

**UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA**  
**Facultad de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales**



Universidad  
Nacional  
de Córdoba



**Tesis Doctoral**

**Un Enfoque Técnico para la Optimización Multinivel de la  
Demanda Eléctrica Considerando la Interacción entre  
los Usuarios y la Distribuidora**

*Autor:* Ing. Sergio N. Bragagnolo

*Director:* Dr. Jorge Vaschetti

Abril de 2022

# **Un Enfoque Técnico para la Optimización Multinivel de la Demanda Eléctrica Considerando la Interacción entre los Usuarios y la Distribuidor**

*Por*

Ing. Sergio N. Bragagnolo

*Director*

Dr. Jorge Carlos Vaschetti

*Comisión Asesora*

Dr. Miguel Piumetto

(Universidad Nacional de Córdoba)

Dr. Julián Pucheta

(Universidad Nacional de Córdoba)

Dr. Jorge Carlos Vaschetti

(Universidad Tecnológica Nacional – Regional Córdoba)

Esta Tesis fue enviada a la Facultad de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales de la Universidad Nacional de Córdoba como requisito parcial para la obtención del grado académico de Doctor en Ciencias de la Ingeniería.

Córdoba, Argentina  
(abril de 2022)



### ACTA DE EXAMEN

Libro: E2022 Acta: 00025 Hoja 01/01  
LLAMADO: Llamado del Turno P10-(T209)\_TESIS 19/05/2022  
CATEDRA - MESA: 19-05-2022 BRAGAGNOLO S.

(P10-DI002) TESIS DOCTORADO EN CIENCIAS DE LA INGENIERIA

NÚMERO	APELLIDO Y NOMBRE	DOCUMENTO	INGR.	COND.	NOTA	FIRMA
36046100	BRAGAGNOLO, SERGIO NICOLAS	DNI 36046100	2017		A (Aprobado)	

SMREKAR, MARCELO ROBERTO - ALEMANY, JUAN MANUEL - FIGUEROA, JOSÉ LUIS - PUCHETA, JULIAN ANTONIO  
Observaciones:

Córdoba, \_\_\_/\_\_\_/\_\_\_\_-.

Certifico que la/s firma/s que ha/n sido puesta/s en la presente Acta pertenece/n a: \_\_\_\_\_

1	0	1	0	1
Inscriptos	Ausentes	Examinados	Reprobados (0-3)	Aprobados (4-10)

19/05/2022 12.28.01

Libro/Acta: E202200025

Hoja 01/01

*“Siempre acabamos llegando a donde nos esperan”*

Jose Saramago

*“Si supiera que el mundo se acaba mañana, yo, hoy todavía, plantaría un árbol.”*

Martin Luther King

***Dedicada***

***A mi familia y amigos***

### **Agradecimientos**

Agradezco a mi familia y a mis amistades que con su cariño y paciencia me brindaron su apoyo incondicional.

A Jorge Vaschetti, por su dedicación como docente, su conocimiento y las amenas charlas.

A Fernando Magnago, codirector de mi beca doctoral CONICET, por su permanente disposición y por su ayuda brindada durante el transcurso del trabajo.

Al departamento de ingeniería eléctrica de la Facultad Regional Córdoba de la Universidad Tecnológica Nacional que me abrió sus puertas y me recibió como uno más, permitiéndome estudiar y desarrollarme profesionalmente.

A todos aquellos que colaboraron para enriquecer mi camino.

A CONICET por su programa de becas doctorales.

Al pueblo argentino por darnos la posibilidad de estudiar un doctorado en una universidad pública de excelente nivel.

## Resumen

Hoy en día hay un creciente desafío de lograr redes eléctricas más sustentables debido al cambio climático. Por esta razón, se están incorporando generación proveniente de fuentes renovables en la red mientras que se están investigando técnicas de gestión de la demanda. En este sentido, la gestión de la demanda se enfoca en el aplanamiento del perfil de demanda, la reducción de las pérdidas de energía, inversiones y capacidad de la red. Son comunes las investigaciones sobre la optimización de la demanda de un solo usuario o de un grupo de usuarios en gestión de la demanda. Sin embargo, el primero no considera riesgos de nuevos picos en la red y el segundo no considera asuntos de privacidad en los usuarios. Esta tesis propuso una optimización multinivel donde la distribuidora, que es el agente de nivel superior, tiene dos alternativas de optimización: una que considera requerimientos técnicos y la otra donde maximiza su ganancia. En cambio, los usuarios, que pertenecen al nivel inferior, siempre tratan de reducir su factura eléctrica. En ambos niveles de la optimización se utilizó un algoritmo genético, que es un método heurístico. Los usuarios optimizan su costo reaccionando a las señales de precios enviadas por la distribuidora. La distribuidora necesita conocer su costo de suministro para poder determinar su ganancia y enviar una señal de precios que sea razonable, pero se detectó un escaso interés en obtener una función de costo de suministro real y escalable. Por esta razón se incorporó a esta tesis un estudio sobre las funciones de costo de suministro existentes y se propuso una nueva función cuadrática. Luego se las analizó utilizando el precio del punto de equilibrio (el precio que hace la ganancia cero), que permitió demostrar el buen desempeño y escalabilidad de la función propuesta. Finalmente, se efectuaron las simulaciones para ambos criterios de la distribuidora utilizando la nueva función de costo. Se concluyó que en ambos casos la distribuidora mejoró el perfil de demanda e incrementó su ganancia en comparación con el caso sin optimizar. Sin embargo, cuando la distribuidora maximizó su ganancia algunos usuarios se beneficiaron a costa de otros. Esto demuestra que el criterio técnico presenta un mejor desempeño.

## Palabras Claves

Gestión de la demanda, Redes inteligentes, Optimización multinivel, Precio de la energía, Costo de suministro, Protocolo de comunicación.

## **Abstract**

Nowadays, power grids must be more sustainable due to climate change. For this reason, renewable energies are being incorporated into the systems from the generation side, while demand management strategies are being investigated. In this sense, demand management focuses on flattening the demand profile, allowing the reduction of energy losses, grid investments and generation capacity. Within DSM, single-level optimization is common to optimize the demand profile of a single user or a cluster of users, however, the former does not consider the risk of new peaks and the latter the users' privacy. This thesis uses a bilevel optimization in which two alternatives are proposed for the supplier, who is the agent of the upper level. One case considers technical requirements and the other maximizes profit of the supplier while the users, who belong to the lower level, reduce their electricity bill in both cases. On one hand, a genetic algorithm, that is a heuristic method, is proposed to implement the optimization in both levels, where the supplier and users optimize their objective function with users reacting to the supplier's price signal. On the other hand, the supplier needs to know its supply cost to determine its profit and propose a reasonable pricing scheme, however, the interest to obtain a real and scalable supply cost function has been scarce. For this reason, the existing supply cost functions are analyzed using the break-even cost, which is the cost that makes the profit zero, and a new one is proposed, which demonstrates good performance and scalability. Furthermore, simulations are performed for both cases with the new cost function, demonstrating an improved demand profile and an increased profit for the supplier compared to a non-optimized case. However, when the supplier pursues profit maximization some users benefit to the detriment of other users, concluding that the technical approach is preferable to the economic one.

## **Keywords**

Demand Side Management, Smart Grids, Bilevel Optimization, Electricity Pricing, Supply Cost, Communication Protocol.

## Resumo

Hoje há um desafio crescente para alcançar redes elétricas mais sustentáveis devido às mudanças climáticas. Por esta razão, geração vinda de fontes renováveis está sendo conectada à rede enquanto técnicas de gerenciamento de demanda estão sendo pesquisadas. Nesse sentido, a gestão da demanda tem como foco o achatamento do perfil de demanda, a redução das perdas de energia, investimentos e capacidade da rede. É comum ver pesquisas sobre a gestão da demanda em que se otimiza a demanda de um único usuário ou de um grupo de usuários. No entanto, no primeiro caso não se considera o risco de novos picos na rede, enquanto no segundo não se consideram questões de privacidade do usuário. Esta tese utiliza uma otimização multinível onde a concessionária de distribuição, que é o agente de nível superior, tem duas alternativas de otimização: uma que considera requerimentos técnicos e outra onde maximiza seu lucro. Por outro lado, os usuários, que pertencem ao nível inferior, sempre tentam reduzir sua conta de energia. Em ambos os níveis de otimização é utilizado um algoritmo genético, que é um método heurístico. Os usuários realizam sua otimização reagindo aos sinais de preço enviados pelo distribuidor. A distribuidora precisa conhecer seu custo de fornecimento para determinar seu lucro e enviar um sinal de preço que seja razoável, mas foi detectado pouco interesse em obter uma função de custo de fornecimento real e escalável. Por esta razão, é feito um estudo sobre funções de custo de oferta existentes utilizando o preço de equilíbrio (o preço que dá lucro zero), sendo proposta uma função que apresenta bom desempenho e escalabilidade. Por fim, são realizadas simulações utilizando a nova função de custo para ambos os critérios da concessionária de distribuição. Conclui-se que, em ambos os casos, a concessionária de distribuição melhora o perfil de demanda e aumenta seu lucro em relação ao caso sem otimização. No entanto, quando a concessionária de distribuição maximiza seu lucro, alguns usuários se beneficiam em detrimento de outros; na sequência, determina-se que o critério técnico é aquele que apresenta o melhor desempenho.

### Palavras-chave

Gestão da demanda, Redes inteligentes, Otimização multinível, Preço da energia, Custo de fornecimento, Protocolo de comunicação.



## Índice

<b>1.</b>	<b>INTRODUCCIÓN.....</b>	<b>15</b>
1.1	PLANTEO DEL PROBLEMA .....	15
1.2	OBJETIVO Y ALCANCE DE LOS ESTUDIOS REALIZADOS.....	17
1.2.1.	<i>Objetivo General y Principal</i> .....	17
1.2.2.	<i>Objetivos Específicos</i> .....	18
1.3	ACTIVIDADES Y METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN .....	18
1.3.1.	<i>Desarrollo de la optimización multinivel.</i> .....	19
1.3.2.	<i>Desarrollo de la función de costo de suministro.</i> .....	19
1.3.3.	<i>Proposición del criterio técnico de optimización.</i> .....	19
1.3.4.	<i>Protocolos de comunicación</i> .....	20
1.3.5.	<i>Evaluación de la optimización multinivel propuesta.</i> .....	20
1.3.6.	<i>Conclusiones y difusión.</i> .....	20
1.4	ESTADO DEL ARTE .....	20
1.5	CONCLUSIONES Y CONTRIBUCIÓN .....	27
1.6	CONTENIDO DE LA TESIS.....	29
<b>2.</b>	<b>REDES ELÉCTRICAS INTELIGENTES .....</b>	<b>31</b>
2.1	INTRODUCCIÓN.....	31
2.2	INFRAESTRUCTURA AVANZADA DE MEDICIÓN .....	35
2.2.1.	<i>Comunicación.</i> .....	37
2.2.2.	<i>Sistema de gestión de datos de medición.</i> .....	39
2.2.3.	<i>Medidores inteligentes</i> .....	40
2.3	GENERACIÓN DISTRIBUIDA.....	42
2.4	RESUMEN Y CONCLUSIONES.....	44
<b>3.</b>	<b>GESTIÓN DE LA DEMANDA.....</b>	<b>45</b>
3.1	INTRODUCCIÓN.....	45
3.2	TIPOS DE CONTROL.....	49
3.2.1.	<i>Respuesta a la Demanda</i> .....	53
3.2.2.	<i>Esquema de Precios</i> .....	54
3.2.3.	<i>Optimización Multinivel</i> .....	57
3.3	CLASIFICACIÓN DE LAS CARGAS .....	61
3.4	PRIVACIDAD DE LOS USUARIOS .....	64
3.5	RESUMEN Y CONCLUSIONES.....	65

<b>4.</b>	<b>OPTIMIZACIÓN DE LOS USUARIOS .....</b>	<b>66</b>
4.1	INTRODUCCIÓN.....	66
4.2	SISTEMAS DE GESTIÓN CENTRAL RESIDENCIAL.....	67
4.3	MODELO DEL USUARIO.....	68
4.4	FUNCIÓN OBJETIVO DEL USUARIO.....	69
4.5	ALGORITMO GENÉTICO .....	72
4.6	RESUMEN Y CONCLUSIONES.....	75
<b>5.</b>	<b>OPTIMIZACIÓN DE LA DISTRIBUIDORA.....</b>	<b>76</b>
5.1	INTRODUCCIÓN.....	76
5.2	FUNCIÓN OBJETIVO DE LA DISTRIBUIDORA .....	76
5.3	EXISTENCIA DE LA CONVERGENCIA EN EL MODELO MULTINIVEL.....	80
5.4	COSTO DE SUMINISTRO .....	81
5.3.1.	<i>Formulación y Análisis del Precio de equilibrio.....</i>	<i>84</i>
5.3.2.	<i>Resultados .....</i>	<i>90</i>
5.3.3.	<i>Conclusiones sobre el costo de suministro propuesto.....</i>	<i>93</i>
5.5	RESUMEN Y CONCLUSIONES .....	94
<b>6.</b>	<b>INTERACCIÓN USUARIO – DISTRIBUIDORA.....</b>	<b>95</b>
6.1	INTRODUCCIÓN.....	95
6.2	COMUNICACIÓN .....	95
6.2.1.	<i>Protocolo UDP.....</i>	<i>96</i>
6.2.2.	<i>Servicios provistos y diagramas de estado.....</i>	<i>101</i>
6.3	OPTIMIZACIÓN MULTINIVEL PROPUESTA.....	104
6.4	COMPARACIÓN DE CRITERIOS .....	108
6.4.1.	<i>Comparación de los escenarios para 10 usuarios .....</i>	<i>109</i>
6.4.2.	<i>Comparación de los escenarios 4 y 7 para 20 usuarios.....</i>	<i>116</i>
6.4.3.	<i>Comparación de los escenarios 4 y 7 para 30 usuarios.....</i>	<i>119</i>
6.5	GENERALIZACIÓN DEL CRITERIO TÉCNICO .....	121
6.6	RESUMEN Y CONCLUSIONES.....	124
<b>7.</b>	<b>CONCLUSIONES, CONTRIBUCIONES Y LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN</b>	
	<b>125</b>	
7.1	INTRODUCCIÓN.....	125
7.2	CONCLUSIONES DE LA TESIS.....	126
7.2.1.	<i>Costo de suministro.....</i>	<i>126</i>

7.2.2.	<i>Comparación de Criterios</i> .....	127
7.2.3.	<i>Algoritmo genético</i> .....	128
7.2.4.	<i>Protocolo de comunicación</i> .....	128
7.2.5.	<i>Implementación y Generalización del criterio técnico</i> .....	129
7.3	CONTRIBUCIONES.....	129
7.4	LÍNEAS FUTURAS DE INVESTIGACIÓN .....	130
<b>8.</b>	<b>ANEXO .....</b>	<b>131</b>
8.1	ANEXO 1: ASIGNACIÓN DE CARGAS A LOS CINCO USUARIOS MODELADOS.....	132
8.2	ANEXO 2: CÓDIGO DEL USUARIO .....	135
8.3	ANEXO 3: CÓDIGO DE LA DISTRIBUIDORA .....	137
8.4	ANEXO 4: CÓDIGO MATLAB CLIENTE – SERVIDOR .....	139
<b>9.</b>	<b>BIBLIOGRAFÍA .....</b>	<b>140</b>

### Lista de tablas

Tabla 1 Métodos tradicionales de optimización en la gestión de la demanda.....	21
Tabla 2 Métodos metaheurísticos de optimización en la gestión de la demanda .....	22
Tabla 3 Optimización multinivel en la gestión de la demanda.....	25
Tabla 4 Comparación entre una red convencional y una inteligente (Kabalci & Kabalci, 2019) .....	32
Tabla 5 Clasificación de los electrodomésticos.....	63
Tabla 6 Cargas Desplazables.....	69
Tabla 7 Valores de los Parámetros según el horario y la función de costo .....	91
Tabla 8 Resultados Económicos Obtenidos para la Situación Sin Optimización .....	91
Tabla 9 Resultados Económicos Obtenidos luego de la Optimización considerando el Costo 3 .....	93
Tabla 10 Valores de los parámetros del GA.....	108
Tabla 11 Resultados de la simulación para 10 usuarios .....	114
Tabla 12 Resultados Económicos obtenidos de la distribuidora para 10 usuarios.....	115
Tabla 13 Resultados de la simulación para 20 usuarios .....	118
Tabla 14 Resultados Económicos obtenidos de la distribuidora para 20 usuarios.....	118
Tabla 15 Resultados de la simulación para 30 usuarios .....	120
Tabla 16 Resultados Económicos obtenidos de la distribuidora para 30 usuarios.....	121
Tabla 17 Resultados de la simulación para 300 usuarios .....	123
Tabla 18 Resultados Económicos obtenidos de la distribuidora para 300 usuarios.....	123

## Lista de figuras

Figura 1 La Smart Grid (Group, 2020).....	32
Figura 2 Sistema de comunicación de las redes inteligentes (Telemetric, 2018).....	35
Figura 3 Diagrama de un medidor inteligente (Hsiao, 2015).....	41
Figura 4 Reducción del Costo de suministro (Kabalcı & Kabalcı, 2019).....	45
Figura 5 Estrategias clásicas usadas para la DSM (Vidal et al., 2014).....	47
Figura 6 Clasificación de los tipos de control.....	49
Figura 7 Desplazamiento del pico de demanda (Kabalcı & Kabalcı, 2019).....	50
Figura 8 Esquema simplificado de la red inteligente.....	51
Figura 9 Diagrama de Control Directo.....	52
Figura 10. Ejemplo de tarifa TOU con dos escalones (Ghia & Del Rosso, 2009).....	55
Figura 11. Ejemplo de tarifa CPP (Ghia & Del Rosso, 2009).....	56
Figura 12. Ejemplo de tarifa RTP (Ghia & Del Rosso, 2009).....	56
Figura 13 Región posible y solución óptima de la optimización multinivel lineal (Antunes et al., 2020).....	58
Figura 14 Problemas multiobjetivo vs. Problemas multinivel (Antunes et al., 2020).....	59
Figura 15 Modelo multinivel (Meng & Zeng, 2016).....	60
Figura 16. Tipos de Cargas.....	62
Figura 17 Infraestructura de un SGCR (Kabalcı & Kabalcı, 2019).....	68
Figura 18. Diagrama de flujo de un algoritmo genético (Lin & Chen, 2016).....	74
Figura 19 Variación del precio de equilibrio por cantidad de usuarios. (a) Comparación de los tres costos. (b) Comparación de costo 2 y 3. (c) Costo propuesto. ....	86
Figura 20 Variación del precio de equilibrio por factor de demanda por usuario. (a) Comparación de los tres costos. (b) Comparación de costo 2 y 3. (c) Costo propuesto.....	87
Figura 21 Comunicación Internet Distribuidor – Usuario.....	96
Figura 22 Comparación modelos TCP/IP, OSI y protocolos existentes. ....	97
Figura 23 Esquema de red y componentes C12.22 (IEEE, 2012a). ....	97
Figura 24 Paquetes de datos capa de aplicación EPSEM + ACSE (IEEE, 2012a). ....	98
Figura 25 Modelo de referencia estándar abierto. ....	99
Figura 26 Diagrama de estados Cliente – Servidor. ....	100
Figura 27 Servicios de la capa de aplicación EPSEM C12.22 existentes (IEEE, 2012a). ....	101
Figura 28 Servicios propuestos para ampliar EPSEM.....	102
Figura 29 Diagrama de estados Usuario – Distribuidor intercambio tarifa – carga.....	102

Figura 30 Diagramas de flujo del software para prueba de comunicación. ....	103
Figura 31 Diagrama de flujo de la optimización multinivel.....	104
Figura 32 Algoritmo de optimización de cada usuario.....	107
Figura 33 Algoritmo de optimización de la distribuidora .....	107
Figura 34 Perfil de demanda de los 10 usuarios (a) Sin optimizar. (b) Optimización del criterio técnico con restricción de ingreso. (c) Optimización del criterio técnico con restricción de precio. (d) Optimización del criterio técnico con restricción de ingreso y de precio.....	110
Figura 35 Perfil de demanda de los 10 usuarios (a) Sin optimizar. (b) Optimización del criterio económico con restricción de ingreso. (c) Optimización del criterio económico con restricción de precio. (d) Optimización del criterio económico con restricción de ingreso y de precio. .	112
Figura 36 Costo eléctrico por usuario para la situación sin optimizar y para ambos criterios con sus diferentes escenarios.....	113
Figura 37 Perfil de demanda de los 20 usuarios (a) Sin optimizar. (b) Optimización del criterio técnico con restricción de ingreso y de precio. (c) Optimización del criterio económico con restricción de ingreso y de precio. ....	117
Figura 38 Costo eléctrico por usuario para el escenario de 20 usuarios sin optimizar y para ambos criterios con restricciones de precio e ingreso. ....	117
Figura 39 Perfil de demanda de los 30 usuarios (a) Sin optimizar. (b) Optimización del criterio técnico con restricción de ingreso y de precio. (c) Optimización del criterio económico con restricción de ingreso y de precio. ....	119
Figura 40 Costo eléctrico por usuario para el escenario de 30 usuarios sin optimizar y para ambos criterios con restricciones de precio e ingreso. ....	120
Figura 41 Perfil de demanda de los 300 usuarios (a) Sin optimizar. (b) Optimización del criterio técnico con restricción de ingreso y de precio.....	122

## Lista de Acrónimos

- AMI: infraestructura avanzada de medición (advanced metering infrastructure)
- ANSI: Instituto Nacional Estadounidense de Estándares
- APDU: Unidades de datos del protocolo de aplicación
- CD: Control directo
- CI: Control indirecto
- CPP: Precio de pico crítico (Critical peak pricing)
- DAP: esquema de precios pronosticado para el día siguiente (Day-Ahead Pricing)
- DR: respuesta a la demanda (Demand Response)
- DSM: gestión de la demanda (Demand Side Management)
- GA: algoritmo genético (genetic algorithm)
- GD: generación distribuida
- HAN: red de área domestica (Home Area Network)
- IEC: Comisión Electrotécnica Internacional
- KKT: Condiciones de Karush–Kuhn–Tucker
- MG: micro redes inteligente (Microgrid)
- MILP: optimización lineal entera mixta (Mixed-integer linear programming)
- PAR: La relación de pico a promedio (peak to average ratio)
- PSO: optimización por enjambre de partículas (particle swarm optimization)
- RTP: precio en tiempo real (Real time pricing)
- SG: redes inteligentes (Smart Grid)
- SGCR: Sistemas de Gestión Central Residencial
- TLOU: esquema tarifario de tiempo y nivel de uso (Time and Level of Use)
- ToU: tiempo de uso (time of use)
- WAN: red de área amplia (Wide Area Network)

## Lista de Símbolos

- $\mathbf{A}_u$ : Matriz de Estados que indica el estado de los equipos que posee el usuario  $u$ .
- $\mathbf{Ac}_u$ : Matriz que indica el estado de los equipos críticos que posee el usuario  $u$ .
- $\mathbf{Ad}_u$ : Matriz que indica el estado de los equipos desplazables que posee el usuario  $u$ .
- $\mathbf{Af}_u$ : Matriz que indica el estado de los equipos flexibles que posee el usuario  $u$ .
- $\mathbf{Ai}_u$ : Matriz que indica el estado de los equipos interrumpibles que posee el usuario  $u$ .
- $\mathbf{a}, \mathbf{b}, \mathbf{c}$ : Vectores de coeficientes que representan los costos en la red eléctrica.
- $\mathbf{C}$ : Función vectorial cuadrática de costo de suministro ( $\$/Wh$ )
- $C_d$ : Costo de distribución y transmisión ( $\$$ )
- $C_s$ : Costo del suministro eléctrico ( $\$$ )
- $\mathbf{E}$ : Vector de consumo energético ( $Wh$ )
- $\mathbf{Ec}$ : Vector de consumo energético de cargas críticas ( $Wh$ )
- $\mathbf{Ed}$ : Vector de consumo energético de cargas desplazables ( $Wh$ )
- $\mathbf{Ef}$ : Vector de consumo energético de cargas flexibles ( $Wh$ )
- $\mathbf{Ei}$ : Vector de consumo energético de cargas interrumpibles ( $Wh$ )
- $E_{pc}$ : Energía promedio consumida por los usuarios
- $\Delta_E$ : Factor de aplanamiento
- $F$ : Factura Eléctrica ( $\$$ )
- $fd_u$ : Factor de demanda por usuario
- $g_i$ : Restricción al precio
- $\mathbf{L}$ : Consumo de todos los usuarios ( $Wh$ )
- $\mathbf{P}$ : Vector de Precios ( $\$/Wh$ )
- $\mathbf{Pe}$ : Vector de Precios de equilibrio ( $\$/Wh$ )
- $\Pi_s$ : Precio de la energía en el mercado spot ( $\$/Wh$ )
- $\mathbf{X}$ : Estrategia de demanda del usuario ( $Wh$ )
- $C_u$ : Costo de suministro eléctrico por usuario ( $\$$ )



## 1. Introducción

### 1.1 Planteo Del Problema

Históricamente, los sistemas de potencia han estado gobernados verticalmente, con subsistemas claramente definidos: Generación, transmisión y distribución. En los últimos años, la forma en que la energía eléctrica se consume, transporta y produce está modificándose drásticamente al incorporarse tecnologías como la generación distribuida (GD), el almacenamiento distribuido y los autos eléctricos. Como consecuencia, los sistemas de operación y control, la *gestión de la demanda* (DSM, Demand Side Management) y la *respuesta a la demanda* (DR, Demand Response) se expanden sobre los sistemas de distribución (Bragagnolo et al., 2020; Subasic, 2015).

