entre las elasticidades.

Si, en cambio, se emplease en este ejemplo la expresión (22), en la cual $R_X \neq 1$, el apartamiento óptimo de los precios para cada grupo de consumidores respecto del costo marginal, resultaría:

$$[(p_B - c_{Mg})/p_B] = (1/\varepsilon_B) [1 - (R_B/\lambda)] \quad (33)$$

$$[(p_S - c_{Mg})/p_S] = (1/\varepsilon_S) [1 - (R_S/\lambda)] \quad (34)$$

donde:

$$R_B = \sum_k (X_{Bk}/X) W_{Bk} \phi_{Bk} \quad (35)$$

$$R_S = \sum_k (X_{Sk}/X) W_{Sk} \phi_{Sk} \quad (36)$$

Y según la caracterización de los grupos de consumidores C_B y C_S se cumplirá:

$$R_B \gg R_S \quad (37)$$

Bajo estas consideraciones, la solución buscada podría tener la estructura de precios de acceso que se representa en la FIGURA 4.

Dependiendo, en rigor, de la ponderación relativa dada por las desigualdades $R_B \gg R_S$ y $\varepsilon_S > \varepsilon_B$, p_B puede ubicarse por encima o por debajo del nivel de costo marginal. En cualquier caso, es importante destacar que una estructura de precios como la que se representa en la FIGURA 4, *constituye una solución posible cuando $R_X \neq 1$, mientras que no lo es aplicando la Regla de Ramsey-Boiteux*.

Bajo el modelo de tarificación $R_X \neq 1$, *el mayor peso para contribuir a satisfacción de la restricción financiera, recaerá sobre el grupo de consumidores que hacen un uso suntuario del servicio*.

Por último, a efectos de brindar un marco metodológico adecuado para el Modelo propuesto, también procede introducir, sucintamente, algunos conceptos que sustentan la generalización de la Solución Ramsey de Segundo Mejor para Monopolios Multiproducto.

En los desarrollos precedentes, se presenta y se ejercita la solución Ramsey de segundo mejor en condiciones simplificadas. Particularmente, en lo que respecta a considerar un Monopolio produciendo un único bien/prestando un único servicio (uniproducto/uniservicio) y a la suposición sobre *elasticidades cruzadas nulas*, concepto cuya definición se presenta en los desarrollos inmediatos.

Si bien esta situación es aplicable a la tradicional explotación del mercado de distribución eléctrica, al introducir el acceso abierto a sus redes (propiedad de un único agente) la prestación del servicio *puede diversificarse*. Es este aspecto el que quiere tomarse como instrumento en el Modelo de Subsidios propuesto en este trabajo y que se desarrolla en el siguiente epígrafe.

Por tal razón se presenta, también mediante un simple ejercicio, la estructura de precios Ramsey correspondiente a la prestación de dos servicios por parte

del monopolista. El supuesto vinculado a la competencia perfecta en el resto de los mercados de bienes y factores, se mantiene. Pero se introduce un supuesto adicional a efectos de garantizar la *subaditividad en la función de costos*: a diferencia de las industrias uniproducto/uniservicio, en el caso multiproducto/multiservicio los Rendimientos Crecientes a Escala *globales*, no constituyen por sí solos, una condición suficiente para la *subaditividad* de la función de costos y, por tanto, para el monopolio natural.

Sin embargo, si se admite la existencia simultánea de Rendimientos Crecientes a Escala específicos de cada producto/servicio, y de Economías de Alcance (la producción/prestación conjunta de los bienes/servicios, conduce a menores costos que suma de los costos de producción/prestación en forma individual), para todos los niveles de producción/prestación, se constituye una *condición suficiente* para la existencia de monopolio natural.

El segmento de distribución eléctrica que oferta, por caso, dos tipos de acceso a redes: a *usuarios regulados*, quienes compran acceso a la red y energía al monopolista, y a *usuarios libres*, quienes compran acceso a red al monopolista pero pueden pactar su compra de energía con otro agente comercializador especializado, exhibe tal propiedad: *función de costos subaditiva-economías de alcance* para ambos servicios de acceso a redes.

Entonces, se admite la presencia de este tipo de economías en los mercados de ambos acceso a redes. De modo que los precios aplicables a ambos servicios, deben apartarse óptimamente de su correspondiente nivel de costo marginal (ya que el óptimo primero no es financieramente una solución factible en el largo plazo para el monopolista).

El monopolio oferta dos servicios a redes (potencia, capacidad o [kW]) cuyas cantidades se representan por X_1 y X_2 . Así, el problema que enfrenta el regulador en la determinación de los precios de ambos servicios, podría plantearse formalmente mediante el programa matemático, similar a (11), dado por (38):

$$\text{Max } \{W = W (U_1 \dots U_m)\} \quad (38-A)$$

$$\text{En } \{p_1, p_2\} \quad (38-B)$$

Sujeto a:

$$X_1 p_1 + X_2 p_2 - C (X_1 X_2) = FP \quad (38-C)$$

En tal caso la forma de las soluciones sería la siguiente:

$$\left[\frac{p_1 - c_{Mg1}}{p_1} \right] = \frac{\varepsilon_2 \times \left(1 - \frac{R_1}{\lambda}\right) + p_{21} \times \left(1 - \frac{R_2}{\lambda}\right)}{\varepsilon_1 \times \varepsilon_2 - \rho_{12} \times \rho_{21}} \quad (39)$$

$$\left[\frac{p_2 - c_{Mg2}}{p_2} \right] = \frac{\varepsilon_1 \times \left(1 - \frac{R_2}{\lambda}\right) + p_{12} \times \left(1 - \frac{R_1}{\lambda}\right)}{\varepsilon_2 \times \varepsilon_1 - \rho_{21} \times \rho_{12}} \quad (40)$$

donde:

ε_1 y ε_2 son los valores absolutos de las elasticidades precio de los servicios 1 y 2 respectivamente;

$\rho_{12} = \varepsilon_{21} \times \frac{p_1 \times X_1}{p_2 \times X_2}$; siendo ε_{21} la elasticidad cruzada de la demanda del

servicio 2 respecto del precio del servicio 1, tomada en valor absoluto;

$\rho_{21} = \varepsilon_{12} \times \frac{p_2 \times X_2}{p_1 \times X_1}$; siendo ε_{12} la elasticidad cruzada de la demanda del

servicio 1 respecto del precio del servicio 2, tomada en valor absoluto.

Desde estas expresiones se concluye en que si ρ_{12} y ρ_{21} fuesen nulas, lo que supone $\varepsilon_{12} = \varepsilon_{21} = 0$, (es decir que los servicios 1 y 2 no tienen relación en demanda) las expresiones (39) y (40) adoptarían la forma (1 = B y 2 = S), asumiendo que los servicios de acceso a redes tienen el mismo costo marginal de prestación.

3. MODELO DE OPTIMIZACIÓN PARA DEFINIR SUBSIDIOS INTRÍNSECOS EN LOS COSTOS DE ACCESO A REDES DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA

3.1. Antecedentes e Hipótesis Asumidas

Considerando, como se dijo en la introducción, la estructura que presenta la expresión (22), y el soporte de los desarrollos subsiguientes del epígrafe anterior, la propuesta es adoptarla. En ella están presentes características de consumo y distributivas posibles de aplicar a diferentes segmentos, a efectos de apartarse del CPD, no como una estructura de Precios Ramsey, sino como una *expresión indicativa que intenta repartir los cargos de acceso a redes*, entre los usuarios tipificados como de consumo Residencial, *atendiendo a tales características*. El hecho de que se trate del sector de consumo Residencial, responde a los datos disponibles para las simulaciones del Modelo, y, por tanto, el mismo no pierde generalidad.

Desde los desarrollos presentados, para plantear el Modelo de referencia propuesto, deben introducirse algunas hipótesis que, de hecho, subyacen en todos los enfoques para la determinación de los costos propios de distribución (o de acceso a redes, ya que refieren únicamente la prestación del servicio de red, por parte del distribuidor, y no del servicio de venta de energía).

Lo primero que cabe resaltar, es que cualquier expresión para estimar el CPD, provenga ésta de la aplicación del principio del costo marginal, o se estime en base a los verdaderos costos de prestación, es decir, los costos medios, constituye una combinación de costos medios e incrementales. De forma tal que todas las expresiones que arroja la teoría económica de regulación aplicada, específicamente, al servicio eléctrico, son de carácter indicativo. Luego, *se las adapta*. Existe amplia bibliografía a este respecto y en el **Capítulo V, Modelo 12**, puede consultarse un extenso listado. Es pertinente citar el trabajo Recordón en el que se intentan diferenciar costos de acceso a redes para los usuarios regulados y usuarios libres, cuya definición ha sido ya

introducida, aplicando una regla que el entonces regulador de telecomunicaciones de Inglaterra, OFTEL, utilizó, sobre la base de precios Ramsey, pero para diferenciar costos de acceso entre un segmento regulado y otro competitivo en tal servicio.

La referencia citada, extiende de forma *poco indicativa* el mismo esquema al servicio de distribución eléctrica, tratando sus precios como de apartamiento óptimo, tal y como si hubiesen resultado de una solución de segundo mejor. Se realiza, al respecto, una crítica en el trabajo de Schweickardt y Pistonesi del año 2008.

Por ello se enfatiza que las expresiones desarrolladas en el epígrafe anterior, *exhiben un carácter indicativo para el Modelo propuesto en el presente trabajo.*

Lo segundo, se refiere a la estimación de las elasticidades demanda-precio. Si bien es cierto que se tienen fuertes dificultades operacionales para su estimación, siguiendo la definición proporcionada mediante (18), es posible apelar a un acopio de *reacciones* de incremento (o decremento) en la demanda de distintos usuarios, frente a los incrementos (decrementos) de precios en la energía medida ([kWh]), que toda empresa tiene en sus bases de datos y, en particular, para el sector Residencial, considerado en el Modelo.

Estas pueden traducirse en variaciones incrementales de capacidad ([kW]), y así se ha procedido en las simulaciones presentadas en este trabajo, con datos reales de la distribuidora de la ciudad de San Carlos de Bariloche, provincia de Río Negro, Argentina.

El tercer aspecto tiene que ver con el parámetro que refiere el costo de oportunidad de los fondos públicos transferidos por el regulador al monopolista, λ . Este es un valor que no tiene efecto en el apartamiento de las componentes del vector de precios que se obtenga, respecto del costo propio de distribución, pues en su estructura los afecta por igual. Por ello constituye un factor de escala que se termina compensando en la optimización.

El cuarto aspecto adoptado como hipótesis, tiene relación con las utilidades marginales del ingreso, definidas por la expresión (17), $\phi_k = (\partial U_k / \partial Y_k)$. Las funciones de utilidad exhiben un carácter altamente subjetivo para cada individuo, y más allá de su participación en los desarrollos precedentes que condujeron a las soluciones de segundo mejor, resultan del tipo ordinal y no cardinal.

Por tal razón ϕ_k no puede ser un dato sencillo para estimar en introducir en el modelo. Lo que se plantea, siempre en la línea de las expresiones desarrolladas, es que el propio Programa de Optimización solidario al Modelo propuesto, sea quien las estime, imponiendo adecuadas restricciones al parámetro de impacto distributivo definido mediante (21), $R_X = \sum_k (X_k / X) W_k \phi_k$.

La restricción principal, observable desde las indicaciones aportadas por los desarrollos precedentes y desde los datos observados sistemáticamente para el servicio de acceso a redes en distribución eléctrica, resulta en proponer una relación de proporcionalidad inversa entre este parámetro aplicado a un segmento determinado, k , y la elasticidad demanda-precio (en valor absoluto)

del servicio de acceso a redes en el mismo segmento, definida por la expresión (18), $\varepsilon_X = -(\partial X/\partial p_X)(p_X/X)$.

EL quinto y último aspecto que se traduce también en hipótesis del Modelo propuesto, se refiere al parámetro $W_k = (\partial W/\partial U_k)$, definido en (16).

Éste representa, como se indicó, la importancia que el regulador asigna al usuario (segmento de mercado) k -ésimo. Se impondrá, por la misma razón explicada para asumir la hipótesis anterior, referida a las utilidades marginales del ingreso, que sea la optimización planteada en el Modelo quien lo estime, con la restricción, tal como corresponde, de que tenga un valor constante: $W_k = W = C$ (el regulador asigna la misma importancia a todos los usuarios en el mercado de acceso a redes bajo estudio).

Conforme las características observadas en los usuarios Residenciales y la identificación a la que apelan diferentes empresas distribuidoras para clasificarlos dentro de las categorías o segmentos de bajos, medios y altos ingresos, se proponen dos Modelos.

El más sencillo, supone que cada segmento tiene una capacidad instalada de corte, asociada a un valor de elasticidad demanda-precio constante. Por tanto, todos los usuarios que exhiban valores estimados próximos a tal elasticidad, ingresan en ese segmento como un único usuario equivalente, que tiene por capacidad instalada la de corte para el segmento considerado. Esto redundará en utilidades marginales del ingreso constantes para cada segmento de corte. Será referido como Modelo con Utilidades Marginales de Ingreso Constantes por Segmento.

Sobre éste, dada la disponibilidad de datos, pudo efectuarse una Simulación Real.

El más complejo, supone también que cada segmento tiene una capacidad instalada de corte, y está asociado a un valor de elasticidad demanda-precio constante, pero dentro del mismo, existen escalones crecientes de potencia instalada. En cada escalón, se tiene un cierto número de usuarios a los que se les imputa la elasticidad demanda-precio de corte, pero que exhibirán utilidades marginales del ingreso constantes por escalón, y variables por segmento de corte. Será referido como Modelo con Utilidades Marginales de Ingreso Variables por Segmento.

Este Modelo se presenta como propuesta formal, a efectos de continuar su investigación y recopilar mayores datos para su simulación.

3.2. Formulación del Modelo de Optimización con Utilidades Marginales de Ingreso Constantes por Segmento

Sean entonces:

{CK} el conjunto de $[1...nK]$ segmentos en los que se ha particionado el mercado de acceso a redes según la tipificación de consumo/capacidad instalada, referida como Residencial;

$[\varepsilon]$, $[p]$ y $[\phi]$ los vectores de elasticidades demanda-precio estimadas, precio de acceso a redes y de utilidad marginal del ingreso,

correspondientemente, para $\{CK\}$, cuyas componentes se asumen constantes en cada segmento k-ésimo; de forma tal que ε_k , p_k y ϕ_k , representan correspondientemente, la elasticidad demanda-precio, el precio de acceso a redes ($[\$/kW]$) y la utilidad marginal del ingreso, para todos los usuarios del segmento k-ésimo;

$W_k = (\partial W / \partial U_k) = W = \text{Constante}$ para $\{CK\}$ el parámetro que refiere la importancia que el regulador confiere a cada usuario en el segmento k-ésimo, la misma para todos los usuarios Residenciales;

$R_k = \sum_{i=1}^{nu_k} [X_i / X_k] W \phi_k$, el parámetro de impacto que traduce las características distributivas de los usuarios en el segmento k-ésimo para $\{CK\}$;

X_k la capacidad instalada ($[kW]$) en el segmento k-ésimo para $\{CK\}$;

X_T la capacidad instalada total ($[kW]$) en el sector de consumo

Residencial: $\sum_k X_k = X_T$;

nu_k el número de usuarios residenciales en el segmento k-ésimo para $\{CK\}$;

CPD, $[\$/kW]$, el Costo Propio de Distribución, estimado a partir del Costo Incremental Promedio de Largo plazo o el Valor a Nuevo de Reemplazo, ya que ambos son estimadores del costo medio, independientemente de que se le confiera al primero un carácter "marginal";

y λ el costo de oportunidad de los fondos públicos transferidos por el estado al monopolista;

Entonces, formalmente se tiene el programa matemático dado por (42):

$$\text{Max } \{Z\} \quad (42-A)$$

$$\text{En } \{ [p], [\phi], W \} \quad (42-B)$$

Sujeto a:

[Restricciones de apartamiento del vector de precios de acceso a redes respecto del CPD]

$\forall k \text{ en } \{CK\}$:

$$[(p_k - \text{CPD}) / p_k] = (1 / \varepsilon_k) [1 - (R_k / \lambda)] \quad (42-C)$$

$$R_k = \sum_{i=1}^{nu_k} [X_i / X_k] W \phi_k = W \phi_k \text{ (pues } \sum_{i=1}^{nu_k} [X_i / X_k] = 1) \quad (42-D)$$

[Restricciones del parámetro de impacto distributivo respecto de la elasticidad demanda-precio en cada segmento]

$\forall k \text{ en } \{CK\}$:

$$R_k = Z (1 / \varepsilon_k) \quad (42-E)$$

[Restricción de balance o recuperación del CPD por parte del monopolista distribuidor]

$$\sum_{k=1}^K [p_k X_k] = \text{CPD} \sum_{k=1}^K X_k = \text{CPD} X_T \quad (42-F)$$

[Restricción de no negatividad en las variables de decisión]

$$W \geq 0 \quad (42-G)$$

$\forall k \text{ en } \{CK\}$:

$$p_k \geq 0 \quad (42-H)$$

$$\phi_k \geq 0 \quad (42-I)$$

Puede observarse que se tiene un Modelo de Optimización No Lineal.

3.3. Formulación del Modelo de Optimización con Utilidades Marginales de Ingreso Variables por Segmento

Sean los mismos parámetros indicados en el Modelo (42) y las mismas consideraciones de carácter indicativo. Adicionalmente sean:

$\{C_k\}$ el conjunto de $[1 \dots ne_k]$ escalones de capacidad o potencias instaladas por usuario en el segmento k -ésimo, cuyos elementos resultan $ne_1 \dots ne_k$, teniéndose un conjunto $\{C_k\}$ por segmento, para $\{CK\}$;

$[X_e]_k$ el vector de Capacidades por escalón ($[kW]$) definido en el segmento k -ésimo, cuyos elementos resultan $X_{e_{ne_1}} \dots X_{e_{ne_k}}$, teniéndose un vector por $[Pe]_k$ segmento para $\{CK\}$;

$[nue_k]$ el vector de número de usuarios por escalón de capacidad instalada, definido en el segmento k -ésimo, cuyos elementos resultan $nu_1 \dots nu_{ne_k}$, teniéndose un vector por $[nue_k]$ segmento para $\{CK\}$;

Entonces se formalmente se tiene el programa matemático dado por (43):

$$\text{Max } \{Z\} \quad (43-A)$$

$$\text{En } \{ [p], [\phi], W \} \quad (43-B)$$

Sujeto a:

[Restricciones de apartamiento del vector de precios de acceso a redes respecto del CPD]

$\forall k \text{ en } \{CK\} \text{ y } \forall i \text{ en } \{C_k\}$:

$$[(p_k - \text{CPD})/p_k] = (1/\varepsilon_k) [1 - (R_k/\lambda)] \quad (43-C)$$

$$R_k = W \sum_{j=1}^{nuk} \{ \sum_{i=1}^{nek} [(nu_{ik} X_{e_{ik}})/X_k] \phi_{ik} \} \quad (43-D)$$

(43-D) modifica el Modelo (42) por escalón de potencia para cada segmento, teniendo utilidades marginales del ingreso constantes dentro de cada segmento y variables por segmento.

[Restricciones del parámetro de impacto distributivo respecto de la elasticidad demanda precio en cada segmento]

$\forall k \text{ en } \{Ck\}$:

$$R_k = Z (1/\varepsilon_k) \quad (43-E)$$

[Restricción de balance o recuperación del CPD por parte del monopolista distribuidor]

$$\sum_{k=1}^K \{ p_k \{ \sum_{i=1}^{nek} [(nu_{ik} X_{e_{ik}})] \} \} = \text{CPD } X_T \quad (43-F)$$

[Restricción de no negatividad en las variables de decisión]

$$W \geq 0 \quad (42-G)$$

$\forall k$ en $\{C_k\}$ y $\forall i$ en $\{C_k\}$:

$$p_k \geq 0 \quad (43-H)$$

$$\phi_{ik} \geq 0 \quad (43-I)$$

4. SIMULACIÓN

Para realizar una simulación del Modelo de Asignación de Costos Intrínsecos de Acceso a Redes, según una Optimización con Utilidades Marginales Constantes por Segmento, tal como se explicó, se han recopilado datos del año 2003, únicos disponibles, sobre las características históricas del segmento suburbano y urbano, que integran el sector de consumo tipificado como Residencial, desde la empresa de Distribución de Electricidad de San Carlos de Bariloche, Provincia de Río Negro, Argentina.

Han sido considerados 5 segmentos, para los cuales pudo estimarse la elasticidad de la forma cualitativamente descrita en la Subsección 3.1, conforme los aspectos adoptados como segunda hipótesis. El vector de elasticidades demanda-precio obtenido, tiene sus componentes normalizadas, de modo que la suma de las mismas arroja como resultado la unidad.

Esta condición no tiene ningún efecto en el Modelo (en sus dos variantes), y sólo se realiza a efectos de tener comparaciones relativas de los valores de las elasticidades.

Así se tienen los siguientes datos Generales: a) CPD = 30 [\$/kW]; b) $\lambda = 0.250$ y c) XT = 23000 [kW]. En la TABLA 1, se indican los vectores de elasticidad demanda-precio, el vector de capacidades, ambos datos, y el vector de utilidades marginales del ingreso y el vector de precios, resultados indicados en bastardilla, por segmento. El parámetro W resultó en $W = 0.8222$ y la variable $Z = 0.053$. Para la solución del programa matemático no lineal, se empleó la librería Solver Premium For EXCEL®.

5. CONCLUSIONES

Complementariamente a los desarrollos y conceptos vertidos a lo largo del trabajo, se establecen *tres conclusiones fundamentales*:

1ra) Se ha presentado un Modelo para determinar los Costos de Acceso a Redes en el Sector de Consumo Residencial, sustentado *de forma indicativa* en la estructura de precios Ramsey, pero en una variante *que no sólo considera las características específicas de consumo*, a través de la elasticidad demanda-precio, sino las *características distributivas*, a través de un *parámetro de impacto* R_x , incorporado a tal fin desde los desarrollos;

2da) En los resultados, presentados en la TABLA 1, puede apreciarse la coherencia del modelo conforme los componentes de los vectores de precios,

capacidad instalada y utilidades marginales del ingreso resultantes para cada segmento; y

3ra) Este enfoque resulta muy apropiado para *asignar costos de acceso a redes en un mercado completamente abierto a la competencia*, tal como el de Colombia, en Latinoamérica, mercado en el cual se tienen severos inconvenientes para diferenciar la responsabilidad sobre el uso de las redes, que deben enfrentar los pequeños consumidores. Asimismo, proporciona un *mecanismo automático para asignar subsidios entre segmentos*, que sirvan también como *indicativos* al regulador, con el objeto de plantear tarifas subsidiadas, volcando los CPD *diferenciados* a la estructura tarifaria, proceso de cálculo posterior al de la estimación del CPD. Cabe destacar que este Modelo está por ser propuesto al Ente Regulatorio Provincial de Entre Ríos, Argentina.

6. TABLAS Y FIGURAS

TABLA 1: Resultados del Modelo de Optimización con Utilidades Marginales del Ingreso Constantes por Segmento

Segmento k	$[\varepsilon_k]$	$[X_k]$ [kW]	$[\phi_k]$	$[p_k]$ [\$/kW]
1	0.175	3000	0.367	13.743
2	0.185	3500	0.347	16.985
3	0.195	4000	0.329	21.028
4	0.215	5500	0.299	32.668
5	0.230	7000	0.279	46.505
CPD $\{\sum_{k=1}^5 X_k\} = \text{CPD } XT = \sum_{k=1}^5 \{p_k X_k\} = 69000.000$ [\$]				

FIGURA 1: Optimización de la Conducta de un Monopolista e Intervención Regulatoria

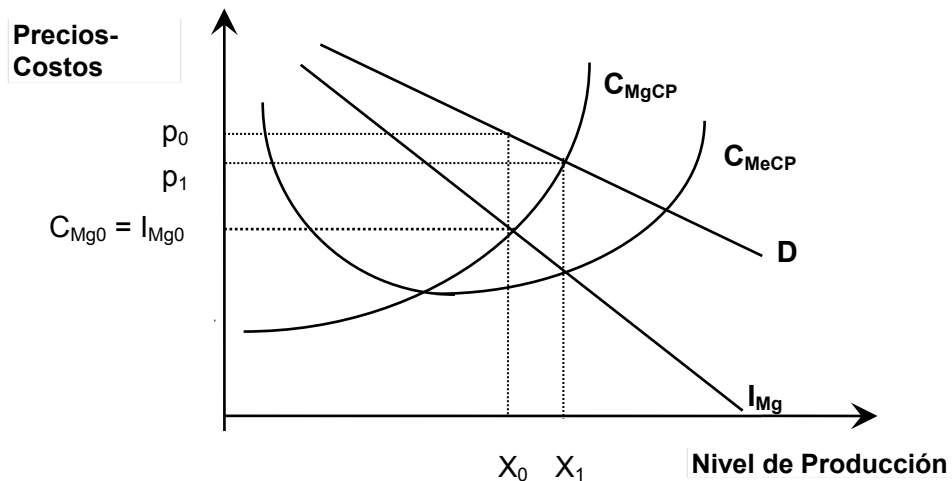


FIGURA 2: Inconvenientes de la Intervención Regulatoria en el Largo Plazo

a) Rendimientos Decrecientes a Escala

b) Rendimientos Crecientes a Escala

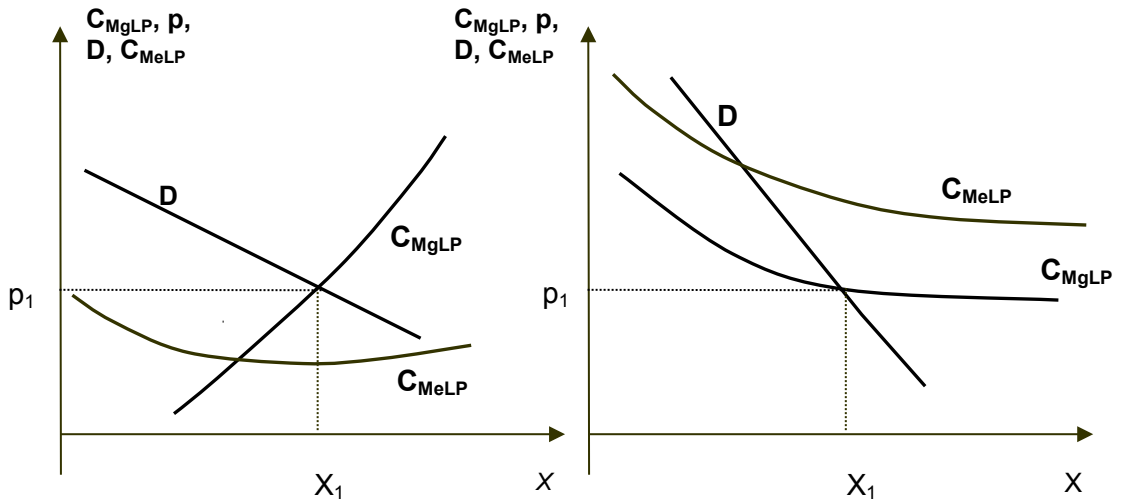


FIGURA 3: Precios Ramsey en el Segmento Residencial.

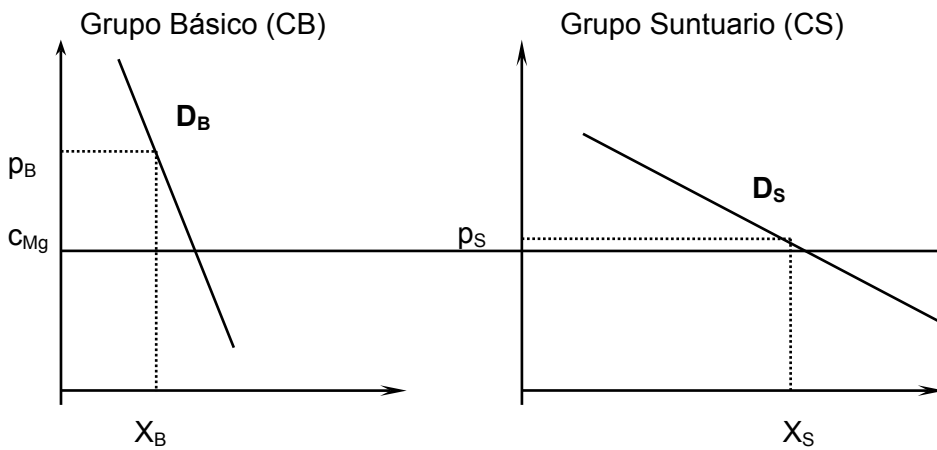
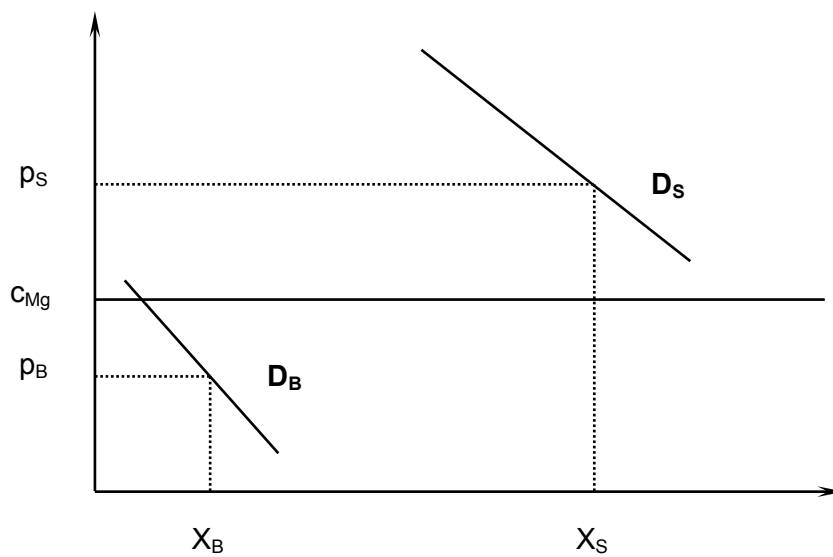


FIGURA 4: Posible Apartamiento Óptimo de los precios en el Segmento Residencial, con $R_x \neq 1$. Grupos Básico (CB) y Suntuario (CS)



CAPÍTULO IV

MODELO 13

UN MODELO DE INCENTIVOS PARA LAS FUENTES PRIMARIAS DE ENERGÍA RENOVABLE POR ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS

ALTERACIÓN DE LOS CARGOS DE
ACCESO DE LOS GENERADORES EN UN
SISTEMA DE TRANSMISIÓN ELÉCTRICA
APLICANDO UNA FUNCIÓN VIRTUAL DE
PRODUCCIÓN

UN MODELO DE INCENTIVOS PARA LAS FUENTES PRIMARIAS DE ENERGÍA RENOVABLE POR ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS

ALTERACIÓN DE LOS CARGOS DE ACCESO DE LOS GENERADORES EN UN SISTEMA DE TRANSMISIÓN ELÉCTRICA APLICANDO UNA FUNCIÓN VIRTUAL DE PRODUCCIÓN

.- RESUMEN

En el presente trabajo se describe un Modelo para incentivar la participación de Generadores cuyas Fuentes Primarias de Energía son Renovables, en un Sistema de Transmisión Eléctrica. Se considera especialmente el recurso hidroeléctrico, sin pérdida de generalidad, que requiere del emplazamiento de las unidades de generación donde el recurso está localizado geográficamente. Para ello, se propone una Función Virtual de Producción, cuyos insumos y productos virtuales resultan apropiados conforme el objetivo pretendido. Su tratamiento comparativo se continúa con un Modelo DEA, que arroja eficiencias tales que permiten obtener factores de afectación aplicables a los Cargos de Acceso a las Redes de Transmisión, incentivando, con menores costos, a las unidades hidroeléctricas. Se presentan resultados en un sistema real de transmisión.

1. INTRODUCCIÓN

En el estado del arte, las diversas metodologías para identificar responsabilidades de los agentes generadores en el uso de las redes de transmisión eléctrica, no consideran incentivos provenientes de la *renovabilidad* de las fuentes primarias de energía empleadas. Existe una razón teórica, que puede abonar tal proceder: *la valoración económica de la variable ambiental*, sobre la que tales generadores impacten, debería ser considerada *aguas arriba* de la transmisión, como un *costo de operación* de las unidades en el proceso de *despacho económico*. Si bien es cierto, el *despacho económico eléctrico-ambiental*, tampoco está claramente resuelto en el estado del arte y, por caso, puede existen interesantes propuestas en que confrontan, metodológicamente, a la imposición de los denominados *permisos transables de emisión*. Los mismos, supuestamente, *sustentan el valor del medioambiente, a través de la creación de un mercado, para implementar su compraventa*.

No obstante, en la práctica, se observa una tendencia a introducir, *mediante menores costos de acceso a las redes, las energías primarias renovables*. Es posible que tal enfoque *complemente* o *sustituya* su consideración en el *despacho económico*, pero la realidad es que pretenden proporcionarse *incentivos* por este mecanismo. En el presente trabajo, se presenta un Modelo de Incentivos, en la dirección descrita, para un sistema de transmisión particular. Pero de ningún modo pierde, por ello, generalidad en las ideas soporte de su desarrollo, si se pretendiesen extender a otros sistemas. Se trata de un *sistema de transmisión radial*, cuyo *centro de carga* o *baricentro* de

demanda se encuentra en el extremo oriental, con los generadores fósiles muy próximos a las demandas, y los múltiples aprovechamientos hidroeléctricos y eólicos emplazados en el extremo occidental, muy alejados las mismas. Por la estructura tarifaria vigente, se intenta valorizar *el uso extensivo de las redes*, perjudicando de manera notable a los emplazamientos de energías primarias limpias, que requieren de grandes distancias eléctricas para llegar a la demanda. Esta situación ocurre en la red de transporte del sistema panameño.

Las ideas aquí propuestas recurren al Análisis Envolvente de Datos (DEA), considerando que cada *unidad de generación* es una *unidad de decisión*, DMU. Se define una Función Virtual de Producción, en la que las mismas “toman” ciertos *insumos* y “producen” ciertos *productos*, ambos, por tanto, *virtuales*. A partir de las *eficiencias* obtenidas, se desarrolla un *vector de factores de afectación* de sus *costos de acceso*, cuyos elementos actúan multiplicativamente sobre los mismos, *incentivando*, por reducción de cargos a sufragar, a las DMU's *de mayor eficiencia*. Al modelo resultante se lo referirá como IDEA (Incentivos por Análisis Envolvente de Datos – DEA).

La *primera* parte del trabajo describe la metodología DEA, los *modelos elegibles*, orientándose hacia el más conveniente para su empleo en esta aplicación. La *segunda* parte, demuestra el desarrollo del Vector de Factores de Incentivos IDEA, previa descripción del Modelo de Seguimiento Eléctrico, MSE, empleado para determinar los *cargos de acceso* a ser afectados, y la *tercera* y última, presenta una aplicación real sobre el sistema de transmisión referido.

2. GENERALIDADES SOBRE EL MÉTODO DEA. MODELOS

2.1 Contexto Histórico de los Desarrollos sobre los Métodos de Fronteras de Eficiencia

El interés por el análisis de las Fronteras de Eficiencia Económica ha crecido rápidamente desde sus planteos primigenios, en la década de 1950/60, existiendo numerosas publicaciones con metodologías y aplicaciones relativas a su estimación/determinación. En forma general, pueden referirse *dos metodologías principales* desarrolladas para medir la *eficiencia*: **a)** aquella sustentada en *técnicas econométricas* y **b)** aquella que recurre a la *programación matemática*. En ambos casos, la *eficiencia de una determinada empresa/unidad productiva proviene de una medida relativa de distancia respecto a una frontera que se asume como límite práctico máximo de eficiencia*.

En el *enfoque econométrico*, se especifica una determinada formulación para la *función de producción*, la cual caracteriza a la unidad productiva evaluada. Luego, *la eficiencia está representada por la cuantía del error en la aproximación que la empresa arroja en su producción, respecto de la forma funcional propuesta*. Cuando la metodología de análisis es *estocástica*, el alejamiento respecto a la *frontera de eficiencia* se considera producto tanto de

la *ineficiencia* como del *azar* (por caso, de una mala medición), por lo que el *error especificado* en la *función de producción* se compone de *dos términos* solidarios a sendas fuentes: un error completamente *aleatorio* y un error que representa la *ineficiencia*. Para medir tal *ineficiencia*, se separan estas dos componentes del *error total*, imponiendo supuestos específicos relativos a la *función de distribución* de cada una de ellas. Un proceso complejo, como se observa.

Por el contrario, *el enfoque de programación matemática no impone una estructura determinada para la frontera y cualquier desviación respecto de la misma es considerada como una ineficiencia de la empresa en estudio*. En cuanto a la *opción metodológica más pertinente de estimación*, ésta no ha estado al margen de polémicas. Algunos investigadores adhieren a los *métodos econométricos*, mientras que otros propugnan por la aplicación de la *programación matemática*.

Los *métodos econométricos* se han criticado por confundir *potenciales estimaciones de eficiencia* con los *errores de especificación*, sumado a su *complejidad*. Por otra parte, el asumir una forma imputable a la *función de producción*, constituye otro de los cuestionamientos *fuertes*, puesto que en tal procedimiento existe, en general, *una adhesión al paradigma económico dominante* (Neo-Clásico). Es frecuente observar funciones del tipo Cobb-Douglas, típicamente Neo-Clásicas, y luego relevar que el comportamiento de las unidades productivas, *no respeta sus supuestos*, generalmente vinculados a los *rendimientos a escala no crecientes* (en rigor, para la función referida, *constantes*).

La *programación matemática*, por otro lado, es *no-paramétrica* y así *menos susceptible a los errores de especificación*. *No requiere de suponer, a priori, una forma de la frontera solidaria a la función de producción en cada unidad productiva*. Se objeta, en cambio, que no es capaz de considerar la *posibilidad de desviaciones* que cada unidad productiva pueda presentar respecto a la *frontera eficiente*, imputables a razones puramente *aleatorias*. Este hecho ha demostrado, en la amplitud y difusión del método, componer una cuestión menor, resoluble con modernas técnicas de tratamiento de la *incertidumbre*, aún la *no estocástica*.

En el análisis basado en *programación matemática* se obtienen *estimaciones puntuales de eficiencia*, sin que se pueda analizar la *precisión de la estimación* y, por tanto, en la comparación entre unidades no es posible saber si la diferencia se debe exclusivamente a *errores en los datos*, generando un problema de fiabilidad de estimación. Para corregir estas deficiencias, se han propuesto variadas alternativas de análisis a efectos de determinar la *sensibilidad de las estimaciones*. Una de la más aceptadas es la realizada a partir de un método que ha sido adaptado recientemente para aproximar la *distribución del estimador de eficiencia*, referido como metodología DEA - Análisis Envolvente de Datos (*Data Envelopment Analysis*) -, sustentada en la *programación lineal*.

Más allá de todas estas discusiones, es innegable la *facilidad relativa de implementación* del DEA y su *versatilidad*, tal y como se la emplea, desde un

enfoque novedoso, en el presente trabajo. Por ello se han dejado de lado sus críticas y se han aprovechado sus ventajas.

2.2 MODELOS FORMALES DEA

2.2.1 Modelos Base DEA

El *Análisis Envolvente de Datos* o *Data Envelopment Analysis* (DEA) es una *técnica de optimización* construida para medir la *eficiencia productiva* (*conjunto mínimo de insumos requeridos para la producción, con cierta tecnología considerada la mejor disponible*) *relativa, de un grupo de unidades productivas*.

En las mismas, referidas mediante el acrónimo DMU (del inglés, *Decision Making Units*), la presencia de *múltiples insumos (entradas)* y *productos (salidas)*, tornan difícil la comparación de su *desempeño*. DEA proporciona así, un método para comparar la *eficiencia* (se omite, de aquí en más, que es *productiva*) sin el conocimiento de la *función de producción*, es decir, *sin necesidad de conocer una relación funcional entre entradas y salidas*. El resultado de *eficiencia* (E_f) en presencia de *múltiples entradas y salidas* se define como el *cociente* entre la Suma Ponderada de las Salidas (SPS) y la Suma Ponderada de las Entradas (SPE):

$$E_f = SPS/SPE \quad (1)$$

Asumiendo que existen n DMUs en el conjunto de estudio, cada una con E entradas y S salidas, el resultado de *eficiencia relativa* de una DMU individual, DMU₀, se obtiene resolviendo el siguiente *modelo fraccionario* propuesto por Charnes, Cooper y Rhodes:

Max

$$h_0 = \left\{ \sum_{(r=1..S)} [v_{r0} \times y_{r0}] \right\} / \left\{ \sum_{(i=1..E)} [u_{ij} \times x_{i0}] \right\} \quad (2)$$

Sujeto a

$$h_0 = \left\{ \sum_{(r=1..S)} [v_{rj} \times y_{rj}] \right\} / \left\{ \sum_{(i=1..E)} [u_{ij} \times x_{ij}] \right\} < 1; \forall j \text{ en } [1..n] \quad (3)$$

$$u_{ij}, v_r \geq 0 \quad (4)$$

siendo: y_r y x_i constantes que representan las cantidades observadas en la r -ésima *salida* y en la i -ésima *entrada*, correspondientemente, para la unidad de *toma de decisión* j (DMU_j); v_r y u_i , son *factores ponderadores* que permiten obtener la *medida escalar de eficiencia* buscada; S es el número de *salidas* y E el de *entradas*; el valor h_0 satisface la condición: $0 \leq h_0 \leq 1$, y representa el *valor de eficiencia* correspondiente a la DMU₀.

Si $h_0 = 1$, se tiene *eficiencia máxima*; luego un valor de $h_0 < 1$ indica el *grado de ineficiencia* de la unidad DMU₀. Por otra parte, h_0 resulta *invariante* con las unidades de medida empleadas en las variables de entrada/salida. Es importante observar que el modelo (2)-(4) *puede no tener una solución*, dado que los denominadores *pueden hacerse cero, indefiniendo las cantidades en el mismo*.

Por otra parte, si v^* y u^* son solución de (2)-(4), entonces también lo son $(k \times v^*)$ y $(k \times u^*)$, para cualquier $k > 0$. Para excluir las *múltiples soluciones* y los

inconvenientes del *programa fraccionario* (2)-(4), el mismo puede convertirse en un modelo de *programación lineal* empleando la siguiente transformación:

Min

$$\{ \sum_{(i=1..E)} [u_{ij} \times x_{i0}] \} \quad (5)$$

Sujeto a

$$\{ \sum_{(r=1..S)} [v_{rj} \times y_{rj}] \} - \{ \sum_{(i=1..E)} [u_{ij} \times x_{ij}] \} \leq 0; \quad \forall j \text{ en } [1..n] \quad (6-A)$$

$$\{ \sum_{(r=1..S)} [v_{r0} \times y_{r0}] \} = 1 \quad (6-B)$$

$$u_i, v_r \geq 0 \quad (7)$$

La solución de este modelo (5)-(7), proporciona los *ponderadores de entrada y de salida que maximizan el resultado de eficiencia* de la DMU0 en evaluación. Para encontrar el resultado de *eficiencia relativa* de todas las DMUs, el problema (5)-(7) *debe resolverse n veces*.

Tal solución satisface la denominada *condición de optimalidad de Koopmans: una combinación factible de entrada y salida es técnicamente eficiente, si es tecnológicamente imposible aumentar alguna salida y/o reducir alguna entrada sin reducir simultáneamente al menos otra salida y/ o aumentar al menos otra entrada*.

El modelo (5)-(7) tiene una *orientación de salidas* dado que la *búsqueda de eficiencia* se realiza *encontrando los ponderadores que maximizan la salida* de la DMU0 o de *prueba/referencia*, mientras *se mantiene fija la cantidad total de entrada, mediante la imposición de la segunda restricción*.

Análogamente, puede plantearse un modelo DEA con *orientación de entradas*, es decir, *los ponderadores deberán minimizar la cantidad de entradas, utilizadas para obtener la misma salida*. El modelo resultará, en tal caso:

Max

$$\{ \sum_{(r=1..S)} [v_{rj} \times y_{r0}] \} \quad (8)$$

Sujeto a

$$\{ \sum_{(r=1..S)} [v_{rj} \times y_{rj}] \} - \{ \sum_{(i=1..E)} [u_{ij} \times x_{ij}] \} \leq 0; \quad \forall j \text{ en } [1..n] \quad (9-A)$$

$$\{ \sum_{(i=1..E)} [u_{ij} \times x_{i0}] \} = 1 \quad (9-B)$$

$$u_i, v_r \geq 0 \quad (10)$$

Los modelos DEA expresados en (5)-(7) y (8)-(10) son referidos como *Modelos de Multiplicadores*.

Por otro lado, a efectos de *comparar eficiencias*, la metodología DEA también puede identificar el *grupo de referencia eficiente* sobre cierto conjunto de DMUs en estudio. Las DMUs *eficientes*, en tal caso, se encuentran resolviendo el *problema dual* de los modelos (5)-(7) y/o (8)-(10).

El *problema dual* de (5)-(7) se expresa formalmente como sigue:

Min

$$\{ \theta_0 \} \quad (11)$$

Sujeto a

$$\{ \sum_{(j=1..n)} [\lambda_j \times x_{ij}] \} \leq \theta_0 \times x_{i0}; \quad \forall j \text{ en } [1..n], \quad \forall i \text{ en } [1..E] \quad (12)$$

$$\{ \sum_{(j=1..n)} [\lambda_j \times y_{rj}] \} \geq y_{r0}; \quad \forall j \text{ en } [1..n], \quad \forall r \text{ en } [1..S] \quad (13)$$

$$\lambda_j \geq 0; \quad (14)$$

En este problema, la DMU0 en evaluación se compara con todas las DMUs (*combinación lineal de entradas y salidas*) que produzcan lo mismo o más, consumiendo lo mismo o menos, respectivamente, que la DMU0. De esta manera, si la DMU0 es eficiente, el modelo de programación no ha encontrado entre las DMUs una combinación de cantidades de entradas y de salidas con las que se produzca lo mismo o más, y se use lo mismo o menos que la DMU0 y, por tanto, impone a θ_0 el valor 1.

Por el contrario, si la DMU0 es ineficiente, el modelo de programación ha identificado un conjunto de DMUs cuya combinación de entradas y de salidas definen una DMU ficticia o compuesta, que produce lo mismo o más, y emplea lo mismo o menos que la DMU0. De esta manera, las unidades implicadas en la construcción de la DMU compuesta, pueden utilizarse como máximos de referencia para definir mejoras de eficiencia de la DMU0.

De forma similar, el problema dual correspondiente al modelo (8)-(10), se formula en los siguientes términos:

$$\text{Max} \quad \{\beta_0\} \quad (15)$$

$$\text{Sujeto a} \quad \left\{ \sum_{(j=1..n)} [\lambda_j \times x_{ij}] \right\} \leq x_{i0}; \quad \forall j \text{ en } [1..n], \forall i \text{ en } [1..E] \quad (16)$$

$$\left\{ \sum_{(i=1..n)} [\lambda_i \times y_{ri}] \right\} \geq \beta_0 \times y_{r0}; \quad \forall j \text{ en } [1..n], \forall r \text{ en } [1..S] \quad (17)$$

$$\lambda_j \geq 0; \quad (18)$$

En forma análoga a la descripción correspondiente al modelo dual (11)-(14), puede establecerse el mecanismo por el cual el modelo (15)-(18) consigna el grado $\beta_0 = 1$ de eficiencia o impone algún grado de ineficiencia a la DMU0.

Los modelos (11)-(14) y (15)-(18), son referidos como Modelos Envolventes.

2.2.2 Las Eficiencias Fuerte y Débil en los Modelos DEA

Los modelos anteriores proporcionan un resultado de eficiencia para la unidad en evaluación, sosteniendo la misma escala en cada entrada o salida considerada. De esta manera, resulta posible que en los resultados aparezcan unidades consignadas como eficientes (modelo (11)-(14), por caso, $\theta_0 = 1$), las cuales, sin embargo, podrían tomar menos de alguna entrada (indicado a través de una holgura h_i^-) o producir más de alguna salida (indicado a través de una holgura h_r^+) en comparación a su correspondiente DMU compuesta (que es la óptima del conjunto). Esto se refleja en cierto valor de holgura en las desigualdades presentes en los modelos duales, introduciéndose el concepto, en tal sentido, de ineficiencia de holgura. Por tal motivo, los modelos envolventes (11)-(14) y (15)-(18), son caracterizados como de eficiencia débil.

Para concebir, como contraparte, un modelo que pondere este efecto orientado a una eficiencia fuerte, se plantean igualdades en lugar de desigualdades, mediante la incorporación de variables slacks (o de holgura) asociadas a cada entrada/salida, en los modelos envolventes.

Adicionalmente, *la reducción de eficiencia por efecto de la holgura no nula, se establece incorporando un término que resta el producto entre un escalar $\varepsilon > 0$ y la sumatoria de las variables slacks solidarias a cada entrada/salida, respectivamente.* Típicamente el valor adoptado para este escalar, es $\varepsilon = 10^{-6}$. El modelo (11)-(14) orientado a *eficiencia fuerte*, se formula, entonces, en los siguientes términos:

Min

$$\{\theta_0 - \varepsilon \times [(\sum_{(i=1..E)} h_i^-) + (\sum_{(r=1..S)} h_r^+)]\} \quad (19)$$

Sujeto a

$$\{\sum_{(j=1..n)} [\lambda_j \times x_{ij}]\} - \theta_0 \times x_{i0} + h_i^- = 0; \quad \forall j \text{ en } [1..n], \quad \forall i \text{ en } [1..E] \quad (20)$$

$$\{\sum_{(i=1..n)} [\lambda_i \times y_{rj}]\} - y_{r0} - h_r^+ = 0; \quad \forall j \text{ en } [1..n], \quad \forall r \text{ en } [1..S] \quad (21)$$

$$\lambda_j, h_i^-, h_r^+ \geq 0; \quad (22)$$

Análogamente, puede ser formulado un modelo equivalente *orientado a eficiencia fuerte* para el modelo (15)-(18). El modelo (11)-(14) es *el de interés*, por ser uno de los que se consideró en este trabajo.

2.2.3 La Consideración de los Rendimientos a Escala en los Modelos DEA

Los modelos vistos anteriormente permiten medir la *eficiencia puramente técnica o productiva, eliminando la influencia que pudiera tener la existencia de economías de escala* en la evaluación de las DMUs. En efecto, la medida de *eficiencia* de una unidad, *puede estar condicionada no sólo por la gestión de la misma, sino también por la escala en la que opere*, y los modelos anteriores suponen *tácitamente la existencia de rendimientos constantes a escala*, (CRS – por la sigla de la expresión en inglés *Constant Returns to Scale* -).

Esto significa que *todas las unidades se comparan como si estuvieran sometidas a rendimientos constantes y no se contempla la posibilidad de existencia de ineficiencias debidas a las diferencias entre las escalas operativas en cada DMU.*

Puede incorporarse una restricción adicional al modelo CRS, de manera de acotar la búsqueda de la DMU *compuesta más eficiente* sobre la *envolvente convexa* definida para el conjunto de las DMUs. Con ello, *la comparación se realiza entre DMUs con características operativas similares.*

El modelo resultante se conoce como *modelo DEA con rendimientos variables a escala*, (VRS - por la sigla de la expresión en inglés *Variable Returns to Scale* -). Extendiendo tales consideraciones al modelo (11)-(14) se formulan, los siguientes los Modelos:

A) DEA VRS Orientado a Eficiencia Débil:

Min

$$\{\theta_0\} \quad (23)$$

Sujeto a

$$\{\sum_{(j=1..n)} [\lambda_j \times x_{ij}]\} \leq \theta_0 \times x_{i0}; \quad \forall j \text{ en } [1..n], \quad \forall i \text{ en } [1..E] \quad (24)$$

$$\{\sum_{(j=1..n)} [\lambda_j \times y_{rj}]\} \geq y_{r0}; \quad \forall j \text{ en } [1..n], \quad \forall r \text{ en } [1..S] \quad (25)$$

$$\sum_{(j=1..n)} [\lambda_j] = 1; \quad \forall j \text{ en } [1..n] \quad (26)$$

$$\lambda_j \geq 0; \quad (27)$$

B) DEA VRS Orientado a Eficiencia Fuerte:

Min

$$\{ \theta_0 - \varepsilon \times [(\sum_{(i=1..E)} h_i^-) + (\sum_{(r=1..S)} h_r^+)] \} \quad (28)$$

Sujeto a

$$\{ \sum_{(j=1..n)} [\lambda_j \times x_{ij}] \} - \theta_0 \times x_{i0} + h_i^- = 0; \quad \forall j \text{ en } [1..n], \quad \forall i \text{ en } [1..E] \quad (29)$$

$$\{ \sum_{(j=1..n)} [\lambda_j \times y_{rj}] \} - y_{r0} - h_r^+ = 0; \quad \forall j \text{ en } [1..n], \quad \forall r \text{ en } [1..S] \quad (30)$$

$$\sum_{(j=1..n)} [\lambda_j] = 1; \quad \forall j \text{ en } [1..n] \quad (31)$$

$$\lambda_j, h_i^-, h_r^+ \geq 0; \quad (32)$$

A este tipo de modelos VRS, que consideran *rendimientos variables a escala*, se los suele referir como BCC, atendiendo a las iniciales de sus autores (Banker, Charnes, y Cooper).

Del mismo modo, a los anteriores, CRS, que consideran *rendimientos constantes a escala*, se los suele referir como CCR (Charnes, Cooper y Rhodes).

3. LA INTRODUCCIÓN DE INCENTIVOS A LAS ENERGÍAS RENOVABLES SOBRE LOS CARGOS DE ACCESO A LAS REDES DE TRANSMISIÓN. MODELO IDEA (INCENTIVOS DEA)

En la Sección 2. han quedado formalizados los *modelos candidatos* a emplearse en la aplicación que aquí se desarrollará. Luego se volverá sobre los mismos, a los efectos de explicar cuál de ellos resultó más apropiado conforme los objetivos pretendidos. En este apartado, deben introducirse las *consideraciones específicas* para el desarrollo de los *factores* IDEA. Se presentan a continuación.

3.1 El Modelo Empleado para definir los Cargos de Acceso a Redes de Transmisión: Seguimiento Eléctrico (MSE)

De los diversos métodos para identificar las *responsabilidades en el uso de la red de transmisión por parte de los agentes generadores*, se introduce aquí uno *novedoso*, desarrollado por quien suscribe. Este modelo, referido como de Seguimiento Eléctrico, MSE, a su vez, tiene impacto en la definición de una de las *entradas* en la Función de Producción Virtual que empleará el Modelo DEA adoptado. Por ello, se describirán sus principales fundamentos, sin ingresar, por cuestiones de espacio y de claridad, sobre los cálculos que se suceden a fin de definir los *cargos de acceso a redes*. Estos serán considerados, para los desarrollos siguientes, *un dato*.

El principio en que sustenta el MSE, asume que cada barra del Sistema de Transmisión, actúa como un “mezclador perfecto” de flujos inyectados/retirados, de modo que resulte imposible conocer “qué electrón particular” se dirige en “qué dirección particular”, fluyendo por las líneas. De tal modo, el modelo acuerda con el sentido físico implícito en los circuitos, y generalmente aceptado, referido a que la electricidad es *indistinguible*,

condición destacable, porque ha sido el punto débil observado para otros métodos existentes en el Estado del Arte que han intentado “medir” el uso físico bajo estas consideraciones. El MSE determina *la contribución de la potencia inyectada por cada generador para cada carga, a través de cada flujo de línea en la red, considerando, eventualmente, las pérdidas individualmente originadas.*

La justificación se sustenta en *dos elementos*:

- a) la denominada primera Ley Kirchhoff (Ley de las Corrientes o Intensidades de un Circuito Eléctrico) y
- b) Las transformaciones de un Circuito Eléctrico a su *equivalente lineal*, aplicando el Principio de Superposición.

En general se asume que *la intensidad en cada punto de inyección de la red, puede fluir a través de todas las líneas y, de tal modo, alcanzar a todas las demandas.* En tal sentido, si se considera el esquema de la FIGURA 1, la intensidad que fluye a través de la línea C-E, indicada como I_3 , tiene componentes que provienen desde los puntos de inyección A, B y C, que se indican, correspondientemente, como I_3^A , I_3^B e I_3^C . Cada una de esas componentes, son magnitudes desconocidas del problema (algunas componentes, pueden resultar, lógicamente, nulas). En consecuencia, el número de magnitudes (intensidades) incógnitas, resultará ser:

$$n_i = (n_l + n_c) \times n_g \quad (33)$$

donde: n_l es el *número de líneas de la red*; n_c el *número de barras de carga* y n_g el *número de puntos de inyección*. Cada magnitud incógnita, representa *la intensidad que fluye desde una barra, la cual discurre a través de una línea o se dirige hacia una demanda/carga, y proviene de cierto punto de inyección en el sistema.* De modo que cada intensidad incógnita, *estará compuesta por las contribuciones desde cada inyección proveniente de una línea, hacia una barra, y cuyo origen resulta de cierto generador.*

Para calcular las *componentes* de tal *intensidad*, se aplica el siguiente procedimiento, integrado por los pasos que se enumeran a continuación: **Paso 1)** Se calcula el Estado Eléctrico del Sistema mediante la simulación de un Flujo de Carga en Corriente Alterna; **Paso 2)** Se escoge una barra cuyas componentes de la corriente inyectada, sean conocidas. En la primera ejecución, las únicas barras que satisfarán este requisito, serán aquellas cuyas componentes de intensidad provienen de un generador; **Paso 3)** Se sustituyen aquellas componentes de la intensidad inyectada a la barra, por *fuentes de corriente constante*, cuyas magnitudes son obtenidas desde los resultados del flujo de carga simulado en el **Paso 1)**; **Paso 4)** Se sustituyen aquellas líneas cuyas intensidades son conocidas y que fluyen desde la barra, por impedancias equivalentes cuyos valores son calculados como una función del voltaje de barra y de la intensidad en cada línea. La invariabilidad de las intensidades y de los voltajes de barra confirma la validez de estas sustituciones desde el punto de vista de la Teoría de Circuitos; **Paso 5)** Se aplica, entonces, el Principio de Superposición para cada *circuito equivalente* (uno por barra). De esta manera, es posible conocer *la composición de cada intensidad fluyendo desde una barra por cada línea o hacia una carga/demanda*; **Paso 6)** Se

retorna al **Paso 2)**, recursivamente, repitiéndose el resto de los pasos hasta finalizar el procedimiento para todas las barras del sistema.

En la FIGURA 2 se presenta un ejemplo ilustrativo del algoritmo anterior, mostrando la barra C representada en la FIGURA 1 y su Circuito Equivalente. Cada incógnita que proviene de una barra N, puede ser, entonces, expresada como sigue:

$$I_i^j = \sum_{k=1}^{n_e} \frac{Z_{EQUIV_N}}{Z_i} \times I_k^j \quad (34)$$

En esta ecuación, los subíndices (i) indican la *línea o carga/demanda* a través/hacia la cual la intensidad fluye, mientras que los superíndices (j) indican desde cuál *punto de inyección* proviene tal intensidad, esto es: i es el índice de la *cargas/demandas o líneas* cuyas intensidades fluyen *desde* la barra N; k es el índice de la *líneas* cuyas intensidades fluyen *hacia* la barra N; j es el índice de los *puntos de inyección*, y n_e es el *número de intensidades inyectadas* en la barra N (proveniente desde *líneas o generadores*). Además:

$$Z_i = \frac{V_n}{\sqrt{3} \times I_i} \quad (35)$$

$$Z_{EQUIV_N} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{n_s} (1/Z_i)} \quad (36)$$

siendo: n_s el *número de cargas o líneas* cuyas intensidades fluyen desde la barra N; V_n el *voltaje* de la barra N e I_i la *Intensidad total* a través de la *línea* i. El conjunto de ecuaciones que se presenta desde la expresión (34), es un Sistema Lineal de Ecuaciones. El término que contiene la intensidad I_k^j para $j = N$, es un término conocido (la intensidad del generador localizado en la barra N, a la que se referirá como I^G), y que resulta un término independiente del sistema de ecuaciones.

Si los coeficientes (Z_{EQUIV_N}/Z_i) son indicados como C, entonces se obtiene la siguiente expresión matricial para el sistema:

$$[C] \times [I] = [c \times I^G] \quad (37)$$

donde: [C] es una matriz cuyos elementos son los coeficientes c, de orden ($n_i \times n_i$); [I] es el vector de las componentes de las intensidades incógnitas y $[c \times I^G]$ es el vector de términos independientes. Aplicando de forma recursiva los pasos anteriores, **1) a 6)**, pueden obtenerse *dos resultados muy importantes*:

a) *Las componente de Intensidad inyectadas por cada generador i-ésimo en el conjunto considerado, [1..nG], donde nG es el número de generadores, circulando por cada línea del sistema, hasta el abastecimiento de una demanda, y*

b) *Cuáles Generadores abastecen, y con qué componente de intensidad, a cada demanda del sistema.*

El punto **a)**, resuelve un *nuevo concepto* de Áreas de Influencia, pues determina *por cuáles líneas discurre el flujo aportado por un generador del sistema*.

Este concepto presenta ventajas múltiples respecto del incremental, utilizado en la Remuneración Marginalista para componer los *cargos de acceso a redes*. La más destacable, es que estas nuevas Áreas de Influencia, son *topológicamente continuas*, situación que *no se presenta* en el concepto solidario a la Remuneración Marginalista (Cargo Complementario obtenido por Áreas de Influencia, tal y como se lo aplica en nuestro país, Argentina, por caso).