Los sistemas eléctricos de potencia tradicionales enfrentan diferentes desafíos como problemas de confiabilidad, baja eficiencia, altas pérdidas de energía, altas emisiones y alto poder de mercado. Del lado de la demanda, la tarifa tradicional de precios plana es una desconexión con el precio de la energía en el mercado spot, el cual depende del costo de generación. Como resultado, los usuarios no tienen un incentivo para mover su demanda de los picos de consumo a los horarios de valle, provocando un ineficiente empleo de los recursos (Jordehi, 2019; Meng & Zeng, 2014; A. Soares et al., 2014). Además, por la necesidad de la descarbonización, se incrementará considerablemente el uso de sistemas de climatización, vehículos eléctricos y la incorporación de generación distribuida.

De lado de la generación, la incorporación de generación distribuida debe implementarse sin afectar la confiabilidad y calidad del sistema eléctrico, asegurando un encuentro flexible entre la demanda y la generación (Gardumi, 2016). Del lado de los usuarios, la demanda será más fluctuante y con mayores picos, reduciendo la eficiencia de la generación, incrementando las pérdidas de la red y los costos eléctricos asociados (Gardumi, 2016; Kassakian et al., 2011; Molderink et al., 2010). Basado en estos cambios, balancear la generación con la demanda en las redes eléctricas, para asegurar confiabilidad y calidad, se convierte en un problema complejo. Por este motivo, las entidades reguladoras del sistema eléctrico, los operadores, las distribuidoras y grupos de consumidores expresan un creciente interés en que la demanda sea más flexible y responda a las condiciones de la red eléctrica, particularmente a las variaciones del costo de suministro eléctrico. En este sentido, reducir los picos de consumo puede disminuir significativamente la necesidad de costosas inversiones en

la infraestructura de la red y en la capacidad de generación. Además, el desplazamiento de las cargas permite aplanar la curva de demanda, mejorando la utilización del sistema eléctrico y reduciendo el costo de proveer una cantidad dada de energía eléctrica (Jordehi, 2019; Kassakian et al., 2011).

En este contexto, el concepto de redes inteligentes (SG, Smart Grid) aparece y, aunque está aún en desarrollo, se está volviendo una realidad. La SG representa la unión de la computación, automatización y tecnologías de comunicación aplicadas al monitoreo, control y mantenimiento de las redes eléctricas (Gupta et al., 2016). Esto permite una red eléctrica confiable, segura y sustentable. Sin embargo, su implementación requiere la modificación de las redes existentes, instalando sensores, procesadores, servicios de comunicación y transformando el mercado eléctrico. Sus principales funciones son motivar la participación de los usuarios, aumentar la calidad del servicio e integrar la generación distribuida y el almacenamiento de energía (Vidal et al., 2014). La SG colecta información por medio de tecnologías de comunicación modernas que proveen eficiencia, confiabilidad y ahorros económicos en la generación y distribución (Belhaiza & Baroudi, 2014). Para enfrentar estos desafíos, existe un gran interés en DSM y en el almacenamiento del exceso de la generación (Yilmaz et al., 2019). Las técnicas y tecnologías implementadas del lado de la generación permiten la reducción de gases de efecto invernadero y mejoran la estabilidad de la red (Molderink et al., 2010). Además, es posible la operación en el lado de la demanda para regular el sistema eléctrico de potencia y gestionar los momentos de energía disponible (Bragagnolo et al., 2020). La gestión de la demanda permite aplanar la curva de demanda y reducir las pérdidas debido a la disipación de energía, obteniendo un uso más eficiente de la red. En este sentido, los usuarios residenciales deben cambiar desde usuarios pasivos a activos al incorporar el concepto de redes inteligentes: redes flexibles, inteligentes y activas (Molderink et al., 2010).

Existen dos enfoques principales en gestión de la demanda: Control indirecto (CI) y control directo (CD). El primero es implementado a través de incentivos de precios, comercio de la energía e incluso interacción social, alentando la participación proactiva de los usuarios. Hay diferentes esquemas de precios, por ejemplo: tiempo de uso (ToU, time of use), precio de pico crítico (CPP, Critical peak price), precio en tiempo real (RTP, Real time price) y variaciones de los mismos (Antunes et al., 2020). En los esquemas de CI, la distribuidora puede emplear una tarifa alta si la confiabilidad del sistema está comprometida (Siano, 2014) pero no asegura un aplanamiento de la curva de demanda. En el control directo, la distribuidora opera

directamente sobre las cargas de los usuarios y, aunque este control permite un mejor perfil del usuario, como interviene sobre los consumidores es impracticable (Bragagnolo et al., 2020).

Finalmente, dentro del control indirecto, recientemente se ha propuesto la optimización multinivel, estableciendo una relación jerárquica entre la distribuidora y los usuarios. En esta relación, la distribuidora anuncia primero el esquema de precios y los usuarios reaccionan modificando su demanda para disminuir el costo de su factura eléctrica (Carrasqueira et al., 2017; Meng & Zeng, 2016). En este enfoque generalmente se usa el precio en tiempo real y una variante de este, que es el esquema de precios pronosticado para el día siguiente (DAP, Day-Ahead Pricing) (Carrasqueira et al., 2017) y luce más atractivo para los usuarios (Kovács, 2019). En estos tipos de esquemas tarifarios, el precio anunciado por la distribuidora cambia típicamente por hora para reflejar las variaciones de la demanda de los usuarios a lo largo del tiempo y el costo de suministro (que tiene implícito el precio de la energía en el mercado spot) (Bu et al., 2011; Meng & Zeng, 2014). Entonces, un diseño apropiado del esquema RTP permite aplanar la curva de demanda, aumentar confiabilidad de la red y disminuir los costos de generación y distribución (Qian et al., 2013). Trabajos preliminares proponen generalmente que el objetivo de la distribuidora es maximizar su ganancia (criterio económico) y el de los usuarios es disminuir su tarifa eléctrica. Sin embargo, cuando la distribuidora busca maximizar su ganancia, algunos usuarios pueden disminuir su costo a costa de otros usuarios (Bragagnolo et al., 2021a). Por este motivo, en la presente tesis se propone una optimización multinivel donde la distribuidora persigue un criterio técnico.

## 1.2 Objetivo y Alcance de los Estudios Realizados

La tesis establece objetivos primarios y objetivos secundarios, estos últimos en algunos casos son resultantes de la metodología de investigación y en otros casos son condición necesaria.

### 1.2.1. Objetivo General y Principal

Desarrollar un método de optimización dual, basado en un algoritmo evolutivo, para aplanar la curva de la demanda del lado de la distribuidora y disminuir la factura eléctrica o costo de la energía del lado del usuario. Del lado de la distribuidora, el esquema de precios es modificado basado en las condiciones técnicas de la red, permitiendo un mejor uso de la

infraestructura y los recursos de generación; y del lado del usuario se minimiza el costo, reaccionando al esquema de precio de la distribuidora, a través de la modificación de las cargas flexibles del usuario.

### 1.2.2. Objetivos Específicos

1.1 Modelar el perfil de demanda de cinco o más usuarios considerando una predicción perfecta y detallando las cargas críticas, desplazables, interrumpibles y ajustables.

1.2 Desarrollar y efectuar la optimización del costo de la factura eléctrica de los usuarios ante un esquema de precios dado por la distribuidora.

1.3 Proponer un protocolo de comunicación entre los usuarios y la distribuidora que facilite la interacción entre ellos y permita implementar la optimización multinivel en un entorno de simulación real.

1.4 Formular un factor que permita evaluar el aplanamiento de la demanda y efectuar la optimización multinivel.

1.6 Analizar y evaluar las funciones de costo de suministro propuestas en la bibliografía y en caso de ser necesario proponer una nueva función de costo de suministro que sea escalable y refleje el costo real.

1.7 Comparar la optimización propuesta contra el criterio económico encontrado en la literatura analizada.

1.8 Implementar la optimización multinivel propuesta para 300 usuarios y evaluar la escalabilidad de la propuesta. Para obtener los 300 usuarios se replicarán los usuarios base obtenidos.

## 1.3 Actividades y Metodología de la investigación

La metodología empleada en el desarrollo de la presente tesis se basó en un ciclo que comprende: adquisición de conocimientos teóricos, proposición de los usuarios base, optimización de la factura eléctrica de los usuarios, proposición de la interacción usuario-distribuidora, simulación y validación de la optimización multiobjetivo propuesta.

Se implementó un esquema de cursos que permitió la adquisición de conocimientos específicos sobre las redes eléctricas inteligentes, la gestión de la demanda, la optimización y los sistemas control y los de inteligencia artificial.

#### 1.3.1. Desarrollo de la optimización multinivel.

Se efectuó una profunda revisión bibliográfica para identificar:

- El estado del arte, métodos similares y limitaciones de las técnicas existentes.
- Los modelos y perfiles de demanda de los usuarios, considerando la reacción de estos ante sistemas tarifarios y programas de demanda responsable.
- Los modelos de generación distribuida.

Se estableció el perfil de demanda de 5 usuarios, considerando una predicción perfecta, con cargas no interrumpibles y cargas desplazables. A partir de réplicas de estos usuarios base se desarrollaron las optimizaciones que consideraron una mayor cantidad de usuarios.

#### 1.3.2. Desarrollo de la función de costo de suministro.

Se analizó las funciones de costo de suministro propuestas que utilizan las distribuidoras. Se evaluó su escalabilidad empleando un criterio económico por parte de la distribuidora, que es el observado en el estado de arte. Para evaluar la escalabilidad se propusieron tres simulaciones diferentes para 10, 20 y 30 usuarios

#### 1.3.3. Proposición del criterio técnico de optimización.

El objetivo de la distribuidora es aplanar la demanda al permitir reducir las pérdidas de energía y mejorar el uso de los recursos. Como se necesitó un factor cuantificable que permita medir el aplanamiento de la demanda, se propuso el factor de aplanamiento y el objetivo de la distribuidora fue disminuir este factor.

#### 1.3.4. Protocolos de comunicación

Se estableció el protocolo de comunicación y se propuso la extensión de funcionalidades que permite la interacción distribuidora-usuario y es necesaria para la implementación de la optimización multinivel.

#### 1.3.5. Evaluación de la optimización multinivel propuesta.

Para evaluar el desempeño de la optimización propuesta, que es un criterio técnico de optimización, se lo comparo con el criterio económico observado en la bibliografía analizada y con una situación sin optimizar. Habiendo evaluado el comportamiento del criterio propuesto, se estableció una optimización para 300 usuarios, semejante a un escenario real, que permitió analizar su aplicabilidad.

#### 1.3.6. Conclusiones y difusión.

Finalmente, de los resultados obtenidos, se obtuvieron las conclusiones referentes a los beneficios de aplicar este tipo de estrategias, el aplanamiento de la demanda, minimización de costos económicos por parte de la distribuidora y los usuarios y se redactó la Tesis Doctoral.

Se difundieron y discutieron los resultados alcanzados en la comunidad científica, participando en diversas revistas y reuniones nacionales e internacionales. Además, los nuevos conocimientos generados fueron sometidos al referato de colegas calificados externos, mediante el envío de artículos científicos a revistas especializadas.

### 1.4 Estado del Arte

Se efectuó una extensa revisión bibliográfica sobre la DSM y los métodos de optimización propuestos. Se encontró que la mayoría de los trabajos establecieron optimizaciones uniobjetivo o multiobjetivo, considerando la reacción de un usuario o de un conjunto de usuarios ante un esquema de precios. Además, recientemente se estableció una competencia Stackelberg (líder-seguidores) entre la distribuidora y los usuarios que derivó en una optimización multinivel, el cual es un nuevo enfoque, donde se considera una fuerte interacción de los usuarios con la distribuidora. A continuación, se analiza primero la optimización de un nivel, separando los métodos tradicionales de los heurísticos, y comentando

el tipo de control ejercido por la distribuidora. Luego, los principales hallazgos de la optimización de un solo nivel son resumidos. Después, se comparan los trabajos que utilizan la optimización multinivel, se destacan sus puntos relevantes y se presentan las conclusiones obtenidas. Finalmente, se analizan las funciones de costo de suministro empleadas para modelar la distribuidora en su optimización y se las clasifica. La sección posterior menciona las diferencias encontradas con la optimización propuesta en esta tesis.

La tabla 1 clasifica y compara la literatura analizada que usa métodos tradicionales de optimización. Las abreviaturas utilizadas son: MILP para el método de optimización lineal entera mixta (Mixed-integer linear programming) y CI para control indirecto, que es cuando el usuario gestiona su demanda. Como observaciones adicionales a los artículos de la tabla se comenta que en: Batista & Batista (2018) proveyeron una planificación factible considerando los patrones de consumo provisto por los usuarios. El objetivo de minimizar el costo es considerado como una restricción lineal; Duman et al. (2018) consideraron una restricción de potencia máxima fijada por la distribuidora en el horario pico y Huang et al. (2016) efectuaron una revisión bibliográfica y concluyeron que la mayoría de los artículos desarrollaron una optimización uniobjetivo.

**Tabla 1 Métodos tradicionales de optimización en la gestión de la demanda**

Referencia	Método de optimización	Tipo de control	Usuario	Tipo de optimización	Objetivo
Batista & Batista (2018)	programación cuadrática	CI	1 usuario	multiobjetivo	Conseguir un perfil de demanda preestablecido y disminuir costo
Duman et al. (2018)	MILP	CI	1 usuario	Uniobjetivo	Reducir Costo
F. Wang et al. (2017)	método de optimización no lineal entera mixta	CI	1 usuario	Multiobjetivo	Reducir Costo y maximizar confort
Huang et al. (2016)	Método de optimización no lineal entera mixta	CI	1 usuario	Multiobjetivo	Reducir Costo y maximizar confort
Janocha et al. (2016)	MILP	CI	1 usuario	Uniobjetivo	Reducir Costo
Melhem et al. (2018)	Algoritmo Híbrido – Combinación del voraz con el MILP	CI	1 usuario	Uniobjetivo	Reducir costo
Tan et al. (2016)	dos métodos de optimización lineal	CI	1 usuario	Multiobjetivo	Un método reduce costo y el otro pico de demanda

Todos los artículos de la tabla 1 son sobre control indirecto, ya que consideran la optimización de una sola unidad residencial y generalmente buscan como objetivo principal reducir el costo de los usuarios.

En la tabla 2 son comparadas las investigaciones que emplean métodos metaheurísticos. Las abreviaciones utilizadas son: PSO para optimización por enjambre de partículas (Particle Swarm Optimization), GA para algoritmo genético (Genetic Algorithm), PAR para la relación de pico a promedio (peak to average ratio) y CD para control directo que es cuando la optimización la realiza la distribuidora. Los modelos de usuarios establecidos que fueron optimizados por algoritmos metaheurísticos generalmente fueron más complejos que los tradicionales y varios autores propusieron el uso de autos eléctricos, baterías y GD por parte de los usuarios: En (Essiet et al., 2019) modelan una unidad residencial que posee energía solar y baterías, Jayadev & Swarup (2013) consideraron generación fotovoltaica, Li et al. (2015) agregaron generación fotovoltaica, Lin & Chen (2016) incluyen batería y generación fotovoltaica y Yang et al. (2015) además de baterías y GD incluyeron el uso de dos autos eléctricos al usuario modelado.

**Tabla 2 Métodos metaheurísticos de optimización en la gestión de la demanda**

Referencia	Método de optimización	Tipo de control	Usuario	Tipo de optimización	Objetivo
Bertineti et al. (2019)	Búsqueda voraz	CI	1 usuario	Multiobjetivo	Reducir costo y PAR
Essiet et al. (2019)	Algoritmo diferencial evolutivo mejorado	CI	1 usuario	Multiobjetivo	Reducir costo y maximizar confort
Gupta et al. (2016)	PSO	CD	Área residencial	Multiobjetivo	Reducir costo y pico de consumo
Jayadev & Swarup (2013)	GA	CD	Área industrial y comercial	Multiobjetivo	Reducir costo de generación y malestar por desplazar demanda
Karami et al. (2014)	Algoritmo competitivo imperialista	CI	1 usuario	Uniobjetivo	Reducir costo de operación
Li et al. (2015)	Earliest Deadline First y Least Laxity First	CD	Múltiples usuarios	Uniobjetivo	Reducir costo
Lin & Chen (2016)	Algoritmo Híbrido Genético-Taguchi	CI	1 usuario	Uniobjetivo	Reducir costo
Logenthiran et al. (2012)	Algoritmo evolutivo	CD	Tres áreas: Residencial, Comercial e Industrial	Uniobjetivo	Reducir costo



Referencia	Método de optimización	Tipo de control	Usuario	Tipo de optimización	Objetivo
Pavithra & Esther (2017)	GA	CD	Área residencial	Uniobjetivo	Minimizar la diferencia de la demanda obtenida con la demanda objetivo
Rahate & Kinhekar (2017)	PSO	CD	200 usuarios	Multiobjetivo	Reducir costo y pico de consumo
Shaikh et al. (2018)	Algoritmo genético evolucionario	CD	Múltiples usuarios	Multiobjetivo	Reducir costo y maximizar confort
Silva et al. (2015)	Colonia de hormigas	CI	1 usuario	Uniobjetivo	Reducir costo
Soares et al. (2014)	GA	CD	Múltiples usuarios	Multiobjetivo	Reducir costo y maximizar confort
Vidal et al. (2014)	Algoritmo evolutivo	CD	Tres áreas: Residencial, Comercial e Industrial	Uniobjetivo	Reducir costo
Y. Wang et al. (2017)	PSO mejorado	CD	Múltiples usuarios	Uniobjetivo	Reducir costo
Yang et al. (2015)	PSO mejorado	CI	1 usuario	Uniobjetivo	Reducir Costo
Zafar et al. (2017)	Búsqueda harmónica, Forrajeo de bacterias y evolutivo mejorado	CI	1 usuario	Multiobjetivo	Reducir costo y maximizar confort

Generalmente, los autores justificaron el uso de los algoritmos metaheurísticos por la flexibilidad que permiten en el modelo y la cantidad y naturaleza de las cargas, donde los algoritmos tradicionales no son apropiados. Además, se observaron varias propuestas de optimización de un gran grupo de usuarios que representa una perspectiva de CD, esto es debido a la capacidad de estos algoritmos de gestionar un gran número de cargas.

Finalmente, del análisis de los artículos de optimización tradicionales comparados en tabla 1 y metaheurísticos de la tabla 2 se concluye que: 1) la literatura revisada que utilizó la optimización de una sola unidad residencial no consideró los peligros de nuevos picos debido a la concentración de cargas en un horario de bajo costo; 2) los artículos que abarcaron un gran número de consumidores tuvieron de objetivo la no producción de nuevos picos en la red, pero precisaron de un control directo sobre los usuarios. Al considerar que se abordan usuarios residenciales, el control directo es de difícil aplicación al intervenir en el consumo de los usuarios y afectar su privacidad. 3) La distribuidora debe optimizar su esquema de precios y proveer a los usuarios, de esta forma, un incentivo para el desplazamiento de sus cargas, sin una intervención directa. 4) En lo referente a los métodos de optimización, los trabajos que

emplearon algoritmos tradicionales optimizaron la demanda de un usuario ante un esquema de precios dados, por medio de un enfoque de control indirecto. Mientras que los algoritmos heurísticos se usaron para cargas más complejas, optimización de un gran número de usuarios o para buscar el método de optimización más efectivo por medio de una comparación entre los algoritmos.