De manera que se tendrán las Áreas de Influencia MSE, expresadas como una *terna de valores*, para este trabajo:

$$AIG_i = \{I_{ij}, L_j, km_j\} \text{ con } j \text{ en } [1..nL_i]; \forall i \text{ en } [1..nG] \quad (38)$$

donde la terna I_{ij}, L_j, km_j corresponde, en ese orden, a la componente (módulo) inyectada por G_i , circulando por la línea L_j , cuya longitud en [km] es km_j . Cada terna, es un Área (Línea j), y las llaves refieren el conjunto de Líneas asociado a G_i (las Áreas de Influencia MSE de G_i , AIG_i). Entonces si se conoce el Ingreso Máximo Permitido (*anualidad del costo de la línea*) definido regulatoriamente, para una Línea L_j , $IMP(L_j)$, el *costo que debe sufragar* el generador G_i por el uso físico de tal línea, $IMP(G_i, L_j)$, *será el cociente entre su componente de intensidad por ella discurrendo, I_{ij} , dividida la componente total, $\sum_{(i=1..nG)} [I_{ij}]$, multiplicado por el $IMP(L_j)$.*

A tal cociente o *prorrata de módulos de intensidades*, se lo referirá como Factor de Uso Extensivo MSE (fue^{MSE}) del generador G_i , sobre la línea L_j . Es decir:

$$fue^{MSE}(G_i, L_j) = I_{ij} / \sum_{(i=1..nG)} [I_{ij}] \quad (39)$$

y se tendrá:

$$IMP(G_i, L_j) = IMP(L_j) \times fue^{MSE}(G_i, L_j) \quad (40)$$

El Cargo de Acceso que debe sufragar un generador individual, G_i , vendrá dado por la sumatoria de los costos de acceso a cada una de sus Áreas de Influencia AIG_i ; siendo nL el número de líneas del sistema. Se obtiene así:

$$IMP(G_i) = \sum_{(j=1..nL)} [IMP(L_j) \times fue^{MSE}(G_i, L_j)] \quad (41)$$

Este *cargo*, (41), viene expresado como *anualidad*, [u\$\$/año]. Para referirlo, como suele hacerse, a la potencia de generación i -ésima, brindando una idea del *uso intensivo* (potencia en circulación) y *extensivo* (extensiones de red empleadas por la unidad i -ésima), se lo divide por la *potencia inyectada* por G_i al sistema, PG_i^{Iny} :

$$IMP(G_i)^P = \{ \sum_{(j=1..nL)} [IMP(L_j) \times fue^{MSE}(G_i, L_j)] \} / PG_i^{Iny}, [u\$/MW-año] \quad (42)$$

Es claro que estos factores *permiten la recuperación de todos los costos de la red de transmisión*, si se extienden las sumatorias como sigue:

$$IMP = \sum_{(j=1..nL)} [IMP(L_j)] = \sum_{(j=1..nL)} [\sum_{(i=1..nG)} (IMP(G_i, L_j) \times fue^{MSE}(G_i, L_j))] \quad (43)$$

Adicionalmente, de la *terna* correspondiente a las Áreas de Influencia MSE del generador i -ésimo, $AI G_i = \{l_{ij}, L_j, km_j\}$, obtenemos la Distancia de Seguimiento Eléctrico Total, asociada a G_i , $km(G_i)$, sumando km_j para todas las líneas por donde sus componentes discurren:

$$km(G_i) = \sum_{(j=1..nL)} [km_j]; \text{ con } km_j = 0 \text{ si } l_{ij} = 0 \quad (44)$$

El punto **b)**, *resuelve el vínculo entre generadores del sistema y las demandas que son abastecidas por cada uno, individualmente*. Este resultado, cuyo conjunto de valores se indicará mediante la notación: $\{G_i, DNb\}$, componente del generador i que abastece a la demanda DNb ubicada en la barra Nb , *permite definir una de las salidas virtuales de la función de producción para el Modelo IDEA aquí propuesto*.

3.2 Cálculo General de los Factores IDEA

Dejando, para la aplicación específica, la *identificación y formación*, si procede, *de las entradas y salidas virtuales* del Modelo IDEA empleado, puede generalizarse la creación de los Factores IDEA. Para ello se suponen conocidos:

- a) el IMP total del sistema que debe ser remunerado mediante los *cargos de acceso*;
- b) los *cargos de acceso individuales* obtenidos por el modelo MSE y
- c) las *eficiencias* del Modelo DEA elegido como pertinente para el objetivo pretendido.

Lo que se busca es *afectar la expresión (41)*, $IMP(G_i) = CG_i$ (Cargo de Acceso del Generador G_i), con el Factor IDEA *correspondiente a cada generador, de manera que se siga cumpliendo la ecuación de balance o recuperación exacta de los costos de la red*.

Los pasos para la formación de los Factores IDEA, son los siguientes: **Paso 1)** Se simula el Modelo DEA tipo *envolvente*, según la estructura base formulada en (11)-(14). Se obtiene un Índice de Eficiencia, $0 < \theta_i \leq 1$, para cada Generador G_i del Sistema, con $i \in [1..nG]$; **Paso 2)** En el caso que el Índice de Eficiencia más bajo, θ_i , genere *distorsiones*, por ejemplo *costos exageradamente altos en sentido contrario al objetivo pretendido, se acota a un mínimo, relacionado con el máximo costo de acceso a sufragar por MW-año, para cada Generador G_i del Sistema*. Esta situación, de hecho, se presentó en todos los casos simulados. De modo que a los Programas de Optimización vinculados a los *modelos envolventes*, se les incorporó la restricción $\theta_i \geq \theta_{Min}$; **Paso 3)** Si el Vector de Eficiencias es, entonces, $[\theta]$, se procede de la siguiente forma: **3-a)** se calculan los *valores recíprocos de cada eficiencia*: $\beta_i = \frac{1}{\theta_i}$; **3-b)** Si los cargos resultantes

para cada Generador del Sistema, son CG_i , y su sumatoria: $\sum_{i=1}^{nG} CG_i = CG = IMP$;

se calculan las proporciones $\alpha_i = \frac{CG_i}{CG}$; **3-c)** Se calculan los productos $\delta_i = \alpha_i \times \beta_i$

y la sumatoria: $\Omega = \sum_{i=1}^{nG} \delta_i$; **3-d)** Así son calculados los *ponderadores de afectación* de los Cargos Individualmente sufragados por cada Generador: $\varepsilon_i = \frac{\delta_i}{\Omega}$; **3-e)** Dichos Cargos se modifican mediante la expresión: $CG_i^M = CG \times \varepsilon_i$. Se cumple la invariancia del Cargo Total sufragar por los Generadores, puesto que: $\sum_{i=1}^{nG} \varepsilon_i = \sum_{i=1}^{nG} \frac{\delta_i}{\Omega} = 1 \rightarrow \sum_{i=1}^{nG} CG_i^M = \sum_{i=1}^{nG} CG \times \varepsilon_i = CG = IMP$.

Entonces los Factores IDEA buscados, se formularán como (desde (41)):

$$fIDEA^{MSE}(G_i) = CG \times \varepsilon_i / \sum_{(j=1..nL)} [IMP(L_j) \times fue^{MSE}(G_i, L_j)] \quad (45)$$

cumpliéndose que:

$$\sum_{(i=1..nG)} [IMP(G_i) \times fIDEA^{MSE}(G_i)] = IMP \quad (46)$$

3.3 Definición del Modelo IDEA pertinente. Formación de las Entradas y Salidas Virtuales en la Función de Producción

Para el Modelo IDEA se ha empleado el término Función Virtual de Producción. La razón estriba en que la misma no toma *insumos reales* para obtener *productos reales*, como en una *cadena insumo producto*. El vector de *insumos o entradas virtuales*, se compone de *índices o magnitudes* que se requieren, por parte de las DMUs, *para lograr beneficiar al sistema*. Este beneficio es ponderado comparativamente a través de un vector de *productos o salidas virtuales*, cuyos elementos son *parámetros que miden los impactos positivos que cada generador-DMU tiene sobre el sistema de transmisión*.

Las *entradas virtuales* consideradas para comparar los *procesos virtuales de producción*, están dadas por el vector **[E] = {Costo de Capital por tipo de central [kU\$\$/MWh]; Costo Total, incluyendo combustible, operación y mantenimiento [U\$\$/MWh]; Porcentaje del Costo Total en Moneda Extranjera [U\$\$/MWh]}**, todos *indicadores económicos*, que incorporan aspectos *que diferencian a las centrales de combustible fósil de las centrales hidroeléctricas*, tomadas éstas últimas, en la simulación, como representativas y sin pérdida de generalidad, de aquellas cuya energía primaria es renovable.

La conformación del vector de *entradas virtuales* **[E]**, responde a las siguientes consideraciones: **1)** Costo en divisas/MWh generado (referido al costo del consumo de combustible importado); **2)** MWh Hídricos medios generados/Demanda de energía. Es la participación de la Generación hidro/demanda total y proporciona una idea de la renovabilidad de la oferta eléctrica; **3)** Factor de Planta Medio. Horas de utilización (medio) de las plantas hidroeléctricas, que proporciona una idea sobre si la central es de *pasada* o de *embalse* y, por lo tanto, *el verdadero aporte de este tipo de generación (capacidad de regular la potencia, para que se disponga de la misma en el momento que el sistema lo requiera)*; **4)** Antigüedad/Vida útil. Proporciona una idea del grado de obsolescencia del parque de generación, y por lo tanto de su

sustentabilidad futura y de su eficiencia; **5)** Participación del Costo del Capital/MW instalado en el costo total del sistema. Permite tener una referencia del costo de inversión directa de cada tecnología utilizada; **6)** Participación del Costo del Costo de O&M¹/MWh en el costo total sistema. Ídem anterior, pero referido a los costos de operación y mantenimiento de las distintas centrales; **7)** Insumos locales, U\$\$/MWh, generados. Intenta captar la utilización de recursos locales para la producción de electricidad; **8)** Precio final de la Generación por tecnología (precio compuesto entre el costo del capital invertido y la operación y mantenimiento de cada unidad generadora por tipo de tecnología) y **9)** Participación del Costo de la electricidad en el costo total de producción (industria). Mide el impacto en la estructura de costo del sector;

Corresponde, ahora, analizar el *vector de salidas virtuales* **[S]**:

Las *salidas* son dos: **[S] = {Energía con Factor Renovable y de Escala [MWh]; Participación en Abastecimiento de Demanda con Factor Renovable y de Escala}**.

A continuación se describe cada una.

La *primera salida*, refiere a la energía que cada unidad entrega, afectada de dos índices. El primero, un factor de impacto que pondera la renovabilidad de la fuente primaria empleada, siendo un multiplicador menor que uno para las unidades de producción basadas en combustibles fósiles. El segundo, un factor de escala de producción, mayor que uno para las producciones pequeñas, y que surge de simular un modelo DEA BCC (con rendimientos no constantes a escala).

El primer índice es un ponderador subjetivo, relacionado con las emisiones en equivalente de CO₂² promedio.

El segundo índice, surge de comparar grupos de eficiencias similares, según un proceso productivo con rendimientos variables a escala, situación que contempla específicamente el modelo DEA BCC orientado a *eficiencia débil*, ecuaciones (23)-(27), pues no fue necesario apelar al modelo de *eficiencia fuerte*, ecuaciones (28)-(32).

La *segunda salida*, constituye factor que mide la participación que cada unidad de producción (generador) tiene en el abastecimiento diversificado de la demanda. Mientras mayor sea el número de demandas en las cuales cierto generador participe con una componente de su inyección en barras del sistema de transporte, mayor será tal factor. Pretende reflejar el emplazamiento inamovible del recurso energético primario renovable, por caso el agua. El agua está en donde está, y la central hidroeléctrica no puede, sino, instalarse allí.

No ocurre lo mismo con las centrales fósiles, que tienen posibilidad de elegir su emplazamiento. De hecho, están muy próximas al centro de carga en el sistema para el cual se desarrolló el Modelo IDEA, el panameño.

Además, estos recursos hídricos están en el extremo occidental del sistema, y por su ubicación topológica, las centrales que los explotan participan, con alguna componente de intensidad, en todas las demandas.

¹ Operación y Mantenimiento

² Emisiones Equivalentes en Dióxido de Carbono, causantes del impacto ambiental por efecto invernadero

Al incorporar esta salida, se favorece o incentiva la participación que las mismas tienen en el abastecimiento de las demandas, frente a un alto cargo por uso extensivo de las redes, respecto de las centrales fósiles.

De igual modo que para la primera entrada, participan, en el mismo sentido explicado, el factor de impacto que pondera la renovabilidad de la energía inyectada y el factor de escala de la planta.

Los cálculos para esta entrada, se sustentan en el Modelo de Seguimiento Eléctrico, evaluando *cuál componente activa de intensidad discurre desde cada unidad generadora, a cada punto de abastecimiento o demanda*, tal y como se explicó en la parte final de la Subsección 3.1.

Se calcula, por prorrateo, un *factor de participación en el abastecimiento* (referido en los cálculos como Factor de Abastecimiento, FA) de cada generador sobre cada demanda. Luego se multiplica tal factor por el número de demandas abastecidas, para dar una idea de diversificación del abastecimiento de cada generador en la red de transporte.

Para determinar el Factor de Abastecimiento, FA, de cada Generador, se ha empleado la siguiente nomenclatura: G_i , indica el Generador que se está evaluando; $I_{re}\{G_i, N_b\}$, indica la *componente real de la intensidad*, expresada en [pu], que discurre desde el generador G_i , a través del sistema, hasta la barra de demanda N_b ; $FA\{G_i, DN_b\}$, indica Factor de Abastecimiento del Generador G_i , sobre la Demanda DN_b ; G_{Total} corresponde a la suma de las componentes reales de las intensidades de todos los generadores del sistema que aportan al abastecimiento de la demanda ubicada en la barra N_b .

Entonces, el Factor de Abastecimiento $FA\{G_i, DN_b\}$, se calcula como:

$$FA\{G_i, DN_b\} = I_{re}\{G_i, N_b\} / G_{Total} \quad (47)$$

cumpliendo que:

$$\sum_{i=1}^{\{n_{G,N_b}\}} \{ FA\{G_j, DN_b\} = 1 \quad (48)$$

El siguiente paso, consiste en calcular el Factor de Abastecimiento Total de cada Generador para todas las demandas vinculadas con el mismo, $FA\{G_i\}$, que es la salida a considerar en el Modelo IDEA. Para ello, se extiende la sumatoria de los FA para cierto Generador i , en la totalidad de las demandas, n_D ; luego, tal sumatoria, para dar una idea de la diversificación del abastecimiento que puede imputársele a cada generador G_i , se multiplica por el número de *puntos de abastecimiento o demandas a las que llegan sus componentes reales de intensidad*, $\{n_{DG_i}\}$.

Por cuestiones internas del cómputo en los Programas Lineales iterativos que requiere el DEA, se multiplica este factor, $FA\{G_i\}$, por un *factor de escala*, por ser algunos valores pequeños y de tratamiento computacional dificultoso en el logro de una convergencia para los Programas Matemáticos. Esa *constante de escala*, K , se ha adoptado como $K=100$.

Entonces se tiene, finalmente, la expresión para la segunda de las salidas del IDEA, en cada generador G_i :

$$FA\{G_i\} = \{n_{DG_i}\} \times K \times \sum_{i=1}^{\{G_i, n_D\}} \{ FA\{G_i, DN_{bi}\} \quad (49)$$

4. SIMULACIONES Y RESULTADOS PARA EL MODELO IDEA

El sistema considerado para la simulación del Modelo de Incentivos DEA, se corresponde con una buena parte del sistema de transmisión de la República de Panamá. Los incentivos IDEA deben darse a las centrales hidroeléctricas, cuyo recurso se emplaza, casi en su totalidad, en occidente, limitando con Costa Rica. Es imposible aquí presentar tanto el esquema unifilar del sistema de transmisión, como el resto de los datos que requieren las simulaciones mediante las que se obtienen los Cargos de Acceso MSE. Lo mismo ocurre con las simulaciones que conducen a la *salida virtual* Factor de Abastecimiento Total de cada Generador, expresiones (48)-(59), pues dependen del MSE. Tampoco es necesario, a efectos de mostrar la aplicación del Modelo IDEA propuesto, pues sólo basta con comparar cómo se alteran los mismos para cada generador, antes y después de su aplicación.

Más allá de lo dicho en el epígrafe anterior, respecto de la aplicación del Modelo Envolvente DEA BCC orientado a *eficiencia débil*, para obtener *factores de escala* y la *restricción de eficiencia mínima* externamente impuesta, $\theta_i \geq \theta_{\text{Min}}$, el Modelo DEA de los presentados en la Subsección 2.2, que mejor satisfizo el objetivo pretendido, agregando simplicidad, fue el Modelo CCR orientado a *eficiencia débil* (11)-(14).

Los rendimientos son considerados Constantes a Escala, pues se introduce el Factor de Escala BCC, como se explicó. De modo que se presentan: CUADRO 1: Entradas, **[E1, E2, E3]**, y Salidas, **[S1, S2]**, por cada DMU-generador, y Eficiencias CCR, $\theta(\text{CCR})$, y CCR Restringidas por $\theta_i \geq \theta_{\text{Min}} = 0.1$, $\theta(\text{CCR})$ Restr.

No pueden darse los nombres reales de las empresas generadoras, DMUs, por razones de protección de datos; CUADRO 2: Costos de Acceso MSE, CA^{MSE} [u\$\$/año] = IMP(G_i), Vectores de Formación de los Factores IDEA, **[β], [α], [δ]**, y **[ϵ]**, Costos de Acceso con Incentivos IDEA, $\text{CA}^{\text{MSE}}_{\text{IDEA}}$ [u\$\$/año] = IMP(G_i) x $f_{\text{IDEA}}^{\text{MSE}}(G_i)$, Factores IDEA, $f_{\text{IDEA}}^{\text{MSE}}$ y Costos Medios por MW, $\text{IMP}(G_i)^P$ [u\$\$/año-MW].

En la primera columna de ambos CUADROS, se agrega al acrónimo DMU, separado de un guión, otro acrónimo que indica el tipo de unidad de generación de que se trata, atendiendo a su fuente primaria combustible.

Así se tienen: **H**: Hidro, **TV**: Turbo Vapor, **CC**: Ciclo Combinado y **M**: Motores (nombre con el que se designa a las máquinas de combustible fósil reversibles, como se las denomina en el país de referencia –Panamá-).

5. CONCLUSIONES

1ra) Se ha presentado un novedoso Modelo de Incentivos, sustentado en una aplicación DEA, para modificar los Cargos de Acceso a Redes de Transmisión Eléctrica, obtenidos por un método, también desarrollado quien suscribe y del que aquí sólo se dan sus lineamientos teóricos, alternativo a los existentes en el estado del arte. El Método de Seguimiento Eléctrico, tiene la particularidad de definir Áreas de Influencia alternativas a las del método incremental homónimo, con claras ventajas. Se continúa, tanto en la definición

de los Cargos de Acceso MSE como su afectación por incentivos IDEA, con la dirección hacia un cambio de paradigma, abandonando las supuestas “bondades” del Paradigma Marginalista. Se observa que los costos son *medios*, no *marginales*, la *utilización económica es la física*, y la Función de Eficiencia o Producción, si bien *virtual*, *mide aspectos que benefician al conjunto de usuarios del sistema de transporte*, *introduciendo parámetros que no han sido considerados por otros modelos de incentivos a las fuentes renovables*, *adscritos al paradigma marginalista*. Ellos trantan con el *mercado de permisos transables de emisión*, como se dijo;

2da) El desarrollo completo del Modelo Teórico, es complejo, *pero su aplicación es simple*. Pueden establecerse otros *vectores virtuales* de Entradas y Salidas, conforme la información que se tenga disponible en términos de los incentivos a otros tipos de fuentes de energía primaria renovables;

3ra) Como se dijo en la introducción, el Modelo IDEA aplicado sobre los Cargos de Acceso a las redes de Transmisión, *puede sustituir o complementar un despacho económico eléctrico-ambiental*. Sería interesante profundizar las líneas de investigación *que permitan acoplar modelos de despacho y de cálculo de cargos de acceso, de manera que resulten complementarios*. La explotación de fuentes primarias renovables es costosa. Su introducción en el mercado requiere bien de subsidios, o bien de una base teórico-metodológica que favorezca sus beneficios ambientales y de sustentabilidad energética. Aquí se ha intentado proponer una alternativa teórico-metodológica, relativa al acceso a redes;

4ta) Hay un vastísimo campo de investigación asociado a los Modelos DEA que podrían resultar apropiados para este tipo de aplicaciones. Una *línea muy interesante para abordar, sería la de un MODELO IDEA que permita ponderar tanto las entradas como las salidas, según juzguen los agentes del sistema y la autoridad regulatoria, incorporando incertidumbres no estocásticas en las preferencias*. Los modelos *dejarían de ser determinísticos*, para pasar a ser *difusos*, y su solución numérica requiere, cuanto menos, de una *programación iterativa cuadrática* en lugar de *lineal*. Este enfoque, investigado en pequeña escala por quien escribe, primer autor del trabajo, ha producido muy buenos resultados cuando las soluciones de los modelos de programación no lineal (cuadrática, por caso) son resueltos mediante *MetaHeurísticas*;

5ta) Por último, el Modelo MSE + IDEA, está siendo implementado como ensayo por el Ente Regulador de la República de Panamá. Por ello los datos presentados, así como los resultados obtenidos, pertenecen al sistema de transmisión panameño.

5. FIGURAS Y TABLAS

FIGURA 1: Composición de Intensidades de Barra

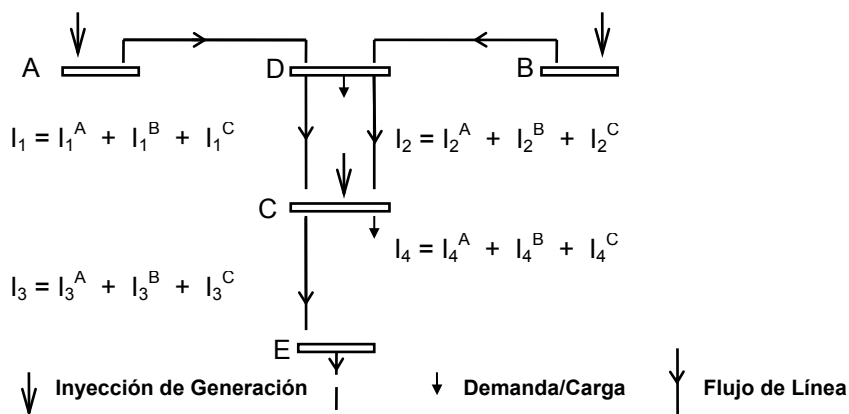
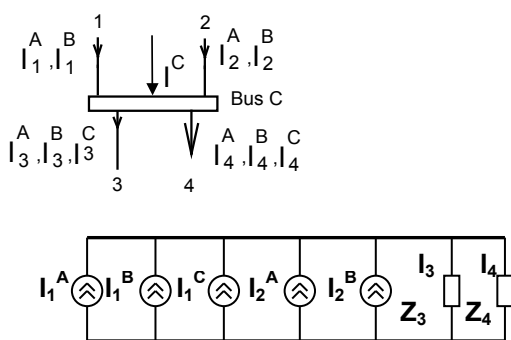


FIGURA 2: El Esquema Circuitual Equivalente de la Barra o Bus C



CUADRO 1: Entradas, Salidas y Eficiencias CCR y CCR Restringidas

DMU	E1	E2	E3	S1	S2	$\theta(\text{CCR})$	$\theta(\text{CCR})$ Restr
1-H	57.26	59.26	71	495.22	801.56	0.513	0.513
2-H	57.26	59.26	71	495.22	801.56	0.513	0.513
3-H	57.26	59.26	71	495.22	801.56	0.513	0.513
4-H	57.26	59.26	71	600.42	1305.39	0.835	0.835
5-H	57.26	59.26	71	232.94	1215.61	0.778	0.778
6-H	57.26	59.26	71	283.34	1215.61	0.778	0.778
7-H	57.26	59.26	71	824.52	434.31	0.782	0.782
8-H	57.26	59.26	71	824.52	434.31	0.782	0.782
9-H	57.26	59.26	71	824.52	434.31	0.782	0.782
10-TV	37.54	158.51	96	2.16	30.66	0.029	0.100
11-TV	37.54	158.51	96	2.16	30.66	0.029	0.100
12-TV	37.54	158.51	96	2.16	30.66	0.029	0.100
13-CC	48.25	128.58	94	189.22	2.59	0.213	0.213
14-M	25.71	154.22	97	4.76	2.57	0.010	0.100
15-CC	25.71	154.22	97	33.57	2.59	0.070	0.100
16-C	25.71	154.22	97	5.57	6.79	0.011	0.100
17-H	57.26	59.26	71	59.34	1215.61	0.778	0.778
18-H	57.26	59.26	71	113.44	1215.61	0.778	0.778
19-H	57.26	59.26	71	1053.6	1562.19	1.000	1.000
20-H	57.26	59.26	71	972.80	1562.19	1.000	1.000
21-CC	48.25	128.58	94	187.09	4.64	0.210	0.210
22-H	57.26	59.26	71	119.03	1305.39	0.835	0.835
23-H	57.26	59.26	71	227.67	838.92	0.537	0.537

CUADRO 2: Costos de Acceso MSE, Vectores de Formación de los Factores IDEA, Costos de Acceso con Incentivos IDEA, Factores IDEA y Costos Medios por MW

DMU	CA ^{MSE}	[β]	[α]	[δ]	[ε]	CA ^{MSE} _{IDEA}	fIDEA ^{MSE}	IMP(Gi) ^P
1-H	3403.22	1.949	0.106	0.207	0.091	2944.19	0.865	29.44
2-H	3403.22	1.949	0.106	0.207	0.091	2944.19	0.865	29.44
3-H	3403.22	1.949	0.106	0.207	0.091	2944.19	0.865	29.44
4-H	6477.59	1.197	0.202	0.242	0.107	3441.02	0.531	28.67
5-H	1181.06	1.285	0.037	0.047	0.021	673.73	0.570	13.03
6-H	1370.22	1.285	0.043	0.055	0.024	781.64	0.570	13.03
7-H	505.49	1.278	0.016	0.020	0.008	286.75	0.567	3.30
8-H	505.49	1.278	0.016	0.020	0.008	286.75	0.567	3.30
9-H	499.68	1.278	0.016	0.019	0.008	283.45	0.567	3.30
10-TV	176.42	10.000	0.006	0.055	0.024	783.11	4.438	26.94
11-TV	176.42	10.000	0.006	0.055	0.024	783.11	4.438	26.94
12-TV	176.42	10.000	0.006	0.055	0.024	783.11	4.438	26.94
13-CC	979.96	4.692	0.031	0.143	0.063	2041.24	2.082	26.28
14-M	163.33	10.000	0.005	0.051	0.022	724.99	4.438	13.54
15-CC	534.07	10.000	0.017	0.166	0.074	2370.69	4.438	56.01
16-C	178.40	10.000	0.006	0.055	0.024	791.91	4.438	15.68
17-H	246.72	1.285	0.008	0.009	0.004	140.74	0.570	13.03
18-H	494.19	1.285	0.015	0.019	0.008	281.91	0.570	13.03
19-H	1585.86	1.000	0.050	0.049	0.021	703.96	0.443	39.60
20-H	792.89	1.000	0.025	0.024	0.011	351.96	0.443	39.60
21-CC	2586.57	4.746	0.081	0.383	0.170	5449.11	2.106	36.33
22-H	1360.27	1.197	0.042	0.050	0.022	722.60	0.531	28.67
23-H	1808.91	1.862	0.057	0.105	0.091	1495.24	0.826	28.53
Σ	32009.60		1.0	2.25	1.00	32009.60		

CAPÍTULO IV

MODELO 14

MODELO DE SIMULACIÓN
SOFT-COMPUTING PARA LA
SELECCIÓN DE
CONTINGENCIAS CRÍTICAS
EN LA SEGURIDAD DINÁMICA
DE SISTEMAS DE POTENCIA
SOPORTADO EN REDES
NEURONALES DE
RETROPROPAGACIÓN SIMPLE
Y MÚLTIPLE

MODELO DE SIMULACIÓN SOFT-COMPUTING PARA LA SELECCIÓN DE CONTINGENCIAS CRÍTICAS EN LA SEGURIDAD DINÁMICA DE SISTEMAS DE POTENCIA SOPORTADO EN REDES NEURONALES DE RETROPROPAGACIÓN SIMPLE Y MÚLTIPLE

.- RESUMEN

Un importante número de Contingencias simuladas en la Evaluación de la Seguridad Dinámica de un Sistema de Potencia (ESDSP), no afectan de manera significativa las variables de estado. Su exclusión del conjunto que requiere analizarse, permitiría una importante reducción en los tiempos de computación, posibilitando la Evaluación En Línea (Tiempo Real) adoptando acciones correctivas sólo sobre las Contingencias consideradas Críticas. El Método clásico de Selección de Contingencias Críticas resulta de un Análisis Fuera de Línea, que cubre escenarios típicos considerando aspectos tales como: frecuencia del sistema, tensiones de barra y ángulos internos de los generadores. Sobre tal selección, el operador experto implementa las acciones correctivas pertinentes. En este trabajo es propuesto un nuevo Modelo Soft-Computing, que identifica Contingencias Críticas en Línea para la ESDSP, soportado en Redes Neuronales de Retropropagación Simple y Múltiple (RNRS/RNRM), Conjuntos Difusos y MatHeurísticas. Las RNRM presentan la capacidad de fraccionar el espacio de entrada, utilizando neuronas selectivas. Se disminuye el tiempo de entrenamiento y se logra aproximar mejor características no lineales en regiones localizadas, así como la interpolación dentro del rango de entrenamiento. Los resultados obtenidos son presentados y discutidos, para lo cual es utilizada una red reducida del Sistema de Interconexión Argentino (SADI).

1. INTRODUCCIÓN

La importancia fundamental de la evaluación de la Seguridad Dinámica de Operación de un Sistema de Potencia (ESDSP) estriba en que, si el mismo se encuentra operando en un estado inseguro, debe ser llevado a un estado de operación más seguro. Esto se logra mediante adecuadas acciones de control, las cuales deben ser determinadas y aplicadas. La ESDSP se lleva a cabo simulando Contingencias del Sistema. Por Contingencia, debe entenderse aquel evento que pone en riesgo la operación segura del SP. Las Contingencias típicas a simular son: a) la salida de servicio imprevista de generadores o de líneas de transmisión y b) la pérdida imprevista de grandes cargas. Son, luego, estimadas las consecuencias o severidad de cada Contingencia, observando las Variables de Estado del SP: frecuencia, tensiones de nodo, flujos de potencia/intensidad por las líneas de transmisión, y ángulos internos de los generadores. Se realiza mediante la comparación de sus valores respecto de los correspondientes a la operación normal o segura.

La ESDSP puede ser implementarse utilizando *métodos aproximados* o mediante *simulaciones completas* de todas y cada una de las posibles Contingencias. Los *métodos aproximados*, seleccionan un conjunto de Contingencias tales que, por experiencia del operador del SP, se presume que llevarán al sistema a un estado de operación no seguro.

Son empleadas herramientas estacionarias para esta selección, fundamentalmente el Flujo de Potencia AC (en Corriente Alterna) o CC (en Corriente Continua). Constituyen un enfoque poco confiable, y prácticamente no es utilizado, excepto en SPs de pequeño porte o aislados.

La *simulación completa*, en cambio, toma la Lista Inicial de Contingencias a analizar, y emplea herramientas no estacionarias, tales como el Análisis de Estabilidad del SP y el Flujo de Potencia Óptimo.

Para ambos métodos, resulta una Lista de Contingencias que llevan al SP a un estado de operación no seguro. Estos cálculos son realizados Fuera de Línea, y para cada cambio de importancia en la topología, generación o demanda del SP, deben repetirse. En Línea, sobre tal lista, al presentarse una de tales Contingencias, son adoptadas las acciones correctivas pertinentes en el SP. Por tal motivo reciben el nombre de Contingencias Críticas.

Si se pretende realizar una ESDSP En Línea, los *métodos aproximados* quedan excluidos y las *simulaciones completas* de la Lista Inicial de Contingencias resultan inviables debido a los tiempos que demandan los cálculos, respecto de la ventana temporal de toma de decisión para dar curso a las acciones correctivas sobre el SP.

De manera que el problema de la ESDSP En Línea, *consiste en identificar las Contingencias Críticas, dentro de la ventana temporal de toma de decisión, más allá de la cual el SP puede perder su sincronismo y colapsar.*

Desde estas consideraciones, se ha propuesto la introducción de técnicas basadas en Inteligencia Artificial Computacional, siendo este enfoque el adoptado para el presente trabajo.

Adicionalmente, son considerados, aquí, Cambios Topológicos en el SP (por caso, se agrega una nueva línea de transmisión).

El trabajo está organizado como sigue:

En la Sección 2., se presenta una descripción breve de una Red Neuronal de Retropropagación, primero Simple (RNRS) y luego Múltiple (RNRM).

En la Sección 3., se presenta la estrategia seguida para la identificación de la Contingencias Críticas y el desarrollo del Modelo ESDSP En Línea. Se describen los Índices Pre y Pos- Contingencia. Se detallan los pasos para componer los Patrones de Entrada y de Salida para el entrenamiento de las dos redes neuronales que trabajan acopladas en el Modelo, y se propone una heurística para integrar el conocimiento experto en la RNRM, cuya función es específicamente la identificación de Contingencias Críticas.

En la Sección 4., se valida el Modelo y se presentan simulaciones sobre el SADI.

Finalmente, en la Sección 5., se desarrollan las conclusiones más relevantes del trabajo.

2. REDES NEURONALES DE RETROPROPAGACIÓN (RNR)

2.1 Redes Neuronales de Retropropagación Simple (RNRS)

Las Redes Neuronales de Retropropagación (RNRS) (aquí les es adicionado el calificativo *Simple* a efectos de diferenciarlas del modelo *Múltiple* presentado) son sistemas de regresión no paramétricos que permiten resolver relaciones complejas de múltiples variables, muy a menudo difíciles de expresar matemáticamente o mediante reglas proposicionales. En general, cualquier problema que requiera de una función que caracterice a un sistema, asociando patrones de entrada con otros de salida, exhibe, como alternativa, una solución en base a RNRS. La limitación en el tipo de función así aproximada, viene impuesta por el llamado Teorema de Funahashi.

2.2 Aprendizaje por Retropropagación

El algoritmo entrenamiento (o aprendizaje) de (por) Retropropagación, es un algoritmo supervisado que ha sido aplicado exitosamente en la resolución de problemas de muy diferentes tipos. Es el más exitoso y conocido en el entrenamiento de Perceptrones Multicapa. Puede encontrarse explicaciones muy detalladas de este algoritmo en varias de las referencias citadas en el **Capítulo V** para el presente trabajo, **Modelo 14**.

La Retropropagación Múltiple, se formula sintéticamente como sigue:

Dado un vector de entradas $[x]$, un vector de salidas $[y]$, y un patrón actual de entrenamiento p , la salida para una determinada neurona k , (y_k^p), con N conexiones de entrada, cuando tal patrón p es presentado a la red, está dada por una función de activación $F(a_k^p)$, siendo a_k^p su activación, expresada mediante:

$$y_k^p = F(a_k^p) = F_k \left(\sum_{j=1}^N \omega_{jk} y_j^p + \theta_k \right) \quad (1)$$

donde: ω_{jk} representa el peso asociado a la conexión entre la neurona j y la neurona k y θ_k el *bias*. Nótese que en el caso de la capa de entrada, y_k^p es igual a x_k^p . La regla del Gradiente Descendente, propuesta originalmente como método, minimiza el error cuadrático medio dado por la función:

$$E^p = \frac{1}{2} \times \sum_{o=1}^{N_o} (d_o^p - y_o^p)^2 \quad (2)$$

donde d_o^p es la salida deseada para cuando el patrón p es presentado a la red e y_o^p es la salida de la neurona. Siguiendo el proceso de minimización, los pesos de la red son ajustados mediante la expresión:

$$\Delta_p \omega_{jk} = \gamma \times \delta_k^p \times y_j^p + \alpha \times \Delta_q \omega_{jk} \quad (3)$$

donde: $\Delta_p \omega_{jk}$ es el ajuste resultante sobre el peso ω_{jk} , y es la *tasa de aprendizaje*, parámetro fijado externamente, δ^p_k es el gradiente local de la neurona k , $\Delta_q \omega_{jk}$ es el cambio logrado en el peso ω_{jk} respecto del anterior patrón, q , presentado a la red, y α se denomina el *factor de momento*.

2.3 Aprendizaje en Redes de Retropropagación Múltiple (RNRM)

Cuando el mapeo de una función f , correspondiente a un determinado dominio de entrada y su imagen, presenta discontinuidades, el Algoritmo de Retropropagación clásico o simple, falla. Este tiene un buen desempeño con funciones suaves. Para generalizarlo a funciones suaves a trozos, es utilizada una partición del espacio en cuyas divisiones la función resulta suave. La idea propuesta por Lopes y Ribeiro, mejora la capacidad predictiva mediante una mejor interpolación (mejora en las capacidades de generación y aproximación de funciones) en el rango de entrenamiento de la red, con un menor tiempo de aprendizaje respecto de la Retropropagación Simple.

Consiste en activar las neuronas selectivamente, a fin lograr que parte de lo aprendido se comparta entre las particiones del dominio de entrada. La contribución de una neurona genérica k en la salida de la red, cuando cierto patrón p es presentado, se modifica introduciendo un *factor o coeficiente de activación*, $m^p_k \geq 0$, en la ecuación de salida (1):

$$y_k^p = m_k^p \times F(a_k^p) = m_k^p \times F_k \left(\sum_{j=1}^N \omega_{jk} y_j^p + \theta_k \right) \quad (4)$$

Se observa que en la medida que mayor resulte m^p_k , más importante resulta contribución de la neurona k . En el caso que sea su valor sea 0, el resultado de la contribución de dicha neurona resultará nulo.

Lopes y Ribeiro combinan una *red neuronal principal* conteniendo neuronas con activación selectiva y una *red secundaria (space network)* responsable de la determinación de los *factores de activación* m^p_k , permitiendo la división del espacio de entrada.

Estas redes, entrenadas con el Algoritmo de Retropropagación Múltiple (RM), muestran tener mejores propiedades de generalización respecto de las redes *feed-forward* (o de propagación hacia adelante clásica, concepto opuesto a *recurrente*, donde la información fluye o se propaga en ambos sentidos), entrenadas con el algoritmo de Retropropagación Simple (RS).

El RM ajusta los pesos de ambas redes y, mediante la modificación de los pesos de la red secundaria, cambia la importancia atribuida a cada neurona de la red principal, logrando la activación selectiva de las mismas.

Así, las dos redes funcionan complementariamente, componiendo una nueva arquitectura referida como Red de Retropropagación Múltiple (RNRM). La red principal, puede calcular sus salidas una vez calculada la salida de la red secundaria.

Los pesos de la red principal son ajustados mediante (3), pero con formulaciones diferentes para los gradientes de las capas ocultas ($h = hidden$) y de salida ($o = output$).

Gradiente para la capa de salida:

$$\delta_o^p = (d_o^p - y_o^p) \times m_o^p \times F_o(a_o^p) \quad (5)$$

Gradiente para las capas ocultas:

$$\delta_h^p = m_h^p \times F_h(a_h^p) \times \sum_{o=1}^{N_o} \delta_o^p \times \omega_{ho} \quad (6)$$

Los pesos en la red secundaria deben ajustarse a fin de minimizar los errores de salida de la red principal:

$$\Delta_p m_k^p = - \frac{\partial E^p}{\partial m_k^p} \quad (7)$$

$$\Delta_p m_o^p = (d_o^p - y_o^p) \times F_o \times (a_o^p) \quad (8)$$

$$\Delta_p m_h^p = \sum_{o=1}^{N_o} \delta_o^p \times \omega_{ho} \times F_h(a_h^p) \quad (9)$$

Basándose en (8) y (9) es posible encontrar la salida deseada para la red secundaria, $m_k^p + \Delta_p m_k^p$.

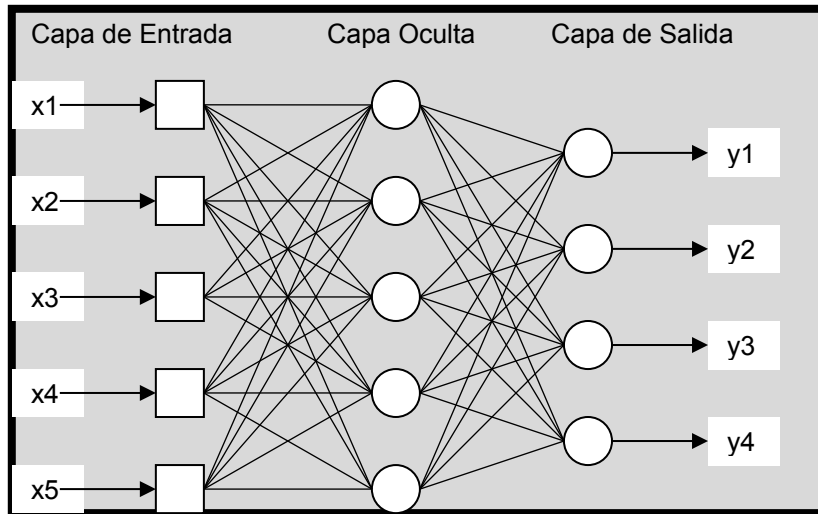


FIGURA 1: Arquitectura de una Red Neuronal de Retropropagación Simple (RNRS) con 5 entradas, 1 capa oculta – 5 neuronas - y 4 salidas

En las FIGURAS 1 y 2 se presentan las estructuras de una Red Neuronal de Retropropagación Simple y Múltiple. Se omite la representación de los *biases* o “pesos propios” de cada neurona.

En la FIGURA 2, se observa una red principal (superior) y una secundaria (inferior). En la red principal existen dos contribuciones para el error de salida: (i) los pesos de las conexiones en la red principal; y (ii) los *factores*

de activación de cada neurona, desde las conexiones de la red secundaria, m^p_k . Los círculos con X, representan *multiplicadores* de m^p_k (según (4)).

El algoritmo de Retropropagación Múltiple (MBP) empleado en el presente trabajo, se encuentra disponible como una librería *Open Source*, para ser utilizado con procesamiento paralelo masivo. El *Hardware* necesario para correr, es una PC de escritorio (o *notebook* de características avanzadas), que cuente con una placa gráfica que brinde la capacidad de procesamiento de su GPU. Actualmente esta librería, llamada GPULib, implementa los Algoritmos de Retropropagación Simple (BP), Retropropagación Multiple (MBP), Factorización Matricial No Negativa (NMF) y Redes de Base Radial (RBF).

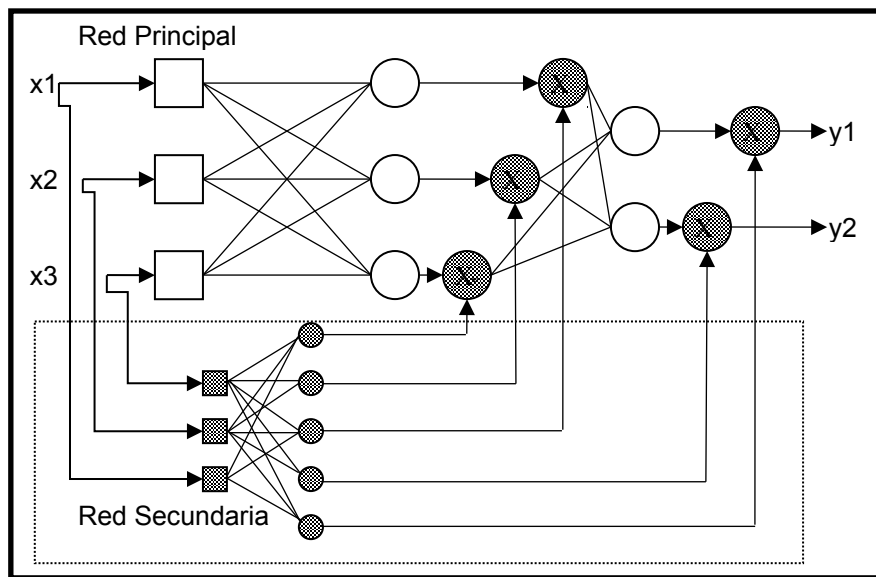


FIGURA 2: Arquitectura de Retropropagación Múltiple (RMRM)

3. MODELO DE SIMULACIÓN PROPUESTO

El enfoque adoptado en este trabajo consiste en obtener un índice que estime el valor de la Función de Seguridad, FS, del SP ante una Contingencia. Dependiendo del valor de FS, una Contingencia será identificada (o no) como Crítica. Para ello se requieren los desarrollos presentados a continuación.

3.1 Indicadores de Estado Pre-Contingencia

Los indicadores del estado *Pre-Contingencia* expresan el estado del SP *antes de la Contingencia*, o bien *ocurrida la misma pero evaluándolo sin emplear simulaciones transitorias*. Se dividen en *tres grupos*:

1) Índice de Margen de Flujo de Intensidad (MI) e Índice de Margen de Tensión (MTI): el índice MI proporciona un valor de medida respecto del *margen de capacidad del flujo de intensidad*. El índice MTI mide el *margen de cambio de tensión global*. Sus expresiones son las siguientes:

$$MI = \left(\sum_{i=1}^{NL} w_i \times \left(\frac{I_i^{pre}}{I_i^{lim}} \right)^2 \right) / \sum_{i=1}^{NL} w_i \quad (10)$$

donde: NL es el Numero of líneas, I_i^{pre} es la Intensidad en la línea i, I_i^{lim} es el Limite de Intensidad en la línea i y w_i es un Factor de Peso de Línea, variable en [0, 1], y definido por el operador del SP.

$$MTI = \sum_{i=1}^{NN} \left(w_n \times \left(\frac{V_i^{pre} - V_i^n}{\Delta V_i^{lim}} \right)^2 \right) / \sum_{i=1}^{NN} w_n \quad (11)$$

donde: NN es el Número de Nodos, V_i^{pre} es la Tensión en el Nodo i antes de la contingencia, V_i^n es la Tensión Nominal en el Nodo i, ΔV_i^{lim} es el Límite de Desviación de la Tensión en el Nodo i (Ejemplo: 5% V_i^n) y w_n es un Factor de Peso del Nodo, variable en [0, 1], también definido por el operador del SP.

2) Índice de Flujo de Intensidad Cuasi-Estacionario (MQI) e Índice de Tensión Cuasi-Estacionario (MTQI): evalúan el sistema considerando una Contingencia, pero *calculando el estado del sistema usando herramientas estacionarias* (Flujo de Potencia AC). Sus expresiones son las siguientes:

$$MQI = \sum_{i=1}^{NL} \left(w_i \times \left(\frac{I_i^{Cuasi}}{I_i^{lim}} \right)^2 \right) / \sum_{i=1}^{NL} w_i \quad (12)$$

donde: I_i^{Cuasi} es la Intensidad en la línea i después de la Contingencia.

$$MTQI = \sum_{i=1}^{NN} \left(w_n \times \left(\frac{V_i^{Cuasi} - V_i^n}{\Delta V_i^{lim}} \right)^2 \right) / \sum_{i=1}^{NN} w_n \quad (13)$$

donde: V_i^{Cuasi} es la Tensión en el nodo i después de la Contingencia.

3) Índice de Generación Desconectada (GI): evalúa la magnitud de la Contingencia comparando la generación desconectada a causa de la misma, con la generación total del sistema. Su expresión es la siguiente:

$$GI = (G_{out} / G_{total}) \times F_p \quad (14)$$

donde: G_{out} es la Potencia del generador desconectdo, G_{total} es la Generación total del SP y F_p es un Factor de Peso, variable en [0, 1].

3.2 Indicadores de Estado Pos-Contingencia

Estos indicadores definen el estado del SP *luego de una Contingencia*. Requieren, así, de *simulaciones dinámicas*. Se dividen en *cuatro grupos*:

1) Índice Flujo de Intensidad (SI): se calcula computando un promedio ponderado de diferencias entre los flujos después de la Contingencia, I_i^{pos} , y los límites de flujo de intensidad en cada línea, I_i^{lim} . I_i^{pos} es *el valor final de la intensidad obtenida luego de la simulación dinámica*. Se le asigna un peso a cada línea de transmisión, de acuerdo a su importancia en el sistema de potencia, w_i , el mismo valor empleado en (10) y en (12). La expresión es la

siguiente:

$$SI = \frac{\sum_1^{NL} \left(w_i \times \left(\frac{I_i^{pos} - I_i^{lim}}{I_i^{lim}} \right)^2 \right)}{\sum_1^{NL} w_i} \quad (15)$$

2) Índice de Tensión (STI): Se calcula en base a los promedios ponderados de las diferencias entre las desviaciones de la tensión, antes y después de la Contingencia y el valor de tensión límite aceptable en cada nodo. El ponderador w_i es el mismo que en (11) y (13). La expresión resulta:

$$STI = \frac{\sum_{i=1}^{NN} \left(w_i \times \left(\frac{V_i^{pos} - V_i^n}{\Delta V_i^{lim}} \right)^2 \right)}{\sum_{i=1}^{NN} w_i} \quad (16)$$

donde: V_i^{pos} es Tensión en el Nodo i después de la Contingencia.

3) Índices de Desviación de Frecuencia (FI) y (FT): La desviación de la frecuencia es un claro indicador de la evolución dinámica del sistema después de una contingencia. Para la frecuencia se definen *dos índices*, el *índice de desviación máxima de la frecuencia* (FI) y el *índice de desviación total de frecuencia* (FT). Sus expresiones son las siguientes:

$$FI = \Delta F_{Max} / \Delta F_{MaxAdmisible} \quad (17)$$

$$FT = \int_0^{ts} \Delta F(t) dt / (\Delta F_{MaxAdmisible} \times ts) \quad (18)$$

donde: ΔF_{Max} es la Desviación Máxima de la Frecuencia y $\Delta F_{MaxAdmisible}$ es la Desviación Máxima de la Frecuencia Admisible. ts es el tiempo hasta que tienen lugar las acciones correctivas. La integral en (18) es aproximada por sumatoria, con valores discretos de ΔF y Δt , en el intervalo $[0, ts]$.

4) Índice de Desconexión de Carga (PDI): Este índice considera la cantidad de carga desconectada por el subsistema de desconexión de carga automática, que opera sobre el SP, luego de la Contingencia. Su expresión es la siguiente:

$$PDI = \Delta P_{Desconectada} / P_{Total} \quad (19)$$

donde: $\Delta P_{Desconectada}$ es la Carga Desconectada y P_{Total} es la Carga Total después de la Contingencia.

3.3. Estrategia y Pasos de Ejecución del Modelo Propuesto

El Modelo requiere, como se dijo, de dos RNR. Se describen, a continuación, la estrategia y los pasos de cómputo. Luego se analizan los detalles de las diferentes herramientas que lo componen.

3.3.1 Etapa Fuera de Línea

I) La RNRS:

Esta red estima los Índices de Pos-Contingencia En Línea. Esto es así porque el cálculo directo de los mismos requiere de simulaciones dinámicas, cuyo tiempo de cómputo excede por mucho la ventana temporal de respuesta

En Línea, del orden de los 20 [seg]. Se tiene un Escenario de Generación/Demanda (de aquí en adelante EG/D) Base, designado como EG/D A. También se dispone de la Lista Inicial de Contingencias, integrada por NC Contingencias. Se establece un número NCT de Cambios Topológicos en el SP, y un número Ne de EG/Ds.

Cada Patrón de Entrada presentado a la RNRS durante su aprendizaje, tiene dos componentes: a) los Índices de Pre-Contingencia, calculados en cada Topología y EG/D del SP y b) los Índices de Pos-Contingencia, calculados en cada Topología en el EG/D A; ambos para cada Contingencia de la Lista Inicial. Los Índices de Pos-Contingencia calculados para el EG/D Base, A, aportan información sobre el efecto de una Contingencia en diferentes escenarios, al considerarlos en conjunto con los Índices de Pre-Contingencia resultantes para componer los Patrones de Entrada.

Cada Patrón de salida se compone de los Índices de Pos-Contingencia calculados en cada Topología y EG/D del SP, para cada Contingencia de la Lista Inicial.

Los pasos de para generar ambos patrones, resultan:

Los Patrones de Entrada: siguiendo dos etapas:

A) Índices de Pos-Contingencia:

- 1) Para cada Topología j del SP:
- 2) Para cada Contingencia c de la Lista Inicial:
- 3) Se calculan mediante simulación dinámica completa los Índices de Pos-Contingencia, $I_{Pos}^{k, c, j}$ (ecuaciones (15)-(19)) para el EG/D A. k , indica el tipo de índice ($k = 1 \rightarrow SI$; $k = 2 \rightarrow STI$; $k = 3 \rightarrow FI$; $k = 4 \rightarrow FT$ y $k = 5 \rightarrow PDI$).

B) Índices de Pre-Contingencia:

- 1) Para cada Topología j del SP:
- 2) Se compone el EG/D i . Para ello, se considera un incremento (+/-) en el Vector Demanda, $[\Delta D^j_i]$ respecto del EG/D A, según las variaciones típicas de la Curva de Carga disponible y el acopio de datos correspondiente a cada barra de carga. $[\Delta D^j_i]$ es un vector, cuyo número de componentes es el número de barras de carga.
- 3) Se corre un Flujo de Potencia AC (simulación necesaria, pues las pérdidas en las líneas no son conocidas), identificando los i incrementos en cada barra de generación según el Vector de Generación resultante, $[\Delta G^j_i]$, cuyo número de componentes es el número de tales barras. Los los vectores $[\Delta D^j_i]$ y $[\Delta G^j_i]$, definen el EG/D i .
- 4) Para cada Contingencia c de la Lista Inicial:
- 5) Se calculan los Índices de Pre-Contingencia en el EG/D i , I_{Pre}^{k, c, j_i} (ecuaciones (10)-(14)). k , indica el tipo de índice ($k = 1 \rightarrow MI$; $k = 2 \rightarrow MTI$; $k = 3 \rightarrow MQI$; $k = 3 \rightarrow MQTI$ y $k = 5 \rightarrow GI$). Para los Índices Pre-Contingencia cuasi-estacionarios, MQI y MQTI y GI, se requiere simular la Contingencia c de la Lista Inicial, como se explicó en la Subsección 3.1.
- 6) Se determina, desde el Conjunto Difuso asociado a Cada Índice de Pre-Contingencia, el valor de su Función de Pertenencia para cada valor obtenido,

$\mu(\text{IPre}^{k, c, j_i})$. Este valor se utilizará para componer los Patrones de Salida de la segunda red neuronal (RNRM), que estima la Función de Seguridad En Línea.

Cada Patrón de Entrada, pe^{c, j_i} , quedará definido, entonces, por una Contingencia c , ocurrida en un EG/D i , con una Topología j del SP. Estará compuesto por 5 Índices de Pos-Contingencia, $\text{IPos}^{k, c, j}$ (calculados en el EG/D A -por ello no dependen de i - con k en $[1..5]$), 2 Índices de Pre-Contingencia estacionarios IPre^{k, c, j_i} (k en $[1..2]$), y 3 Índices de Pre-Contingencia cuasi-estacionarios IPre^{k, c, j_i} (k en $[3..5]$). De modo que el número de entradas de la RNRS, será $NE = 5 + 2 + 3 = 10$.

Los Patrones de Salida:

- 1) Para cada Topología j del SP:
- 2) Para cada EG/D i :
- 3) Para cada Contingencia c de la Lista Inicial:
- 4) Se calculan, mediante simulación dinámica completa, los Índices de Pos-Contingencia, IPos^{k, c, j_i} (ecuaciones (15)-(19)).
- 5) Se determina, desde el Conjunto Difuso asociado a Cada Índice de Pos-Contingencia, el valor de su Función de Pertenencia para cada valor obtenido, $\mu(\text{IPos}^{k, c, j_i})$. Este valor también se utilizará para componer los Patrones de Salida de la segunda red neuronal.

Cada Patrón de Salida, ps^{c, j_i} , estará definido, entonces, por una Contingencia c , ocurrida en un EG/D i , con una Topología j del SP. Se compone de 5 Índices de Pos-Contingencia, IPos^{k, c, j_i} (k en $[1..5]$). De modo que el número de salidas de la RNRS será $NS = 5$. Su diseño en el Modelo propuesto, se completa con 2 Capas Ocultas, $NCO = 2$, de 10 neuronas.

Como se mencionó en la Sección 2., el Algoritmo de Entrenamiento Clásico de Retropropagación, se basa en el método del Gradiente Descendente. Se tienen algunas variantes. Una muy utilizada es con Momento y Tasa de Aprendizaje Variable. Se observa en las ecuaciones (8) y (9). El Factor de Momento actúa como un filtro pasa-bajos, que permite a la red ignorar puntos de la superficie de la función error cuadrático medio global, en las que el aprendizaje podría quedar "atrapado", arrojando un mínimo local.

Sin embargo, aquí intervienen algunas consideraciones de tipo general y de aplicación para la RNRS propuesta:

a) Cualquiera de estos métodos, supone la solución de un problema de optimización no lineal. Como es sabido, por medio de métodos clásicos, no se garantiza la convergencia hacia un *mínimo minimorum* del error cuadrático medio global. Siempre existe el riesgo de que el algoritmo de entrenamiento clásico, quede "atrapado" en un mínimo local;

b) Este aspecto impacta sobre la capacidad predictiva de la RNRS. Por capacidad predictiva, debe entenderse que no falle en los patrones de salida cuando el patrón presentado en la entrada fue observado en su entrenamiento, y que logre resolver satisfactoriamente patrones de salida ante patrones de entrada no observados durante su entrenamiento, dentro del rango de aprendizaje. Tal capacidad depende de dos factores, excluyendo el diseño (que es un problema en sí mismo): 1ro) del número de patrones de entrada y su

correspondientes patrones de salida, empleados durante el entrenamiento de la RNRS: *a mayor número de patrones, mayor capacidad predictiva*; y 2do) de que el algoritmo de entrenamiento converja en el mínimo error cuadrático medio global o en un valor próximo: *a menor error, mayor capacidad predictiva*. Estos dos factores actúan inter-dependientemente.

En tal sentido, existen propuestas para el entrenamiento de Redes Neuronales, específicamente para el Perceptrón Multicapa, mediante MetaHeurísticas tales como la PSO, con cuyo empleo pueden obtenerse mejores resultados respecto del algoritmo RS.

Por este motivo se probó una solución MatHeurística (combinación de Programación Matemática Clásica y MetaHeurísticas), de dos tipos.

En la primera, se hibridiza el Algoritmo de Entrenamiento de la RNRS, aplicando, en iteraciones tempranas, la variante con Gradiente Descendente y Momento. Luego, en un punto de corte convenientemente definido (para el caso, cuando se alcanza cierto error), es aplicada una MetaHeurística EPSO (MonoObjetivo). A tal estrategia se la refiere como MatHeurística GDM/EPSO (Gradiente Descendente con Momento/MetaHeurística EPSO). Se obtuvieron resultados muy satisfactorios, *cuando la topología del SP, no se modifica*, hipótesis asumida en primer término.

Pero en el presente trabajo, *se consideran cambios topológicos* en el SP. Y fueron observadas dos limitaciones en el entrenamiento empleando la MatHeurística referida:

1ra) Al existir un cambio topológico, los patrones de entrada-salida se modifican y la RNRS en cuestión requiere un nuevo entrenamiento. Comparando resultados de una simulación dinámica completa con la estimación de la RNRS, se detectó una importante disminución de la capacidad predictiva ante patrones no observados. La red entrenada primero sin cambios topológicos y posteriormente re-entrenada con cambios topológicos en el SP, arrojaba resultados diferentes respecto de la red entrenada considerando las diferentes topologías previstas.

2da) El tiempo requerido para el entrenamiento resultaba elevado, si bien esto depende mucho del *Hardware*, cuando el procesamiento es *secuencial*, tal y como se implementó en el trabajo previo.

Por tales razones se introdujo el segundo tipo de MatHeurística. Se propuso *paralelizar* el algoritmo de aprendizaje para esta RNRS, sustituyendo la MatHeurística GDM/EPSO, de procesamiento *secuencial*, por una estrategia aquí referida como MatHeurística GDM/HY X-PSO MPI: Gradiente Descendente con Momento/HiperHeurística soportada X-PSO Formas con procesamiento *paralelo*, utilizando la plataforma denominada Interfaz de Paso de Mensajes, MPI (*Message Passing Interface*).

El empleo de una HiperHeurística soportada en X-PSO Formas MultiObjetivo, mediante computación paralela utilizando la plataforma MPI, es presentado en el **Modelo 15** del presente **Capítulo**. A diferencia de la aplicación citada, aquí la optimización no es MultiObjetivo sino MonoObjetivo.

Con esta MatHeurística GDM/HY X-PSO MPI, fue posible incorporar los cambios topológicos en el entrenamiento de una única RNRS, con muy buenos resultados.

II) RNRM:

La segunda red neuronal, estima la denominada Función de Seguridad, $f(\mathbf{x})$, siendo \mathbf{x} el *vector de estado* del SP. Esta función, no se conoce. Sólo se tienen rasgos de tipo cualitativo. Se trata de una Híper-Superficie cuyos puntos corresponden a estados totalmente seguros del sistema. Conforme lo explicado en la Subsección 2.2, es por tal caracterización de la Función $f(\mathbf{x})$ que se optó por una RNRM para estimarla.

Cada Patrón de Entrada presentado a la RNRM durante su aprendizaje, incluye los Índices de Pre y Pos-Contingencia, calculados sobre cada Topología y EG/D del SP, y para cada Contingencia de la Lista Inicial.

Los Patrones de Entrada se componen como sigue:

- 1) Para cada Topología j del SP:
- 2) Para cada EG/D i :
- 3) Para cada Contingencia c de la Lista Inicial:
- 4) Se calculan los Índices de Pre-Contingencia, $I\text{Pre}^{k, c, j}_i$ (ecuaciones (10)-(14)).
- Paso 5) para la componer los patrones de entrada de la RNRS.
- 5) Se calculan, mediante simulación dinámica completa, los Índices de Pos-Contingencia, $I\text{Pos}^{k, c, j}_i$ (ecuaciones (15)-(19)). Paso 4) para la componer los patrones de salida de la RNRS.

Cada Patrón de Entrada, $pe^{c, j}_i$, de la RNRM, quedará definido, entonces, por una Contingencia c , ocurrida en un EG/D i , con una Topología j del SP. Estará compuesto por 5 Índices de Pos-Contingencia, $I\text{Pos}^{k, c, j}_i$ (k en $[1..5]$), 2 Índices de Pre-Contingencia estacionarios $I\text{Pre}^{k, c, j}_i$ (k en $[1..2]$), y 3 Índices de Pre-Contingencia cuasi-estacionarios $I\text{Pre}^{k, c, j}_i$ (k en $[3..5]$). De modo que el número de entradas de la RNRM, será $NE = 5 + 2 + 3 = 10$.