Como respuesta a los puntos 1, 2 y 3 del análisis anterior apareció recientemente la optimización multinivel, que es un nuevo enfoque en el campo de la DSM, caracterizada por ser un control indirecto con una fuerte interacción entre los usuarios y la distribuidora, y utilizar esquemas de precios en tiempo real o su variante que son los precios pronosticados para el día siguiente (day-ahead pricing scheme en inglés) (Carrasqueira et al., 2017). Este enfoque evita los nuevos picos de demanda, al igual que en el control directo, pero sin intervenir directamente en la demanda de los usuarios. Además, por la necesaria interacción entre usuarios y distribuidora se lo puede considerar como un control híbrido, sin embargo, si los dos niveles se reducen a un solo nivel es un CD, ya que la optimización queda a cargo de la distribuidora. En la tabla 3 son comparadas las diferentes propuestas de optimización multinivel, además en Antunes et al. (2020) presentaron una revisión bibliográfica sobre la optimización multinivel, con varias coincidencias con la comparación de la tabla 3, donde la mayoría de los artículos que analizaron aplicaron un criterio económico del lado de la distribuidora, esto significa que la distribuidora buscó maximizar su ganancia. Los usuarios generalmente buscaron disminuir su costo y algunos consideraron el confort. Se mencionaron además las diferentes técnicas empleadas para resolver este problema, las cuales abarcan desde el empleo de las condiciones Karush–Kuhn–Tucker (KKT) y los algoritmos tradicionales, hasta el uso de los algoritmos heurísticos. Mientras que en la revisión bibliográfica de Kovács (2019) la mayoría de los autores transformaron los dos niveles de optimización en un problema de un solo nivel mediante el uso de las condiciones de KKT y consideraron, al igual que en tabla 3, que la distribuidora y los usuarios persiguen objetivos económicos.

Algunos autores presentaron la optimización multinivel como una competencia Stackelberg. En este sentido, los artículos citados de Meng y Zeng permiten observar el cambio producido en estado del arte al modelar primero la interacción distribuidora-usuarios como una competencia Stackelberg y luego al plantearla como una optimización multinivel. Por otro lado, los autores que utilizaron algoritmos heurísticos en ambos lados argumentaron que los métodos tradicionales no brindaron una solución aceptable o no pudieron usarse debido al modelo de los

usuarios. Además, los métodos heurísticos permiten la escalabilidad del problema y reducir el esfuerzo computacional, pero como desventaja estos algoritmos no siempre encuentran la solución óptima, aunque sean aproximaciones de muy buena calidad (Kovács, 2019; Antunes et al., 2020).

**Tabla 3 Optimización multinivel en la gestión de la demanda**

Referencia	Método de optimización distribuidora	Método de optimización usuario	¿Mantiene los dos niveles?	Tipo de optimización	Objetivo Distribuidora / usuarios
Besançon et al. (2020)	Optimización Lineal	Optimización Lineal	si	CI – con interacción	Ganancia / reserva de capacidad de energía
Carrasqueira et al. (2017)	Algoritmo evolucionario y PSO	Algoritmo evolucionario y PSO	si	CI – con interacción	Ganancia /Costo
Karimi et al. (2021)	MILP	-	No	CD	Ganancia y reserva de capacidad / Costo
Kovács (2019)	Programación lineal sucesiva	-	No	CD	Ganancia / Costo
Meng & Zeng (2014)	GA	Programación lineal	si	CI – con interacción	Gancia / Costo y confort
Meng & Zeng (2016)	GA con multipoblación	Optimización individual distribuida	si	CI – con interacción	Gancia / Costo y confort
Qian et al. (2013)	Algoritmo de recocido	Algoritmo iterativo eficiente	si	CI – con interacción	Ganancia / Costo y confort
Sekizaki et al. (2016)	GA	Programación lineal	si	CI – con interacción	Ganancia / Costo y confort
Soares et al. (2019)	GA y PSO	MILP	si	CI – con interacción	Ganancia / Costo
Soares et al. (2020)	PSO	Programación entera mixta	si	CI – con interacción	Ganancia / Costo y confort
Soares et al. (2021)	PSO	Programación entera mixta	si	CI – con interacción	Ganancia / Costo
Taherian et al. (2021)	PSO	Optimización individual distribuida	si	CI – con interacción	Ganancia / Costo

Respecto a la transformación del problema multinivel a uno de un solo nivel, uno de los métodos más usados fue las condiciones KKT, esta transformación tiene la ventaja de garantizar que la respuesta del conjunto de usuarios del nivel inferior sea la óptima para la distribuidora (enfoque optimista), sin embargo, al tener un solo nivel de optimización, requiere de la cooperación entre la distribuidora y los usuarios (Antunes et al., 2020) y/o un control directo sobre los usuarios. Además, tiene como desventaja que la capacidad de cómputo es concentrada

en una sola computadora, y a pesar de la simplificación del problema, se requiere de un esfuerzo computacional considerable que la hace aplicable solo a pequeña escala (Antunes et al., 2020; Carrasqueira et al., 2017; Kovács, 2019). Como en la vida real los problemas suelen ser no-cooperativos, los usuarios quieren mantener su privacidad y no siempre su respuesta es la óptima para la distribuidora (Antunes et al., 2020; Bragagnolo et al., 2020) no se considera conveniente la transformación a un único nivel. Finalmente, al mantener los dos niveles de optimización son aprovechados los recursos computacionales distribuidos del lado de los usuarios.

A partir del análisis de la tabla 3 se concluye que: 1) El criterio de optimización considerado para la distribuidora siempre fue económico. 2) la optimización multinivel es un problema NP-complejo, donde los agentes del nivel inferior (usuarios) pueden dar múltiples respuestas ante una misma proposición del agente superior (distribuidora). 3) Varios autores transforman la optimización multinivel en un solo nivel, debido a la complejidad del problema, pero esto no es aplicable en la práctica debido a los inconvenientes mencionados.

Por último, al analizar la optimización multinivel se encontraron diferentes propuestas de como calcular el costo de suministro eléctrico. 1) Varios autores consideraron al precio de la energía en el mercado spot como único componente de este costo (Antunes et al., 2020; Carrasqueira et al., 2017; Karimi et al., 2021; Kovács, 2018, 2019; I. Soares et al., 2019, 2020, 2021). 2) En Chen et al. (2011) consideraron el precio de la energía en el mercado spot y le adicionaron un costo debido al desajuste entre la carga real y el suministro planeado. 3) En Sekizaki et al. (2016) al costo del mercado spot se le adicionó el costo debido a la distribución y transmisión. 4) Por otro lado, algunos autores consideraron una función cuadrática como costo de suministro eléctrico, análoga al costo de la energía de los generadores térmicos. El primero en introducir la función cuadrática fue Mohsenian-Rad et al. (2010). Posteriormente, esta función de costo fue usada en Chai et al. (2014), Meng y Zeng (2014, 2016), Qian et al. (2013), Taherian et al. (2021) y Zhu et al. (2015). 5) Finalmente, un enfoque diferente se planteó en Asensio et al. (2017) donde se consideraron cuatro términos dentro del costo de suministro: Costo de inversión, de mantenimiento, de la energía comprada y de la energía no suministrada.

Del análisis efectuado se concluyó que existen dos grandes enfoques en lo referente al costo de suministro: 1) El costo está compuesto por el precio del mercado spot sumado al costo de distribución y 2) el costo de suministro es representado por una función cuadrática similar a la utilizada para máquinas de generación térmica.

## 1.5 Conclusiones y Contribución

A partir de la bibliografía analizada se encontraron diferentes campos de acción en la gestión de la demanda que pueden situarse dentro de los métodos de control directo e indirecto. En los métodos de control directo, la distribuidora optimiza la demanda de un gran número de usuarios, a través de algoritmos heurísticos. En estos métodos hay una intervención sobre los usuarios y por ende no se considera la privacidad de los usuarios. Mientras que en los métodos de control indirecto cada usuario optimiza su propia demanda y en la literatura revisada fue frecuente el uso de métodos tradicionales para optimizarlos, al ser funciones simples que se pueden modelar de forma precisa. El control indirecto para la optimización de un solo usuario no considera el efecto de varios usuarios en la curva de demanda de la red y no previene nuevos picos en la red. Recientemente, aparecieron los métodos de optimización multinivel que representan un control híbrido, que es un control indirecto con una fuerte interacción entre la distribuidora y los usuarios, donde las investigaciones realizadas consideraron que los usuarios y la distribuidora persiguen un objetivo económico. Finalmente, se detectó un escaso interés en analizar la función de costo de suministro, este costo es importante porque permite obtener la ganancia de la distribuidora y es necesaria una función que permita la escalabilidad de la optimización multinivel a diferentes cantidades de usuarios.

En esta tesis se propuso una optimización multinivel basada en un GA donde los usuarios disminuyeron su costo y la distribuidora aplanó la demanda de un grupo de usuarios para eficientizar el uso de la infraestructura y de la generación, diferenciándose del criterio económico hallado en la literatura. Para implementar el criterio técnico de optimización de la distribuidora se formuló el factor de aplanamiento, que es una medida cuantificable que indica cuan cerca está el perfil de demanda a la demanda promedio. La distribuidora minimizó este factor modificando el precio pronosticado para el día siguiente. El factor propuesto permitió controlar los picos de consumo y obtener un perfil de demanda más plano. Además, se analizaron los costos de suministro planteados en la literatura y su escalabilidad a distintas cantidades de usuarios y se formula un nuevo costo de suministro que contempla el precio del mercado spot, los costos de mantenimiento e inversión, el pico de consumo que aumenta las pérdidas de la red, los costos de generación y la necesidad de inversión en la red. Este costo refleja los picos de demanda en la red y, por lo tanto, influye en el comportamiento de los

usuarios porque la distribuidora necesita establecer un precio más alto para mantener su ganancia.

La contribución de esta tesis es cuádruple: 1) presenta un nuevo criterio de optimización para la distribuidora donde su objetivo es aplanar la curva de demanda (criterio técnico). Esta propuesta es una estrategia ganar-ganar, ya que tanto la distribuidora como los usuarios fueron beneficiados en su aplicación. También, se demuestra la ventaja de mantener los dos niveles de la optimización multinivel, que permite la interacción usuario-distribuidora, y utilizar los recursos informáticos distribuidos sin afectar la privacidad de los usuarios. 2) formula el factor de aplanamiento que permite implementar el criterio técnico y es una buena herramienta para el análisis o comparación entre los diferentes programas de gestión de la demanda. Además, se propone que reemplace o complemente al PAR al detectar que este último no permite una comparación entre los criterios 3) establece el protocolo de comunicación y propone las extensiones necesarias que posibilita la interacción usuario-distribuidora y permite implementar la optimización multinivel en un escenario real. 4) desarrolla el primer análisis sobre el costo de suministro en la gestión de la demanda al no encontrar ninguna investigación sobre el tema en la revisión bibliográfica y detectar inconvenientes en el empleo de las funciones existentes. Además, formula una nueva función cuadrática de costo de suministro que se alinea con la visión de sostenibilidad y escalabilidad de los sistemas eléctricos, ante un aumento del número de usuarios (como es la dinámica normal de las sociedades). Esta función permite mantener tarifas eléctricas justas para los usuarios y optimizar el uso de los recursos en lugar de aumentar la generación.

Derivado de estas cuatro principales contribuciones se desarrollaron los teoremas que las respaldan, el software necesario para su implementación y se publicaron los principales hallazgos en las revistas internacionales listadas a continuación:

1- S. Bragagnolo, J. Vaschetti, F. Magnago. *On the scalability of supply cost for demand management in the smart grid*. IEEE Latin America Transactions, 2022, vol. 20, no 4, p. 643-650.

2- S. Bragagnolo, J. Vaschetti, F. Magnago. *A Technical and Economical Approach to Multi-Level Optimization Models for Electricity Demand Considering User-Supplier Interaction*. Journal of King Saud University - Engineering Sciences, 2021. ISSN 1018-3639, <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2021.02.005>.

- 3- S. Bragagnolo, J. Vaschetti, F. Magnago. *A Technical and Economic Criteria Comparison on Demand Side Management with Multi-Level Optimization Model*. IEEE Latin American Transactions, 2021, Vol 19, n° 9.
- 4- S. Bragagnolo, J. Vaschetti, F. Magnago. *A Technical and Economical Approach to Multi-Level Optimization Models for Electricity Demand Considering User-Supplier Interaction*. 2020 Argentine Conference on Automatic Control (AADECA). IEEE Xplore. Buenos Aires. Argentina. ISBN: 978-85-61065-04-1. DOI: 10.23919/AADECA49780.2020.9301640.
- 5- S. Bragagnolo, J. Vaschetti, F. Magnago. *Multi-Level Optimization Model for Electrical Energy Demand with User Supplier Interaction*. 2020 IEEE PES Transmission & Distribution Conference and Exhibition - Latin America (T&D LA). IEEE Xplore. Montevideo, Uruguay. 978-1-7281-4156-5. DOI: 10.1109/TDLA47668.2020.9326173.
- 6- S. Bragagnolo, J. Vaschetti, F. Magnago y J. C. Gomez Targarona. *Gestión de la demanda en las redes inteligentes, perspectiva y control desde el usuario y la distribuidora*. Información Tecnológica, 2020, Vol 31, n°3.

## 1.6 Contenido de la Tesis

El capítulo 2 aborda el marco teórico necesario para entender el funcionamiento de las redes eléctricas inteligentes. En este capítulo se encuentra la sección referente a la infraestructura avanzada de medición que es necesaria para que exista interacción de los usuarios con la distribuidora. Además, hay una explicación sobre el medidor inteligente, que es el componente más importante de la infraestructura de medición y es el nexo entre la distribuidora y el usuario. El capítulo 3 aborda el concepto de gestión de demanda, las diferentes estrategias utilizadas para implementarla y la diferencia entre el control directo e indirecto sobre la demanda. Al terminar de leer este capítulo habrá una noción clara de donde se enmarca la propuesta, que es la optimización multinivel y cuáles son las alternativas existentes en su implementación. El capítulo 4 muestra el modelo del perfil de demanda de los usuarios, los tipos de cargas que tienen, la función objetivo a minimizar por los usuarios y el algoritmo de optimización empleado. La formulación matemática propuesta deja claro que los usuarios tratan de minimizar su factura eléctrica modificando sus cargas desplazables. Mientras que el capítulo 5 trata sobre el modelo de optimización usado por la distribuidora, los dos criterios de

optimización son abordados y las diferentes funciones de costo de suministro, que puede emplear para conocer su ganancia, son analizadas. Una nueva función de costo de suministro escalable es propuesta, debido a los problemas que aparecen en las funciones analizadas. El capítulo 6 muestra la interacción usuario-distribuidora, en su sección 6.2 establece y describe el protocolo de comunicación utilizado y la propuesta de extensión de sus funcionalidades para la interacción entre los usuarios y distribuidora que permite junto con las consideraciones de la sección 6.3 simular la optimización multinivel propuesta y comparar los resultados obtenidos para 10, 20 y 30 usuarios contra un criterio económico y una situación sin optimizar en la sección 6.4. Al mostrar las ventajas del criterio técnico, se efectúa, en la sección 6.5, una simulación para 300 usuarios que representa un escenario real y permite evaluar la aplicabilidad de la propuesta. Finalmente, el capítulo 7 presenta las principales conclusiones de la tesis, donde se comentan las ventajas del criterio técnico frente al criterio económico.



## **2. Redes Eléctricas Inteligentes**

### **2.1 Introducción**

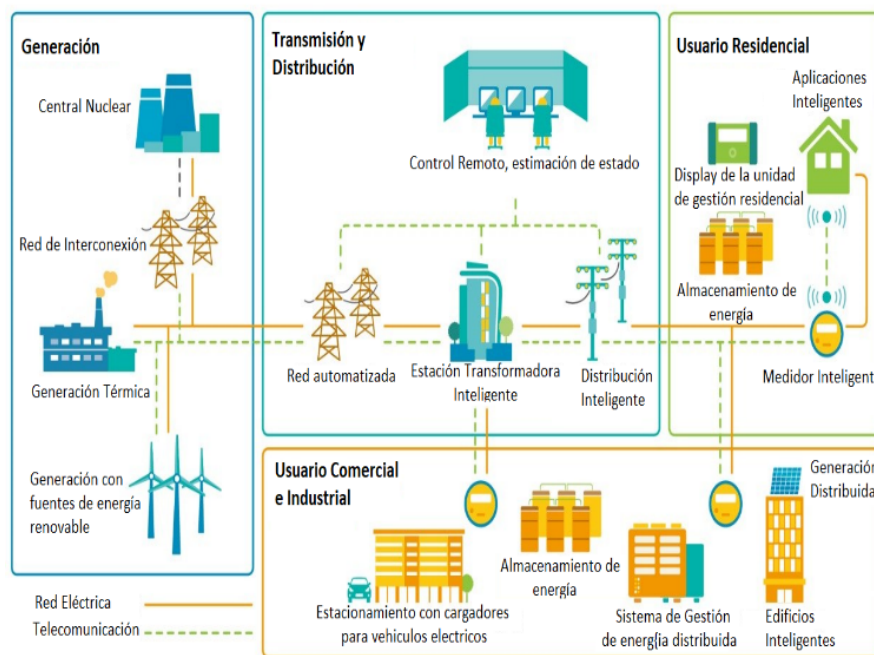
La SG es un concepto aun en desarrollo y que se está volviendo realidad. Este concepto representa la unión de la computación, la automatización y las tecnologías de comunicación aplicadas al monitoreo, control y mantenimiento de las redes eléctricas. La red posibilita el suministro de electricidad desde los puntos de generación a los usuarios activos, de forma controlada e inteligente, permitiendo mayor calidad, sustentabilidad, confiabilidad y seguridad. Sin embargo, implementar este concepto en la red actual requiere modificaciones como la instalación de sensores, procesadores de datos, servicios de comunicación, y cambios en la comercialización de la energía. En las SG las principales funciones de la distribuidora son motivar la participación de los clientes, aumentar la calidad del servicio, integrar la GD y el almacenamiento de la energía. En este sentido, los usuarios pueden modificar su comportamiento de acuerdo con la información recibida e incentivos y penalidades establecidos por la distribuidora, con el fin de reducir la factura de electricidad. (Li et al., 2015; Siano, 2014; Vidal et al., 2014). En la tabla 4 se compara una red convencional con la SG, donde se observan las principales diferencias entre estas dos redes. Una característica particular de la red inteligente es que se ha mejorado mediante el uso de tecnologías de la información y la comunicación de punta que permiten suministrar la energía de forma eficiente (Kabalci & Kabalci, 2019). Además, la red inteligente permite los dos caminos de comunicación que son necesarios para programas de gestión de demanda con interacción entre los usuarios y la distribuidora. Los dos caminos en el flujo de potencia se deben a la generación distribuida que les permite a los usuarios cambiar de rol y aportar energía a la red cuando tienen un excedente de generación. Los medidores inteligentes son los encargados de efectuar la medición digital, son capaces de detectar el cambio en el flujo de potencia y permiten a los usuarios conocer su consumo en tiempo real. Esta última característica junto con los dos caminos de comunicación permite que los usuarios sean activos y modifiquen su comportamiento de acuerdo con las necesidades de la distribuidora.

La SG colecta información por medio de tecnologías de comunicación modernas que proveen eficiencia, confiabilidad y ahorro de costos en generación y distribución. Además, la transmisión de los datos se puede hacer por medio de dos caminos de comunicación por medio de interfaces ciberseguras. La SG comprende: generación, generación distribuida, transmisión, distribución y consumidores (Belhaiza & Baroudi, 2014; Kabalci & Kabalci, 2019).

**Tabla 4 Comparación entre una red convencional y una inteligente (Kabalci & Kabalci, 2019)**

Característica	Red Convencional	Red inteligente
<b>Método de Generación</b>	Central	Descentralizado/GD
<b>Monitoreo</b>	Manual	Automático
<b>Medición</b>	Electromecánica	Digital
<b>Métodos de Control</b>	Limitados y pasivos	Activos
<b>Transductores</b>	Sensores limitados	No limitados y difundidos en la red
<b>Comunicación</b>	Un camino	Dos caminos
<b>Flujo de potencia</b>	Un camino	Dos caminos
<b>Restauración</b>	Manual y local	automática
<b>Arquitectura de la red</b>	Radial	Mallada
<b>Participación de los usuarios</b>	Uniforme y no participan	Usuarios activos e involucrados
<b>Capacidad de auto reparación</b>	Protección de activos ante la falla para minimizar daños	Prevención de la ocurrencia de la falla y minimización del alcance de la falla

La Figura 1 representa el esquema de la SG. La línea continua muestra la red eléctrica y el flujo de la energía eléctrica, la línea punteada la telecomunicación. Por esta red se enviarán los datos de telemetría y las órdenes de actuación de los diferentes elementos.



**Figura 1 La Smart Grid (Group, 2020)**

Los niveles de transmisión y distribución incluyen líneas, subestaciones inteligentes que pueden gestionarse a distancia, sistemas de automatización de supervisión y control, y transformadores inteligentes equipados con sensores y dispositivos electrónicos inteligentes. Las estaciones de carga de vehículos eléctricos, las baterías y la generación distribuida puede integrarse en el sistema de distribución y en el nivel de consumo. Las cargas residenciales, comerciales e industriales conforman el nivel de consumo de la red eléctrica, donde la infraestructura de comunicación puede lograrse en sistemas de transmisión por cable y/o inalámbricos. Las cargas residenciales pueden gestionarse mediante el uso de sistemas de gestión doméstica a través de aplicaciones diseñadas por las distribuidoras (Kabalcı & Kabalcı, 2019). Los sistemas de supervisión y gestión están interconectados con la red eléctrica por medio de tecnologías de la información y la comunicación. La operación y control de esta red es compleja debido a los múltiples actores que participan y a la cantidad de componentes que la integran.

La optimización multinivel propuesta se basa en la interacción entre la distribuidora y los usuarios. Los componentes de la figura que están involucrados en la optimización multinivel son la distribución inteligente (distribuidora) y el área marcada como usuario residencia que está integrado al sistema de gestión central residencial (SGCR). El SGCR les permite a los usuarios recibir las señales de precio y gestionar su demanda.