Para comprender cómo se componen los Patrones de Salida de la RNRM durante su aprendizaje, se requiere de la consideración previa de algunos conceptos.

Por una parte intervienen los valores de la función de pertenencia de cada Conjunto Difuso solidario a cada Índice de Pre y Pos-Contingencia, calculados Fuera de Línea. Sus cálculos se detallan más abajo.

Por la otra, se propone captar, como ocurre en la práctica, la opinión sobre la severidad de una contingencia por parte de un operador experto. Es muy frecuente que, no obstante uno o varios Índices Pre-Contingencia y/o Pos-Contingencia arrojen valores que identifiquen la Contingencia ocurrida como Crítica, no lo sea en realidad. Esta condición, referida como Falso Positivo, proviene de la inexactitud de métodos de cálculo (particularmente en las simulaciones dinámicas) en conjunción con los errores de medida en las variables de estado del SP. El operador experto está al tanto de tal situación, y puede decidir no implementar ninguna acción correctiva frente a una Contingencia identificada como Crítica a partir de los cálculos realizados. O a la

inversa (por oposición, ante un Falso Negativo), implementando acciones correctivas al ocurrir una Contingencia identificada como No Crítica.

Los Conjuntos Difusos solidarios a cada Índice Pre/Pos-Contingencia, se introducen a los efectos de captar sus incertidumbres de valor. Se emplean funciones de pertenencia exponenciales, definidas en general como:

Sea I un Índice de Pre/Pos Contingencia en el grupo correspondiente, e I_{Ref} su *valor de referencia admisible*, entonces:

$$\mu(I) = 1, \text{ si } I < I_{Ref} \quad (20)$$

$$\mu(I) = e^{-(I-I_{Ref})/I_{Ref}}, \text{ si } I \geq I_{Ref} \quad (21)$$

En la medida que el valor del índice genérico, I , se aparte de su valor de referencia, I_{Ref} , su aceptación, $\mu(I)$, disminuye, tendiendo la Contingencia evaluada a estar más cerca de resultar Crítica.

La composición de tales funciones de pertenencia en un único Índice, se realiza mediante la operación de Confluencia de Conjuntos Difusos. Para ello, se adopta un operador de confluencia, cuyos operandos son los valores de las funciones de pertenencia $\mu(I)$. Estos son los calculados en el paso 6) de la composición de los Patrones de Entrada, $\mu(I_{Pre}^{k, c, j_i})$, y en el paso 5) de los Patrones de Salida, $\mu(I_{Pos}^{k, c, j_i})$, para el entrenamiento de la RNRS.

El operador de confluencia es una como *t-norma*, y la utilizada en este trabajo se denomina Producto de Einstein. Para dos valores de Índices de Pre/Pos Contingencia, I_1 e I_2 , cuyas funciones de pertenencia de los Conjunto Difusos solidarios arrojan valores $\mu(I_1)$ y $\mu(I_2)$, respectivamente, el valor de la t-norma Producto de Einstein, t_{PE} , está dado por la expresión:

$$t_{PE}(1,2) = \mu(I_1) \times \mu(I_2) / (2 - (\mu(I_1) + \mu(I_2) - \mu(I_1) \times \mu(I_2))) \quad (22)$$

Para integrar en la confluencia el valor de un tercer Índice, I_3 , cuyo valor de su función de pertenencia resulta $\mu(I_3)$, se opera como sigue:

$$t_{PE}(1,2,3) = t_{PE}(1,2) \times \mu(I_3) / (2 - (t_{PE}(1,2) + \mu(I_3) - t_{PE}(1,2) \times \mu(I_3))) \quad (23)$$

Se continúa de este modo hasta obtener el valor de la función de pertenencia, $\mu(C)$, del Conjunto Difuso Confluencia de todos los Conjuntos Difusos asociados a los diferentes Índices:

$$\mu(C) = t_{PE}(1,2,3\dots n) \quad (24)$$

Para introducir la opinión del operador experto, se emplea una regla heurística que considera los siguientes aspectos:

a) Cada valor de la función de pertenencia solidaria a cada Índice de Pre/Pos-Contingencia, $\mu(I_{Pre}^{k, c, j_i})$ y $\mu(I_{Pos}^{k, c, j_i})$, se afecta de un *ponderador exponencial*. Los ponderadores son números, p_{Op} , reales positivos. Su efecto es alterar la función de pertenencia dada por (21), del siguiente modo:

$$\mu(I) = e^{-p_{Op} \times (I-I_{Ref})/I_{Ref}}, \text{ si } I \geq I_{Ref} \quad (25)$$

Si $p_{Op} < 1$, el Conjunto Difuso se *dilata*, y tiene *menor impacto* en la Confluencia. En cambio si $p_{Op} > 1$, el Conjunto Difuso se *contrae*, y tiene

mayor impacto en la confluencia. Con ello el operador experto proporciona menor o mayor importancia a cada Índice calculado.

b) Definidos los ponderadores para cada valor $\mu(\text{IPre}^{k, c, j_i})$ y de $\mu(\text{IPos}^{k, c, j_i})$, se calculan sus confluencias según la (24), utilizando (25). Así se obtienen los valores $\mu(\text{C}(\text{IPre}^{c, j_i}))$ y $\mu(\text{C}(\text{IPos}^{c, j_i}))$ de las funciones de pertenencias de los Conjuntos Difusos Confluencia de los Índices Pre y Pos-Contingencia, respectivamente. El valor estimado de la Función de Seguridad, $f(\mathbf{x})^{c, j_i}$, resultará entonces, de la aplicación de la t-norma t_{PE} , aplicada sobre los valores $\mu(\text{C}(\text{IPre}^{c, j_i}))$ y $\mu(\text{C}(\text{IPos}^{c, j_i}))$. $f(\mathbf{x})$ resulta ser, operacionalmente, también un Conjunto Difuso.

d) El operador experto, define, además, un valor μ_{Op} en $[0, 1]$, que se comporta como un α -corte de $f(\mathbf{x})$ por debajo del cual el SP se considera *inseguro*. Para una Topología j , EG/D i , si ocurre una Contingencia c , la condición $f(\mathbf{x})^{c, j_i} < \mu_{Op}$ resulta ser la *condición de Contingencia Crítica*.

De modo que los Patrones de Salida para la RNRM se componen como sigue:

- 1) Para cada Topología j del SP:
- 2) Para cada EG/D i :
- 3) Para cada Contingencia c de la Lista Inicial:
- 4) Considerando la regla heurística descrita, se calcula $f(\mathbf{x})^{c, j_i}$

Cada Patrón de Salida, ps^{c, j_i} , estará definido por una Contingencia c , ocurrida en un EG/D i , con una Topología j del SP. Se compone del valor estimado de la Función de Seguridad, $f(\mathbf{x})^{c, j_i}$. De modo que el número de salidas de la RNRM será $NS = 1$. Su diseño en el Modelo, tiene un Número de Capas Ocultas, $NCO = 1$, con 10 Neuronas (Red Principal).

Puede ser definido un Nivel de Severidad para una Contingencia, como el complemento a 1 del valor estimado de $f(\mathbf{x})^{c, j_i}$. Es decir:

$$NSe^{c, j_i} = 1 - f(\mathbf{x})^{c, j_i} \quad (26)$$

3.3.2 Etapa En Línea

En Línea, ocurrida una contingencia c , son calculados los correspondientes Índices de Contingencia según se explicó, pues los de Pos-Contingencia para el Escenario Base, A , han sido calculados. Se presenta el Patrón de Entrada compuesto por ambos grupos de Índices a la RNRS, y se obtienen los Índices de Pos-Contingencia estimados, como Patrón de Salida. Estos son presentados a la RNRM ahora como Patrón de Entrada, obteniéndose, como Patrón de Salida, el valor de la Función de Seguridad estimada. Fijado el valor (operador experto), μ_{Op} , si $f(\mathbf{x})^{c, j_i} < \mu_{Op}$, la Contingencia c resulta identificada como Crítica.

4. SIMULACIONES

El Sistema Argentino de Interconexión (SADI) está conformado por un conjunto de 8 regiones las cuales poseen características propias. Estas áreas son: NOA (Noroeste), NEA (Noreste), CENTRO, LITORAL, GRAN BS. AS. (Capital y Gran Buenos Aires), BS. AS. (Provincia de Buenos Aires), CUYO y COMAHUE. Dichas áreas se encuentran interconectadas por una red de alta tensión en 500 [kV] y por algunos vínculos en 220 [kV]. En la FIGURA 3, se representa el esquema unifilar del SADI para dos topologías. La primera es considerada como referencial. La segunda incorpora un cambio topológico, incluyendo una línea de interconexión entre las regiones CUYO-COMAHUE (línea continua), conectando las barras 36 y 41.

El EG/D Base (A) tiene una demanda de 5517 [MW] (5650 [MW] de generación). El incremento acumulativo de demanda para crear el conjunto de EG/Ds, se estableció en ± 10 [MW] uniformemente distribuida en las barras de carga del SP, generando 280 EG/Ds considerando ambas topologías. La Lista Inicial de Contingencias Inicial sólo incluye la pérdida de generación; la pérdida de una línea es considerada, generalmente, como una Contingencia Crítica.

Por razones de espacio es imposible presentar la totalidad de los cálculos realizados. Los resultados se centran en la Validación del Modelo. Fue utilizado un Método de Validación Cruzada (*Cross Validation*), específicamente el *Multifold Cross Validation*, o Método *K-fold*, para la validación de las dos redes neuronales.

Consiste en evaluar los resultados de diferentes entrenamientos y garantizar que son independientes de la partición entre patrones de entrenamiento y validación. Para evaluar esta aptitud, se calcula la media aritmética obtenida de los errores obtenidos en cada partición de validación.

Desde los EG/Ds establecidos, se seleccionaron $K = 7$ particiones, cada una con 40 EG/D. Ambas redes fueron entrenadas K veces, sin incluir los patrones correspondientes a la K -ésima partición, presentando los mismos como patrones de validación. Se calculó el error obtenido en los patrones de salida.

En la TABLA 1, se presentan los resultados de los Errores Promedio *sin* (EM%) y *con* (EM%T) el cambio topológico considerado, para cada partición, $K [1..7]$, y para cada red neuronal. El Error Promedio no superó el 5%.

En la TABLA 2, se presenta una Validación adicional del Modelo, mediante los resultados de la Función de Seguridad, $f(\mathbf{x})$, *con* (FS) y *sin* (FST) el cambio topológico definido, para la Lista de Contingencia Inicial.

FIGURA 3: Esquema Unifilar SADI empleado en las Simulaciones

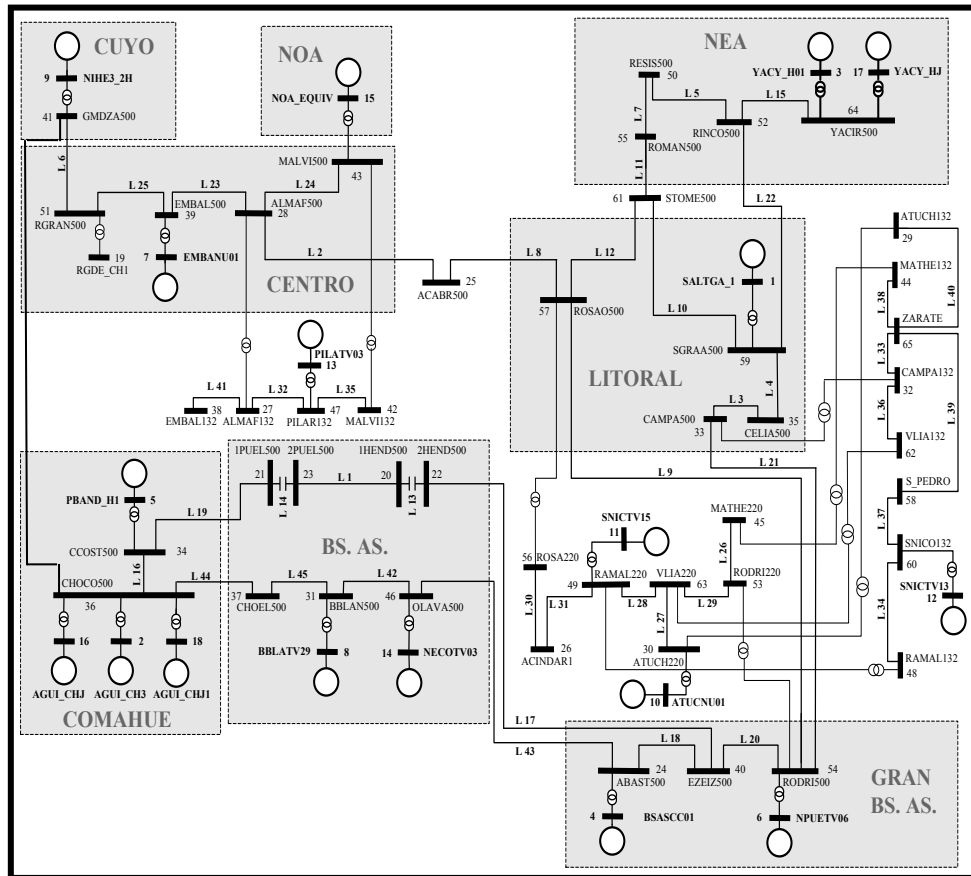


TABLA 1: Validación Cruzada en el Entrenamiento de las RNRS y RNRM

RNRS		RNRM	
Partición K	EM%/EM%T	Partición K	EM%/EM%T
1	4.5/3.7	1	4.1/2.9
2	2.6/4.1	2	3.3/4.7
3	5.1/4.3	3	4.9/3.6
4	2.1/1.9	4	1.7/2.5
5	2.5/2.2	5	2.8/4.8
6	3.8/1.9	6	4.6/2.0
7	2.7/5.0	7	3.1/4.3

Se comparan los resultados estimados para dos EG/Ds observados en la Etapa Fuera de Línea, con los obtenidos mediante simulaciones completas

TABLA 2: Función de Seguridad Simulada y Estimada en EG/D B y EG/D C

Simulación		Estimación EG/D B	Estimación EG/D C
Cont	EG/D B FS/C FST	FS	FST
YACIR500-RINCO500	0.653/0.551	0.657	0.524
CHOCO500	0.055/0.061	0.054	0.060
EMBA500	0.046/0.040	0.044	0.042
CCOST500	0.036/0.026	0.038	0.024
BBLA500	0.025/0.030	0.024	0.030
GMZA500-RGRAN500	0.023/0.026	0.022	0.025
RAMA220	0.026/0.029	0.026	0.027
ABAST500	0.025/0.026	0.026	0.025
ATUCH220	0.025/0.028	0.025	0.028
PILAR132	0.020/0.025	0.021	0.024
OLAVA500	0.023/0.024	0.022	0.023
SNICO132	0.025/0.027	0.025	0.026
RODRI500	0.021/0.026	0.020	0.025

TABLA 3: Contingencias Críticas en EG/D D con $\mu_{Op} = 0.03$

EG/D D (Simulado)		EG/D D (Estimado)	
Contingencia	FST	Contingencia	FST
YACIR500-RINCO500	0.651	YACIR500-RINCO500	0.644
CHOCO500	0.065	CHOCO500	0.067
EMBA500	0.042	EMBA500	0.040
CCOST500	0.034	CCOST500	0.033
BBLA500	0.034	BBLA500	0.032
GMZA500-RGRAN500	0.031	GMZA500-RGRAN500	0.030
RAMA220	0.025	RAMA220	0.024
PILAR132	0.025	PILAR132	0.025
ABAST500	0.023	ABAST500	0.021
OLAVA500	0.022	OLAVA500	0.021
SNICO132	0.020	SNICO132	0.020
RODRI500	0.019	RODRI500	0.020
ATUCH220	0.021	ATUCH220	0.022

Los EG/Ds son referidos como B (Base + 500 [MW]) y C (Base - 500 [MW]). En el caso del EG/D B se compara la Función de Seguridad simulada con la estimada por el Modelo sin considerar el cambio topológico (FS). En el EG/D C, se considera tal cambio (FST). El error no superó el 7%.

A fin de validar el desempeño del Modelo para identificar Contingencias Críticas En Línea, se simuló la Lista de Contingencias Inicial para un escenario D (EG/D A + 227 MW), no observado en la Etapa Fuera de Línea. Adicionalmente, se estableció un valor de $\mu_{Op} = 0.03$. Se realizaron los cálculos completos de la simulación dinámica para determinar la FST (con el cambio topológico definido). Luego se aplicó el Modelo propuesto para cada Contingencia, dentro de la ventana temporal admisible (< 20 [seg]). En la TABLA 3 se presentan los resultados. Se observó una variación menor al 7% de error entre los valores de FST, y la misma identificación de Contingencias Críticas (resaltadas en negrita), con condición $FST < \mu_{Op}$.

5. CONCLUSIONES

1ra) Se han presentado los conceptos y desarrollos correspondientes de un novedoso Modelo de Simulación Soft Computing para Clasificar las Contingencias Críticas, en la Evaluación de la Seguridad Dinámica de un Sistema de Potencia En Línea. El Modelo permite estimar la Función de Seguridad del Sistema de Potencia e Identificar una Contingencia Crítica, dentro de un margen temporal aceptable (< 20 [seg]).

2da) Los resultados obtenidos, particularmente los presentados en la TABLA 3, son coherentes respecto de los obtenidos en trabajos aquí referidos, que emplean procesamiento paralelo, mediante un cluster de computadoras (PC), e inferencia difusa para la estimar la Función de Seguridad. La diferencia es que en este trabajo se empleó una notebook con 5 núcleos y placa de video que soporta la librería GPULib.

3ra) La inclusión del cambio topológico en el entrenamiento de las redes neuronales tiene un doble propósito: a) que el Modelo pueda emplearse cuando una línea está fuera de servicio por razones de mantenimiento, sin que se requiera re-entrenarlas y b) que pueda incluirse la salida de una línea ante una falla como una Contingencia más, aspecto de investigación actual.

CAPÍTULO IV

MODELO 15

MODELOS HIPERHEURÍSTICOS BASADOS EN RAZONAMIENTO CON PROCESAMIENTO PARALELO Y DOMINIO EN METAHEURÍSTICAS X-PSO Y AFS MULTIOBJETIVO

MODELOS HIPERHEURÍSTICOS BASADOS EN RAZONAMIENTO CON PROCESAMIENTO PARALELO Y DOMINIO EN METAHEURÍSTICAS X-PSO Y AFS MULTI OBJETIVO

.- RESUMEN

En este trabajo se presenta el desarrollo e implementación de una HiperHeurística Basada en Razonamiento, con dominio en MetaHeurísticas variantes de la Optimización Por Enjambre de Partículas, X-FPSO, y Cardumen de Peces Artificiales, FAFS, MultiObjetivo. Como aporte respecto de otras publicaciones en la línea de investigación que los autores han desarrollado, se obtiene un importante avance: la paralelización del algoritmo, reemplazando su modelo secuencial primigenio, empleando la plataforma denominada Interfaz de Paso de Mensajes, MPI, (*Message Passing Interface*). Son propuestas dos estrategias para la implementación del Modelo, sustentadas en la habilidad que las X-Formas del conjunto X-(FPSO-FAFS) exhiben para satisfacer, en cierta instancia de decisión, los cinco Principios de la Inteligencia de Grupo (PIG). La primera, determina el número óptimo de núcleos MPI, y asigna, a cada uno, una subpoblación de la población total, con la misma cantidad invariante de individuos. La Función de Selección, FS, opera identificando la X-Forma más apta. La segunda, asigna un núcleo y la mejor X-Forma conforme cada PIG, modificando, mediante la FS, el tamaño de las subpoblaciones. Se presenta una aplicación de ambas estrategias, en el Problema de Balance de Fases en un Sistema de Distribución Eléctrica de Baja Tensión, comparando los resultados obtenidos.

1. INTRODUCCIÓN

En los **Modelos 6** y **7** desarrollados en el presente **Capítulo** se describe la evolución histórica del concepto y aplicación de HiperHeurísticas en problemas de optimización para los que se pretenden soluciones de calidad, obtenidas en un tiempo menor al que proporcionan los Algoritmos Heurísticos o MetaHeurísticos.

Asimismo, se desarrolló un Modelo HiperHeurístico Basado en Razonamiento o CBR (*Case Based Reasoning*), cuya Función de Selección (FS) se implementó mediante una Red Neuronal tipo Retropropagación Simple (RNR), aplicada sobre un dominio compuesto por un conjunto de MetaHeurísticas MultiObjetivo, variantes de la PSO (*Particle Swarm Optimization*) Canónica, y referidas como X-FPSO Formas. Como en tales trabajos previos se explica, la letra F en el acrónimo FPSO, significa que las MetaHeurísticas del conjunto han sido dotadas de la capacidad para resolver problemas de optimización MultiObjetivo en el Espacio de Soluciones, recurriendo a la extensión de los Objetivos y Restricciones desde su formulación clásica al dominio de los Conjuntos Difusos (*Fuzzy Sets*).

Ese Modelo HiperHeurístico, fue designado, desde estos conceptos, como HY X-FPSO CBR.

Si bien presentó excelentes resultados aplicada sobre la Clase de Problemas, caracterizada por su Espacio de Búsqueda, de optimización relativos a la Economía Computacional de Regulación y Análisis de Funcionamiento de Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica (SDEE), respecto de los resultados obtenidos por aplicación de diferentes MetaHeurísticas MultiObjetivo (en particular, cualquiera de las X-FPSO Formas), su implementación algorítmica fue secuencial.

Con el objeto de mejorar aún más dos aspectos críticos para los cuales el Modelo HY X-PSO CBR aportó notables mejoras sobre la Clase de Problemas referida (aumento de la Relación Velocidad de Respuesta/Calidad de Soluciones y Autoadaptación en el ajuste de parámetros metaheurísticos), en este trabajo se presentan dos modelos con procesamiento paralelo incorporando, al dominio sobre el que operan la HiperHeurísticas, una MetaHeurística que no es una variante X de la PSO Canónica, pero puede integrarse sin inconvenientes: Cardumen de Peces Artificiales (AFS) (Artificial Fish School), extendida, también para dotarla de la capacidad de resolver problemas de optimización MultiObjetivo, al dominio de los Conjuntos Difusos (FAFS).

La Computación o Procesamiento Paralelo, es implementada mediante la plataforma software denominada Interfaz de Paso de Mensajes, (MPI) (*Message Passing Interface*), la cual, como se explicará, ha sido desarrollada para su empleo en programas de computación que exploten la existencia de múltiples procesadores, de aquí en más referidos como núcleos (*core*), estructura hardware muy común, de fácil acceso y relativo bajo costo, observable en las computadoras estándar.

De tal modo, el Modelo General HiperHeurístico propuesto será designado como HY X-(FPSO+FAFS) CBR MIP, para el cual se presentan dos estrategias de diseño, ambas sustentadas en la habilidad que las X-Formas del conjunto X-(FPSO-FAFS) exhiben para satisfacer, en cierta instancia de decisión, los cinco Principios de la Inteligencia de Grupo (PIG).

La primera, determina el número óptimo de núcleos MIP, y asigna, a cada uno, una subpoblación de la población total, con la misma cantidad invariante de individuos. La Función de Selección, FS, opera identificando la X-Forma más apta para cada instancia de decisión o iteración algorítmica.

La segunda, asigna un núcleo y la mejor X-Forma conforme cada PIG (de modo que al ser 5 los PIG, el número de núcleos es predefinido en 5), modificando, mediante la FS, el tamaño de las subpoblaciones para cada instancia de decisión o iteración algorítmica.

En las dos estrategias, la FS de la HiperHeurística es una Red Neuronal tipo Retropropagación Simple (RNR), de idéntica estructura pero funcionalmente muy distinta, conforme puede inferirse desde sendas descripciones de la FS. El diseño diferente de la RNR, impactará sobre un diseño completamente diferente para el Modelo HiperHeurístico de cada Estrategia.

Para identificarlos, serán referidos, correspondientemente según el orden en que fueros descritas ambas estrategias como: 1) HY X-(FPSO+FAFS) CBR MPI con Número Constante de Partículas por Núcleo (NCPN) y 2) HY X-(FPSO+FAFS) CBR MPI con Número Variable de Partículas por Núcleo (NVPN)

El trabajo está organizado como sigue:

En la Sección 2., se describen los conceptos relativos a una HiperHeurística del tipo CBR, presentados por los autores con mayor detalle en las referencias más arriba citadas, así como las principales características de las MetaHeurísticas MultiObjetivo que integran el conjunto X-(FPSO+FAFS), dominio del Modelo HiperHeurístico aquí propuesto, independientemente de la estrategia adoptada. Se hace especial énfasis en los detalles de la MetaHeurística FAFS, puesto que se agrega al conjunto observado en los trabajos anteriores. También es introducida, como se verá, una X-Forma modificada, denominada FEPSO GStT. Se describe, además y para la Clase de Problemas referida, la aptitud que exhiben cada una de las X-(FPSO+FAFS) Formas para satisfacer los 5 Principios de la Inteligencia de Grupo, elemento vertebrador a los efectos de definir la Función de Selección FS.

En la Sección 3., se presentan los aspectos más relevantes de la Plataforma Interfaz de Intercambio de Mensajes, los cuales permitirán codificar los Modelos propuestos mediante Computación Paralela.

En la Sección 4., se aborda el desarrollo de cada una de las estrategias mencionadas, para concebir los Modelos HiperHeurísticos HY X-(FPSO+FAFS) CBR MPI NCPN y HY X-(FPSO+FAFS) CBR MPI NVPN. Son presentados los aspectos relativos al diseño de las Redes Neuronales RNR NCPN y RNR NVPN que operan como FS de cada estrategia, en su correspondiente Modelo HiperHeurístico.

En la Sección 5., se presenta la aplicación de ambos Modelos HiperHeurísticos para resolver el Problema de Balance de Fases en un Sistema de Distribución Eléctrica de Baja Tensión, SDEE BT, comparando los resultados obtenidos por ambos, y los obtenidos aplicando la mejor Forma X-FPSO.

Finalmente, en la Sección 6..

2. HIPERHEURÍSTICA CBR Y METAHEURÍSTICAS X-FPSO Y FAFS

2.1 HiperHeurística CBR

2.1.1 Limitaciones Reconocidas en el Estado del Arte de las MetaHeurísticas

Las MetaHeurísticas constituyen, en general, métodos especializados de búsqueda sobre un espacio de posibles soluciones de un problema, con un grado de especialización mucho menos restringido que el de las Heurísticas, conforme las definiciones adoptadas desde el estado del arte. Sin embargo, exhiben dos limitaciones importantes:

a) Se requiere de un ajuste previo de parámetros según el tipo de problema a resolver, limitando su posibilidad de aplicación en otros tipos y, con

ello, su concepción y diseño para la búsqueda de soluciones sobre Clases de Problemas. Suponen, en su mejor performance, un grado detallado relativo al conocimiento sobre el dominio del problema a resolver, para poder generar resultados de calidad y

b) Por lo general el tiempo de cómputo requerido, resulta muy elevado, situación crítica si se pretendiese aplicar a problemas de optimización en tiempo real.

Por tales motivos, las MetaHeurísticas son consideradas con frecuencia como técnicas falibles.

Surge, de tal modo, el concepto de solución “suficientemente buena”, la cual permite proponer métodos de mayor generalidad para resolver diferentes tipos de problemas y, a su vez, que las soluciones puedan ser obtenidas requiriendo menores tiempos de cómputo. Este es el concepto que subyace en la idea primigenia de las Hiperheurísticas: dado que diferentes MetaHeurísticas, exhiben diferentes fortalezas y debilidades, una estrategia más eficiente en términos de la relación velocidad de respuesta/calidad de soluciones, la constituye su utilización conjunta, para que la ejecución oportuna de cada una pueda compensar las debilidades de las otras.

La HiperHeurística, supondría una función, de diferente complejidad, según el caso, tal que examinando las propiedades de las soluciones obtenidas en el proceso de búsqueda y/o las características del espacio en el cual las mismas van presentándose, conmute, si procede, a una MetaHeurística de mejor aptitud, como nuevo proceso a ejecutar en los siguientes pasos de evolución sobre la estrategia establecida.

2.1.2 Definición de HiperHeurística

Una HiperHeurística puede ser definida, entonces y como se estableció en el **Modelo 6** del presente **Capítulo**, como *una estrategia de búsqueda tal, que, a partir de cierto conjunto pre-establecido de MetaHeurísticas de bajo nivel, reconocidas como eficientes en la resolución de problemas pertenecientes a una misma clase, selecciona la que resulte más apta en cada instancia de decisión, identificada mediante algún proceso de aprendizaje, ejecutándola para el hallazgo de buenas soluciones en el menor tiempo posible.*

Tal estrategia continúa hasta que cierta condición de salida o finalización resulte satisfecha. Por tanto, una HiperHeurística constituye un Algoritmo Heurístico de alto nivel, identificado por el proceso de aprendizaje/selección referido.

Existe una diferencia muy importante, desde el punto de vista funcional, entre una MetaHeurística y una HiperHeurística: la MetaHeurística, es aplicada en el espacio de soluciones del problema, mientras que la HiperHeurística es aplicada en cierto espacio de MetaHeurísticas de bajo nivel. Es decir: una Hiperheurística trata con métodos de solución, mientras que una MetaHeurística trata con las soluciones de cierto problema. El nivel de abstracción de una HiperHeurística resulta, consecuentemente, mayor que el correspondiente a una MetaHeurística.

2.1.3 HiperHeurística CBR

En el **Modelo 6** del presente **Capítulo** se presentó una completa descripción sobre los orígenes y desarrollos del concepto de HiperHeurística y su clasificación conforme sea implementada su Función de Selección, FS (también referida como Método de Aprendizaje/Selección), cuyo dominio es el conjunto de métodos de solución metaheurísticos seleccionados.

Es de interés en el presente trabajo, resaltar el tipo de HiperHeurística denominada Basada en Razonamiento o *Case Based Reasoning*, CBR.

La estrategia que se aplica en este tipo de HiperHeurística, consiste en emplear un conjunto de instancias de decisión/vector de soluciones del problema abordado, para el entrenamiento, por caso, de una Red Neuronal, a los efectos de la detección de patrones de estado/solución u otros elementos pertinentes, que permitan evaluar la aptitud de la MetaHeurística que se está aplicando.

Posteriormente, los patrones salida, son considerados en forma exclusiva o complementada con nuevos patrones de entrada, como las instancias anteriores de decisión/vector de soluciones, sobre nuevas instancias de decisión y, con ello, se logra evolucionar sobre el espacio de MetaHeurísticas.

Como se explica en el **Modelo 7** del presente **Capítulo**, esta tipificación fue la adoptada para el desarrollo del Modelo HiperHeurístico HY X-FPSO CRB, en la cual la FS (Método de Selección) fue implementado mediante una Red Neuronal tipo Retropropagación Simple (RNR), cuyo diseño se presentará también en este trabajo, por ser tal RNR empleada en la primer estrategia propuesta.