Son objetivos de la Smart Grid: (Bian et al., 2015; Kabalcı & Kabalcı, 2019; Seema et al., 2016; Subasic, 2015; Vidal et al., 2014)

- Económicos
  - Comercializar la energía eléctrica y establecer el precio justo para los usuarios.
  - Disminuir el costo de la energía eléctrica por medio de la diversificación de la generación, la eficiencia energética y la disminución de pérdidas de energía en la red.
- Ambientales
  - Optimizar y fomentar el uso responsable de la energía.
  - Reducir la emisión de gases de efecto invernadero, fomentando el uso y la integración de las energías renovables y la eficiencia energética.
  - Desarrollar e implementar la gestión de la demanda y el uso eficiente de los recursos.

- Fomentar el empleo de generación distribuida proveniente de fuentes renovables.
- Medición y control
  - Incrementar el uso de información digital y de tecnologías de control para mejorar la confiabilidad, seguridad y eficiencia de la red.
  - Establecer la medición bidireccional en el usuario.
  - Efectuar la medición y estimación de estado del sistema de distribución en tiempo real.
  - Establecer los dos caminos de comunicación e intercambiar información con los usuarios.
- Confiabilidad y Servicio
  - Administrar la producción de energía de fuentes no gestionables.
  - Mejorar la calidad de servicio y producto eléctrico.
  - Despachar o gestionar la demanda y regular la frecuencia (control primario, secundario y terciario).
  - Optimizar el control y compensación de la energía reactiva.
  - Estabilizar la tensión de la red.
  - Restaurar de forma automática la red eléctrica ante fallas, perturbaciones o ciberataques.
  - Operar y mantener de manera automatizada la red y aprovechar las alternativas de automatización de las nuevas tecnologías.
  - Adopción de “características” de seguridad ante ataques cibernéticos.
  - Operar la red en isla ante fallas en el sistema eléctrico.
  - Gestionar la congestión y controlar la tensión en la red.
  - Gestionar la potencia reactiva en la red
  - Planificar el aumento de capacidad de la red.
  - Asegurar el balance entre la generación y la demanda
  - Supervisar y controlar el flujo de potencia
  - Optimizar la operación de la red y los recursos, en forma dinámica, considerando los aspectos de seguridad informática.

## 2.2 Infraestructura avanzada de medición

La infraestructura avanzada de medición (AMI, advanced metering infrastructure) es un sistema de comunicación de datos bidireccional que consta de una serie de tecnologías y aplicaciones integradas que incluyen medidores inteligentes, concentradores, redes de área amplia (WAN, Wide Area Network), redes de área doméstica (HAN, home area network), sistemas de gestión de mediciones y sistemas para la integración de datos en plataformas de aplicaciones de software (Ghosal & Conti, 2019; Siano, 2014; Siqueira de Carvalho et al., 2018). El despliegue de medidores inteligentes interconectados permite la comunicación bidireccional para tener un control continuo y adecuado de la red, la medición digital de la energía consumida por los usuarios, la notificación de cortes programados, la detección de fallas en la red, la conexión/desconexión del servicio y las mediciones de calidad de energía. Además, permite programas de gestión de la demanda, medición horaria o de mayor frecuencia, medición neta de la electricidad y monitoreo del flujo de potencia (Belhaiza & Baroudi, 2014; Finster & Baumgart, 2015; Siqueira de Carvalho et al., 2018). Es por esto que la AMI es uno de los principales componentes de las redes inteligentes y es necesaria para el buen funcionamiento de las mismas (Ghosal & Conti, 2019). En la figura 2 se muestra un esquema simplificado del sistema de comunicación de una red inteligente que utiliza radiocomunicación.

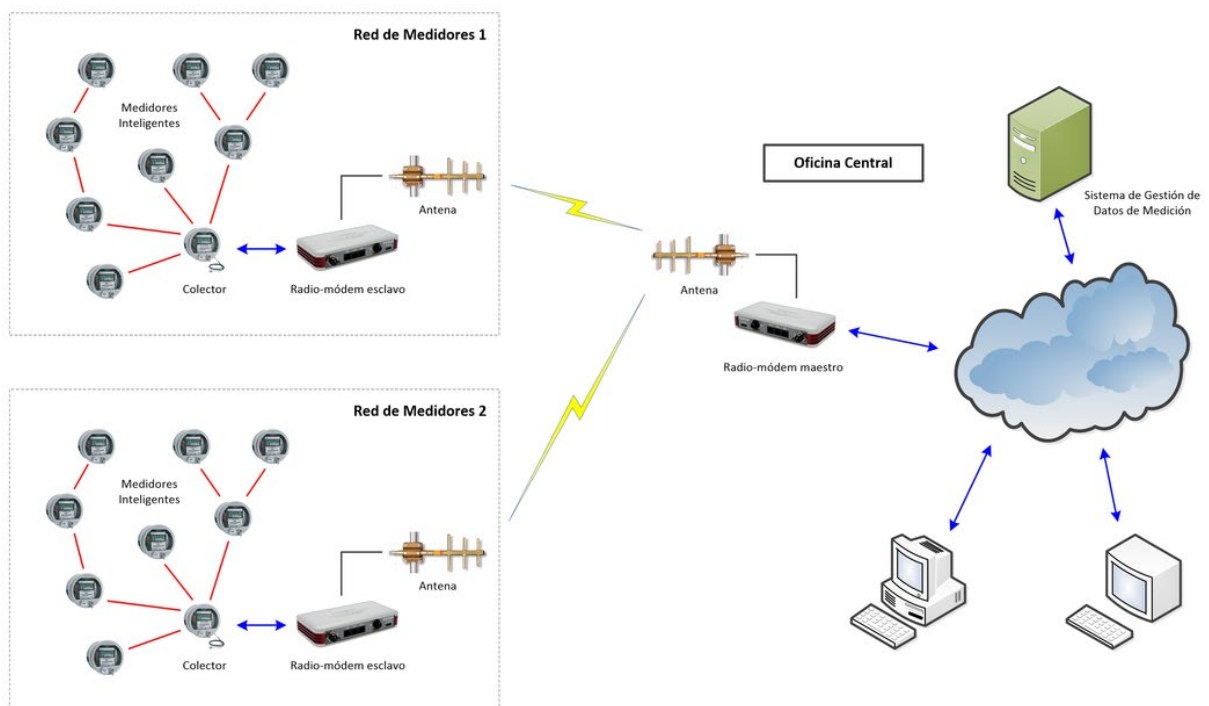


Figura 2 Sistema de comunicación de las redes inteligentes (Telemetric, 2018)

Sin los medidores inteligentes, la detección de fallas es hecha por llamadas telefónicas de los usuarios a la distribuidora que se producen después de producida la falla. Además, la medición de la calidad de la energía solo se puede hacer al nivel de estaciones transformadoras. Esto cambió gracias a los medidores inteligentes que permiten un monitoreo de la red a una alta frecuencia de medición que permite un aviso prácticamente instantáneo cuando ocurre la falla y también permite la predicción de esta. Además, estos medidores resultan necesarios debido al aumento de generación distribuida proveniente de energías renovables en las redes de distribución (Finster & Baumgart, 2015).

Los requerimientos de la AMI en términos de confiabilidad, ancho de banda y latencia son: la mínima tasa de transferencia de datos es 56 kbps y la máxima latencia es 2 s. Sin embargo, es conveniente diseñar la red considerando el tráfico de red, que puede imponer condiciones más estrictas (Siqueira de Carvalho et al., 2018). Además, la AMI debe garantizar la confidencialidad, integridad y autenticación de los usuarios, permitiendo una comunicación segura y resguardar la privacidad de los usuarios (Kabalci & Kabalci, 2019; Le et al., 2016). Por otro lado, como dentro de la AMI pueden implementarse aplicaciones de precio dinámico, respuesta de la demanda y mediciones en tiempo real, debe ser capaz de soportar diferente tipo de comunicaciones (unicast, multicast y broadcast) para que los usuarios y la distribuidora puedan intercambiar información por medio de los medidores inteligentes. Como ejemplo, los datos de medición son compartidos por medio de comunicación unicast desde los medidores a la distribuidora, mientras que el esquema de precios lo comunica, la distribuidora, en forma multicast o broadcast a los usuarios (Le et al., 2016). La transmisión unicast es una transmisión uno a uno (un emisor, un receptor), el multicast envía los datos desde una interfaz de salida a un grupo de interfaces específicos (un emisor, múltiples receptores), mientras que el broadcast los envía a todos los nodos de la red.

La AMI es el primer paso de digitalización del sistema de control de la red eléctrica (Le et al., 2016) y es percibida como una infraestructura que integra diferentes tecnologías para alcanzar ciertos objetivos. Se detallará brevemente sus componentes (Finster & Baumgart, 2015; Ghosal & Conti, 2019):

- 1- Medidores inteligentes: son dispositivos electrónicos encargados de las mediciones digitales y proveen dos caminos de comunicación, el registro de las mediciones, la posibilidad de gestionar y controlar cortes y de obtener los precios dinámicos propuestos por la distribuidora. Como su ubicación está alejada de la distribuidora, los datos suelen ser enviados

por dispositivos intermediarios como los concentradores. El medidor inteligente hace de puente entre las redes HAN y WAN por donde se transmite la información o entre las redes locales y las domésticas en caso de existir concentradores.

2- Generación distribuida: sistemas de generación de energía eléctrica en pequeña escala y generalmente proveniente de recursos renovables que pertenece a los usuarios.

3- Puertos de enlace o concentrador: colecta los datos de los medidores inteligentes y se los envía a la distribuidora por medio de la WAN. Además, ejecuta la compleja tarea de convertir los protocolos y establecer la comunicación entre dos redes diferentes. Son los puertos de enlace entre las redes de área amplia y la redes regionales o locales. También pueden enviar información a los medidores inteligentes.

4- Infraestructura de comunicación de la red de área amplia (WAN): establece la comunicación bidireccional entre los usuarios y la distribuidora. Puede existir un concentrador de datos que se encargue de coleccionar las mediciones de un grupo de medidores inteligentes y enviarlas a la distribuidora.

5- Sistema de Gestión de datos de medición: Es el sistema usado para almacenar, gestionar y analizar los datos medidos provenientes de los usuarios.

6- Red de área doméstica (HAN): este tipo de redes conecta los medidores inteligentes con los electrodomésticos y otros aparatos ubicados en el hogar y le permite al usuario tener control sobre el consumo de los aparatos eléctricos.

### 2.2.1. Comunicación

En los sistemas AMI se definen modelos de datos y servicios sin que estos dependan de su medio de transporte o protocolo de comunicación. En la actualidad existen especificaciones internacionales orientadas a estandarizar dichos modelos, incluyendo la capa de aplicación utilizada para transportarlos. Entre estas se destacan el ANSI C12.22 (IEEE, 2012a) y ANSI C12.19 (IEEE, 2012b), del Instituto Nacional Estadounidense de Estándares (ANSI), así como la suite DLMS/COSEM (DLMS, 2009; IEC, 2014), elaborada por la Comisión Electrotécnica Internacional (IEC). A pesar de ello, la mayoría de los equipos disponibles comercialmente presentan una mezcla de tecnologías, cuyas interfaces y modelos de datos son de carácter propietario, lo que agrava el problema de interoperabilidad, de los sistemas AMI, en parte, porque los estándares internacionales están orientados para su aplicación en medidores de energía individuales (IEEE, 2012b; Mauri et al., 2010).

Los protocolos de comunicación son una parte importante de las AMI. Considerando el número de usuarios y medidores inteligentes y la necesidad de una red de comunicación confiable para transmitir alto volumen de datos, hace que el diseño y selección de una red de comunicación sea un proceso difícil que requiere la consideración de los siguientes aspectos (Kabalci & Kabalci, 2019; Mohassel et al., 2014):

- Los sistemas de comunicación deben aumentar la confiabilidad de la red y priorizar la transmisión de datos en función de su criticidad.
- La tasa de transmisión de datos será acorde a los requerimientos de comunicación
  - Gran cantidad de datos a ser transferidos.
  - Restricciones en el acceso a los datos.
  - El rendimiento de la latencia en la comunicación necesita optimizarse considerando las variaciones en las restricciones de retardo según la necesidad del dato.
  - Confidencialidad de los datos sensibles.
  - Representar la información completa del consumo de los usuarios.
  - Mostrar el estado de la red.
  - Autenticación de los datos y precisión de la comunicación con el dispositivo de destino.
- Rentabilidad.
- Capacidad de albergar funciones modernas más allá de los requisitos de la AMI.
- Permitir la expansión en un futuro.
- Debe ser interoperable porque diferentes aparatos usan protocolos y tecnologías de comunicación diferentes

#### 2.2.1.1. ANSI C12.19, C12.22 y DLMS/COSEM

ANSI C12.22 (IEEE, 2012a) es un estándar abierto que describe un protocolo para el transporte de tablas de datos ANSI C12.19 (IEEE, 2012b) a través de redes de comunicaciones y puertos ópticos locales. Soporta protocolos TCP-UDP/IP sobre Ethernet y PPP (Point-to-Point Protocol), además de redes celulares sobre GSM/UMTS. En términos de seguridad, maneja un esquema de permisos de acceso con soporte opcional de servicios de encriptación.

ANSI C12.19 (IEEE, 2012b) es un estándar para modelo de datos compuesto por un conjunto de tablas, uniformes, estructuradas y adaptativas, agrupadas en secciones llamadas



décadas. Cada década asocia características y funciones similares, como tiempo de uso, perfiles de carga e identificadores, entre otros. La información de las tablas es transmitida total o parcialmente, hacia o desde un dispositivo final (medidor de energía), utilizando servicios de escritura o lectura proporcionados por los protocolos de intercambio de información que soporten el presente modelo de datos.

DLMS/COSEM (DLMS, 2009; IEC, 2014) es una suite de estándares internacionales abiertos para la comunicación con medidores de cualquier tipo de energía o dispositivos inteligentes. Desarrollado al final de los 90, tiene como objetivo proporcionar un medio para el intercambio de datos estandarizados e interoperables sobre un amplio rango de perfiles de comunicación. Para cumplir estos objetivos, DLMS/COSEM divide el problema en 3 pasos: modelado de la información del medidor, servicios para acceder el modelo de datos y transporte de las unidades de datos del protocolo de aplicación (APDU) a través de canales de comunicación. Su modelo de datos está basado en una biblioteca de clases de interfaz COSEM junto a un sistema de identificación de objetos OBIS.

### 2.2.2. Sistema de gestión de datos de medición

La distribuidora necesita un sistema para almacenar y analizar los datos con fines de facturación. También debe gestionar la respuesta de la demanda, el perfil de consumo de los usuarios y las reacciones en tiempo real ante cambios y emergencias en la red. A continuación, se enumeran los módulos de esta estructura multifuncional (Mohassel et al., 2014):

- Sistema de gestión de datos de medición.
- Sistema de información al consumidor, sistema de facturación y página web de la empresa.
- Sistema de gestión de interrupciones del servicio eléctrico que incluye monitoreo y control de fallas en la red.
- Sistema de planificación de recursos empresariales, gestión de la calidad de la energía y sistemas de predicción de la demanda.
- Gestión del personal.
- Sistema de Información Geográfica.
- Gestión de la carga de los transformadores

El sistema de gestión de datos de medición puede considerarse el módulo central que cuenta con las herramientas analíticas necesarias para la comunicación con otros módulos

incorporados en él. También tiene la responsabilidad de la validación, la edición y la estimación de los datos del AMI para garantizar un flujo de información preciso y completo desde el cliente hasta los módulos de gestión bajo posibles interrupciones en las capas inferiores. En las AMIs existentes que presentan intervalos de recogida de datos de 15 minutos, los datos obtenidos por la distribuidora son enormes y del orden de terabytes, es por esto que las redes inteligentes dan paso a la *Big Data* y permiten las técnicas de gestión de datos e inteligencia artificial asociadas a la *Big Data* (Mohassel et al., 2014).

### 2.2.3. Medidores inteligentes

Los sistemas de medición inteligente son los encargados de proveer los dos caminos de comunicación al usuario y medir la energía consumida con una alta velocidad de muestreo, reciben la información de precio enviada por la distribuidora e informan acerca de los cortes de energía y su restauración a la distribuidora (Ghosal & Conti, 2019).

El medidor inteligente consta de un microcontrolador, los sensores de medición y una tarjeta de comunicación que hace de enlace con los nodos externos como los concentradores de datos o los electrodomésticos (con las redes WAN y HAN). El medidor inteligente mide digitalmente el consumo del cliente y otros parámetros, en un determinado intervalo de tiempo, y transmite las mediciones a través de una red de comunicaciones a la empresa de servicios públicos o al agente responsable de la medición. Esta información se comparte con los usuarios, por medio de aplicaciones, donde se discriminan el consumo de energía y los costos relacionados. En estas aplicaciones los usuarios tienen la posibilidad de monitorear y gestionar su demanda. Los tipos de medidores inteligentes se distinguen según la combinación de sus características, como la capacidad de almacenamiento de datos, el tipo de comunicación (unidireccional o bidireccional), y la conexión con el proveedor de energía. En la mayoría de los casos, las tarifas del proveedor de electricidad determinan requisitos como la duración de los intervalos del medidor o la resolución temporal (suele oscilar entre 15 minutos y 1 hora). En los sistemas tradicionales, como la medición la toma una vez al mes un operario que visita el domicilio del usuario, la tarifa es plana. Algunos medidores posibilitan la medición por separado el consumo de la generación (Ghosal & Conti, 2019; Siano, 2014). Además, los medidores inteligentes pueden medir tensión, frecuencia, ángulo de fase y otros datos necesarios para la operación de la red y comunicarle esta información a los centros de control (Le et al., 2016).

El diagrama de bloques de la figura 3 muestra los componentes de hardware comunes en los medidores inteligentes. Para este caso, se utilizaron 2 convertidores analógicos-digitales que tiene la función de convertir la tensión y la corriente registradas para que las pueda leer el microcontrolador. El tercer convertidor analógico-digital detecta si hay alguna manipulación entre el medidor inteligente y la red eléctrica. El microcontrolador embebido es la pieza central de diseño del medidor inteligente, a la cual se integran los demás bloques. El microcontrolador tiene todas las funciones del medidor inteligente como la comunicación con los sensores de medición, el procesamiento de los datos medidos considerando la tarifa eléctrica, mostrar los parámetros eléctricos, y comunicar los resultados a la distribuidora. El puerto de comunicación serie puede transmitir y recibir datos de la distribuidora, previamente establecido un protocolo de comunicación. El microcontrolador además controla una pequeña pantalla que sirve como interfase para programarlo y mostrar errores (Chakraborty & Sharma, 2016; Hsiao, 2015).

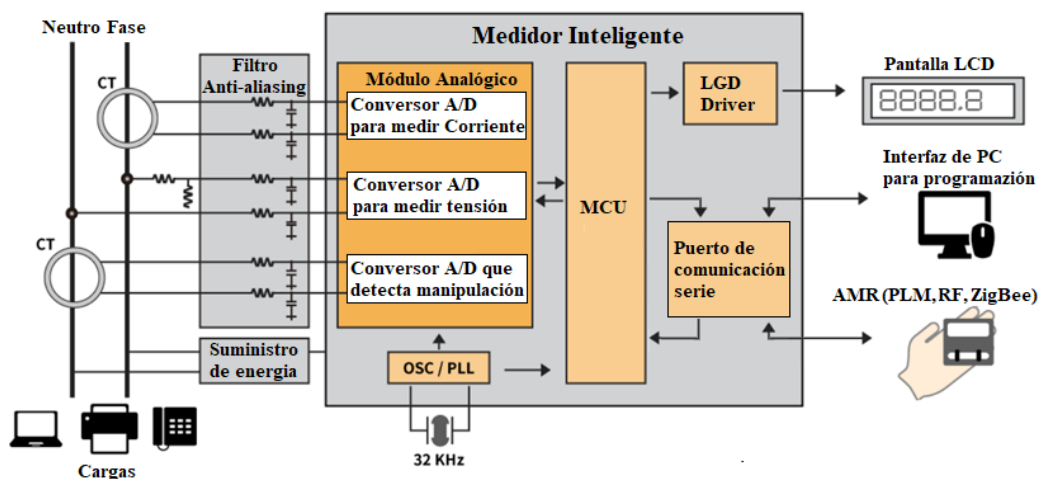


Figura 3 Diagrama de un medidor inteligente (Hsiao, 2015)

Para obtener un medidor confiable y sofisticado se requiere un rápido procesamiento de los datos, mediciones precisas, memoria sobrescribirle, almacenamiento perdurable y capacidad de establecer comunicación con otros dispositivos (Chakraborty & Sharma, 2016; Hsiao, 2015). Como requisito de comunicación, la tasa de bits estimadas de un medidor inteligente debe ser al menos de 3 kbit/s para la medición automática cuando el valor de energía debe estar disponible como máximo 15 minutos después de ser solicitado (Kabalcı & Kabalcı, 2019). Los datos obtenidos por los medidores inteligentes son una combinación de parámetros como el identificador único del medidor, la marca de tiempo de los datos y los valores de consumo eléctrico. A partir de esta información, se puede supervisar y ejecutar órdenes de

control para todos los dispositivos y aparatos domésticos en las instalaciones del cliente, tanto a distancia como localmente (Le et al., 2016),

Finalmente, se puede resumir las principales características de los medidores. Ellas son (Mohassel et al., 2014):

- Manejar diferentes esquemas tarifarios.
- Suministro de datos de consumo para el consumidor y la compañía eléctrica.
- Medición neta.
- Notificación de fallos y cortes.
- Operaciones de mando a distancia (encendido/apagado).
- Limitación de la carga para fines de respuesta a la demanda.
- Monitorización de la calidad de la energía, incluyendo: fase, tensión y corriente,
- Medición de potencia activa, reactiva y factor de potencia.
- Detección de robos de energía.
- Comunicación con otros dispositivos inteligentes.
- Mejora de las condiciones ambientales mediante la reducción de las emisiones a través del consumo eficiente de energía.

### **2.3 Generación distribuida**

La generación distribuida es una de las tecnologías más importantes para la implementación de una red inteligente. Se basa en la utilización generalizada de recursos energéticos distribuidos, especialmente de fuentes renovables que no dañan al medio ambiente, para mejorar la sostenibilidad, calidad y fiabilidad de la red. La GD son plantas de generación conectadas al sistema de distribución, con capacidades instaladas de pequeñas a medianas. En las redes convencionales la generación distribuida es usada como respaldo y no están integradas a la red, en contraste en las redes inteligentes la GD está integrada a la red y debido a la elevada cantidad que pueden ser instaladas en el sistema de distribución son relevantes en comparación con el "tamaño" de la distribución. Además de satisfacer las necesidades in situ, exportan el exceso de electricidad al mercado a través de la red de distribución local. La GD suele ser explotada por pequeños productores de energía o por los llamados prosumidores. A diferencia de la generación centralizada, que se despacha en un mercado regulado bajo la supervisión técnica de los operadores de la red, la pequeña GD suele estar totalmente controlada por los propios propietarios. Las tecnologías incluyen motores, turbinas eólicas, pilas de combustible

y sistemas fotovoltaicos (FV) y todas las tecnologías de micro generación (Kabalci & Kabalci, 2019; Subasic, 2015).