La HiperHeurística HY X-FPSO CBR, tiene, como se dijo, dominio en un conjunto de variantes de la MetaHeurística PSO MultiObjetivo (X-FPSO Formas).

Al igual que en los dos Modelos HiperHeurísticos que se desarrollarán en la Sección 4., tal conjunto se integra seleccionando la variantes X-FPSO según su habilidad para satisfacer todos o algunos (mejor que el resto) los Principios de Inteligencia de Grupo (PIG).

Adicionalmente, y con el mismo criterio, se incorpora la MetaHeurística FAFS en tal conjunto, definiendo un dominio híbrido para los dos Modelos HiperHeurísticos propuestos.

Se tratan, a continuación, estos conceptos y desarrollos.

2.2 Las MetaHeurísticas X-FPSO – FAFS y los Principios de Inteligencia de Grupo

2.2.1 Los Principios de la Inteligencia de Grupo

La Inteligencia de Grupo, IG, (o *Swarm Intelligence*) refiere un tipo de inteligencia artificial, basado en el comportamiento de sistemas colectivos, auto-organizados. La expresión fue introducida en 1989 por Gerardo Beni. El

término *swarm* describió, a su entender, el comportamiento de los autómatas celulares, que exhiben características similares, a las observables en ciertos sistemas biológicos, tales como los insectos.

De esas características, mencionó: la descentralización, no-sincronización y simplicidad en los movimientos de los miembros del grupo.

Además este término tiene una significación que lo trasciende: permite analizar el comportamiento social de grupos de individuos (peces, insectos, pájaros, etc.), identificando el tipo de configuración en sus sistemas de cooperación y auto-adaptación, al efecto de encontrar la manera óptima de alcanzar un objetivo.

La comunicación, según los biólogos constituye el parámetro clave en este proceso, de modo que a las cualidades mencionadas debe incorporársele la cooperación entre los individuos del *swarm*.

Desde tales consideraciones, pueden ser establecidos cinco principios que caracterizan la IG (*Swarm Intelligence Principles*). Estos principios, y su breve enunciación, resultan: **1) Proximidad**: Promueve la habilidad que debe exhibir el grupo, para ejecutar cálculos simples de espacio y tiempo en sus movimientos hacia el objetivo pretendido; **2) Calidad**: Promueve la habilidad del grupo para responder a los factores que induzcan mejoras en la aptitud de sus individuos, en el espacio de soluciones; **3) Diversidad de Respuesta**: Promueve la posibilidad de que los individuos tengan respuestas diferentes ante los mismos estímulos; **4) Estabilidad**: Promueve la habilidad de que el grupo permanezca estable, en ausencia de estímulos que induzcan mejoras en las soluciones alcanzadas; y **5) Adaptación**: Constituye un aspecto complementario de la Estabilidad, puesto que promueve la habilidad de que los individuos reaccionen ante cualquier cambio en la aptitud de las soluciones alcanzadas.

Procede, seguidamente, realizar una síntesis de las Metaheurísticas X-FPSO+FAFS a efectos de establecer un vínculo entre las mismas y los Principios IG.

2.2.2 MetaHeurísticas X-PSO y AFS

Como se ha planteado, tanto la formulación primigenia de la MetaHeurística PSO, llamada forma Canónica, como muchas de sus variantes entre las cuales se encuentran las propuestas en diferentes trabajos el autor, son aplicables para problemas de Optimización MonoObjetivo.

Parte de los desarrollos que han sido aportados desde tales trabajos estriban en haber dotado a las X-PSO Formas (MonoObjetivo) de la capacidad para resolver problemas MultiObjetivo, refiriéndolas así como X-FPSO Formas.

Lo mismo ocurre con la MetaHeurística AFS, que será extendida de idéntica manera al dominio MultiObjetivo, refiriéndola como FAFS. De modo que se hará, a continuación, referencia a la X-PSO y AFS Formas, para explicar luego como son extendidas al dominio MultiObjetivo.

A) X0: Forma Canónica de la MetaHeurística PSO: Desde una instancia de decisión en el Espacio de Soluciones (o iteración algorítmica) a la siguiente, cada partícula se mueve conforme a cierta regla de movimiento. La misma depende de tres factores, que se explican a continuación. Se indicará mediante $[p]$ el vector de partículas en movimiento, de modo que p_i resultará una partícula individual de las n que pertenecen al enjambre o Población. Adicionalmente, se indicará mediante $[b]$ el vector de las mejores posiciones (cada posición es, a su vez, un vector) que las partículas han alcanzado individualmente en las iteraciones anteriores (aspecto referido en el modelo como vida pasada de la partícula); entonces b_i se corresponderá con el óptimo individual de la partícula i en su vida pasada. Del mismo modo, se indicará mediante $[b]_G$ el vector cuyos elementos son las mejores posiciones globalmente alcanzadas por el conjunto de partículas en las iteraciones anteriores; entonces se indicará mediante b_G al óptimo global alcanzado por la Población hasta la iteración presente. Dado el vector que indica la posición de las partículas en cierta iteración k , X^k , el cambio de posición en la iteración siguiente, $k+1$, para la partícula i -ésima, resultará de la siguiente regla de movimiento:

$$X^{[k+1]}_i = X^{[k]}_i + V^{[k+1]}_i \times \Delta t \quad (1)$$

donde el término $V^{[k+1]}_i$ es referido como velocidad de la partícula i -ésima; Δt es el paso de iteración e igual a la unidad. De modo que es más frecuente encontrar la expresión:

$$X^{[k+1]}_i = X^{[k]}_i + V^{[k+1]}_i \quad (2)$$

El vector velocidad para la partícula i -ésima, se expresa como sigue:

$$V^{[k+1]}_i = V^{[k]}_i + w_C \times (r_1^{[k]}) \times [b^{[k]}_i - X^{[k]}_i] + w_S \times (r_2^{[k]}) \times [b^{[k]}_G - X^{[k]}_i] \quad (3)$$

Aquí se tienen los tres factores referidos que definen cualitativamente la regla PSO de movimiento, cada uno se corresponde con un término de la ecuación (3). El primer término representa la inercia o hábito de la partícula i ; tiende a mantener su movimiento, para la iteración $k+1$, en la dirección en la que se movía en la iteración k . El segundo término representa la memoria o capacidad cognitiva de la partícula i , la cual es “atraída” por el mejor punto del espacio de búsqueda alcanzado individualmente en su vida pasada. Finalmente, el tercer término representa la cooperación entre el conjunto, o capacidad social, de la partícula i respecto del enjambre: las partículas comparten información sobre la mejor posición globalmente alcanzada por el enjambre.

La incidencia de estos factores sobre cada partícula, está dada por las constantes o parámetros del modelo, $w_{C,S}$. El parámetro w_C recibe el nombre de constante cognitiva y el parámetro w_S se denomina constante social del enjambre. Intervienen los parámetros (r_1) y (r_2) , los cuales son números aleatorios uniformemente distribuidos en $[0, 1]$, $U[0, 1]$, y cuyo objetivo es emular el comportamiento estocástico que exhibe la Población, en cada iteración k .

B) X1: PSO con Función de Decaimiento Inercial: En esta forma, el operador velocidad canónico, dado por la expresión (3), es modificado mediante la introducción de una función decreciente con el número de

iteraciones, k , denominada Función de Inercia o de Decaimiento Inercial, $\delta(k)$. Su objeto es reducir, progresivamente, la importancia del término de inercia. La expresión (3) es modificada sustituyendo el primer término por el producto entre una nueva constante, w_i , denominada *constante de inercia* y tal función $\delta(k)$:

$$\mathbf{V}^{[k+1]}_i = \delta(k) \times w_i \times \mathbf{V}^{[k]}_i + w_C \times (r_1^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_i - \mathbf{X}^{[k]}_i] + w_S \times (r_2^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_G - \mathbf{X}^{[k]}_i] \quad (4)$$

C) X2: PSO con Factor de Constricción: En este caso, el operador velocidad canónico se modifica como sigue:

$$\mathbf{V}^{[k+1]}_i = \chi \times \{ \mathbf{V}^{[k]}_i + \varphi_M \times (r_1^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_i - \mathbf{X}^{[k]}_i] + \varphi_C \times (r_2^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_G - \mathbf{X}^{[k]}_i] \} \quad (5)$$

donde χ se denomina Factor de Constricción, y se obtiene desde la siguiente expresión condicionada:

$$\chi = 2 \times \kappa / \left| 2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4 \times \varphi} \right| \quad (6)$$

$$\text{con: } \varphi_M + \varphi_C = \varphi; \varphi > 4 \text{ y } 0 < \kappa \leq 1 \quad (7)$$

D) X3: EPSO (Evolutionary Particle Swarm Optimization): Esta X-PSO Forms, combina la programación evolucionaria, mediante operadores evolutivos similares a los establecidos para los Algoritmos Genéticos (particularmente: mutación, selección, combinación), con el movimiento PSO, aplicándolos sobre sus parámetros y óptimo global en cada instancia de iteración k -ésima. El operador velocidad canónico se modifica, dando lugar a una ecuación evolutiva para la regla del movimiento EPSO.

Se tiene así, para la partícula i -ésima:

$$\mathbf{V}^{[k+1]}_i = w_{iI}^{*[k]} \times (r_1^{[k]}) \times \mathbf{V}^{[k]}_i + w_{iC}^{*[k]} \times (r_2^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_i - \mathbf{X}^{[k]}_i] + w_{iS}^{*[k]} \times (r_3^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]*}_G - \mathbf{X}^{[k]}_i] \quad (8)$$

donde: el superíndice (*), significa que los parámetros son evolutivos, producto de la mutación. La regla de mutación aplicable a las constantes $w_{iI, C, S}$ tiene, como expresión general:

$$w_{iI, C, S}^{*[k+1]} = w_{iI, C, S}^{[k]} \times [1 + \sigma \times N(0,1)] \quad (9)$$

en la cual: σ es un parámetro de aprendizaje, externamente fijado, que controla la amplitud de las mutaciones; $N(0,1)$ es una variable aleatoria con distribución gaussiana de media 0 y varianza 1.

Adicionalmente, el óptimo global también es perturbado en cada iteración, según la regla:

$$\mathbf{b}^{[k+1]*}_G = \mathbf{b}^{[k]*}_G + w_{iN}^{*[k]} \times N(0,1) \quad (10)$$

donde $w_{iN}^{*[k]}$, es un parámetro estratégico de la regla de movimiento, que controla la amplitud del vecindario de $\mathbf{b}^{[k]*}_G$ donde es más probable localizar la mejor solución global (entendida, al menos, como una solución mejor que la $\mathbf{b}^{[k]*}_G$ actual, para la iteración k). El nuevo parámetro, como se indica con el superíndice (*), es también mutado según la regla (9).

E) X4: EPSO GIST (Global Individual Stochastic/Topology): Esta X-PSO Forma evolucionaria se introduce en el presente trabajo, basada en una

variante, denominada EPSO GIST, en la cual el acrónimo GIST, significa Topología Estrella Global/Individual (*Global Individual Star Topology*).

Por Topología de Comunicación, se entiende la manera en que se establece la comunicación entre las partículas del enjambre. En las X-PSO Formas presentadas, el óptimo global alcanzado en cierta instancia de decisión o iteración algorítmica, k , es comunicado a la Población completa. Desde allí que se hable de Topología Estrella, pues podría asimilarse a una forma de comunicación en la que $\mathbf{b}^{[k]}_G$ ($\mathbf{b}^{[k]*}_G$, en la X-Forma EPSO), “irradia” información hacia todas las direcciones, hasta las posiciones del Espacio de Búsqueda donde se encuentran las partículas, con excepción de aquella/s cuyo óptimo individual, $\mathbf{b}^{[k]}_i$, coincide con el global.

La MetaHeurística EPSO GIST, introduce, respecto de la EPSO, dos modificaciones a los efectos de favorecer el 3er Principio IG, la Diversidad de Respuesta, propiciando evitar convergencias prematuras en óptimos locales, sobre Espacios de Búsqueda que exhiben soluciones muy aisladas, tales como los observados en la Clase de Problemas referida y que aquí sigue considerándose.

Para ello, la primera modificación consiste en asignar una probabilidad de comunicación del óptimo global al resto de las partículas, y la segunda, consiste en permitir, además, que cada partícula comunique, con cierta probabilidad, la información relativa a su óptimo individual al resto de la Población.

De tal modo, la X-Forma EPSO GIST, tiene por ecuación evolutiva de movimiento, la expresión:

$$\mathbf{V}^{[k+1]}_i = w_{i1}^{*[k]} \times (r_1^{[k]}) \times \mathbf{V}^{[k]}_i + w_{iC}^{*[k]} \times (r_2^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]}_i - \mathbf{X}^{[k]}_i] + w_{iS}^{*[k]} \times (r_3^{[k]}) \times [\mathbf{b}^{[k]*}_G - \mathbf{X}^{[k]}_i] \times \alpha OG^{[k]}_i + \sum_{j=1, j \neq i}^n (\delta(k) \times w_{iC}^{*[k]} \times [\mathbf{b}^{[k]}_j - \mathbf{X}^{[k]}_i] \times \alpha OI^{[k]}_{ij}) \quad (11)$$

donde: $\alpha OG^{[k]}_i$: es la probabilidad de que el óptimo global (OG) afecte al movimiento de la partícula i , en la iteración k y $\alpha OI^{[k]}_{ij}$ es la probabilidad de que el óptimo individual (OI) de la partícula j , afecte al movimiento de la partícula i , $j \neq i$; $\delta(k)$ es el mismo factor multiplicativo empleado en (4), el cual va haciendo “decaer” la influencia de los OI, con probabilidades distintas de 0, conforme aumenta el número de iteraciones.

Si bien esta X-PSO Forma mostró una muy buena aptitud para “escapar” de una solución sub-óptima (local), propiciando claramente la Diversidad de Respuesta, en algunas situaciones, por caso al adicionar una variable control discreta un problema de optimización de la Clase considerada, cuyo impacto aísla aún más las buenas soluciones en el Espacio de Búsqueda, o bien cuando se restringe con menos margen de factibilidad una variable de estado (ejemplo del primer caso, incorporar regulación de tensión a la salida del transformador vinculado a la red de Baja Tensión en estudio, con pasos de a +/- 1%, hasta +/- 20%, de la tensión nominal; ejemplo del segundo caso, limitar el rango de caídas de tensión en los nodos terminales de la red, menos de un 5%, por exigencias regulatorias restricta), la EPSO GIST puede resolver sub-óptimamente el Problema (de Balance de Cargas/Fases, en estos ejemplos, quedando “atrapada” en un óptimo local.

Luego de estudiar las respuestas, se obtuvo una sensible mejora al eliminar el factor decaimiento, $\delta(k)$, que atenúa la comunicación entre óptimos individuales, enfatizando el carácter estocástico esta nueva X-Forma, EPSO GStT, cuya ecuación evolutiva de movimiento queda expresada como:

$$\mathbf{V}_i^{[k+1]} = w_{i1}^{*[k]} \times (r_1^{[k]}) \times \mathbf{V}_i^{[k]} + w_{iC}^{*[k]} \times (r_2^{[k]}) \times [\mathbf{b}_i^{[k]} - \mathbf{X}_i^{[k]}] + w_{iS}^{*[k]} \times (r_3^{[k]}) \times [\mathbf{b}_G^{[k]} - \mathbf{X}_i^{[k]}] \times \alpha_{OG}^{[k]} + \sum_{j=1, j \neq i}^n (w_{iC}^{*[k]} \times [\mathbf{b}_j^{[k]} - \mathbf{X}_i^{[k]}] \times \alpha_{OI}^{[k]}) \quad (12)$$

La EPSO GStT, reemplazara en los Modelos HiperHeurísticos aquí propuestos, a la X-PSO Forma, extendida al dominio MultiObjetivo, EPSO GIST, empleada en el Modelo HY X-PSO CBR.

F) X5: AFS (Artificial Fish School): Esta X-Forma es la que confiere un carácter híbrido al conjunto de MetaHeurísticas que componen el dominio de los Modelos HiperHeurísticos presentados en este trabajo. También referida en el estado del arte como Algoritmo de Cardumen de Peces Artificiales. Se sustenta en dos tareas básicas: primero, construye un modelo simple de Peces Artificiales (AF) y segundo, implementa una estrategia de búsqueda del óptimo global, basada en el comportamiento que caracteriza la búsqueda de alimento de los individuos (AF) del grupo o Cardumen.

El Algoritmo intenta imitar el siguiente proceso bio-inspirado: En el agua, considerada como hábitat natural, cualquier pez puede localizar alimento siguiendo a otro pez, pues donde hay más concentración de alimento, hay mayor cantidad de peces. Para emular este proceso, son establecidos comportamientos que identifican al Cardumen de Peces Artificiales, y definidas algunas variables y parámetros.

Se tipifican cinco comportamientos en el Cardumen: 1) De Ataque (Prey): El pez percibe la concentración de alimento en el agua, y escoge, por medio de su visión el movimiento a seguir; 2) Grupal (Swarm): En el movimiento del Cardumen, cada pez integra el grupo como un hábitat en el cual supervive y es garantizada una mayor seguridad de no ser presa de otro pez, en general; 3) De Seguimiento (Follow): En el movimiento del grupo de peces, cuando un pez individualmente, o un grupo de ellos, detecta alimento, la vecindad (sub-grupo próximo de peces) de los mismos, se alinearán y seguirá su movimiento con el objeto de alcanzar rápidamente el alimento; 4) Registro (Bulletin Update): Se asemeja a la Memoria Autobiográfica que exhiben las partículas del PSO. La posición o estado de un pez artificial que ha alcanzado la máxima concentración de alimento, individualmente, es registrado en un boletín. Luego de cada acción o movimiento (iteración), el nuevo estado de cada pez artificial, es comparado con su registro en el Boletín, el cual, si dicho estado tiene mayor mérito que el registrado, se actualiza por reemplazo; y 5) Evaluación del Movimiento (Moving Evaluation): Los comportamientos Grupal y De Seguimiento, tendrán lugar en el Cardumen cuando exhiban pertinencia, efecto que será observable en el algoritmo, al describir sus procedimientos respectivos. En tal caso, el comportamiento del Cardumen seleccionado entre ambos, será aquel que conduzca a la mayor consistencia alimenticia (*food consistence*), representada por la posición de mayor aptitud. En caso contrario, no existe tal pertinencia, el comportamiento que tiene lugar es el De Ataque.

En lo que respecta a la definición de los parámetros y variables en AFS, se tiene:

Sea $[AF] = \{af_1, af_2, \dots, af_{NF}\}$ el conjunto de peces artificiales, referido como Cardumen o Población; cada af_i , ocupará, en el Espacio de Búsqueda y para cierta instancia de decisión (iteración del algoritmo), una posición $\mathbf{x}(af_i)$, la cual resulta un vector cuyas componentes son cada una de las variables de decisión del problema. La aptitud que exhibe el pez artificial af_i , en términos de localización de máximo alimento, ocupando la posición $\mathbf{x}(af_i)$, será indicada como $f(\mathbf{x}(af_i))$, siendo f la función de aptitud establecida para la estrategia de optimización. Simplificadamente, puede emplearse la notación: $\mathbf{x}_i \equiv \mathbf{x}(af_i)$ y $f(\mathbf{x}_i) \equiv f(\mathbf{x}(af_i))$, porque todo pez artificial, siempre ocupa una posición, y siempre tiene una aptitud, tal y como se hace en el PSO.

Sean, entonces, dos peces artificiales \mathbf{x}_i y \mathbf{x}_j , la distancia entre ambos resultará: $d_{ij} = |\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_j|$. Además, visual, es el campo visual o alcance de un af_i y step, la distancia que puede moverse un af_i en cada paso de iteración; δ es el grado de congestión e indica, en el comportamiento de un af_i , si existe alimento en la vecindad de cierto punto o concentrado en él. Su valor pertenece a $[0, 1]$.

Visual, step y δ son parámetros. Además se tienen los siguientes: NF: Número de peces artificiales o Tamaño de la Población/Cardumen, TryNum: es el máximo número de intentos de un pez artificial para encontrar una mejor posición, \mathbf{x}_{iBest} , y será aplicado en el comportamiento Prey o de Ataque. Adicionalmente MaxItera: es el número máximo de iteraciones del algoritmo, condición Estricta de salida del mismo, y NumEstable es el número fijado como límite de iteraciones en los que el Registro no es actualizado, por no existir cambios en las aptitudes (y, consecuentemente, posiciones de los af_i en el Cardumen), y supone una condición No Estricta de salida del Algoritmo.

Los comportamientos De Ataque, Grupal o De Seguimiento, se definen en el Modelo, como sigue:

1) De Ataque: si, en cierta instancia de decisión, \mathbf{x}_i es el estado de af_i y \mathbf{x}_j es el estado de af_j , estando af_j en el campo de visión de af_i , esto es: $|d_{ij}| \leq \text{visual}$, entonces se procede a comparar las aptitudes $f(\mathbf{x}_i)$ y $f(\mathbf{x}_j)$. Si $f(\mathbf{x}_j) > f(\mathbf{x}_i)$, entonces af_i se moverá $\text{Random}(\text{step})$ (función aleatoria de step) hacia y en la dirección de a_j , dentro de su campo de visión. En caso contrario, intentará un número TryNum de veces encontrar una mejor posición. \mathbf{x}_{iBest} , que la que ocupa, dentro de su campo de visión y, si falla, af_i se moverá aleatoriamente $\text{Random}(\text{step})$ dentro de su campo de visión.

Matemáticamente y en pseudo-código:

Si $f(\mathbf{x}_j) > f(\mathbf{x}_i)$ entonces

$$\mathbf{x}_{i \text{ next}} = \mathbf{x}_i + \text{Random}(\text{Step}) \times [(\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i) / |\mathbf{x}_j - \mathbf{x}_i|]$$

Sino

Para $k=1$ hasta TryNum

$$\mathbf{x}_{i \text{ next}} = \mathbf{x}_i + \text{Random}(\text{Step})$$

Si $f(\mathbf{x}_{i \text{ next}}) > f(\mathbf{x}_i)$ entonces

FinPara

FinSi

FinPara

$$\mathbf{x}_{i \text{ next}} = \mathbf{x}_i + \text{Random}(\text{Step})$$

FinSi

Siendo $\text{Random}(\text{Step})$ una función que genera números aleatorios en el intervalo $[0, \text{step}]$ con distribución uniforme de probabilidad.

2) De Grupo: si, en cierta instancia de decisión, \mathbf{x}_i es el estado/posición de a_{fi} , nf es el número de af en el campo visual de a_{fi} , dado por la función N definida mediante $nf = N(\mathbf{x}_i, \text{visual}) = \{ \mathbf{x}_j / |d_{ij}| \leq \text{visual} \}$, y \mathbf{x}_c es la posición centro de la vecindad de a_i y definida por $\mathbf{x}_c = \sum_{j=1}^{nf} (\mathbf{x}_j/nf)$.

Se tiene, en pseudo-código:

Si $f(\mathbf{x}_c) > f(\mathbf{x}_i)$ y $(nf/NF) < \delta$ entonces

$$\mathbf{x}_{i \text{ next}} = \mathbf{x}_i \times \text{Random}(\text{Step}) \times [(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_c)/|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_c|]$$

Sino

Comportamiento De Ataque

FinSi

3) De Seguimiento: si, en cierta instancia de decisión, \mathbf{x}_i es el estado/posición de a_{fi} , y a_{iMax} es el af en el campo visual de a_{fi} que ha alcanzado la máxima consistencia alimenticia de la vecindad nf , \mathbf{x}_{Max}^{nf} , siendo $f(\mathbf{x}_{Max}^{nf})$ su aptitud.

Se tiene en pseudo-código:

Si $f(\mathbf{x}_{Max}^{nf}) > f(\mathbf{x}_i)$ y $(nf/NF) < \delta$ entonces

$$\mathbf{x}_{i \text{ next}} = \mathbf{x}_i \times \text{Random}(\text{Step}) \times [(\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{Max}^{nf})/|\mathbf{x}_i - \mathbf{x}_{Max}^{nf}|]$$

Sino

Comportamiento De Ataque

FinSi

De modo que la pertinencia referida para los comportamientos De Grupo y De Seguimiento, está dada por la misma condición de congestión en la vecindad nf : $(nf/NF) < \delta$. Si esta condición no se satisface, no son pertinentes los comportamientos De Grupo o De Seguimiento, y tiene lugar el De Ataque.

Con estos desarrollos, puede ser definido el Algoritmo AFS, en forma de pseudo-código y por pasos: **Paso 1)**: Inicialización de los parámetros NF , visual , TryNum , δ , step , MaxIter y NumEstable ; **Paso 2)**: Inicialización de la Población o Cardumen; **Paso 3)**: Inicialización del Registro (*Bulletin*) para evaluar los nuevos estados de cada af y, si procede, actualizarlos, durante el procedimiento iterativo, con los mejores estados alcanzados. En el comienzo, el Registro contiene posiciones/estados y aptitudes coincidentes con la inicialización de la Población/Cardumen; **Paso 4)**: Se aplica el comportamiento normativo del Cardumen, que consiste en la Evaluación del Movimiento; esto supone, evaluar la pertinencia de los comportamientos De Grupo y De Seguimiento, observando si se satisface la condición $(nf/NF) < \delta$. De ser pertinentes, proceden ambas, y la posición y aptitud para un nuevo estado, proviene del comportamiento que arroje la mayor aptitud. Si no son pertinentes estos comportamientos, el Cardumen adopta el comportamiento De Ataque. Es

claro que las evaluaciones y cálculos correspondientes, se ejecutan para cada af del Cardumen; **Paso 5)**: Actualización del Registro (*Bulletin Update*): Si procede, se registran los nuevos valores de posición y aptitud para cada af del Cardumen, y se actualiza el número de iteración del proceso. Se evalúa si tiene lugar la condición de parada, consistente en la permanencia del Registro sin modificaciones durante el número NumEstable de iteraciones, o bien en alcanzar el número MaxItera de iteraciones. Si una de estas condiciones tiene lugar, se sigue con el **Paso 6)**, en contrario, se regresa al **Paso 4)**, incrementando, previamente, en 1 el contador de iteraciones; **Paso 6)** Condición de Salida Satisfecha: se almacenan Posiciones y Aptitudes de cada af del Cardumen, así como otros parámetros de interés registrados. Desde allí se obtiene el \mathbf{x}_{Max} y su $f(\mathbf{x}_{Max})$.

2.2.3 Extensión Multiobjetivo de X-Formas PSO y AFS: X-(FPSO+FAFS)

Para no redundar y pretendiendo brindar una síntesis desde múltiples publicaciones en las que se presentan los aspectos conceptuales para extender estas X-Formas al dominio MultiObjetivo (concibiendo el conjunto X-(FPSO+FAFS)), se sigue en esta Subsección los desarrollos presentados en el **Modelo 2** de este **Capítulo**.

Son así destacados y sintetizados dos aspectos: los conceptuales o metodológicos y los operacionales o de implementación.

1) Aspectos Metodológicos: Al efecto de concebir una función que pondere la aptitud de las soluciones en un contexto MultiObjetivo de optimización, deben satisfacerse tres requerimientos:

A) Pareto-Dominancia en las soluciones: las soluciones igualmente óptimas deben satisfacer una escala pareto-dominate, lo cual supone que si dos soluciones componen un frente pareto-óptimo, ninguna de ellas puede ser mejorada en cierto objetivo, sin empeorar, al menos, en uno de los restantes (soluciones no dominadas), y resultan igualmente preferibles o aptas;

B) Compatibilidad Métrica respecto del Espacio de Búsqueda: El Espacio de Búsqueda tiene una influencia sustancial en la definición de la función de aptitud para una MetaHeurística MultiObjetivo. Las múltiples variables, discretas, con intervalos estrechos en sus valores factibles, y buenas soluciones muy dispersas en tal espacio, impactan fuertemente sobre la compatibilidad que debe guardar la métrica de la función de aptitud, respecto de los estímulos que induce sobre las partículas, a efectos de explorarlo eficientemente. Para las MetaHeurísticas MultiObjetivo sustentadas en la IG, una función de aptitud resultará métricamente compatible con el Espacio de Búsqueda, en la medida que pueda propiciar el cumplimiento de los cinco principios enunciados. Este es uno de los aspectos de mayor cuidado.

C) Capacidad de Captar las Incertidumbres de Valor: Se refiere a la posibilidad de modelar las incertidumbres asociándoles un grado de satisfacción respecto del cumplimiento de un objetivo/restricción individual del problema de optimización abordado.

2) Aspectos Operacionales: Para formalizar la extensión X-(PSO+AFS) al dominio MultiObjetivo, se aplica el Principio de Toma de Decisión en Ambientes Difusos:

a) Para cada Objetivo/Restricción, se asocia un Conjunto Difuso, solidario a la variable que lo representa. Para ello se construye una variable adimensional, denominada variable de apartamiento, y sobre la misma cada Conjunto Difuso es construido. Esto permite que tales conjuntos Objetivos/Restricciones, **O/R**, puedan mapearse por igual en la misma imagen, denominada Conjunto Difuso de Decisión, **D**, a través de un operador, $\langle C \rangle$, referido como Confluencia, y que se corresponde típicamente con el operador Intersección. Para N Objetivos y H Restricciones Difusas vale la expresión:

$$\mathbf{D} = \mathbf{O}_1 \langle C \rangle \mathbf{O}_2 \langle C \rangle \dots \langle C \rangle \mathbf{O}_N \langle C \rangle \mathbf{R}_1 \langle C \rangle \mathbf{R}_2 \langle C \rangle \dots \langle C \rangle \mathbf{R}_H \quad (13)$$

b) Asociado al operador $\langle C \rangle$ entre los Conjuntos Difusos, existe un operador t (por t-norma) entre sus funciones de pertenencia, que genera, desde (13), el valor de pertenencia en el Conjunto Difuso de Decisión, **D**, conforme los valores individuales de las funciones de pertenencia del segundo miembro, $\mu_{\mathbf{O}}$ / $\mu_{\mathbf{R}}$. Es decir:

$$\mu_{\mathbf{D}} = \mu_{\mathbf{O}_1} t \mu_{\mathbf{O}_2} t \dots t \mu_{\mathbf{O}_N} t \mu_{\mathbf{R}_1} t \mu_{\mathbf{R}_2} t \dots t \mu_{\mathbf{R}_H} \quad (14)$$

Luego, para la Población, **P**, o para una partícula individual, *i*, se define como Decisión Maximizante de Bellman y Zadeh, al valor de la función de pertenencia en el conjunto **D**, dado por:

$$\mu_{\mathbf{D}}^{\text{Max}} = \text{MAX}^{[P/i]} \{ \mu_{\mathbf{O}_1} C \mu_{\mathbf{O}_2} C \dots C \mu_{\mathbf{O}_N} C \mu_{\mathbf{R}_1} C \mu_{\mathbf{R}_2} C \dots C \mu_{\mathbf{R}_H} \} \quad (15)$$

c) con $\mu_{\mathbf{D}}^{\text{Max}} \equiv \text{fapD}$, función de aptitud difusa, el conjunto X-(PSO+AFS), con capacidad de solución MonoObjetivo, pasa a transformarse en el conjunto X-(FPSO+FAFS), con capacidad de solución en problemas de optimización MultiObjetivo.

d) Los requerimientos **A**) (Pareto Dominancia) y **B**) (Compatibilidad Métrica) y **C**) (Captación de Incertidumbres de Valor), para el Espacio de Búsqueda que caracteriza a la Clase de Problemas considerada, la t-norma más apropiada, se denomina Producto de Einstein, y se define como:

$$t_{\text{PE}} = x \times y / (2 - (x + y - x \times y)) \quad (16)$$

e) Sobre cada Objetivo/Restricción, **O/R**, los Conjuntos Difusos solidarios a sus variables de apartamiento, se definen del siguiente modo (no excluyente): Considérense, dos límites, superior e inferior, en los valores posibles de la variable correspondiente a cierto **O/R**, m , v_m . Se referirán como v_{Max_m} y v_{Min_m} , respectivamente. Adicionalmente, sea p_{μ}^m su ponderador exponencial, cuyo efecto sobre el conjunto difuso solidario, es su contracción ($p_{\mu}^m > 1$), aumentando la importancia del objetivo/restricción en la confluencia $\langle C \rangle$, o dilatación ($p_{\mu}^m < 1$), disminuyendo dicha importancia.