Debido a su proximidad a las cargas, la generación distribuida debe ser capaz de contribuir a la seguridad del suministro, a la calidad de la energía, a la reducción de los picos de carga y congestión en la transmisión y distribución, a evitar el exceso de capacidad de la red, a reducir la necesidad de transmisión a larga distancia, a posponer las inversiones en la red y a reducir las pérdidas en la red de distribución (mediante el suministro de energía real a la carga y la gestión de la tensión y la potencia reactiva en la red). En realidad, la integración de la generación distribuida en el sistema de distribución representa un reto de capacidad debido a su intermitencia, ubicación y rigidez. Además, existen algunas consideraciones para tener en cuenta como que la GD puede no estar situada cerca de la carga y que generalmente no es despachable. Qué no se la pueda gestionar implica que la generación no siempre encuentra a la demanda, pudiendo no haber generación cuando la red de distribución la necesite. Además, debe considerarse el flujo inverso que sucede cuando se inyecta energía a niveles de tensión más altos debido a que la generación supera la carga local. Esto plantea importantes retos tanto para el desarrollo como para el funcionamiento de la GD (Subasic, 2015)

En resumen, los principales retos son:

- Mayor necesidad de refuerzo de la red para permitir nuevas conexiones de GD
  - Se espera que los operadores de red proporcionen una conexión firme incondicional que puede causar retrasos o aumentar los costes para conectar la generación dispersa
  - La mayor complejidad para la ampliación y el mantenimiento de la red puede requerir una limitación temporal para la conexión de los clientes finales.
- Problemas de funcionamiento de la red de distribución
  - Problemas locales de calidad de la energía/operación, en particular variaciones de tensión, pero también niveles de fallo y perturbaciones del sistema como armónicos o parpadeos;
  - Aumento de las congestiones locales cuando los flujos superan la capacidad máxima existente, lo que puede dar lugar a interrupciones de la alimentación de la generación o del suministro;
  - Tiempos más largos de restablecimiento tras un fallo de la red debido a un mayor número y gravedad de dichos fallos. (Subasic, 2015)

En general, los sistemas de distribución tienen que estar preparados para todas las combinaciones posibles de situaciones de producción y carga, y esto implica que se diseñen para un pico de carga que a menudo solo se produce durante unas pocas horas al año e incluso las restricciones de corta duración provocan adaptaciones de la red. Aunque las redes eléctricas siempre se han diseñado de esta manera, con la GD la sobredimensión es mayor (Subasic, 2015). El uso de almacenamiento y la gestión de la demanda son dos de las medidas que permiten solucionar los problemas ocasionados con la GD. La segunda medida ofrece la ventaja de no requerir ningún costo adicional a cargo de los usuarios o de la distribuidora al aprovechar la AMI que requiere la GD. Mientras que el uso de baterías permite almacenar el exceso de generación para los periodos de alta demanda, la gestión de la demanda permite desplazar la demanda a los momentos en que hay generación o bajo consumo, de esta manera la rigidez de la GD se ve resuelta por la flexibilidad de la demanda.

## 2.4 Resumen y Conclusiones

Las SG es una red que permite monitorear, controlar y gestionar la red, para ello necesita de una infraestructura avanzada de medición donde los medidores inteligentes son una parte fundamental de la misma, al permitir muestrear la demanda a una alta frecuencia y establecer la comunicación bidireccional con la distribuidora. Además, la proliferación de generadores en las redes de distribución requiere la instalación de medidores que puedan registrar el flujo bidireccional.

Para posibilitar la comunicación entre la distribuidora y los usuarios se necesita establecer un protocolo de comunicación común a ambas partes. En esta tesis se seleccionó el modelo ANSI y la razón crucial de esta elección radica en el paradigma Cliente-Servidor planteado, el cual es exactamente inverso al propuesto en DLMS/COSEM. Existen otras complejidades en DLMS/COSEM que lo hacen más dificultoso de implementar, como son: dispositivos virtuales definidos mediante objetos de clases, definiciones de funciones específicas en el Cliente y en el Servidor, rigidez en cuanto a la variedad de operaciones orientadas a no sesión (sessionless). En la sección 6.2 se explica el protocolo de comunicación establecido con mayor profundidad y la extensión de funcionalidades necesaria para establecer la interacción entre la distribuidora y los usuarios.

### 3. Gestión de la Demanda

#### 3.1 Introducción

La gestión de la demanda (DSM) es definida como la planificación e implementación de políticas y actividades por parte de la distribuidora y los operadores de la red con el fin de influir en la demanda de los consumidores para lograr un comportamiento determinado, como puede ser el desplazamiento de la demanda de los horarios pico a los horarios de valle (Gellings, 1985). La gestión de la demanda permite el control automático de las cargas para operar el sistema con mayor eficiencia y sustentabilidad (Vidal et al., 2014). Además, con la gestión de la demanda se pueden usar varios criterios de optimización relacionados con la curva de demanda, conseguir un mayor aprovechamiento de las energías renovables y menor cantidad de potencia a transmitirse en la red, reducir la polución y aumentar los beneficios económicos para la distribuidora y los usuarios (Rahate & Kinhekar, 2017; Vidal et al., 2014). El beneficio económico en la participación de programas de DSM se ilustra en la figura 4.

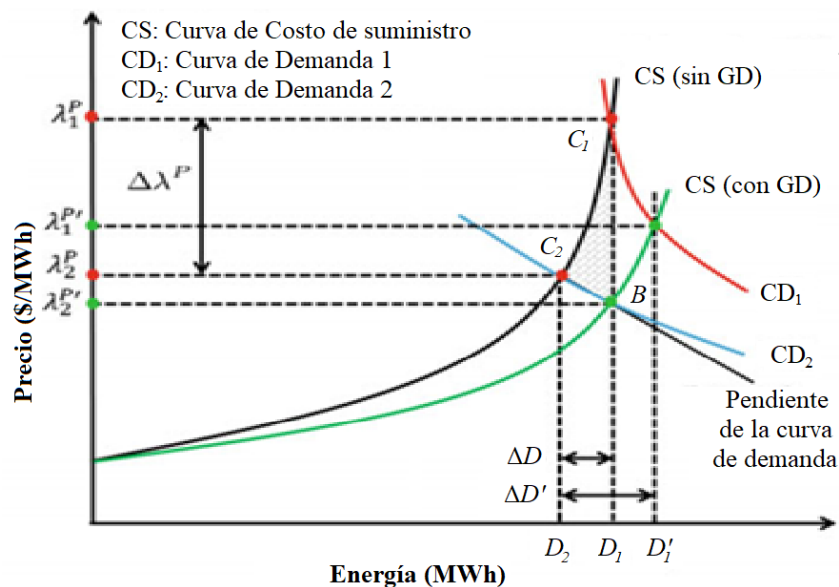


Figura 4 Reducción del Costo de suministro (Kabalci & Kabalci, 2019)

La curva de costo de suministro depende de los costos marginales de las fuentes de generación, cuyo costo aumenta en forma cuadrática. La posición de la curva de demanda cambia en función del nivel de consumo, esta curva representa el ingreso de la distribuidora en función del consumo de los usuarios. Cuando se cruzan las proyecciones de la curva de demanda y de costo de suministro (punto de intersección de las curvas) se determina el precio del punto de equilibrio (el que hace la ganancia cero) en el eje de precios. Para clarificar, se consideran dos escenarios de demanda  $DC_1$  y  $DC_2$ , para mayor y menor demanda

respectivamente y un costo de suministro  $SC_1$ . Para la curva de demanda  $DC_2$  con un consumo  $D_1$  se obtiene el precio  $\lambda_1^p$ . Si los usuarios pueden modificar su consumo de  $D_1$  a  $D_2$  el precio se reduce de  $\lambda_1^p$  a  $\lambda_2^p$ . Las ganancias totales se obtienen de la curva sombreada  $BC_1C_2$ . Es interesante notar que una pequeña reducción en la demanda ( $\Delta D$ ) significa una alta reducción del costo de generación ( $\Delta \lambda^p$ ). Además, mientras más plana sea la curva de demanda, curva inelástica, se verá menos afectada por la demanda, lo contrario sucede cuando tiene una mayor inclinación. Finalmente, se espera que con el uso de GD proveniente de energías renovables la curva de costo de suministro sea  $SC_2$  (Kabalci & Kabalci, 2019). En esta tesis se propuso una curva de costo de suministro cuadrática similar a la de la figura, con algunas consideraciones que están definidas en la sección 5.4, donde se observó el beneficio económico que implica para la distribuidora que los usuarios desplacen su consumo en la optimización multinivel.

La modificación del comportamiento y patrón de consumo de los usuarios, que permite aplanar o provocar cambios en la curva de demanda del usuario y de la red, disminuir el costo de suministro y modificar los requerimientos de potencia, se logra a través de estrategias de gestión de la demanda y, como se observó, tienen un impacto significativo en el precio de la energía. El cambio en los perfiles de demanda depende de los objetivos de la distribuidora (Logenthiran et al., 2012). En este sentido, la gestión de la demanda es un enfoque activo que permite dos grandes categorías de acciones: Reducción y Desplazamiento del consumo. En el primero se busca reducir el consumo individual de los usuarios mediante programas de eficiencia energética, mientras que el último está enfocado en variar el momento de consumo para reducir los picos de potencia (Belhaiza & Baroudi, 2014). En la figura 5 se muestran diferentes acciones que permite desarrollar la gestión de la demanda, estas son: recorte de picos, llenado de valles, corrimiento de carga, conservación estratégica, crecimiento estratégico de la carga y carga flexible. El recorte de picos y el llenado de valles se centran en la reducción de la diferencia entre los niveles de carga máxima y mínima para mitigar la carga de la demanda máxima y aumentar la seguridad de la red inteligente. Generalmente, los usuarios son incentivados a cambiar su comportamiento y aumentar su demanda en los valles debido a los precios más baratos de la electricidad. En el desplazamiento de carga se aprovecha la independencia temporal de las cargas y se las desplaza de las horas punta a las horas valle, esta estrategia permite seguir la curva de generación. La conservación estratégica es un método de eficiencia energética donde se optimiza la forma de la carga mediante la aplicación de métodos de reducción de la demanda. El sistema de gestión de la distribución debe tener en cuenta las



implicaciones a largo plazo de la reducción de la demanda en la planificación y el funcionamiento de la red. El crecimiento estratégico de la carga optimiza la respuesta diaria en caso de introducción de una gran demanda más allá de la técnica de llenado de valles y requiere usar sistemas informáticos, equipos y fuentes más eficientes. La forma flexible de la carga está relacionada principalmente con la fiabilidad de la red inteligente. Los sistemas de gestión de redes inteligentes identifican a los clientes con cargas flexibles que están dispuestos a ser controlados durante los periodos críticos a cambio de diversos incentivos. Por medio de estudios de predicción se puede identificar la forma de carga y decidir las actividades a emplear del lado de la demanda, según el objetivo de la distribuidora y para un horizonte de planificación determinado (Gupta et al., 2016; Logenthiran et al., 2012).

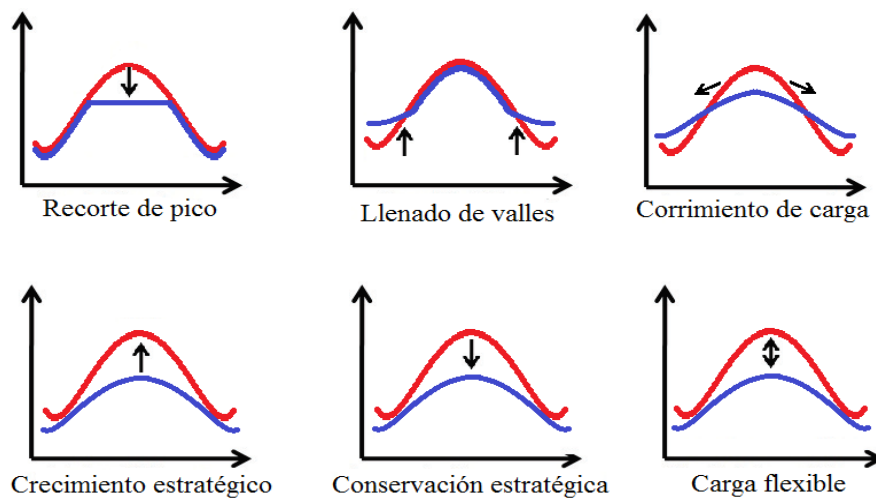


Figura 5 Estrategias clásicas usadas para la DSM (Vidal et al., 2014)

Uno de los principales objetivos de la gestión de la demanda es disminuir los picos de demanda del sistema, para evitar nuevas inversiones al no necesitar aumentar la capacidad de generación, transmisión y distribución (Vidal et al., 2014). También, en relación con la disminución del pico de demanda, se puede establecer de objetivo mitigar las inestabilidades del sistema provocadas por el aumento de la demanda de electricidad. Esto se logra modificando la forma de la curva de demanda de carga al reducir el consumo en el sistema de distribución durante los periodos punta, y desplazar estas cargas a momentos más adecuados. Esta estrategia requiere una sofisticada coordinación entre los operadores de la red y los clientes (Logenthiran et al., 2012). Los objetivos mencionados pueden lograrse por medio de un control directo sobre la carga o un control indirecto. En el control indirecto la distribuidora no puede modificar la demanda, entonces tiene que utilizar herramientas de respuesta a la demanda, como el esquema tarifario, para influir en el consumo de los usuarios, o estrategias más complejas como la

optimización multinivel. En el control directo, la distribuidora puede controlar la demanda, ya sea de forma directa o a través de órdenes de desconexión. Para esta última, la distribuidora necesita identificar las cargas a desconectar y conocer su comportamiento.

Para resumir, los beneficios de la gestión de la demanda son (Galvis & Costa, 2016):

- Reducción de la potencia activa y reactiva.
- Reducción del costo de suministro que permite disminuir el precio de energía eléctrica.
- Aumento del rendimiento y de la vida útil de las instalaciones.
- Aplazar en el tiempo o reducir ciertas inversiones de ampliación del sistema, gracias al aplanamiento de la curva de demanda.
- Funcionamiento del sistema cerca de la carga nominal.
- Mantenimiento de los límites de carga en las protecciones.
- Reducción de las pérdidas de energía.
- Beneficios ambientales.
- Operación de la demanda para regulación de frecuencia

Desde el punto de vista del usuario, el uso de la AMI permite que los consumidores pasivos se transformen en usuarios activos de la micro red inteligente. Este nuevo usuario, que puede ser residencial, industrial o comercial, es capaz de gestionar su demanda y si posee GD esta puede integrarse a la red de distribución. Por este motivo, el usuario activo posee la clave de las funcionalidades de la MG dentro de sus limitaciones económicas, técnicas y sociales. Con una alta penetración de GD en la red de distribución, este usuario tiene un rol significativo al administrar el uso de la energía eléctrica en el extremo de la distribución, mediante la elección de consumir la energía que produce o venderla en la red y la gestión de su demanda en caso de que el sistema lo requiera o señales económicas. Ante esto deben establecerse reglas comunes que permitan integrar los usuarios a la red y establecer contratos entre las distribuidoras y los usuarios que reduzca el impacto que provocaría una alta y descoordinada penetración de GD o la producción de nuevos picos de consumo para los programas de gestión de la demanda (Suryanarayanan et al., 2010).

Desde el punto de vista de la distribuidora, el avance de la infraestructura avanzada de medición sobre las MG permite conocer en tiempo real lo que sucede, realizar estimaciones de estado (Blaauwbroek et al., 2017), establecer precios de la energía eléctrica en tiempo real, gestionar los flujos de potencia, monitorear las diferentes variables eléctricas para mantener la

calidad de suministro y emitir solicitudes u órdenes dirigidas al usuario según los contratos establecidos. Este avance permite gestionar la GD, desplazar el consumo para disminuir los costos asociados al suministro de la energía y a la necesidad de ampliación del sistema y prever fallas o, en caso de que ocurran, implementar acciones que mitiguen la falla y restauraren el sistema rápidamente.

### 3.2 Tipos de Control

Con la implementación de esquemas de gestión de la demanda, de medidores inteligentes y de canales de comunicación, son necesarios mecanismos de incentivo para que los usuarios desplacen su consumo a periodos en que la red esté menos cargada. Es usual que se elaboren diferentes cuadros tarifarios como mecanismo de incentivo que permitan pagar menos por la energía en los horarios de menor consumo (Tatarenko & Garcia-Moreno, 2014). En este sentido, hay dos tipos de estrategias principales de DSM: Control directo de la carga (CD) o Control indirecto de la carga (CI), este último puede utilizar programas basados en el precio de la energía. A pesar de que los métodos basados en el precio de la energía requieren menor infraestructura de control y comunicación, es el CD el que evita mejor los picos críticos de demanda y además posibilita la regulación del servicio (Ej. La regulación de frecuencia para manejar la imprevisibilidad de la energía renovable) (Erdinc et al., 2016). En la figura 6 se observa un resumen de la clasificación de los tipos de control donde se abordan las características más importantes de cada control.

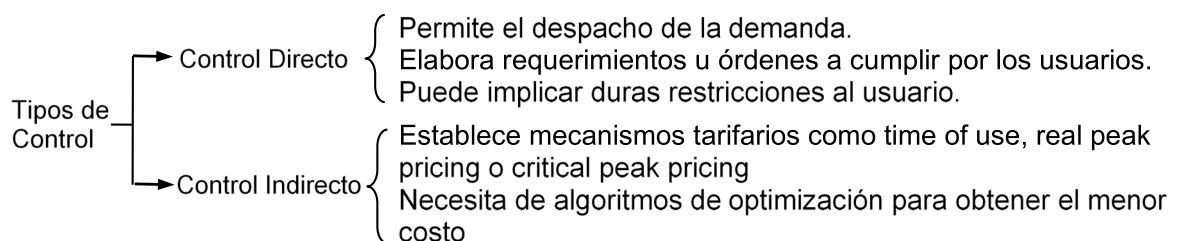


Figura 6 Clasificación de los tipos de control

En el CI, el flujo de información está compuesto por señales de precio transmitidas desde el distribuidor al usuario. Presenta un enfoque basado en las señales de precios, la venta y la optimización del consumo en el usuario utilizando algoritmos computacionales para conseguir el menor costo. El CI es usado en los trabajos que abordan la DR y cuando los usuarios son alentados individual y voluntariamente a gestionar su demanda. El sistema de precios elegido puede ser monitoreado constantemente para evitar un desplazamiento de los

picos de consumo (Dethlefs et al., 2014; Mohsenian-Rad et al., 2010). Dentro de los diferentes esquemas de precios se encuentran: tiempo de uso, precio en tiempo real o precio de pico crítico. En el CI el consumidor gestiona sus equipos (Kassakian et al., 2011). Las investigaciones desarrolladas respecto al CI pueden enfocarse en la curva de demanda del usuario o sobre la curva de demanda resultante en la micro red. En el primero se emplean algoritmos de optimización para abaratar el uso de la energía eléctrica optimizando la curva de demanda, en este tipo de optimización se debe tener cuidado con el desplazamiento de los picos de consumo de la red como se muestra en la figura 7. El segundo es un control indirecto con interacción entre los usuarios y la distribuidora y en los trabajos analizados se modeló como teoría de juegos u optimización multinivel. La red propone un sistema de precios y cada usuario elabora la estrategia de consumo que reduzca su costo energético. Si bien la estrategia de optimización multinivel es similar a la competencia de Stackelberg, se encontró que los trabajos abordados desde la teoría de juego implican generalmente alguna coordinación entre los usuarios, mientras que las investigaciones efectuadas desde el punto de vista de la optimización multinivel solo implican la coordinación entre los usuarios y la distribuidora cuando se las reduce a un solo nivel por medio de las condiciones de KKT.

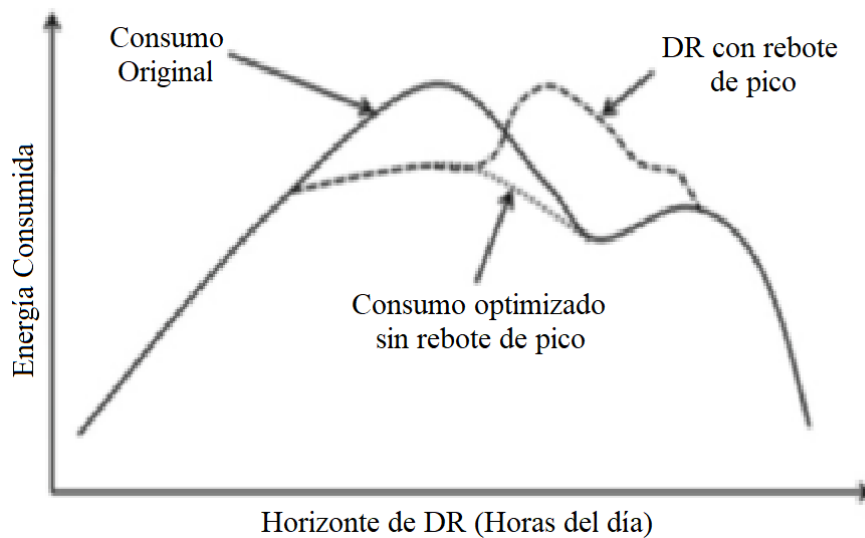


Figura 7 Desplazamiento del pico de demanda (Kabalci & Kabalci, 2019)

El CD está basado en acuerdos entre la distribuidora y los usuarios y se enfoca en el uso de protocolos y señales, donde la red brinda al usuario varios datos, entre ellos la carga en la red, el precio y/o algún requerimiento a cumplir. Además, la red conoce la demanda y/o generación del usuario y si puede cumplir los requerimientos solicitados (Dethlefs et al., 2014; Mohsenian-Rad et al., 2010; Siano, 2014). Un ejemplo de CD es un distribuidor u operador con



Puede pensarse un sistema híbrido de control, que en operaciones normales se comporta como un CI a través de un sistema tarifario definido en tiempo real, con predicción a 24 horas, y para condiciones anormales de funcionamiento será un CD, donde el operador solicita al usuario una reducción de consumo basado en la carga disponible informada previamente por el usuario. Un ejemplo de cómo la integración usuario-red funcionará ante este tipo de control se observa ante un desequilibrio entre la oferta y la demanda que puede provocar cortes eléctricos o caídas de voltaje y reducir la cantidad de equipos conectados a la red. Ante esto, en una red integrada, la distribuidora emite una orden a cada usuario para que desconecte sus cargas no prioritarias, evitando una interrupción grave del servicio. Para que la integración exista, debe haber módulos de medición inteligentes en la red de distribución que monitoreen en tiempo real la MG y permita calcular las estimaciones de estado. Una ventaja para el usuario es que puede programar su SGCR indicando cargas prioritarias, entonces ante un evento de desequilibrio en la red, el SGCR, al llegar la orden de la distribuidora, desconectará las cargas de menor prioridad. Esto permite que cuando ocurre una falla, donde la MG queda aislada del sistema, las casas conectadas pueden mantener sus cargas esenciales y desconectan las de menor prioridad en forma automática. Esto provee una interesante solución a los cortes eléctricos (Seema et al., 2016). A partir de este ejemplo se observa que el distribuidor necesita comunicarse con las unidades residenciales para conocer las capacidades de los usuarios, pero debe considerarse la privacidad de cada usuario. Si se piensa en usuarios celosos de su privacidad, es imposible que la red conozca con exactitud la demanda en juego de cada usuario, así como el volumen que puede interrumpirse o reducirse ante un pico de consumo.