Entonces, la función de pertenencia adoptada, de característica base lineal (este es el caso cuando $p_{\mu}^m = 1$), genérica para el **O/R** m -ésimo, resultará de la expresión condicional: $\forall m \text{ en } [1..M]$, con M variables **O/R**:

$$\mu_m = 1 ; \text{ si } v\text{Min}_m \geq v_m \quad (17)$$

$$\mu_m = \left(\frac{(v\text{Max}_m - v_m)}{(v\text{Max}_m - v\text{Min}_m)} \right)^{p_\mu^m} ; \text{ si } v\text{Min}_m \leq v_m \leq v\text{Max}_m \quad (18)$$

$$\mu_m = 0 ; \text{ si } v\text{Max}_m \leq v_m \quad (19)$$

Luego, la función de aptitud difusa $fapD$ resultará:

$$fapD = \mu_D^{\text{Max}} = t_{PE}^{\text{Max}} \{ \mu_{m1}; \mu_{m2}; \dots; \mu_{mM} \} \quad (20)$$

2.3 Las X-(FPSO+ FAFS) y su habilidad para satisfacer los Principios IG

Habiendo realizando una buena cantidad de pruebas, fue posible validar la correlación, cualitativamente esperada desde las estrategias de movimientos formuladas, entre cada X-Forma del conjunto X-(FPSO+FAFS), y la habilidad para satisfacer predominantemente cierto Principio IG.

Excluyendo la X-Forma **X0**, la FPSO Canónica, las cinco restantes han sido escogidas precisamente por tal habilidad. Se profundizan, ratificándolas, las conclusiones al respecto presentadas en el **Modelo 6** del presente **Capítulo**, respecto a la HiperHeurística HY X-FPSO CBR, con la diferencia de que en este trabajo, como se verá, para la primer estrategia (Modelo HY X-(FPSO+AFS) CBR MPI NCPN) su dominio tiene cuatro X-Formas (mismo número), mientras que para la segunda estrategia (Modelo HY X-(FPSO+FAFS) CBR MPI NVPN) su dominio tiene cinco X-Formas.

En síntesis: **X1**: Habilidad específica en la Estabilidad; **X2**: Habilidad específica para la Proximidad, predominantemente, y Estabilidad, en iteraciones próximas a la convergencia del Algoritmo MetaHeurístico; **X3**: Habilidad general en los cinco principios, fundamentalmente en Calidad y Adaptación. Constituye, por ello, la X forma de inicio en instancias tempranas de decisión; **X4**: Habilidad general en los cinco principios, pero fundamental o predominantemente en la Diversidad de Respuesta, aún en iteraciones tempranas; **X5**: La FAFS, en Espacios de Búsqueda como los que caracterizan a la Clase de Problemas aquí considerados, es la X-Forma más conservadora, con habilidad predominante sobre la Estabilidad, en cualquier instancia de decisión o iteración algorítmica. Por ello, se complementa muy bien con **X4** (FEPSO GStT), y los Modelos HiperHeurísticos propuestos en el presente trabajo, sacarán provecho de tal condición.

3. PLATAFORMA INTERFAZ DE PASO DE MENSAJES (MPI)

En general, y particularmente en los problemas de optimización, se pretenden y requieren nuevas aplicaciones, con mayores costos computacionales, para cubrir nuevas necesidades. Sin embargo, el rendimiento de las computadoras dentro del paradigma secuencial clásico está comenzando a saturarse: existen límites físicos asociados al incremento en la frecuencia del reloj.

Por tal razón que equipos multi-procesadores y/o multi-núcleo han surgido, para resolver estos límites físicos, no intentando extenderlos, sino agregando

más unidades de cómputo para que, en conjunto, brinden una mejor performance respecto del procesamiento secuencial.

Se torna, por tanto, primordial, aprovechar al máximo este esquema de hardware mediante un nuevo concepto de software: la Computación Paralela.

La plataforma MPI (*Message Passing Interface*) o Interfaz de Paso de Mensajes, constituye un estándar que define la sintaxis y la semántica de las funciones contenidas en una biblioteca de paso de mensajes diseñada para ser usada en programas que exploten la existencia de múltiples procesadores (núcleos). Su principal característica es que no requiere de memoria compartida, por lo que es muy importante en la programación de sistemas distribuidos.

Los elementos principales que intervienen en el paso de mensajes son el proceso que envía, el que recibe y el mensaje. Dependiendo de si el proceso que envía el mensaje espera a que el mensaje sea recibido, se puede hablar de paso de mensajes síncrono o asíncrono.

En el paso de mensajes asíncrono, el proceso que envía, no espera a que el mensaje sea recibido, y continúa su ejecución, siendo posible que vuelva a generar un nuevo mensaje y enviarlo antes de que se haya recibido el anterior. Por este motivo se suelen emplear buzones, en los que se almacenan los mensajes a espera de que un proceso los reciba. Generalmente empleando este sistema, el proceso que envía mensajes sólo se bloquea o detiene, cuando finaliza su ejecución, o si el buzón está lleno.

En el paso de mensajes síncrono, el proceso que envía el mensaje espera a que un proceso lo reciba para continuar su ejecución. Por esto esta técnica se suele llamar encuentro, o *rendezvous*.

Si bien la MPI es un protocolo de comunicación entre computadoras, es el estándar para la comunicación entre los nodos que ejecutan un programa en un sistema de memoria distribuida. De manera que tales nodos pueden ser procesadores o núcleos que integran el hardware de cómputo en una misma computadora, bajo un sistema operativo capaz de explotar esta cualidad eficientemente (tal como Linux).

Las implementaciones en MPI consisten en un conjunto de bibliotecas de rutinas que pueden ser utilizadas en programas escritos en los lenguajes de programación C, C++, Fortran y Ada.

La ventaja de MPI sobre otras bibliotecas de paso de mensajes, es que los programas que utilizan la biblioteca son portables (dado que MPI ha sido implementado para casi toda arquitectura de memoria distribuida), y muy rápidos, (porque cada implementación de la biblioteca ha sido optimizada para el hardware en la cual se ejecuta).

El sistema operativo que soporta la plataforma MPI para el implementar los Modelos HiperHeurísticos propuestos *paralelizados*, y resolver el problema de Balance de Carga o de Fases en un SDEE BT (PBC SDEE BT), es Linux, y el lenguaje de programación escogido, ha sido C++.

4. DESARROLLO DE LOS MODELOS HIPERHEURÍSTICOS PROPUESTOS BAJO COMPUTACIÓN PARALELA

4.1 Modelo HiperHeurístico HY X-(FPSO+FAFS) CBR MPI NCPN

Como se ha dicho, la FS de este Modelo Hiperheurístico Basado en Razonamiento, CBR, es implementada mediante una RNR, cuya estructura resulta idéntica a las presentada en el **Modelo 6** del presente **Capítulo**, tanto en términos de diseño (número de entradas, número de capas ocultas, cantidad de neuronas por capa oculta, y número de salidas), como patrones de entrada/salida para su entrenamiento.

Por tal razón, no se redundará sobre sus detalles en este epígrafe, sino que se describirán las diferencias, habida cuenta que el dominio de MetaHeurísticas de la FS es diferente, y se describirá la estrategia seguida para su implementación soportada bajo Computación Paralela mediante la plataforma MPI.

La primer estrategia, que conduce al Modelo HiperHeurístico aquí abordado, primero determina, operando sobre, tal y como lo permite la plataforma MIP, la definición de un número variable de núcleos, reales o virtuales.

Este enfoque, como se dijo, el más simple. Consiste en asignar a cada uno de los procesadores o núcleos, un proceso secuencial idéntico, pero que trate con un número de partículas resultante de dividir el número poblacional, NP, por el número de núcleos empleados, Nn.

De modo que cada procesador o núcleo ejecutará el mismo Modelo HiperHeurístico, con $n_p = NP/N_n$ partículas.

Para obtener los mejores resultados, es entonces necesario especificar a MPI la cantidad de núcleos que tiene cada computadora. Esto se realiza mediante un archivo llamado *machinefile*. En este caso, el archivo resultante constó de una sola línea: *localhost: Nn*. Esta línea se corresponde con el nombre del equipo, junto a la cantidad de núcleos del mismo.

En el problema abordado PBC SDEE BT, definiendo un dominio compuesto por las MetaHeurísticas {X2, X3, X4 y X5}, ensayando con Nn en [2..5], y para NP = 300, resultó Nn = 4, ser el número de núcleos con mejor performance para este problema (óptimo), debido a que, a mayor cantidad de núcleos, se tendrá mayor costo computacional de comunicación entre los procesos secuenciales ejecutados por cada núcleo individualmente.

La implementación del Modelo HiperHeurístico bajo este esquema, resulta bastante directa. Sólo serán destacados los detalles principales de las operaciones concernientes a MPI, la cual, vale decir, es una plataforma de libre acceso.

Estos detalles son:

a) La comunicación de la mejor aptitud nuclear, μ_n^{Max} , reteniendo además, la aptitud nuclear media, μ_n^{Med} , y la aptitud nuclear mínima, μ_n^{Min} , con el objeto de que pueda operar la RNR sobre la que se implementa la FS del Modelo HiperHeurístico. Estos tres valores serán referidos, en este contexto, como Vector de Aptitud Nuclear $[\mu_n^{\text{Max}}, \mu_n^{\text{Med}}, \mu_n^{\text{Min}}]$, y

b) Para comunicar el Vector de Aptitud Nuclear a la RNR, así como la mejor Aptitud Global, μ_n^{MaxG} , a cada núcleo se utilizó la función *MPI_Allreduce*, con operación *MPI_MAXLOC*. La ejecución de esta instrucción, en cada proceso, devuelve, entonces el Vector de Aptitud Nuclear para cada uno de los $N_n = 4$ núcleos, junto a su rango o número de proceso, en una estructura *MPI_FLOAT_INT*.

De este modo, al igual que en la RNR del Algoritmo HiperHeurístico HY F-PSO CBR, en cada iteración se recopilan los Vectores de Aptitudes Nucleares, desde cada núcleo, para la MetaHeurística del dominio {X2, X3, X4 y X5} en curso de aplicación. Como la RNR, fue entrenada considerando un gran número de Patrones de Entrada capaces de indicar, en base al Mejor Vector de Aptitud Nuclear y su estado de habilidad para satisfacer cada Principio IG, en el Patrón de Salida correspondiente, cuál es la MetaHeurística más apta de tal dominio a ser aplicada en la próxima instancia de decisión, la RNR es idéntica a la del Algoritmo HY X-FPSO CBR, con Patrones Entrada/Salidas compuestos por números binarios. Se tienen 15 entradas en la Capa de Entrada (3 componentes del Mejor Vector de Aptitud Nuclear x 5 Principios IG), 1 Capa Oculta con 10 neuronas, y 7 salidas en la Capa de Salida.

Las 5 primeras salidas, establecen con un bit en 1 o en 0, si el Principio IG, en el orden definido aquí, se satisface o no; mientras que las 2 salidas restantes, componen un número binario de 0 a 3, cuatro estados, el cual indica qué MetaHeurística es la más apta (sumando un 2 al equivalente decimal) para ser aplicada en la próxima instancia de decisión, desde el conjunto {X2, X3, X4, X5}.

Por ser, como se dijo, constante el número de partículas por núcleo, y tratarse de un Modelo HiperHeurístico CBR *paralelizado* mediante la Plataforma MPI, se adopta el nombre HY X-(FPSO+FAFS) CBR MPI NCPN.

4.2 Modelo HiperHeurístico HY X-(FPSO+FAFS) CBR MPI NVPN

Esta segunda estrategia, conduce a un Modelo HiperHeurístico más complejo de implementar, pero, tomando los elementos del Modelo HiperHeurístico anterior, más sencillo de explicar. Se consideran los siguientes aspectos:

1) En este caso, el número de núcleos es igual al número de PIG. En cada núcleo se evalúa, entonces un Principio IG. De modo que se tendrán 5 núcleos.

2) Cada núcleo ejecuta la MetaHeurística más apta para satisfacer el PIG asignado, desde el dominio {X2, X3, X4, X5}, considerando que, luego de diversas pruebas, resultó conveniente bajo esta estrategia, seleccionar dos núcleos que ejecuten el algoritmo correspondiente a la MetaHeurística X4, FEPSO GIST, habida cuenta de que manifiesta muy buenas aptitudes para los cinco PIG, con predominancia, como se dijo, sobre la Diversidad de Respuesta.

3) La FS se implementa con una RNR de idéntico diseño al anterior, mismo número de entradas en la Capa de Entrada, una Capa Oculta con 10 neuronas, y 7 salidas en la Capas de Salida. Pero difiere en el tipo de Patrones de Entrada/Salida empleados tanto para su entrenamiento como para su simulación con fines predictivos (Función de Selección de la HiperHeurística).

La Capa de entrada es idéntica a la diseñada para la estrategia anterior: se tienen 15 entradas (3 componentes del Mejor Vector de Aptitud Nuclear x 5 Principios IG) empleando números binarios, y con la misma significación.

En cambio, como para esta segunda estrategia lo que se modifica es el número de partículas asignadas por núcleo, las salidas se codifican de un modo diferente: las primeras 5 son números enteros, que corresponden al tamaño de las subpoblaciones asignadas para cada núcleo-PIG en la siguiente iteración algorítmica. Las 2 restantes, representan un efecto de que aquí se refiere como Saturación de X-Forma.

Se dice que una X-Forma se Satura, cuando de Vector de Aptitud Nuclear arriba a la condición: $\mu_n^{\text{Max}} = \mu_n^{\text{Med}} = \mu_n^{\text{Min}} = \mu_n^{\text{Sat}}$.

En tal condición la MetaHeurística asignada a un núcleo, no puede producir mejoras y, llevando un registro de los núcleos que van saturándose, las salidas codifican con un 1 la MetaHeurística Saturada, y con un 0 la que no lo está;

4) Frente a una situación de Saturación de X-Forma, se asigna al núcleo que la estaba ejecutando, mediante una función auxiliar que toma el registro referido, y los Vectores de Aptitud Nuclear, la X-Forma que propicia la mayor Estabilidad: la FAFS (excepto que se sature esta X-Forma, en el núcleo en la cual fue asignada, en cuyo caso, no hay cambios).

Frente a la Saturación de una X-Forma, no hay reasignación de partículas para cada núcleo;

5) En todos los casos simulados, el Modelo HiperHeurístico concebido bajo esta estrategia, termina con la X-Forma FAFS Saturada en los 5 núcleos, ejecutando la misma X-Forma, hacia una convergencia estable y con soluciones de calidad, requiriendo un tiempo inferior que el Modelo HiperHeurístico basado en la primera estrategia.

Por ser variable el número de partículas asignadas por núcleo, hasta la Saturación de todo el conjunto de X-Formas, es que este Modelo HiperHeurístico se designa HY X-(FPSO+AFS) CBR MPI NVPN.

5. SIMULACIONES Y RESULTADOS

Los datos, esquema trifilar y resultados de la reconexión de cargas óptima o más satisfactoria, obtenidos por aplicación de ambos Modelos HiperHeurísticos, son los mismos que los presentados en el **Modelo 11** del presente **Capítulo**. Pueden allí ser observados. Lo que se modifica sensiblemente, es el tiempo de ejecución, que, a los efectos de los objetivos de este trabajo, es el resultado más indicativo para corroborar el aporte realizado. Utilizando, en todos los casos el Sistema Operativo Linux, codificando las implementaciones en C++, se obtuvieron los siguientes tiempos de ejecución: **1)** Caso base, aplicación de la MetaHeurística FEPSO GIST (de prueba, y con procesamiento secuencial): **48 min**; **2)** HY X-(FPSO+FAFS) CBR MPI NCPN: **12 min**; **3)** HY X-(FPSO+FAFS) CBR MPI NVPN: **7 min**.

6. CONCLUSIONES

Más allá de los desarrollos presentados, los novedosos aportes logrados mediante estos dos Modelos HiperHeurísticos soportados en Computación Paralela bajo la Plataforma MPI, se dejan dos conclusiones:

1ra) Poco existe en el estado del arte sobre la temática de las HiperHeurísticas, y no se tienen antecedentes sobre un enfoque de Procesamiento Paralelo como el aquí presentado y

2da) Existe un clara línea de investigación que debería profundizarse, mejorando estas dos estrategias, las cuales resultan ser sólo un comienzo.

CAPÍTULO V

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

CAPÍTULO I

Gilbert and Khan, International Comparisons of Electrical Regulation – Cambridge. 1996.

Green R., England and Wales - A Competitive Electricity Market? – Program on Workable Energy Regulation. University of California. 1998.

Joscow P., Why Do We Need Electricity Retailers? Or Can You Get it Cheaper Wholesale? - Department of Economics. MIT. 2000.

Littlechild S., Privatisation, Competition and Regulation - The Institute of Economics Affairs, England. Occasional Paper 110, February 2000.

Mielczarski W., Michalik G., Competitive Electricity Markets. Introduction to the Open Electricity in Victoria - Nova Science Publishers, Monash University Australia, Melbourne. Department of Electrical and Computer System Engineering. 1998.

Pistonesi H., Elementos de Teoría Económica de la Regulación - IDEE-FB, Maestría en Economía de la Energía. Publicación Interna. 1997.

Spulber D., Regulation and Markets - MIT Press. 1989.

Thrumann A., Customer Choice: Purchasing Energy in a Deregulated Market - Fairmont Press. 1999.

Tye W., The Theory of Contestable Markets - Greenwood Publishing Group. 1990.

CAPÍTULO II

Argyrous G., Los Paradigmas de Kuhn y la Economía Neoclásica - University of New South Wales. Traducción IDEE-FB. Maestría en Economía de la Energía. 1999.

Beard R. T., Lozada G., Economics, Entropy and the Environment – Edward Elgar Publishing Limited, UK - USA. 1999.

Caldwell B. J., Beyond Positivims: Economic Methodology in the Twentieth Century – London – George Allen & Unwin. 1982.

Caldwell B. J., Post-Keynesian Methodology: an Assessment – Review of Political Economy, 1 – March, 43-64. 1989.

Chalmers A. F., Qué es esa Cosa llamada Ciencia – Siglo Veintiuno de Argentina Editores. Nueva Edición ampliada y corregida. 1999.

- Friedman M., Metodología de la Economía Positiva – University of Chicago Press. 1970.
- Friedman M., Essays in Positive Economics - University of Chicago Press. 1996.
- Galbraith J., The Affluent Society – Houghton Miffling. 1969.
- Graaf J de V., Teoría de la Economía del Bienestar – Amorrortu Editores - Buenos Aires. 1967.
- Khun T., The Structure of Scientific Revolutions - University of Chicago Press. 1996. Paperback: 1962.
- Knight F., Risk, Uncertainty and Profit – The London School of Economics and Political Science. First Published.1921.
- Lagrange F., Scarano E. y Marqués G., Epistemología de la Economía. Paper: Kuhn y la Economía Neoclásica - A-Z Editora Bs. As. . 1999.
- Landreth H., Colander D., History of Economic Thought - Houghton Mifflin College. 1994.
- Lavoie M., Foundations of Post-Keynesian Economic Analysis – Edward Elgar Publishing Limited. 1992.
- Lipsey R., Lancaster K., The General Theory of Second Best – Review of Economics Studies. 1956 - 1957.
- Minsky F. P., Uncertainty and the Institutional Structure of Capitalist Economies – Bard College - The Levy Economics Institute. 1996.
- Moreno Jimenez j. M., Aguarón Joven J., Escobar Urmeneta M. T., Metodología Científica en Valoración y Selección Ambiental – Facultad de Economía – Universidad de Zaragoza, España. 2004.
- Pistonesi H., Elementos de Teoría Económica de la Regulación - IDEE-FB, Maestría en Economía de la Energía. Publicación Interna. 1997.
- Pistonesi H., Precios y Tarifas de la Energía: Un Análisis de las Propuestas Marginalistas - IDEE-FB . 1987.
- Popper K., Los dos Problemas Fundamentales de la Epistemología - Basado en Manuscritos de los años 1930 -1933. Editorial Tecnos. 1978.
- Samuelson P., Nordhaus W., Economics (Economics, 16th Ed.) - Richard d. Irwin. 1997.
- Schweickardt G., Metodología para la Asignación de Costos en la Función Técnica de Transporte sobre el Mercado de Distribución. Fundación Universidad Nacional de San Juan, Argentina. 2002.

Spulber Daniel F., Regulation and Markets - MIT Press. 1989.

CAPÍTULO III

Arenas, M.G., F. Herrera, M. Lozano, J.J. Merelo, G. Romero, A.M. Sánchez (Eds) (2005): Actas del IV Congreso Español sobre Metaheurísticas, Algoritmos Evolutivos y Bioinspirados (MAEB'05) I y II.

Blanco, A., D. Pelta y J.L. Verdegay (2002): A Fuzzy Valuation-based Local Search Framework for Combinatorial Problems. Fuzzy Optimization and Decision Making 1, 177-193.

Bonissone, P (2002): Hybrid Soft Computing for Classification and Prediction Applications. Conferencia Invitada. 1st International Conference on Computing in an Imperfect World (Soft-Ware 2002), Belfast

Cordón, O., F. Gomide, F. Herrera, F. Hoffmann, L. Magdalena (2004): Ten Years of Genetic Fuzzy Systems: Current Framework and New Trends. Fuzzy Sets and Systems 141:1, 5-31.

Cruz Corona, C. (2005): Estrategias cooperativas multiagentes basadas en Soft Computing para la solución de problemas de optimización. Tesis Doctoral. Universidad de Granada.

Larrañaga, P., J.A. Lozano, H. Mühlenbein (2003): Algoritmos de estimación de distribuciones en problemas de optimización combinatoria. Inteligencia Artificial. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, 19(2), 149-168.

Li, X., Ruan, D. and van der Wal, A.J. (1998): Discussion on soft computing at FLINS'96. International Journal of Intelligent Systems, 13, 2-3, 287- 300.

Melián, B., Moreno Pérez, J.A., Moreno Vega, J.M. (2003): Metaheurísticas: Una visión global. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial 19, 2, 7-28

Pelta, D.A. (2002): Algoritmos Heuristicos en Bioinformática (2002). Tesis Doctoral. Universidad de Granada.

Pelta, D.A., A. Sancho-Royo, C. Cruz y J.L. Verdegay: Using memory and fuzzy rules in a co-operative multi-thread strategy for optimization. Information Science.

Verdegay, J.L. (2005): Una revisión de las metodologías que integran la "Soft Computing". Actas del Simposio sobre Lógica Fuzzy y Soft Computing (LFSC2005). Granada, 151-156

Verdegay, J.L. y E. Vergara-Moreno (2000): Fuzzy Termination Criteria in Knapsack Problem Algorithms. Mathware and Soft Computing VII, 2-3, 89-97.

Verdegay, J.L., Ed. (2003): Fuzzy Sets-based Heuristics for Optimization. Studies in Fuzziness. Springer Verlag

Vergara-Moreno, E (1999): Nuevos Criterios de Parada en Algoritmos de Optimización. Tesis Doctoral. Universidad de Granada.

Zadeh, L.A. (1965): Fuzzy Sets. Information and Control, 338-353.

Zadeh, L.A. (1994). Soft Computing and Fuzzy Logic. IEEE Software 11, 6, 48-56.

Zadeh, L.A. (2001): Applied Soft Computing. Applied Soft Computing.

CAPÍTULO IV

MÓDULO 1

BELLMAN, R.; ZADEH, L. (1970): "DECISION-MAKING IN A FUZZY ENVIRONMENT". Management Science – 17 - pgs. 141, 164.

KENNEDY, J.; EBERHART, R.C. (1995): "PARTICLE SWARM OPTIMIZATION", IEEE International Conference on Neural Networks". Perth, Australia. IEEE Service Center, Piscataway, NJ.

MIRANDA, V.; FONSECA, N. (2002) a: "NEW EVOLUTIONARY PARTICLE SWARM ALGORITHM (EPSO) APPLIED TO VOLTAGE/VAR CONTROL". Proceedings of 14th Power Systems Computation Conference (PSCC'02). Sevilla, Spain, Jun 24-28.

MIRANDA, V.; FONSECA, N. (2002) b: "EPSO-BEST-OF-TWO-WORLDS META-HEURISTIC APPLIED TO POWER SYSTEM PROBLEMS". Proceedings Congress on Evolutionary Computation, Honolulu, Hawaii, USA - Vol. 2 - pgs. 1080,1085.

RAMÍREZ-ROSADO, I.J.; GÖNEN, T. (1991): "PSEUDODYNAMIC PLANNING FOR EXPANSION OF POWER DISTRIBUTION SYSTEMS". IEEE Trans. on Power Systems, PWRS-6 (1) – pgs. 245, 254.

SCHWEICKARDT, G. (2007): "SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA ECONÓMICAMENTE ADAPTADOS. DISCUSIÓN Y PROPUESTAS METODOLÓGICAS." Editorial Fundación Bariloche, Argentina.

SCHWEICKARDT, G.; MIRANDA, V. (2007): "UN MODELO DE PLANIFICACIÓN Y CONTROL ORIENTADO A LA ADAPTACIÓN ECONÓMICA DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA". Revista EPIO – 28 - pgs. 30, 49.

YAGER, R. (1977): "MULTIPLE OBJECTIVE DECISION MAKING USING FUZZY SETS". Intl. J. Man-Machine Studies – 9 - pgs. 53, 64.

MÓDULO 2

ARRILLAGA J., ARNOLD C., HARKER B. (1991): "COMPUTER MODELLING OF ELECTRICAL POWER SYSTEMS". John Wiley & Sons, pgs 90-123. ISBN 0-47-110406-X.

BELLMAN, R.; ZADEH, L. (1970): "DECISION-MAKING IN A FUZZY ENVIRONMENT". Management Science, 17, pgs. 141-164.

BEYER, H. (1996): "TOWARD A THEORY OF EVOLUTION STRATEGIES: SELF-ADAPTATION". Evolutionary Computation, vol. 3, nro. 3, pgs. 311-347.

FORTESCUE, C.L. (1918), "METHODS OF SYMMETRICAL COORDINATES APPLIED TO THE SOLUTION OF POLYPHASE NETWORKS", Trans. AIEE: pgs. 1027-1140.

GRAINGER J., STEVENSON W. (1996): "POWER SYSTEM ANALYSIS". Mc. Graw Hill, U.S.A. ISBN 0-07-061293-5.

KENNEDY, J.; EBERHART, R.C. (1995): "PARTICLE SWARM OPTIMIZATION", IEEE International Conference on Neural Networks". Perth, Australia. IEEE Service Center, Piscataway, NJ.

SCHWEICKARDT G., MIRANDA V. (2007): "UN MODELO DE PLANIFICACIÓN Y CONTROL ORIENTADO A LA ADAPTACIÓN ECONÓMICA DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA". Revista EPIO. 28, p. 30-49.

SCHWEICKARDT, G. (2007): "SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA ECONÓMICAMENTE ADAPTADOS. DISCUSIÓN Y PROPUESTAS METODOLÓGICAS." Editorial Fundación Bariloche, Argentina. ISBN 978-987-23544-0-4.

WINSTON W. (1991): "OPERATIONS RESEARCH: APPLICATIONS AND ALGORITHM". Boston PWS-KENT Publishing Company.

ZHU J., GRIFF B., CHOW M. (1998): "PHASE BALANCING USING MIXED-INTEGER PROGRAMMING". IEEE Trans. Power Systems, vol. 13, nro. 4.

MÓDULO 3

BELLMAN R., Dreyfus E. (1962): "Applied Dynamic Programming". Princeton University Press.

BELLMAN, R.; ZADEH, L. (1970): "DECISION-MAKING IN A FUZZY ENVIRONMENT". Management Science – 17 - pgs. 141-164.

GÖNEN T. (1986), "ELECTRIC POWER DISTRIBUTION SYSTEM ENGINEERING", MacGraw-Hill, United States.

INSTITUTE OF ELECTRICAL AND ELECTRONICS ENGINEERS - IEEE (2003), "IEEE GUIDE FOR ELECTRIC POWER DISTRIBUTION RELIABILITY INDICES", STD 1366TM.

LAKERVI E., HOLMES E. (1999), "ELECTRICITY DISTRIBUTION NETWORK DESIGN", IEE Power Engineering Series 21, 2nd Edition, London, United Kingdom.

MIRANDA V., (1998) "RELIABILITY AND DECISION MAKING EVEN IF WITH UNRELIABLE DATA", ENVIMA, Lebanon.

MIRANDA V., DO VALE A., CERVEIRA A., (1983) "OPTIMAL EMPLACEMENT OF SWITCHING DEVICES IN RADIAL DISTRIBUTION NETWORKS", Proceedings of CIRED'83, session 6, rap. 13, ed. A.I.M., Liège, Belgium.

RIVIER ABBAD J. (1999), "CALIDAD DEL SERVICIO. REGULACIÓN Y OPTIMIZACIÓN DE INVERSIONES", tesis doctoral, Universidad Pontificia Comillas de Madrid, Madrid.

SCHWEICKARDT G., MIRANDA V. (2007): "UN MODELO DE PLANIFICACIÓN Y CONTROL ORIENTADO A LA ADAPTACIÓN ECONÓMICA DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA". Revista EPIO. 28, p. 30-49.

YAGER R. (1977): "MULTIPLE OBJECTIVE DECISION MAKING USING FUZZY SETS". Intl. J. Man-Machine Studies. 9, P. 53-64.

MÓDULO 4

DOUBOIS D., PRADE H. (1980): "FUZZY SETS AND SYSTEMS: THEORY AND APPLICATIONS". New York, London, Toronto Press.

GARCÍA E., SCHWEICKARDT G., ANDREONI A. (2008): "A NEW MODEL TO EVALUATE THE DYNAMIC ADAPTATION OF AN ELECTRIC DISTRIBUTION SYSTEM". Energy Economics, ELSEVIER - Vol. 30, issue 4 - pgs. 1648,1658.

LAVOIE M. (1992): "FOUNDATIONS OF POSTKEYNESIAN ECONOMIC ANALYSIS". Edward Elgar Publishing.

P. LAX P. (1997): "LINEAR ALGEBRA", Wiley Interscience: New York, 1997.

SAATY T. (1977): "A SCALING METHOD FOR PRIORITIES IN HIERARCHICAL STRUCTURES". Journal of Mathematical Psychology. Vol. 15 – pgs. 234, 281.

SCHWEICKARDT G. (2007): "SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA ECONÓMICAMENTE ADAPTADOS. DISCUSIÓN Y PROPUESTAS METODOLÓGICAS". Editorial Fundación Bariloche.

SCHWEICKARDT G., MIRANDA V. (2007): "UN MODELO DE PLANIFICACIÓN Y CONTROL ORIENTADO A LA ADAPTACIÓN ECONÓMICA DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA". Revista de la Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa - Nro. 28 – pgs. 30, 49.

SCHWEICKARDT G., MIRANDA V. (2009): "A TWO-STAGE PLANNING AND CONTROL MODEL TOWARD ECONOMICALLY ADAPTED POWER DISTRIBUTION SYSTEMS USING ANALYTICAL HIERARCHY PROCESSES AND FUZZY OPTIMIZATION". International Journal of Electrical Power & Energy Systems, ELSEVIER - Vol. 31 - issue 6 – pgs. 277, 284.

SCHWEICKARDT G., PISTONESI H. (2007): "DISCUSIÓN SOBRE EL CONCEPTO DE SISTEMA ECONÓMICAMENTE ADAPTADO APLICADO A LAS REDES DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA". Revista Energética, Universidad Nacional de Colombia, Medellín- Nro. 37 - pgs 53, 65.

ZADEH L. (1970): "THE CONCEPT OF A LINGUISTIC VARIABLE AND ITS APPLICATION TO APROXIMATE REASONING". Memorandum ERL- 411, Berkeley.

MÓDULO 5

BELLMAN R., DREYFUS E. (1962): "APPLIED DYNAMIC PROGRAMMING". Princeton University Press.

BELLMAN R., ZADEH L. (1970): "DECISION-MAKING IN A FUZZY ENVIRONMENT". Management Science. 17, p. 141-164.

DOUBOIS D. Y PRADE H. (1980): "FUZZY SETS AND SYSTEMS: THEORY AND APPLICATIONS". New York, London, Toronto Press.

KAUFMANN A., GUPTA M. (1985): "Introduction to Fuzzy Arithmetic. Theory and Applications". Van Nostrand Reinhold Electrical/Computer Science and Engineering Series.

LAVOIE M. (1992): "FOUNDATIONS OF POSTKEYNESIAN ECONOMIC ANALYSIS", Edward Elgar Publishing.

MESSIAH A. (1991): "QUANTUM MECHANICS", Volume I, 12th Printing. North-Holland Publishing.

MIRANDA V., PROENÇA L. (1997): "WHY RISK ANALYSIS OUTPERFORMS PROBABILISTIC CHOICE AS EFFECTIVE DECISION SUPPORT PARADIGM

FOR POWER SYSTEM PLANNING". Proceedings IEEE Summer Power Meeting, July.

SAADE J. (1996): "A UNIFYING APPROACH TO DEFUZZIFICATION AND COMPARISON OF THE OUTPUTS OF FUZZY CONTROLLERS". IEEE Transactions On Fuzzy Systems. Vol. 4. 3, 227-237.

SCHWEICKARDT G. (2003): "METODOLOGÍA PARA LA ASIGNACIÓN DE COSTOS EN LA FUNCIÓN TÉCNICA DE TRANSPORTE SOBRE EL MERCADO DE DISTRIBUCIÓN". Editorial Fundación Universidad Nacional de San Juan, Argentina.

SCHWEICKARDT G. (2007): "SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA ECONÓMICAMENTE ADAPTADOS. DISCUSIÓN Y PROPUESTAS METODOLÓGICAS." Editorial Fundación Bariloche, Argentina.

SCHWEICKARDT G., MIRANDA V. (2007): "UN MODELO DE PLANIFICACIÓN Y CONTROL ORIENTADO A LA ADAPTACIÓN ECONÓMICA DE SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN DE ENERGÍA ELÉCTRICA". Revista EPIO. 28, p. 30-49.

YAGER R. (1977): "MULTIPLE OBJECTIVE DECISION MAKING USING FUZZY SETS". Intl. J. Man-Machine Studies. 9, p. 53-64.

ZADEH L. (1977): "THE CONCEPT OF A LINGUISTIC VARIABLE AND ITS APPLICATION TO APROXIMATE REASONING". Memorandum ERL- 411, Berkeley.

MÓDULO 6

BAI R. Y KENDALL G. (2006): "An Investigation of Automated Planograms Using a Simulated Annealing Based Hyper-Heuristic". GECCO'06, July 2006, Seattle, Washington, USA.2005.

BELLMAN R. Y ZADEH L. (1970): "Decision-Making in a Fuzzy Environment". Management Science, 17, pp. 141-164.

BENI G., WANG J. (1989): "Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems". Proceedings NATO Advanced Workshop on Robots and Biological Systems, June 1989, Tuscany, Italy.

BURKE E., KENDALL G., O'BRIEN R., REDRUP D., SOUBEIGA E. (2003-c): "An Ant Algorithm Hyperheuristic". The Fifth Metaheuristics International Conference. Kyoto, Japan, August 2003.

BURKE E., KENDALL G., SOUBEIGA E. (2003-a): "A Tabu-Search Hyperheuristic for Timetabling and Rostering". Journal of Heuristics, No 9, pp. 451-470.

BURKE E., LANDA SILVA J., SOUBEIGA E. (2003-b): "Hyperheuristic Approaches for MultiObjective Optimisation". The Fifth Metaheuristics International Conference, pp. 052-{1-6}. Kyoto, Japan, August 2003.

BURKE E., MACCARTHY B., PETROVIC S., QU R. (2002): "Knowledge Discovery in a HyperHeuristic for Course Timetabling Using Case-Based Reasoning". Proceedings of the Fourth International Conference on the Practice and Theory of Automated Timetabling (PATAT'02), pp. 90-103, Ghent, Belgium, August 2002.

COELLO C., SALAZAR M. (2002): "MOPSO: A Proposal for Multiple Objective Particle Swarm Optimization". Proceedings of the 2002 Congress on Evolutionary Computation-CEC02, Vol. 2, pp. 1051-1056. Honolulu, Hawaii USA.

COWLING P., KENDALL G., E. SOUBEIGA E. (2000): A Hyperheuristic Approach to Scheduling a Sales Summit. Selected Papers of the Third International Conference on Practice and Theory of Automated Timetabling, PATAT 2000. LNCS, pp. 176-190, Konstanz, Germany, August 2000. Springer-Verlag.

COWLING P., KENDALL G., E. SOUBEIGA E. (2001): "A Parameter-Free Hyperheuristic for Scheduling a Sales Summit". In proceedings of 4th International Conference, Porto Portugal, July 2001, pp. 127-131.

COWLING P., KENDALL G., E. SOUBEIGA E. (2002-a): A Tool for Rapid Prototyping in Scheduling and Optimisation. Second European Conference on Evolutionary Computing for Combinatorial Optimisation, EvoCop 2002. LNCS, pp. 1-10, Kinsale, Ireland, April 2002. Springer-Verlag.

COWLING P., KENDALL G., E. SOUBEIGA E. (2002-b): Hyperheuristic: A Robust Optimisation Method Applied to Nurse Scheduling. Parallel Problem Solving from Nature VII, PPSN 2002. LNCS, pp. 851-860, Granada, Spain, September 2002, Springer-Verlag.

DÍAZ A., GLOVER F., GHAZIRI H., GONZALEZ J. (1996): Optimización Heurística y Redes Neuronales. Paraninfo. Madrid, España.

DORNDORF U. Y PESCH E. (1995): "Evolution Based Learning in a Job Shop Scheduling Environment". Computers and Operations Research, 22, pp. 25-40.

FANG H. Y ROSS P. (1994): "A Promising Hybrid GA/Heuristic Approach for Open-Shop Scheduling Problems". Eleventh European Conference on Artificial Intelligence, pp.197-202.

GLOVER F. (1989): "Tabu Search: Part I". In: ORSA Journal on Computing, vol. 1, pp. 190-206.

KENNEDY J., EBERHART R. (1995): "Particle Swarm Optimization", IEEE International Conference on Neural Networks. IEEE Service Center, Piscataway, NJ. Perth, Australia.

KITANO H. (1990): "Designing Neural Networks using Genetic Algorithms with Graph Generation System". *Complex Systems*, 4, pp. 461–476.

LAVOIE, M. (1992). *Foundations of PostKeynesian Economic Analysis*. Edward Elgar Publishing. University of Ottawa, Canada.

NORENKOW I. Y GOODMAN E. (1997): "Solving Scheduling Problems via Evolutionary Methods for rule Sequence Optimization". *Second World Conference on Soft Computing*, pp. 61–64.

OSMAN I. Y KELLY J. (eds.) (1996): *Meta-Heuristics: Theory and Applications*. Ed. Kluwer Academic. Boston, USA.

PETROVIC S., QU R. (2002): "Case-Based Reasoning as a Heuristic Selector in a Hyper-Heuristic for Course Timetabling Problems". *Knowledge-Based Intelligent Information Engineering Systems and Allied Technologies, Proceedings of KES'02, Vol 82*, pp. 336–340, Crema, Italy, September 2002.

ROSS P., SCHULENBURG S., MARÍN-BLÁZQUEZ J., HART E. (2002): "Hyper-heuristics: Learning to Combine Simple Heuristics in Bin-Packing Problems". *Genetic And Evolutionary Computation Conference (GECCO 2002)*, New York, July 2002.

SCHWEICKARDT G. Y MIRANDA V. (2010): "Metaheurística FEPSO Aplicada a Problemas de Optimización Combinatoria: Balance de Fases en Sistemas de Distribución Eléctrica". *Revista Ciencia Docencia y Tecnología, Universidad Nacional de Entre Ríos*, Nro. 40, pp. 133-163.

SCHWEICKARDT G., MIRANDA V., GIMENEZ J. (2010): "Dos Enfoques Metaheurísticos para resolver Problemas de Optimización Combinatoria Multicriterio: Fuzzy Evolutionary Particle Swarm Optimization con Topología Estrella Global/Individual (FEPSO GIST) y Fuzzy Simulated Annealing (FSA)". *Anales del Encuentro XXIII ENDIO - XXI EPIO - II ERABIO, Tandil, Argentina*.

SIMPSON P. (1992): *Foundations of Neural Networks. Artificial Neural Networks*. IEEE Press. New York.

SMITH J. (2002): *Parallel problem solving from nature VII*. Granada, Spain. Springer-Verlag.

TCHEPRASOV V. Y GOODMAN E. (1996): "A Genetic Algorithm to generate a Pro-active Scheduler for a Printed Circuit Board Assembly". *First International Conference on Evolutionary Computation and its Applications*, pp. 232–244.

MÓDULO 7

FUNAHASHI K. Y NAKAMURA Y. (1993). "Approximation of Dynamical System by Continuous Time Recurrent Neural Networks". *Journal of Neural Networks*, Nro. 6, pp. 801-806.

HAGAN M., DEMUTH H., BEALE M. (1996): *Neural Network Design*. PWS Publishing Company. Boston, USA.

SCHWEICKARDT G., MIRANDA V. (2010): "Control Regulatorio de la Adaptación Económica en Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica. Concepción de un Modelo Posibilístico desde un Paradigma Alternativo". Libro de Resúmenes del Congreso ERABIO II - ENDIO XIII - XXI EPIO. Septiembre de 2010, Tandil, Argentina.

WIDROW B. Y LEHR M. (1990) "30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madaline, and Backpropagation". Proceedings of the IEEE, Vol. 78, issue 9, September 1990.

MÓDULO 8

AGURTO, R. (1992): "CARGOS POR USO DE LA TRANSMISIÓN EN CHILE: ANÁLISIS DEL CONCEPTO DE ÁREAS DE INFLUENCIA". 6º CONGRESO DE AMÉRICA LATINA Y EL CARIBE SOBRE ECONOMÍA DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA, MENDOZA, ARGENTINA.

ARRILLAGA J., ARNOLD C., HARKER B. (1991): "COMPUTER MODELLING OF ELECTRICAL POWER SYSTEMS". John Wiley & Sons, pgs 90-123. ISBN 0-47-110406-X.

AVRIEL, MORDECAI (2003): "NONLINEAR PROGRAMMING: ANALYSIS AND METHODS". DOVER PUBLISHING. ISBN 0-486-43227-0.

SCHWEICKARDT G. (2003): "METODOLOGÍA PARA LA ASIGNACIÓN DE COSTOS EN LA FUNCIÓN TÉCNICA DE TRANSPORTE SOBRE EL MERCADO DE DISTRIBUCIÓN". EDITORIAL FUNDACIÓN UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN JUAN, ARGENTINA.

SCHWEICKARDT G., PISTONESI H. (2007): "DISCUSIÓN SOBRE EL CONCEPTO DE SISTEMA ECONÓMICAMENTE ADAPTADO APLICADO A LAS REDES DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA". REVISTA ENERGÉTICA, UNIVERSIDAD NACIONAL DE COLOMBIA, MEDELLÍN. 37, PP. 53-65.

SCHWEPPE, F. C., CARAMANIS, M. C., TABORS, R. D. Y BOHN, R. E. (1978): "SPOT PRICING OF ELECTRICITY". BOSTON, KLUWER ACADEMICS PUBLISHERS.

MÓDULO 9

BRANDWAJN V., KUMAR A., IPAKCHI A., BOSE A. Y KUO S. (1997): "Severity Index for Contingency Screening in Dynamic Security Assessment". IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 12, Issue 3, pp. 1136–1142, Aug. 1997.

GUERRERO M. AND BLAABJERG F., ZHELEV T. (2010): "Distributed Generation: Toward a New Energy Paradigm". IEEE Industrial Electronics Magazine, Vol. 4, no. 1, pp. 52–64, March 2010.

HATZIARGYRIOU N., ASANO H., IRAVANI R. AND MARNAY C. (2007): "Microgrids". IEEE Power & Energy Magazine, Vol. 5, no. 4, pp.78–94, July-Aug. 2007.

KROPOSKI B., LASSETER R., ISE T., MOROZUMI S., PAPATLIANASSIOU S. AND HATZIARGYRIOU N. (2008): "Making Microgrids work". IEEE Power & Energy Magazine, Vol. 6, no. 3, pp. 40–53, May/June 2008.

KUNDUR E. (1994): Power System Stability and Control. United State of America: McGraw-Hill, Inc, 1994, pp. 924, ch. 13.

KUNDUR E. (2004): "Definition and classification of power system stability". IEEE/CIGRE Joint Task Force on Stability Terms and Definitions, IEEE Trans. Power Systems, vol. 19, issue 3, pp. 1387–1401, August 2004.

MEYER B. (1997): "New Trends and Requirements for Dynamic Security Assessment". CIGRE Task Force 38.02.13 Report, Paris, 1997.

MORISON K., WANG L. AND KUNDUR P. (2004): "Power System Security Assessment". IEEE Power and Energy Magazine, Vol. 2 , issue 5, pp. 30–39, September-October 2004.

RAHMAN S. (2003): "Going green: The Growth of Renewable Energy". IEEE Power & Energy Magazine, 16–18, Nov./Dec. (2003).

TOMSOVIC K. (2004): "Integrated security Analysis. Final Report". Power Systems Engineering Research Center PSERC, Publication 03-06. May 2003. Washington State University.

UNGRAND H., WINKLER W. AND WISZNIEWSKI A. (1995): Protection Techniques in Electrical Energy Systems. Marcel Dekker, Inc., 1995.

WASLEY R. Y DANESHDOOST M. (1983): "Identifications and Ranking of Critical Contingencies in Dependent Variable Space". IEEE Trans. Power Apparatus and Systems, Vol. PAS-102, no. 4, pp. 881, April 1983.

YUSHENG X., TAISHAN X., BING L. Y YAOZONG L. (2000); "Quantitative Assessments for Transient Voltage Security". IEEE Trans. Power Systems, Vol. 15, issue 3, pp.1077–1083, August 2000.

ZHANG Y., WEHENKEL L., ROUSSEAU P. AND PAVELLA M. (1997): "SIME: A Hybrid Approach to fast Transient Stability Assessment and Contingency Selection". Electrical Power and Energy System, Vol. 19, no. 9, pp. 195–208, 1997.

MENDEL J. (2001): Uncertain Rule-Based Fuzzy Logic Systems. Introduction and New Directions. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 2001.

TSOUKALAS L. Y UHRING R. (1987): *Fuzzy and Neural Approach in Engineering*. 1st ed., John Wiley and Sons, Inc., 1987.

MÓDULO 10

FUNAHASHI K. Y NAKAMURA Y. (1993). "Approximation of Dynamical System by Continuous Time Recurrent Neural Networks". *Journal of Neural Networks*, Nro. 6, pp. 801-806.

HAGAN M., DEMUTH H., BEALE M. (1996): *Neural Network Design*. PWS Publishing Company. Boston, USA.

HILERA R., MARTÍNEZ J. (1995): *Redes Neuronales Artificiales. Fundamentos, Modelos y Aplicaciones*. Ra-ma Editorial. Madrid, España.

MC CALLEY J. Y KRAUSE B. (1995): "Rapid transmission capacity margin determination for dynamic security assessment using artificial neural network". *Electric Power Systems Research*. Vol 34, Issue 1, pp. 37 – 45.

MORISON K., WANG L., KUNDUR P. (2004): "Power System Security Assessment". *IEEE Power and Energy Magazine*, Vol. 2, Issue 5, Sept-Oct 2004.

SCHWEICKARDT G. Y MIRANDA V. (2010): "Metaheurística FEPSO Aplicada a Problemas de Optimización Combinatoria: Balance de Fases en Sistemas de Distribución Eléctrica". *Revista Ciencia Docencia y Tecnología*, Universidad Nacional de Entre Ríos, Nro. 40, pp. 133-163.

SIMPSON P. (1992): *Foundations of Neural Networks*. Artificial Neural Networks. IEEE Press. New York.

STEFOPOULOS G., YANG F., COKKINIDES G., MELIOPOULOS A. (2005): "Advanced Contingency Selection Methodology", *Proceedings of the 37th Annual North American Power Symposium*, pp. 67 – 73, Oct. 2005.

WIDROW B Y LEHR M. (1990) "30 Years of Adaptive Neural Networks: Perceptron, Madaline, and Backpropagation". *Proceedings of the IEEE*, Vol. 78, issue 9, September 1990.

MÓDULO 11

BELLMAN, R.; ZADEH, L. (1970): "Decision-Making in a Fuzzy Environment". *Management Science*. Nro. 17, pp. 141-164.

LI X., SHAO Z., QIAN J. (2002): "An Optimizing Method Based on Autonomous Animats: Fish-Swarm Algorithm (in Chinese)". *Systems Engineering Theory and Practice*. Vol. 22(11), pp. 32-38.

SCHWEICKARDT G., MIRANDA V., GIMENEZ J. (2010): “Dos Enfoques Metaheurísticos para resolver Problemas de Optimización Combinatoria Multicriterio: Fuzzy Evolutionary Particle Swarm Optimization con Topología Estrella Global/Individual (FEPSO GIST) y Fuzzy Simulated Annealing (FSA)”. Anales del Encuentro XXIII ENDIO - XXI EPIO - II ERABIO, Tandil, Argentina.

SCHWEICKARDT G., WIMAN G., (2010): “Optimización del Balance de Fases en los Sistemas Trifásicos de Distribución Eléctrica en Baja Tensión. Una Aplicación de la MetaHeurística FEPSO”. Revista de la Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa. Tandil, Argentina. Nro. 31, pp. 77-99.

ZHU J., GRIFF B., CHOW M. (1998): “Phase Balancing Using Mixed-Integer Programming”. IEEE Trans. Power Systems, vol. 13, nro. 4.

MÓDULO 12

BAUMOL W. Y BRADFORD D. (1970): “Optimal Departures from Marginal Cost Pricing”. The American Economic Review, Vol. 60, June 1970.

BOITEUX M. (1956): “Sur la Gestion des Monopoles Publics Restreints a L'Equilibre Budgetaire”. Econometrica, Vol 24, 1956.

RECORDON E. Y RUDNICK H. (2002): “Distribution Access Pricing: Application of the OFTEL Rule to a Yardsick Competition Scheme”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 17 November, pp. 1001-1007.

SCHWEICKARDT G. (2003): Metodología para la Asignación de Costos en la Función Técnica de Transporte sobre el Mercado de Distribución. Fundación Universidad Nacional de San Juan. San Juan, Argentina.

SCHWEICKARDT G. (2007): Sistemas de Distribución de Energía Eléctrica Económicamente Adaptados. Discusión y Propuestas Metodológicas. Fundación Bariloche. Bariloche, Argentina.

SCHWEICKARDT G. Y PISTONESI H. (2007): “Discusión sobre el Concepto de Sistema de Económicamente Adaptado aplicado a las Redes de Distribución Eléctrica”. Revista Energética, Nro. 37, pp. 53-66. Julio 2007, Medellín, Colombia.

SCHWEICKARDT G. Y PISTONESI H. (2008): “Disputabilidad en los Sistemas de Redes de Distribución Eléctrica. Un Análisis desde los Modelos de Telecomunicaciones en el Mrcro del Paradigma Económico Neoclásico”. Revista Energética, Nro. 39, pp. 91-104. Julio 2008, Medellín, Colombia.

SPULBER D. (1989): Regulation and Markets. MIT Press, Massachusetts, USA.

MÓDULO 13

AGURTO R. (1992): "CARGOS POR USO DE LA TRANSMISIÓN EN CHILE: ANÁLISIS DEL CONCEPTO DE ÁREAS DE INFLUENCIA". 6º Congreso de América Latina y el Caribe sobre Economía de la energía eléctrica, Mendoza, Argentina.

ARRILLAGA J., ARNOLD C., HARKER B. (1991): "COMPUTER MODELLING OF ELECTRICAL POWER SYSTEMS". John Wiley & Sons, pgs 90-123. ISBN 0-47-110406-X.

CHARNES A., COOPER W. Y RHODES E. (1978): "MEASURING THE EFFICIENCY OF DECISION MAKING UNITS". European Journal of Operational Research, Vol. 2(6) – pps. 429, 444.

BANKER R.D., CHARNES A. Y COOPER W.W. (1984). "SOME MODELS FOR ESTIMATING TECHNICAL AND SCALE EFFICIENCIES IN DATA ENVELOPMENT ANALYSIS". Management Science. Vol. 30- pps. 1078, 1092.

FARREL, M.J. (1957): "THE MEASUREMENT OF PRODUCTIVE EFFICIENCY". Journal of the Royal Statistical Society. Series A-Part III-Vol. 120-pps. 253, 290.

KOOPMANS T.C. (1951): "AN ANALYSIS OF PRODUCTION AS AN EFFICIENT COMBINATION OF ACTIVITIES". In: KOOPMANS, T. C, Activity analysis of production and allocation. Cowles Commission for Research in Economics. Monograph nro. 13. NY, JWS.

MUELA E., SCHWEICKARDT G., GARCÉS F. (2007): "FUZZY POSSIBILISTIC MODEL FOR MEDIUM-TERM POWER GENERATION PLANNING WITH ENVIRONMENTAL CRITERIA". ENERGY POLICY. ELSEVIER. Vol. 35, pps. 5643,5655.

MÓDULO 14

BELLMAN R., ZADEH L. (1970): "DECISION-MAKING IN A FUZZY ENVIRONMENT". Management Science. Vol. 17 – pgs. 141,164.

CORTEGGIANO, F., MERCADO, P. (1998): "DETERMINATION OF CRITICAL CONTINGENCIES FOR DYNAMIC OPERATION SECURITY EVALUATION USING NEURAL NETWORKS". VI SEPOPE. Salvador, Brazil. Paper SP-108 – pgs. 112, 122.

FUNAHASHI K. (1989): "ON THE APPROXIMATE REALIZATION OF CONTINUOUS MAPPINGS BY NEURAL NETWORKS". Neural Networks. Vol. 2 - pgs. 183, 192.

GIMENEZ ÁLVAREZ J., MERCADO P. (2007): "ONLINE INFERENCE OF THE DYNAMIC SECURITY LEVEL OF POWER SYSTEMS USING FUZZY

TECHNIQUES". IEEE Transactions on Power Systems. Vol. 22, No. 2 – pgs. 717, 726.

HAYKIN S. (1999): "NEURAL NETWORKS AND LEARNING MACHINE". Third Edition. Prentice Hall.

KAWAM A., MANSOUR L. (2012): "METAHEURISTIC OPTIMIZATION ALGORITHMS FOR TRAINING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS". International Journal of Computer and Information Technology. Vol. Issue 02 - pgs. 156, 161.

LOPES N., REBEIRO B. (2001): "HYBRID LEARNING IN A MULTI NEURAL NETWORK ARCHITECTURE". IEEE Neural Networks Proceedings. IJCNN '01. International Joint Conference. Vol. 4 – pgs. 2788, 2793.

LOPES N., REBEIRO B. (2011): "GPULIB: AN EFFICIENT OPEN-SOURCE GPU MACHINE LEARNING LIBRARY". International Journal of Computer Information Systems and Industrial Management Applications. Volume 3 – pgs. 355, 362.

MC CALLEY J., KRAUSE B. (1995): "RAPID TRANSMISSION CAPACITY MARGIN DETERMINATION FOR DYNAMIC SECURITY ASSESSMENT USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK". Electric Power Systems Research. Vol 34 - Issue 1- pgs.. 37 – 45.

MOALLEM P., AYOUGHI S. (2010): "IMPROVING BACK PROPAGATION VIA AN EFFICIENT COMBINATION OF A SATURATION SUPPRESSION METHOD AND MOMENTUM TERM". Neural Network World. 2/10 – pgs. 207, 222.

MORISON K., WANG L., KUNDUR P. (2004): "POWER SYSTEM SECURITY ASSESSMENT". IEEE Power and Energy Magazine - Vol. 2 - Issue 5 - pgs. 54, 61.

MORISON K., WANG L., KUNDUR P. (2005): "ADVANCED CONTINGENCY SELECTION METHODOLOGY", Proceedings of the 37th Annual North American Power Symposium - pgs. 67, 73.

SCHWEICKARDT G. Y MIRANDA V. (2010): "METAHEURISTICA FEPSO APLICADA A PROBLEMAS DE OPTIMIZACIÓN COMBINATORIA: BALANCE DE FASES EN SISTEMAS DE DISTRIBUCIÓN ELÉCTRICA". Revista Ciencia Docencia y Tecnología, Universidad Nacional de Entre Ríos - Nro. 40 – pgs. 133, 163.

SCHWEICKARDT G.; CASANOVA C. (2015): "MODELOS HIPERHEURÍSTICOS BASADOS EN RAZONAMIENTO CON PROCESAMIENTO PARALELO Y DOMINIO EN METAHEURÍSTICAS X-PSO Y AFS MULTIOBJETIVO". Revista de la Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa – Nro. 37 – pgs. 7, 26.

SCHWEICKARDT G.; GIMENEZ J. (2012): "MODELO DE SIMULACIÓN SOFT-COMPUTING PARA LA SELECCIÓN DE CONTINGENCIAS CRÍTICAS EN LA EVALUACIÓN DE LA SEGURIDAD DINÁMICA EN TIEMPO REAL DE SISTEMAS DE POTENCIA". Anales del Encuentro XXIII ENDIO - XXIV ENDIO - XXIII EPIO, Buenos Aires, Argentina. – pgs. 724, 744.

YAGER R. (1977): "MULTIPLE OBJECTIVE DECISION MAKING USING FUZZY SETS". Intl. J. Man-Machine Studies. Vol. 9 – pgs. 53, 64.

MÓDULO 15

BENI G., WANG J. (1989): "Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems". Proceedings NATO Advanced Workshop on Robots and Biological Systems - Tuscany, Italy - June 1989.

PETROVIC S., QU R. (2002): "Case-Based Reasoning as a Heuristic Selector in a Hyper-Heuristic for Course Timetabling Problems". Knowledge-Based Intelligent Information Engineering Systems and Allied Technologies, Proceedings of KES'02 - Vol 82 - Crema, Italy – pgs. 336, 340.

SCHWEICKARDT G. Y MIRANDA V. (2010): "Metaheurística FEPSO Aplicada a Problemas de Optimización Combinatoria: Balance de Fases en Sistemas de Distribución Eléctrica". Revista Ciencia Docencia y Tecnología, Universidad Nacional de Entre Ríos - Nro. 40 - pgs. 133, 163.

SCHWEICKARDT G., CASANOVA C., GIMENEZ J. (2013): "HiperHeurística Basada en Razonamiento con Dominio en MetaHeurísticas X-FPSO MultiObjetivo. Aplicación sobre un Optimización Dinámica Posibilística. Parte 1". Revista de la Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa – Nro. 34 – pgs. 8, 29.

SCHWEICKARDT G., CASANOVA C., GIMENEZ J. (2014): "HiperHeurística Basada en Razonamiento con Dominio en MetaHeurísticas X-FPSO MultiObjetivo. Aplicación sobre un Optimización Dinámica Posibilística. Parte 2". Revista de la Escuela de Perfeccionamiento en Investigación Operativa – Nro. 34 – pgs. 128, 148.

SCHWEICKARDT G., MIRANDA V., GIMENEZ J. (2010): "Dos Enfoques Metaheurísticos para resolver Problemas de Optimización Combinatoria Multicriterio: Fuzzy Evolutionary Particle Swarm Optimization con Topología Estrella Global/Individual (FEPSO GIST) y Fuzzy Simulated Annealing (FSA)". Anales del Encuentro XXIII ENDIO - XXI EPIO - II ERABIO, Tandil, Argentina.

CEC COMITÉ DE ENERGÍAS CÓRDOBA

En este trabajo se pretende direccionar un paradigma tecnológico que permita mejorar la capacidad predictiva de los modelos asociados al estudio de sistemas complejos. Se refieren aplicaciones en el campo de la Economía Computacional, acotando el análisis a los modelos de equilibrio parcial, como lo es el estudio de un cierto Mercado Energético. En particular, y sin pérdida de generalidad, el que se presenta predominantemente es el segmento de Distribución de Energía Eléctrica.

En el mismo, no sólo existen transacciones de energía con cierto grado de competencia o disputabilidad, sino de capacidad instalada, ponderadas por el uso de un sistema de redes que constituye un Monopolio Natural No Disputable, y que requiere, por tanto, de un Control Regulatorio cada vez más sofisticado. Con esta finalidad se trata el desarrollo de metodologías que se integren a la Investigación Operativa, desde los nuevos instrumentos propuestos por la Soft-Computing (Razonamiento Aproximado, Metaheurísticas, Hiper-Heurísticas, Redes Neuronales y Sistemas Difusos, entre otros instrumentos) considerando, además, Modelos de Programación Matemática Clásica.

CONICET

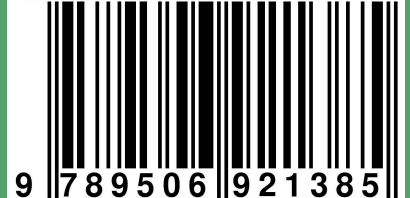


UNC

Universidad
Nacional
de Córdoba

C I E C S

ISBN 978-950-692-138-5



9 789506 921385