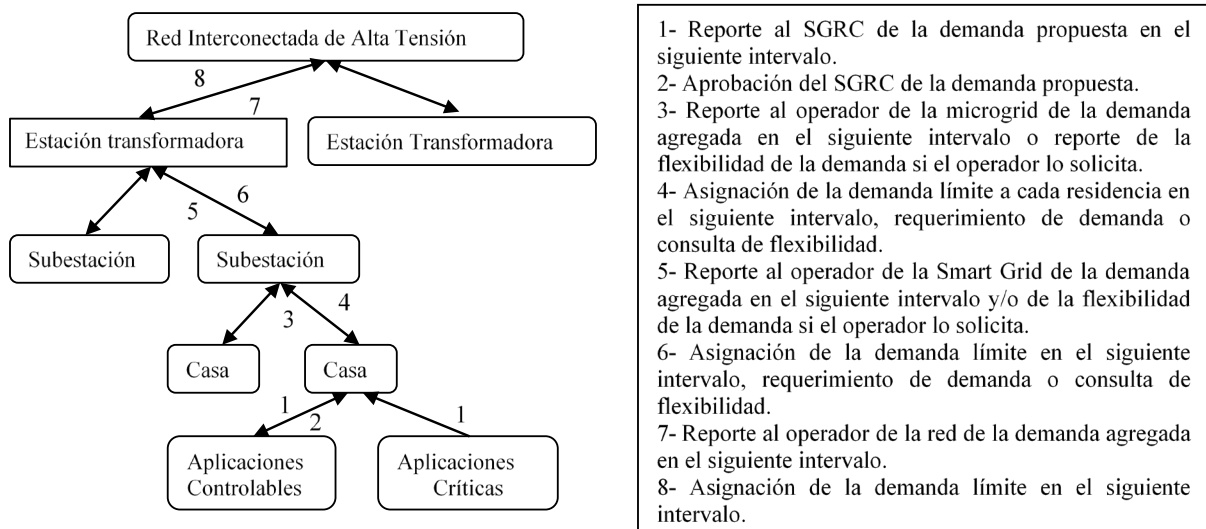


Figura 9 Diagrama de Control Directo

### 3.2.1. Respuesta a la Demanda

La Respuesta a la Demanda se refiere a los cambios en la demanda eléctrica de los usuarios, frente a su comportamiento de consumo tradicional, en respuesta a los cambios en el precio de la energía eléctrica a lo largo del tiempo, a los incentivos diseñados para reducir la demanda, a los altos precios de la energía en el mercado spot o a cuando la confiabilidad del sistema está en peligro. La DR promueve la interacción y capacidad de reacción de los usuarios, determina impacto de corto plazo en el mercado eléctrico y permite beneficios económicos para la distribuidora y los usuarios. Además, mejorar la confiabilidad del sistema de potencia y reducir los picos de demanda permite disminuir la necesidad de generación y la ampliación de las redes, disminuyendo sus costos asociados y las pérdidas de energía (Meng & Zeng, 2014; Siano, 2014).

La DR se puede clasificar en tres grupos (Kabalci & Kabalci, 2019; Siano, 2014):

1- Programas de DR basados en tarifas o precios. En este tipo de programas la DR se aplica a través de tarifas propuestas por la distribuidora o de contratos entre las partes, donde el precio de la electricidad varía con el tiempo para motivar a los clientes a modificar su demanda. El precio de la electricidad puede ser diferente en horarios preestablecidos o puede variar dinámicamente según el día, la semana, el año y el margen de reserva existente. Además, los precios pueden establecerse con un día de antelación o en tiempo real. En este esquema, los usuarios tienen un costo mayor en las horas punta y menor en las horas valle para disminuir los picos de demanda. En estos programas es al usuario al que le pertenece el control de la carga y no a la distribuidora, por eso se tratan de un control indirecto. Además, estos esquemas aseguran la privacidad del usuario, sin embargo, requieren de técnicas de programación precisas para gestionar la demanda. En la literatura generalmente se los aplico utilizando técnicas de optimización de tanto de un solo nivel como multinivel o con teoría de juegos.

2- Programas de DR basados en incentivos o en eventos. En estos programas se recompensa a los usuarios por reducir sus cargas eléctricas a petición o por dar al administrador del programa cierto nivel de control sobre los equipos de uso de electricidad del cliente. La distribuidora envía a los clientes participantes un conjunto de señales de reducción de la demanda, en forma de solicitudes de reducción voluntaria de la demanda o de comandos obligatorios. La DR basada en incentivos o eventos puede ser invocada en respuesta a una variedad de condiciones de activación, incluyendo la congestión de la red local o regional, variables económicas, o los requisitos de confiabilidad del sistema eléctrico. Generalmente,

estos programas son de control directo porque la distribuidora tiene cierto control sobre las cargas o envía solicitudes de reducción obligatorias a los usuarios.

3- Ofertas de reducción de la demanda. Los usuarios que participan inician y envían ofertas de reducción de la demanda a la compañía eléctrica. Las ofertas suelen consistir en la capacidad de reducción de la demanda disponible y el precio solicitado. Este programa estimula principalmente a los grandes clientes para que ofrezcan reducciones de carga a precios por los que están dispuestos a ser reducidos, o para que reconozcan la cantidad de carga que estarían dispuestos a reducir al precio anunciado. Suelen usarse mecanismos de subastas (contemplados en teoría de juegos) y representan un control indirecto con interacción entre la distribuidora y los usuarios.

Los programas basados en incentivos requieren un mayor compromiso, por lo que son menos adecuados para los usuarios residenciales y, además, puede interferir con la privacidad de los usuarios. La DR basada en la tarifa eléctrica requiere menos compromiso y restricciones de los usuarios, ofreciendo una mayor flexibilidad, pero no proporciona a la distribuidora fuertes garantías sobre la demanda real o incluso la esperada. La distribuidora puede ofrecerle confiabilidad al usuario a través del establecimiento de una tarifa eléctrica con antelación y para evitar la congestión en la red o reducir los picos de demanda, la distribuidora, puede fijar una potencia máxima que pueda ser demandada por los usuarios. Además, la falta de métodos de estimación a corto plazo se identificó en un informe técnico como uno de los obstáculos para la aplicación efectiva de la DR (Besançon et al., 2020).

### 3.2.2. Esquema de Precios

Los modelos que usan esquemas de precios que varían con el tiempo son propuestos para inducir recortes en los picos de demanda y aplanar la curva de demanda, ofreciendo al operador medios adicionales para el balance entre la demanda y la generación, y para gestionar las restricciones del sistema (Carrasqueira et al., 2017). Esos esquemas motivan a los usuarios a gestionar sus cargas individual y voluntariamente. Los esquemas más comunes son: tiempo de uso (ToU, time of use), precio de pico crítico (CPP, Critical peak price), precio en tiempo real (RTP, Real time price) y variaciones de los mismos (Antunes et al., 2020; Mohsenian-Rad et al., 2010; Siano, 2014). Estos esquemas de precios más sofisticados son una característica única de las redes inteligentes posibilitada por el uso de medidores inteligentes conectada a la AMI con alta frecuencia de muestreo (Logenthiran et al., 2012). En la figura 10 se observa un



esquema de precios del tipo TOU donde solo hay dos escalones o niveles de precio, el segundo escalón representa un precio alto en horas de alto consumo de energía. En el TOU se pueden establecer dos o más escalones de precio en un día y puede cambiar según la estación o mes del año debido a la variabilidad de la demanda. Generalmente, permanecen inalterados en un periodo de tiempo largo, brindando previsibilidad a los usuarios (Kabalci & Kabalci, 2019).

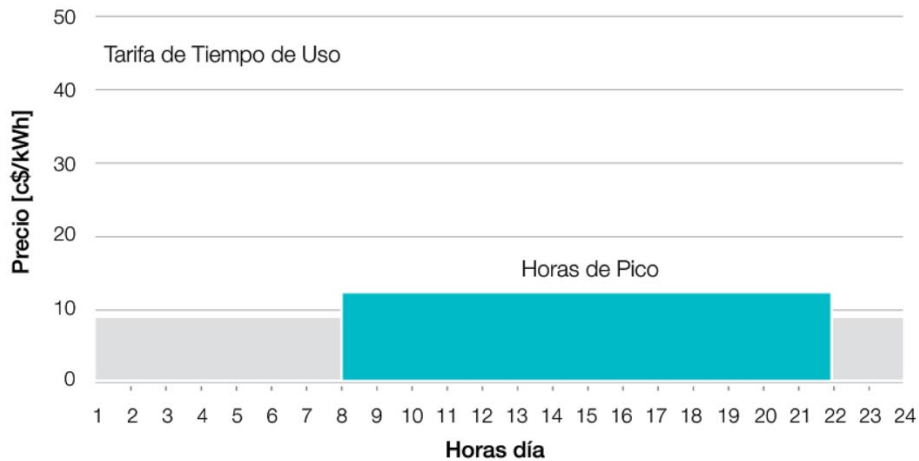


Figura 10. Ejemplo de tarifa TOU con dos escalones (Ghia & Del Rosso, 2009)

Los precios de la electricidad también pueden ser clasificados en estáticos y dinámicos. Entre los precios estáticos está la tarifa plana y el tiempo de uso. La tarifa plana es un precio uniforme y a veces se incluye una potencia contratada máxima. En esta tarifa, la distribuidora es afectada por la incertidumbre en el mercado eléctrico. En el tiempo de uso, los precios son establecidos para un largo periodo de tiempo y definen los precios para específicos periodos del día, ofreciendo de esta manera algunas señales económicas a los usuarios. Los precios dinámicos consideran esquemas tarifarios que cambian a corto plazo. En estos esquemas está el CPP y los precios de tiempo real.

En el CPP el distribuidor puede establecer esporádicamente un precio muy alto para un limitado periodo de tiempo. Entonces, es posible enviar señales económicas a los usuarios en periodos de poca generación, congestión de la red y/o contingencias o condiciones de falla de la red (Carrasqueira et al., 2017). En la figura 11 se muestra este esquema y por sus características se lo podría llegar a considerar como una variación del ToU donde el precio de pico se puede anunciar con poca antelación al evento. La distribuidora debe considerar el peligro de que se produzca un rebote o desplazamiento del pico de la demanda.

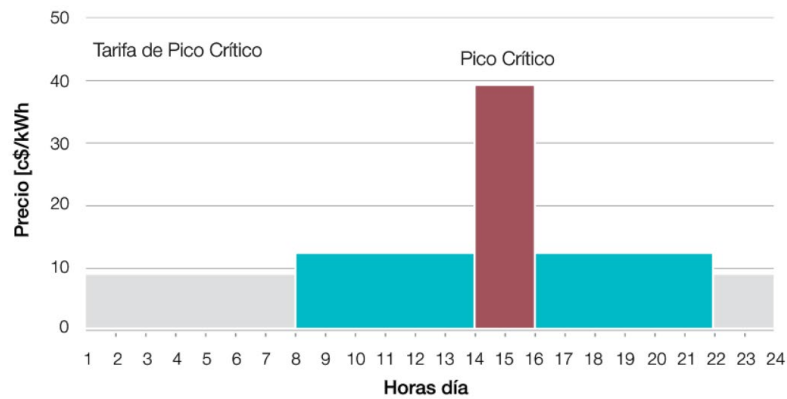


Figura 11. Ejemplo de tarifa CPP (Ghia & Del Rosso, 2009)

El precio en tiempo real es una de las estrategias más importantes de DR, donde el precio anunciado por la distribuidora cambia normalmente cada hora para reflejar las variaciones en el mercado spot y usualmente los precios establecidos son altos cuando la demanda es alta, como se observa en la figura 12. En la figura el precio cambia cada una hora. Generalmente, los usuarios son notificados el día anterior o unas horas antes. Dentro del RTP, uno de los más típicos esquemas usados es el precio pronosticado para el día siguiente, en el cual los usuarios reciben el precio para las próximas 24 horas (Bu et al., 2011; Meng & Zeng, 2014). El usuario tiene que reaccionar gestionando su perfil de demanda, en forma óptima, por medio del desplazamiento de cargas para obtener un equilibrio entre la minimización de su costo eléctrico y la maximización de su confort (Carrasqueira et al., 2017). Un diseño apropiado de los RTP permite aplanar la curva de demanda que aumenta la robustez de la red y disminuye los costos de generación y distribución. Al disminuir los costos de generación y distribución, disminuye el costo de suministro y esto le permite aumentar la ganancia de la distribuidora, mientras que los usuarios que reaccionan ante estos esquemas de precios pueden reducir el costo de sus facturas (Qian et al., 2013).

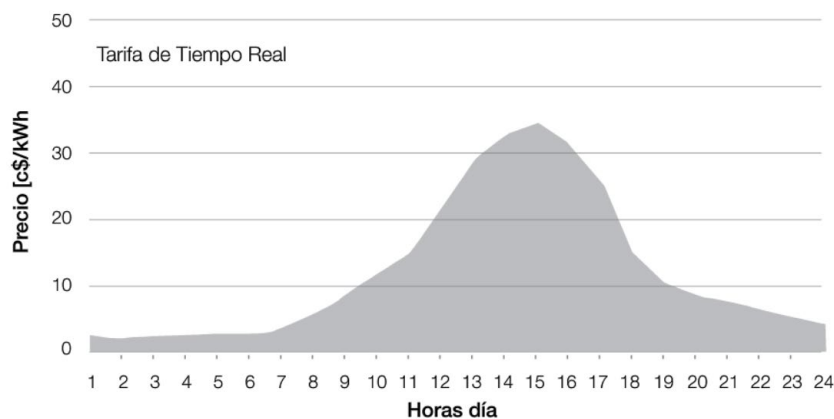


Figura 12. Ejemplo de tarifa RTP (Ghia & Del Rosso, 2009)

### 3.2.3. Optimización Multinivel

Los modelos de optimización multinivel presentan una optimización anidada que permite formular problemas de decisión jerárquicos, cooperativos y no cooperativos. Estos modelos tienen su raíz en juego dinámico de líder-seguidor presentado por Stackelberg (2010). Por esta razón, la solución de la optimización multinivel es también llamada un equilibrio del juego de Stackelberg (Antunes et al., 2020; Kovács, 2018). Encontrar la solución en la optimización multinivel es un desafío desde las perspectivas teóricas, metodológicas y computacionales, ya que son intrínsecamente no convexos e incluso los problemas multinivel lineales con restricciones lineales son NP-completo (tiempo polinomial no determinista) donde los agentes del nivel inferior pueden dar múltiples respuestas ante una misma proposición del agente superior (Antunes et al., 2020; Dempe, 2002; Labbé & Violin, 2016).

Antes de abordar las características de la optimización multinivel es necesario conocer que significa que el problema sea NP-completo. En términos de costo computacional, los problemas pueden ser P o NP. En un problema P la relación entre el tamaño del problema y su tiempo de ejecución es polinómica, mientras que en el NP se encuentran los problemas con costo no polinomial. Estos problemas no tienen una solución algorítmica y la computadora no los puede resolver en un tiempo adecuado y son resueltos en tiempo polinomial en una máquina de Turing no determinística. El tiempo polinómico se refiere a la rapidez con la que crece el número de operaciones que necesita un algoritmo, en relación con el tamaño del problema. Por lo tanto, es una medida de la eficiencia de un algoritmo (Cortés, 2004; Kleinberg & Tardos, 2006).

En un modelo multinivel, el líder y los seguidores toman decisiones sobre diferentes conjuntos de variables y por lo general tienen funciones objetivo que muestran cierto antagonismo, estando sujetas a restricciones interdependientes que involucran variables de ambos niveles. Las decisiones son tomadas en forma secuencial: el líder establece el valor de sus variables, las cuales restringen las opciones de los seguidores. Los usuarios reaccionan seleccionando la solución que optimiza su función objetivo. La respuesta del nivel inferior condiciona al nivel superior (Antunes et al., 2020; Carrasqueira et al., 2017). En el caso específico de la DSM, la distribuidora es el agente del nivel superior y es quien anuncia primero su esquema tarifario a los usuarios según su criterio de optimización. Los usuarios que pertenecen al nivel inferior reaccionan a estos esquemas de precio, modificando su demanda, con el fin de reducir su factura eléctrica. En la optimización multinivel no cooperativa, que fue

la utilizada en esta tesis, la decisión de los usuarios sobre su consumo es independiente de los otros usuarios y no necesitan conocer la demanda total de la red (Meng & Zeng, 2016). Además, los usuarios dentro de su objetivo de reducción de costo pueden considerar la pérdida de confort que conlleva un desplazamiento de sus cargas.

La figura 13 muestra conceptualmente la solución de un problema multinivel lineal con dos variables de decisión:  $x$  es controlada por el líder e  $y$  es controlada por el seguidor.  $S$  representa las restricciones del nivel inferior. No se consideraron restricciones en el nivel superior. Una vez que el líder toma su decisión  $x$ , esta se vuelve constante y puede ser removida del problema. Entonces la decisión del seguidor puede ser expresada como  $f(y)$ . La región de soluciones factibles del problema es  $IR = [AE] \cup [ED]$ . La solución óptima es el punto  $D$  que maximiza  $F(x,y)$  en  $IR$ .

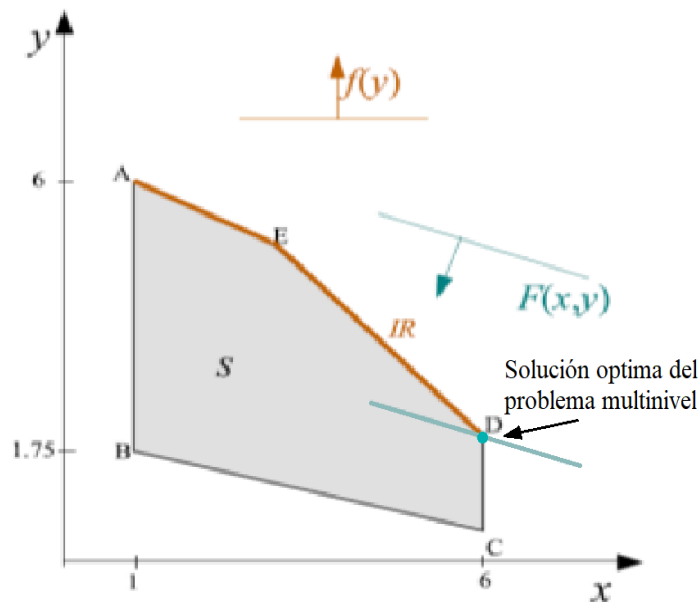


Figura 13 Región posible y solución óptima de la optimización multinivel lineal (Antunes et al., 2020)

En general, la solución óptima de los problemas multinivel es un óptimo de Pareto de la solución de un problema biobjetivo donde los objetivos del líder y los seguidores son considerados al mismo nivel, lo que significa que hay cooperación entre los usuarios o un control directo por parte de la distribuidora. Este asunto es ilustrado en la figura 14 para el mismo problema multinivel de la figura 13, donde las soluciones óptimas de Pareto al problema biobjetivo definido por la maximización de  $F(x,y)$  y  $f(y)$  sobre  $S$  se encuentran en la arista  $[AB]$ . El conjunto de todas las soluciones factibles del problema biobjetivo que dominan la solución óptima del problema multinivel (punto  $D$ ) se muestra en la región rallada. En esta región se pueden obtener valores mejores que los de  $D$  para las funciones objetivo de ambos

niveles. Para que esto ocurra, la cooperación debe beneficiar tanto al líder como a los seguidores. Sin embargo, en la vida real los problemas envuelven decisiones no-cooperativas y los usuarios quieren mantener su privacidad. Entonces los problemas multinivel no cooperativos son más adecuados (Antunes et al., 2020). Además, cuando el problema es reducido a un solo nivel, se requiere una capacidad de cómputo concentrada en una sola computadora con un esfuerzo computacional considerable, al tratarse de problemas NP-completos, que solo es aplicable a pequeña escala (Antunes et al., 2020; Carrasqueira et al., 2017; Kovács, 2019).

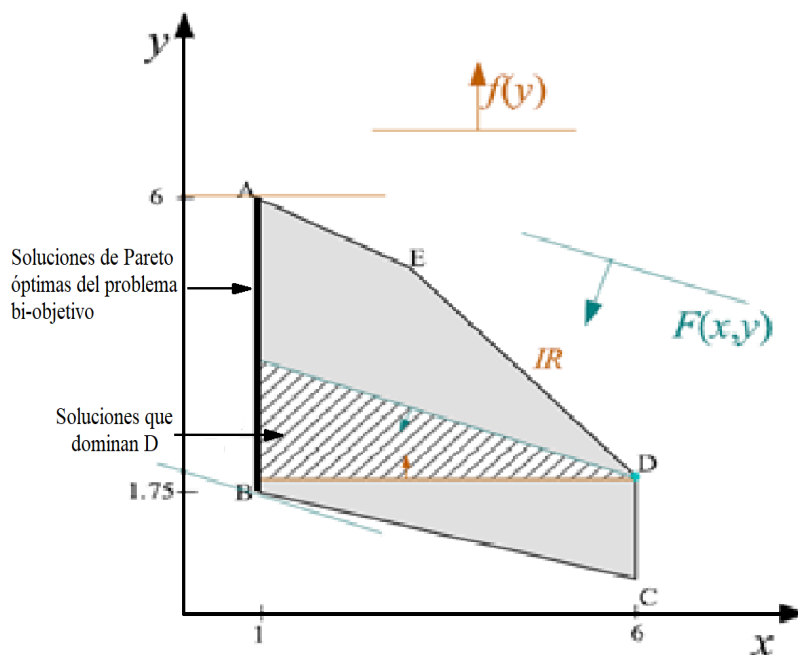


Figura 14 Problemas multiobjetivo vs. Problemas multinivel (Antunes et al., 2020)

En la optimización multinivel no cooperativa, siempre que existan soluciones óptimas alternativas para el problema del nivel inferior para una  $x$  dada, el seguidor puede elegir la mejor, peor o cualquier otra intermedia para la función objetivo del líder. Por lo tanto, el líder puede obtener diferentes soluciones de su función objetivo, para el mismo conjunto de variables propuestas, que van desde la solución optimista, suponiendo que el seguidor elija la opción que conduce al mejor resultado para el líder, hasta la solución pesimista, suponiendo que la elección del seguidor es la solución con el peor resultado para el líder. A menudo se asume que los seguidores eligen la solución que favorece al líder, suponiendo que este puede influir en la decisión del seguidor. Esta es la formulación optimista del problema multinivel, cuya solución óptima es más fácil de calcular. Sin embargo, en la mayoría de los problemas del mundo real, no es razonable suponer que el seguidor elija siempre la mejor solución para el líder (Antunes

et al., 2020). Además, como la optimización multinivel es un problema NP-complejo, algunos autores proponen la aplicación de las condiciones de KKT para convertir el problema multinivel a uno de un solo nivel y encontrar así la solución óptima. Entonces, esta transformación garantiza que la respuesta del conjunto de usuarios del nivel inferior sea la óptima para la distribuidora y reduce el costo computacional, pero se requiere la cooperación entre la distribuidora y los usuarios (Antunes et al., 2020) y/o un control directo sobre los usuarios. En esta tesis se consideró válido lo dicho por Antunes et al. (2020) y Bragagnolo et al. (2020) sobre que en la vida real los problemas suelen ser no-cooperativos y los usuarios quieren mantener su privacidad. Por ello, no se consideró conveniente la transformación a un único nivel y, se mantuvieron los dos niveles, que además permiten aprovechar los recursos computacionales distribuidos del lado de los usuarios para disminuir el tiempo de convergencia.

Finalmente, se propuso un modelo multinivel de optimización no cooperativo y que implica la interacción entre la distribuidora y los usuarios que conserva los dos niveles de optimización con el fin de resguardar la privacidad de los usuarios y aprovechar los recursos computacionales distribuidos del lado de los usuarios. En este modelo se considera que cada consumidor posee un sistema residencial de gestión de la demanda. Además, la infraestructura de comunicación de dos vías que permite establecer la interacción entre la distribuidora y los usuarios se observa en la figura 15. De esta manera, los usuarios conocen la tarifa de forma precisa y el distribuidor la demanda esperada.

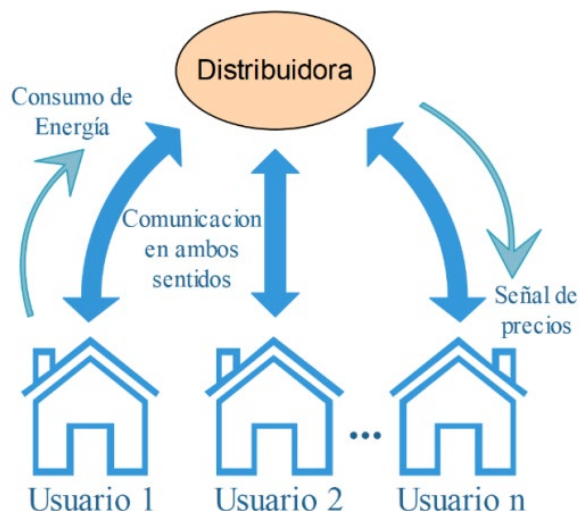


Figura 15 Modelo multinivel (Meng & Zeng, 2016)

Cada nivel de optimización utilizó un GA. Este algoritmo heurístico fue seleccionado por su flexibilidad para optimizar diferentes tipos de funciones. Además, puede usar variables

discretas y permite usar funciones de diferente naturaleza. Finalmente, el GA tiene como ventaja su metodología probabilística que favorece la dispersión de la demanda, la facilidad que brinda para escalar el problema y el costo computacional requerido para obtener una buena solución.

Para evitar que el usuario de una respuesta diferente, ante un mismo esquema de precios, se fijó que cada usuario parta siempre de la misma secuencia de números aleatorios. Esto se estableció debido a que el algoritmo genético es un algoritmo heurístico y estocástico, donde su población inicial es definida por una función aleatoria, y a que en la optimización multinivel los usuarios pueden dar múltiples respuestas válidas a la distribuidora, ante un esquema de precios dado, y a que esta respuesta depende de la inicialización del algoritmo genético en los usuarios. Entonces, esto permitió que ante cada esquema de precios propuesta a los usuarios exista solo una estrategia de consumo por parte del usuario. Esta respuesta en definitiva estuvo dada en forma aleatoria y puede ser la optimista, la pesimista o alguna intermedia entre esas dos. Por estos motivos no se indicó que la respuesta encontrada es la óptima, sino que el algoritmo convergió a una solución. Se plantearon varios escenarios, incluyendo uno sin optimización para determinar si la respuesta encontrada representa una mejor solución.

### 3.3 Clasificación de las cargas

Los aparatos y equipos de las unidades residenciales pueden clasificarse de acuerdo con sus características de consumo (Bian et al., 2015; Huang et al., 2016; Kabalci & Kabalci, 2019; Zhu et al., 2015):

1) Cargas desplazables (D): son aquellas que pueden ser desplazadas desde el momento que se produce el pico de demanda a algún otro momento deseado o de valle de demanda, pero una vez encendidas su operación o ciclo no puede ser interrumpido. Como ejemplo de este tipo se encuentran los lavarropas, lavaplatos, sistemas de almacenamiento de energía térmica, etc. El usuario puede posponer el uso de la carga sin afectar su calidad de vida, siempre que las operaciones se terminen dentro de un período de tiempo acorde y produzcan beneficios financieros. En el caso del lavarropas existen dos ciclos: enjuague y centrifugado y en algunos lavarropas pueden ser interrumpidos al terminar su ciclo de enjuague.

2) Cargas interrumpibles (I): son aquellas que su operación puede ser detenida momentáneamente. Puede ser necesaria su compensación al terminar el evento de DR. Se puede

usar un aire acondicionado ON/OFF (AC) como carga interrumpible al ser posible su interrupción en un intervalo predefinido, aunque finalizado el intervalo debe ser encendido para cumplir con la especificación de confort del usuario. Las baterías son otro ejemplo de carga interrumpible, se puede parar su carga cuando hay un precio alto y reanudarse luego.

3) Cargas ajustables (A): son aquellas que la demanda de potencia es una variable continua y puede ser controlada por el sistema. Dentro de este tipo se puede ubicar el AC tipo inverter o los vehículos eléctricos.

4) Cargas críticas (CC): son aquellas que no pueden operarse; como una heladera que permanece encendida todo el día. Las operaciones de estas aplicaciones son dominadas estrictamente por el confort y la necesidad, por lo tanto, su interrupción atenta contra la calidad de vida del usuario.

En la figura 16 se observan las tres cargas mencionadas que pueden ser utilizadas por los usuarios para modificar su consumo. Al compararla con la clasificación de la figura 5 se observa que la carga interrumpible puede usarse para el recorte de pico, la carga desplazable para el llenado de valles y el corrimiento de la carga, mientras que la carga ajustable permite implementar estrategias de carga flexible, crecimiento y conservación estratégica. La figura se elaboró a partir de (Canale et al., 2021).

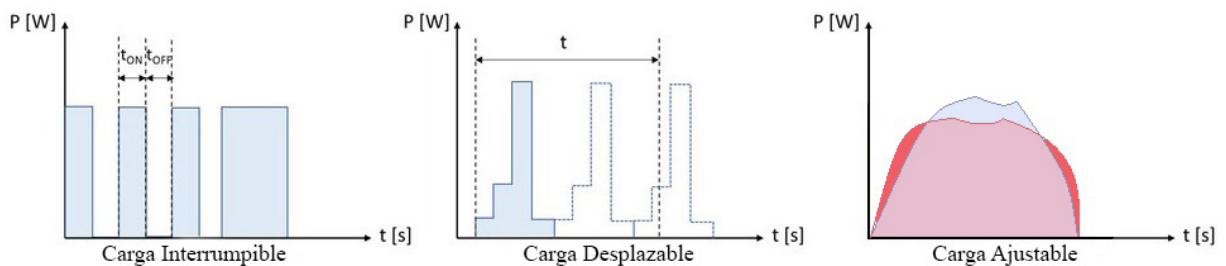


Figura 16. Tipos de Cargas

Efectuando un análisis de las cargas que pueden existir en una unidad residencial, del tratamiento elaborado en la literatura revisada y de la información de consumos brindadas por el Instituto Nacional de Tecnología Industrial (INTI, n.d.) y el Ente Nacional Regulador de la Electricidad (ENRE, n.d.), se elaboró la tabla 5.

Para modelar el comportamiento de los usuarios, se emplea como base los electrodomésticos de la tabla 5. Algunos se consideran básicos (CB) y otros opcionales (CO). Definiendo como cargas básicas a aquellas que se consideran indispensables para alcanzar un nivel de confort promedio considerado, estas son asignadas a todos los usuarios, y las



opcionales son asignadas de forma aleatoria. Se considera que cada usuario tendrá asignado un televisor y podría tener asignado como opcional un segundo televisor. Luego se modelan cinco usuarios siguiendo conductas de consumo observadas en curvas reales medidas. Una vez determinadas las cargas correspondientes a cada usuario, se define la curva de demanda diaria. Cabe destacar que se propone un modelo de cargas simples, como el observado en la literatura, donde las cargas se consideran con una demanda de potencia y consumo de energía fijos cuando permanecen encendidas. En la realidad, algunas de estas tienen ciclos de funcionamiento donde varía la demanda de potencia y consumo de energía según condiciones de uso y otros factores (Celiz et al., 2018). En la figura 16 se puede observar que la carga desplazable tiene diferentes ciclos y que la ajustable no tiene una demanda fija.

**Tabla 5 Clasificación de los electrodomésticos**

Tipo	Clasificación	Cargas residenciales		
		Electrodoméstico	Potencia [W]	Energía [Wh]
CB	CC	Heladera con freezer	195	98
CB	CC	Módem – Router	10	10
CB	CC	Pava Eléctrica	2000	2000
CB	D	Plancha	1000	600
CB	CC	Televisor LCD	100	100
CB	CC	Caja de TV por cable	43,4	43,4
CB	CC	Luminarias LED	8,5	8,5
CB	CC	Notebook	60	60
CB	I	Ventilador Común	90	90
CB	CC	Cargador de teléfono	14	14
CB	D	Lavarropas automático	520	182
CB	D	Lavaplatos	1500	1050
CO	CC	Computadora	300	250
CO	CC	Horno microondas	800	640
CO	CC	Equipo de sonido	100	100
CO	I – A	Aire acondicionado	1350	1013
CO	I	Estufa de cuarzo	1200	1200
CO	I	Ventilador de Techo	60	60
CO	CC	Horno Eléctrico	1300	1300
CO	CC	Licuada	300	300
CO	CC	Secador de Pelo	500	400
CO	I	Calefón eléctrico	2000	2000
CO	CC	Freezer	180	90
CO	D	Aspiradora	750	675
CO	CC	Cafetera	900	720
CO	CC	Plancha de pelo	40	40

### 3.4 Privacidad de los Usuarios

La medición precisa de los flujos de potencia permite a la distribuidora reaccionar rápidamente ante los cambios de consumo por medio del establecimiento del precio indicado en los esquemas tarifarios en tiempo real para influenciar directamente en el consumo de los usuarios o del cálculo de las estimaciones que permiten prever fallas o congestión. Sin embargo, una medición precisa pone en riesgo la privacidad de los usuarios. En este sentido, se han desarrollado investigaciones de monitoreo de las cargas para estimar la energía demandada por las aplicaciones. De estas investigaciones han resultado dos técnicas: monitoreo de cargas invasivo y monitoreo de cargas no invasivo. En el invasivo se usan varios sensores para el monitoreo que permite lograr una mayor precisión que en la técnica no invasiva, pero su desventaja radica en su alto costo y su instalación compleja. En las técnicas no invasivas se ha logrado inferir eventos de la curva de demanda, que son característicos de una carga específica, como el encendido de una tostadora. Si el evento de encendido de la tostadora es detectado a la mañana, permite conocer que existen residentes en una casa y que están por desayunar. Otros estudios desarrollados han demostrado que se pueden conocer cargas específicas de la curva de demanda (Finster & Baumgart, 2015; Ghosal & Conti, 2019).

Entonces, una técnica no invasiva puede emplearse fácilmente por cualquier persona ajena a una residencia, con acceso a las mediciones tomada por un medidor inteligente que proporcione datos detallados de consumo a alta frecuencia de muestreo en tiempo real. De esta manera puede inferir datos de la actividad de los ocupantes para utilizarlos o mal utilizarlos. Además, los sistemas de control directo y algunos programas de respuesta a la demanda que requieren la extracción de datos de demanda que reflejen el horario de consumo ponen en peligro la privacidad del cliente, que es un derecho humano. Por lo tanto, se requieren medidas de protección de la privacidad y de ciberseguridad (Kabalci & Kabalci, 2019).

No fue el alcance de esta tesis discutir las medidas de protección necesarias que aseguren el correcto uso de los datos por parte de la distribuidora y que eviten que terceros puedan acceder a ellos. Sin embargo, el autor de esta tesis cree que el problema de la privacidad no se da por los programas de gestión de demanda, sino que se debe al reemplazo de los medidores convencionales por medidores inteligentes. Este reemplazo de medidores es implementado en todo el mundo y es necesario para migrar a una red inteligente, para favorecer la generación distribuida que permita reducir el impacto ambiental y para establecer una tarifa justa que refleje

el verdadero costo de la energía. Entonces, ya que la instalación de los medidores inteligentes es una realidad y considerando el incentivo económico en los usuarios, es posible desarrollar la optimización multinivel. Finalmente, el autor considera que, con el desarrollo de las redes inteligentes, debe proponerse un marco legal que impida que la información de los usuarios llegue a terceros o sea utilizada para objetivos distintos de la facturación por los entes encargados de la medición.

### **3.5 Resumen y Conclusiones**

Dentro de la gestión de la demanda se pueden englobar varias estrategias y campos de acción que buscan promover un cambio en el perfil de consumo de los usuarios para disminuir los costos asociados a la provisión de la energía eléctrica y mejorar la eficiencia de la red y el aprovechamiento de las fuentes de generación. Además, fueron implementadas estrategias de control directo, donde la distribuidora directamente interviene sobre las cargas, y de control indirecto, generalmente por medio de mecanismos de precios que incentivan a los usuarios a desplazar la demanda. Un nuevo enfoque surgió dentro del control indirecto que es la optimización multinivel, donde se produce una interacción entre los usuarios y la distribuidora para lograr que ambas partes cumplan de la mejor manera posible sus objetivos con o sin cooperación entre los usuarios. En esta tesis se estableció una optimización multinivel no-cooperativa debido a los problemas de privacidad que puede implicar la cooperación. Del lado de los usuarios se clasificaron las cargas según su uso y características, sin afectar su confort, cuando gestiona su demanda y se creó una tabla con las cargas que puede tener un usuario tipo. Con el conocimiento ya expuesto se abordan los próximos capítulos que explican el modelo de optimización multinivel propuesto que aplica un criterio técnico para la distribuidora, a diferencia del criterio económico encontrado en la literatura consultada.

## **4. Optimización de los Usuarios**

### **4.1 Introducción**

Con la lectura de los capítulos anteriores se alcanzó una comprensión adecuada de las redes inteligentes, la gestión de la demanda y, en particular, sobre los diferentes mecanismos existentes en la DSM para modificar los patrones de consumo de los usuarios. En esta tesis se estableció una optimización multinivel con un criterio técnico de optimización para la distribuidora, a diferencia de lo observado en la literatura analizada donde se estableció el criterio económico. Como se comentó en el apartado 3.2.3 la optimización multinivel presenta dos niveles, en el nivel superior la distribuidora optimiza su función y en el nivel inferior están los usuarios que buscan minimizar su factura eléctrica. Este capítulo se concentra en los usuarios que son parte del nivel inferior. Modelar primero al agente del nivel inferior tiene su motivo en que el modelo de los usuarios propuestos es más sencillo que el de la distribuidora, que son los agentes indispensables en las estrategias de gestión de la demanda y que el modelado de la demanda de los usuarios junto con su optimización ha sido un tema extensamente investigado en los últimos años. Además, es consecuente con el orden establecido en los artículos consultados.

Una gran diferencia del modelo propuesto en esta tesis, además del criterio, con el encontrado en la bibliografía citada, es la formulación vectorial y matricial del problema, mientras que en la bibliografía se utilizó sumatorias y productorios. Esta forma de presentación del modelo es novedosa y el fundamento de esta elección es doble: 1) del lado de la programación, al escribir los códigos de forma vectorial y evitar el uso de bucles iterativos, se le facilita el trabajo a los compiladores y se aprovecha toda la potencia de computación al efectuar los cálculos en forma vectorial, reduciendo los tiempos de cómputo (se usa la computación paralela). 2) El otro motivo es la fácil lectura que posibilita la notación matemática vectorial, reduciendo el tamaño de las ecuaciones y simplificando su entendimiento.

El resto del capítulo está organizado de la siguiente manera: En la sección 4.2 se menciona el sistema de gestión residencial, que es el elemento que les permite a los usuarios la aplicación de diferentes herramientas para gestionar sus demandas. Luego se detalla el perfil de demanda de los usuarios en la sección 4.3 y se desarrolla el modelo matemático del usuario en la sección 4.4. Este modelo está formulado en forma vectorial y se obtiene, al aplicar las propiedades matemáticas de las matrices y los vectores, la función objetivo a minimizar.

Finalmente, en la sección 4.5 se mencionan las características principales del algoritmo genético que utilizaron los usuarios y la distribuidora.

## 4.2 Sistemas de Gestión Central Residencial

En el apartado 2.2.3 se brindaron las características del medidor inteligente. En ese apartado fue analizado desde el punto de vista de la infraestructura avanzada de medición (punto de vista de la distribuidora). Aquí el medidor inteligente es una de las partes principales del sistema de gestión residencial. En esta sección se verá el SGCR desde el punto de vista del usuario. Al finalizar este apartado se comprende por qué el medidor inteligente hace de nexo entre la distribuidora y el usuario.

Los SGCR permiten supervisar, analizar y controlar el hogar y sus electrodomésticos mediante una serie de sensores, interruptores, controles y algoritmos de forma local o remota. Este sistema está compuesto por el medidor inteligente, la infraestructura de comunicación del hogar, rúters y puertas de enlace, sensores y cargas inteligentes. La figura 17 ilustra un SGCR que incluye videovigilancia, almacenamiento en la nube, gestión y control de iluminación, gestión de electrodomésticos, generación distribuida y sistemas de calefacción, ventilación y aire acondicionado. La red HAN establece la comunicación entre los diferentes aparatos del hogar y el SGCR. El usuario puede monitorear y controlar su demanda por medio de aplicaciones diseñadas por la distribuidora o los fabricantes de los medidores inteligentes para tal fin. Los dos caminos de comunicación que permite la infraestructura avanzada de medición a través del medidor inteligente habilitan la interacción entre los usuarios y la distribuidora o los operadores de las redes de distribución. (Anvari-Moghaddam et al., 2015; Duman et al., 2018; Kabalci & Kabalci, 2019; Siano, 2014).

El SGCR es un componente importante de las redes inteligentes y permite la implementación de esquemas activos de DSM. Los SGCR, al recibir señales del mercado y del sistema, pueden gestionar de forma manual o automática las cargas, los sistemas de calefacción, ventilación y aire acondicionado, los almacenamientos y las unidades de generación local, según las preferencias del usuario. Estas tecnologías inteligentes permiten aplicar diferentes funciones, como la optimización de la demanda para un periodo establecido o la reducción automática del consumo de energía cuando hay un precio alto o ante una señal de emergencia recibida de la distribuidora (Anvari-Moghaddam et al., 2015; Duman et al., 2018; Siano, 2014). Por medio de estos sistemas, los usuarios pueden conocer su perfil de demanda, el precio de la

energía en tiempo real y la condición de los aparatos en términos de temperatura, estado de carga y estado de funcionamiento (Duman et al., 2018). El SGCR se encarga de determinar el estado encendido-apagado de los diferentes aparatos durante el periodo de tiempo considerado y controlar la potencia de los equipos de climatización, teniendo en cuenta la información intercambiada con la compañía eléctrica, con el fin de reducir el costo de la factura eléctrica y maximizar el confort (Huang et al., 2016; Jordehi, 2019). El sistema de gestión residencial permite implementar la propuesta de optimización de la demanda de cada usuario.



Figura 17 Infraestructura de un SGCR (Kabalci & Kabalci, 2019)

### 4.3 Modelo del usuario

En Celiz et al. (2018) se propuso el modelo de demanda de 5 usuarios distintos que incorporaron las cargas listadas y clasificada en la tabla 5 de la sección 3.3. Se asignaron 28 cargas a cada usuario, considerando una predicción perfecta en un periodo de 24 horas. Además, en Celiz et al. (2018) consideraron que dos usuarios tienen calefacción correspondiente a un mes de invierno y tres usuarios tienen equipos de aire acondicionado, para enfriar el hogar, correspondientes a un mes de verano. Para cada carga se calculó el valor de energía consumida cada 15 minutos, que es el intervalo de medición, y se estableció que no hay variación en su energía consumida durante todo el ciclo de uso de la carga. Respecto a (Celiz et al., 2018), se modificaron los usuarios para que todos tengan equipos de aire acondicionado y se correspondan con un día de verano, se cambió el lavavajillas de carga opcional a carga básica, se hicieron algunas correcciones menores y se modificaron los parámetros de las cargas desplazables. Además, se consideraron tres de las veintiocho cargas como desplazables

(plancha, lavarropas y lavaplatos) con tiempos de uso definidos, mientras que al resto se las consideró como cargas críticas. En el Anexo 1 se adjunta la tabla de asignación de cargas a cada usuario, con su rango de uso, tipo de carga y características de consumo. A partir de esa tabla se creó la matriz de estado **A** y el vector de consumo **E** de cada usuario. **A** y **E** están definidos en la próxima sección y están mostradas en el Anexo 2 para el usuario número 1 de la tabla del Anexo 1.

La tabla 6 muestra las tres cargas desplazables modeladas, definiendo tiempo, rango de uso, energía y duración. La ventaja de utilizarlas fue que a los cinco usuarios se les incorporó estas 3 cargas con las mismas características de duración, pero con diferente horario de inicio para la situación sin optimización.

**Tabla 6 Cargas Desplazables**

<b>Tipo</b>	<b>Rango de uso [h]</b>	<b>Energía [Wh]</b>	<b>Duración [h]</b>
<b>Plancha</b>	8:00 – 24:00	600	0,5
<b>Lavarropas</b>	Las 24 horas	182	1,5
<b>Lavaplatos</b>	Las 24 horas	1050	1

El algoritmo de optimización modifica solo la hora de encendido de las tres cargas desplazables mencionadas en tabla 6, el resto de las 25 cargas se las considera críticas y por tal motivo no se modifica su horario de consumo. Además, los rangos de uso de las cargas desplazables son restricciones a las variables manejadas por el GA del usuario y como el GA modifica la hora de encendido de las cargas desplazables, estas restricciones fijaron los límites de esa variable. Como simplificación se decidió que todos los usuarios comparten las mismas restricciones de tabla 6 y que cada aplicación solo se enciende una vez en el periodo considerado.

#### 4.4 Función Objetivo del Usuario

La matriz  $\mathbf{A}_u$  (1) de estados binarios [0, 1], de dimensión 96x28, indica si los  $n$  aparatos del usuario  $u$  están encendidos o apagados en el periodo  $j$ . Intervalos de 15 minutos fueron establecidos como los intervalos de medición y el periodo considerado para la optimización fue de 24 horas (1 día), entonces se obtienen 96 intervalos y definen las filas de  $\mathbf{A}_u$  mientras que las columnas son definidas por la cantidad de cargas que son 28.

$$\mathbf{A}_u = \begin{bmatrix} a_{1,1} & \cdots & a_{1,28} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{96,1} & \cdots & a_{96,28} \end{bmatrix} \text{ con } \mathbf{A}_u \in \mathbb{R}^{96 \times 28} \quad (1)$$

$\mathbf{E}_u$  (2) es el vector de consumo de los  $n$  aparatos que posee el usuario  $u$ , entonces  $e_i$  representa el consumo del  $i$ -ésimo aparato.

$$\mathbf{E}_u = \begin{bmatrix} e_1 \\ \vdots \\ e_{28} \end{bmatrix} \text{ con } \mathbf{E}_u \in \mathbb{R}^{28 \times 1} \quad (2)$$

Al multiplicar  $\mathbf{A}_u$  por  $\mathbf{E}_u$  se obtiene (3). El Vector  $\mathbf{X}_u$  representa la estrategia de consumo del usuario  $u$  y  $(x_j)_u$  es la energía consumida por todos los aparatos del usuario  $u$  durante el periodo  $j$ .

$$\mathbf{X}_u = \mathbf{A}_u \mathbf{E}_u \text{ con } \mathbf{X}_u \in \mathbb{R}^{96 \times 1} \quad (3)$$

La distribuidora propone un esquema de precios  $\mathbf{P}$  (4) con un precio definido por intervalo. Entonces el elemento  $p_j$  es el precio propuesto por el distribuidor en el periodo  $j$ .

$$\mathbf{P} = (p_1, p_2, \dots, p_{96}) \text{ con } \mathbf{P} \in \mathbb{R}^{96 \times 1} \quad (4)$$

El costo eléctrico  $F_u$  para el usuario  $u$  es obtenido del producto punto entre  $\mathbf{P}$  y  $\mathbf{X}_u$ . La ecuación (5) es la función que los usuarios quieren minimizar por medio del GA con las restricciones mencionadas en tabla 6.

$$F_u = \mathbf{P} \cdot \mathbf{X}_u \text{ con } F_u \in \mathbb{R} \quad (5)$$

Para simplificar la función a optimizar y, por lo tanto, el cálculo al momento de programar el algoritmo de optimización de los usuarios y recordando que existen diferentes tipos de cargas, se hacen algunos reemplazos y consideraciones en (1) y (2) que permiten obtener una función objetivo de optimización simplificada, que fue la utilizada en la optimización, y luego obtener el costo eléctrico (5).

Se denomina  $\mathbf{A}c_u$ ,  $\mathbf{A}d_u$ ,  $\mathbf{A}f_u$  y  $\mathbf{A}i_u$  a las matrices de estado para las cargas críticas, desplazables, flexibles e interrumpibles respectivamente del usuario  $u$ . Además, se denomina  $\mathbf{E}c_u$ ,  $\mathbf{E}d_u$ ,  $\mathbf{E}f_u$  y  $\mathbf{E}i_u$  a los vectores de energía de las cargas críticas, desplazables, flexibles e interrumpibles del usuario  $u$ . Entonces (1) queda como (6) y (2) como (7), donde  $n_1$ ,  $n_2$ ,  $n_3$  y  $n_4$  representan la cantidad de cargas existentes según la categoría a la que pertenecen.

$$\mathbf{A}_u = [\mathbf{A}c_u \ \mathbf{A}d_u \ \mathbf{A}f_u \ \mathbf{A}i_u] \text{ con } \mathbf{A}c_u \in \mathbb{R}^{96 \times n_1}, \mathbf{A}d_u \in \mathbb{R}^{96 \times n_2}, \mathbf{A}f_u \in \mathbb{R}^{96 \times n_3} \text{ y } \mathbf{A}i_u \in \mathbb{R}^{96 \times n_4} \quad (6)$$



$$\mathbf{E}_u = \begin{bmatrix} \mathbf{E}c_u \\ \mathbf{E}d_u \\ \mathbf{E}f_u \\ \mathbf{E}i_u \end{bmatrix} \text{ con } \mathbf{E}c_u \in \mathbb{R}^{n_1 \times 1}, \mathbf{E}d_u \in \mathbb{R}^{n_2 \times 1}, \mathbf{E}f_u \in \mathbb{R}^{n_3 \times 1} \text{ y } \mathbf{E}i_u \in \mathbb{R}^{n_4 \times 1} \quad (7)$$

Al hacer el producto matricial entre (6) y (7), considerando las dimensiones de las submatrices de  $\mathbf{A}$  y de los subvectores  $\mathbf{E}$ , se obtiene (3) pero, para tener presente los diferentes tipos de cargas, se lo deja planteado como una sumatoria en (8).

$$\mathbf{X}_u = \mathbf{A}c_u \mathbf{E}c_u + \mathbf{A}d_u \mathbf{E}d_u + \mathbf{A}f_u \mathbf{E}f_u + \mathbf{A}i_u \mathbf{E}i_u \text{ con } \mathbf{X}_u \in \mathbb{R}^{96 \times 1} \quad (8)$$

Aplicando el producto punto entre (8) y (4) y aprovechando la propiedad distributiva del producto punto obtenemos (10).

$$F_u = \mathbf{P} \cdot (\mathbf{A}c_u \mathbf{E}c_u + \mathbf{A}d_u \mathbf{E}d_u + \mathbf{A}f_u \mathbf{E}f_u + \mathbf{A}i_u \mathbf{E}i_u) \quad (9)$$

$$F_u = \mathbf{P} \cdot \mathbf{A}c_u \mathbf{E}c_u + \mathbf{P} \cdot \mathbf{A}d_u \mathbf{E}d_u + \mathbf{P} \cdot \mathbf{A}f_u \mathbf{E}f_u + \mathbf{P} \cdot \mathbf{A}i_u \mathbf{E}i_u \text{ con } F_u \in \mathbb{R} \quad (10)$$

En (10) se observa que se pueden trabajar las cargas por separado, además en la sección 4.3 se indicó que solo se consideraron dos tipos de cargas: críticas y desplazables, por lo tanto  $\mathbf{A}f_u \mathbf{E}f_u = \mathbf{0}$  y  $\mathbf{A}i_u \mathbf{E}i_u = \mathbf{0}$ , entonces el costo de la factura eléctrica queda como (11).

$$F_u = \mathbf{P} \cdot \mathbf{A}c_u \mathbf{E}c_u + \mathbf{P} \cdot \mathbf{A}d_u \mathbf{E}d_u \text{ con } F_u \in \mathbb{R} \quad (11)$$

Finalmente, como las cargas críticas no pueden modificarse, esto es  $\mathbf{P} \cdot \mathbf{A}c_u \mathbf{E}c_u = \text{cte}$ , es lo mismo minimizar  $F_u$  que solo la parte correspondiente a las cargas desplazables. Entonces se obtiene (12).

$$\min(F_u) = \min(\mathbf{P} \cdot \mathbf{A}c_u \mathbf{E}c_u + \mathbf{P} \cdot \mathbf{A}d_u \mathbf{E}d_u) = \mathbf{P} \cdot \mathbf{A}c_u \mathbf{E}c_u + \min(\mathbf{P} \cdot \mathbf{A}d_u \mathbf{E}d_u) \quad (12)$$

Por este motivo, la función objetivo que se minimizó fue (13), que es el segundo término de (11). Este desarrollo permitió reducir la cantidad de cálculos que efectuó el programa al calcular la parte de las cargas críticas una sola vez por ejecución de la optimización y como resultado se mejoró el tiempo que tarda el programa del usuario desarrollado. Este programa se adjunta en el anexo 2.

$$\min(\text{fobj}_u(\mathbf{A}d_u)) \text{ donde } \text{fobj}_u(\mathbf{A}d_u) = (\mathbf{P}^T \mathbf{A}d_u \mathbf{E}d_u) \quad (13)$$

Además, como las cargas desplazables no pueden modificar su energía consumida y el precio de la distribuidora se mantiene constante, la función objetivo solo depende de la matriz de estado de las cargas desplazables, lo que queda explícito en (13).

Desde el punto de vista de la optimización, el problema se representa como el conjunto de ecuaciones (14).

$$\min_{\mathbf{Ad}_u}(\text{fobj}_u(\mathbf{Ad}_u)) \quad (14a)$$

sujeto a:

$$\mathbf{Ad}_u[i,j] \in \{0,1\} \quad (14b)$$

$$1 \leq \text{tenc}_{i,u}^{\min} \leq \text{tenc}_{i,u} \leq \text{tenc}_{i,u}^{\max} \leq 96-d_{i,u} \quad \forall i \text{ con } \text{tenc} \in \mathbb{N} \wedge d \in \mathbb{N} \quad (14c)$$

La restricción (14b) indica que la matriz de estado de las cargas desplazables solo toma como valor números enteros binarios. Mientras que (14c) es introducida para representar la ventana de tiempo en que la aplicación  $i$  puede ser encendida y representa el índice de la fila de la carga desplazable, entonces junto con la posición que ocupa la carga desplazable en  $\mathbf{Ad}_u$  se obtienen los índices  $(\text{tenc}_{i,u}, i)$  de la matriz  $\mathbf{Ad}_u$ . Por esta razón, los valores que puede tomar el tiempo de encendido son números enteros positivos. El valor mínimo que puede tomar cualquier variable si no está especificado es 1 que se corresponde con el primer intervalo del día y el valor máximo que puede tomar es  $96-d_{i,u}$ , donde 96 representa el último intervalo del día y  $d_{i,u}$  la duración de la carga desplazable  $i$  del usuario  $u$ .

## 4.5 Algoritmo Genético

Los algoritmos genéticos representan un método de búsqueda estocástico y han recibido una considerable atención por su poderoso enfoque para la optimización multiobjetivo y se debe gracias a su capacidad para evolucionar a una población de soluciones a lo largo de generaciones hacia el frente no dominado esperado, equilibrando la exploración de espacios de búsqueda complejos y la exploración de regiones prometedoras. El uso del GA implica diseñar adecuadamente la representación de la solución (codificación), los operadores, la función de aptitud (fitness) y la forma de abordar las restricciones con el fin de obtener un enfoque robusto con resultados satisfactorios (A. Soares et al., 2014). Partiendo de una población inicial, el algoritmo evoluciona hacia una nueva generación de individuos mediante la ejecución de operaciones de reproducción, mutación y cruzamiento entre los individuos de dicha población (Alonso et al., 2012).

Las principales ventajas que ofrecen los GA sobre los algoritmos de optimización convencionales son (Alonso et al., 2012):

1- No necesitan información inicial sobre el sistema para comenzar el proceso de búsqueda, ya que trabajan únicamente con la codificación (cromosomas) que se optimiza de acuerdo con las funciones objetivo y las restricciones adecuadas.

2- Son capaces de explorar simultáneamente varias regiones en el espacio de búsqueda utilizando múltiples puntos de la población y características iterativas. Esto representa una de las distinciones más importantes con respecto a los algoritmos de optimización tradicionales, en los que solo se sigue una dirección en el espacio de búsqueda.

3- Los mejores individuos se seleccionan entre la generación de progenitores y la de descendientes, lo que hace más probable que el proceso converja a un mínimo.

Las etapas del proceso del GA se muestran en forma detallada en la figura 18. Además, en forma general se considera que el GA cuenta de cuatro pasos, los cuales son (Ison et al., 2005; Pavithra & Esther, 2017):

1- Inicio: se establecen los diferentes parámetros del algoritmo y se crea la población inicial que es generada aleatoriamente para permitir todo el rango de posibles soluciones. El tamaño de la población depende de la naturaleza del problema, pero contiene cientos de posibles soluciones.

2- Selección: la elección de los individuos a reproducir en la población está basada en la función de desempeño, donde las soluciones más adecuadas tienen mayores posibilidades de ser elegidas.

3- Población de la próxima generación: Esta nueva población es generada aplicando los operadores genéticos de cruzamiento y mutación a los individuos seleccionados. El cruzamiento consiste en mezclar dos individuos y tiene asociada una probabilidad de ocurrencia. Si no ocurre el cruzamiento, los padres son copiados directamente a la nueva población. La mutación es simplemente cambiar algún gen específico y tiene una pequeña probabilidad de ocurrencia. La mutación asegura la diversidad dentro de la población. Una vez que la población es renovada, el proceso vuelve a empezar

4- Finalización: La condición de término es un criterio que indica cuando se debe terminar la búsqueda. Este criterio puede ser cuando se seleccionaron los individuos que presentan buenas soluciones y nuevas iteraciones del algoritmo no obtienen mejores resultados, o por condiciones fijadas como tiempo de optimización máximo y cantidad de iteraciones máxima.

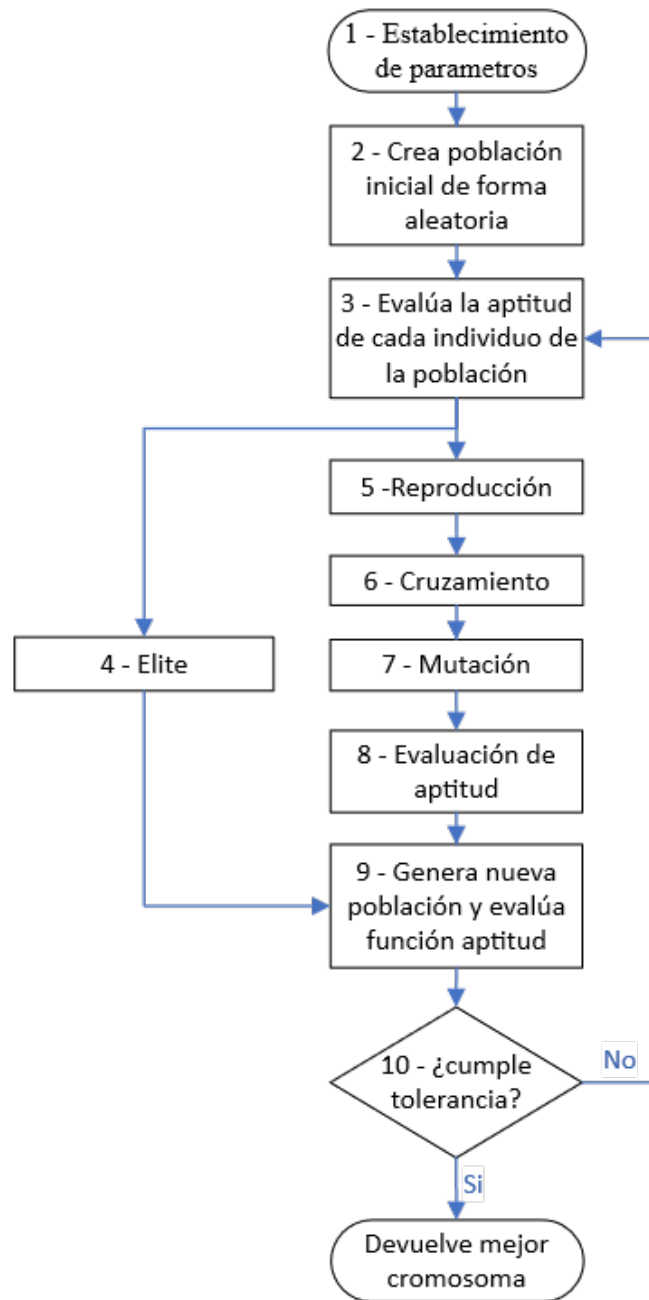


Figura 18. Diagrama de flujo de un algoritmo genético (Lin & Chen, 2016)

Al comparar los pasos generales con las etapas mostradas en la figura 18 se observa que las etapas 1 y 2 del diagrama corresponden al inicio de algoritmo, la etapa 3 a la selección, las etapas 4 a la 9 a la generación de la nueva población y la etapa 10 a la finalización cuando se satisface la condición de término. En caso contrario se vuelve a la etapa 3 que corresponde al paso de selección. El algoritmo devuelve como salida el individuo que tuvo el mejor desempeño cuando cumple con el criterio de la etapa 10, además se puede programar para que devuelva el resultado obtenido por el individuo y otros parámetros propios a la optimización.

## 4.6 Resumen y Conclusiones

En el programa de gestión de demanda propuesto, los usuarios responden a un esquema de precios dado por la distribuidora con el fin de minimizar el costo de su factura eléctrica. Para aplicar las técnicas de optimización es necesario el sistema de gestión residencial, que permite conocer el estado de las diferentes cargas y automatizar su encendido y apagado según los requerimientos preestablecido por el usuario. También, se clasificaron las cargas existentes, ya que la gestión de las cargas depende del tipo de uso, consumo, duración y de sus ciclos de operación. En la presente tesis se modelaron 5 usuarios con 28 cargas, de las cuales 3 fueron consideradas desplazables y las 25 cargas restantes fueron consideradas críticas. Además, se obtuvo a una función objetivo escalar por medio de operaciones vectoriales que solo consideró las cargas gestionables y que permitió efficientizar el empleo de los procesadores tanto por su simplificación como por el uso de la computación paralela. Finalmente, se presentó el algoritmo genético que es una técnica heurística de optimización y fue usado en la función objetivo de los usuarios y de la distribuidora debido a su aleatoriedad y su flexibilidad.

## **5. Optimización de la distribuidora**

### **5.1 Introducción**

Este capítulo aborda el modelo de optimización de la distribuidora que pertenece al nivel superior de la optimización multinivel. La sección 5.2 presenta el modelado de las dos funciones objetivos de la distribuidora, la primera representa el criterio nuevo propuesto en esta tesis que basado en parámetros técnicos y la segunda sigue el criterio económico encontrado en la bibliografía analizada, de maximización de la ganancia de la distribuidora. Además, se utilizó la notación vectorial y matricial para el modelo de la distribuidora, que también es novedosa y motiva su uso, al igual que para el modelo de los usuarios, el empleo de la computación paralela. Sin embargo, en la formulación mostrada se combinó esta notación con sumatorias y productorios para facilitar la lectura y comprensión del modelo planteado, a diferencia del modelo de los usuarios. La demostración a la convergencia a una solución de la optimización propuesta está dada en la sección 5.3. Además, se detectó un escaso análisis sobre el costo de suministro en la literatura consultada, el cual es importante al permitir calcular la ganancia de la distribuidora. Por otra parte, al aplicar las funciones cuadráticas halladas, a diferentes números de usuarios, estas resultaron no ser escalables. Por este motivo, una nueva función cuadrática de costo de suministro es propuesta. Finalmente, la formulación de la nueva función se encuentra en la sección 5.4 y es acompañada de un análisis y comparación con respecto a los costos empleados en la literatura. Como resultado, la función propuesta muestra su flexibilidad y escalabilidad.

### **5.2 Función Objetivo de la Distribuidora**

Para simplificar la lectura se denomina caso 1 al nuevo criterio técnico propuesto en esta tesis, donde la distribuidora modifica el precio por hora para obtener una curva de demanda aplanada. Además, se denomina caso 2 al criterio económico cuyo objetivo es incrementar la ganancia de la distribuidora al modificar el esquema de precios, con las condiciones y particularidades establecidas a partir del artículo de Meng & Zeng (2016) y de la literatura analizada.

Para al caso 1 la distribuidora compara, para cada esquema diario de precios, la demanda de todos los usuarios respecto a un valor deseado (15) en respuesta al precio pronosticado para el día siguiente. Notar que la optimización propuesta considera una ventana de tiempo de 24

horas y que el valor deseado se obtiene considerando una demanda plana. En consiguiente, la optimización de la distribuidora selecciona el esquema de precios de venta que produce el perfil de demanda más plano de la red.

El valor deseado  $E_{pc}$  se calcula en (15). Este es un escalar que representa la energía promedio consumida por los usuarios en un intervalo del día si la demanda fuese plana. Notar que  $\mathbf{X}_u$  es la estrategia del usuario  $u$  para optimizar su costo.

$$E_{pc} = \frac{\sum_{j=1}^{96} \sum_{u=1}^m (x_j)_u}{96} \quad \text{con } E_{pc} \in \mathbb{R} \wedge (x_j)_u \in \mathbf{X}_u \quad (15)$$

El factor de aplanamiento  $\Delta_E$  (16) es una medida de cuan alejada está la demanda del valor deseado calculado en (15) Como el valor deseado es la demanda promedio, (16) es la varianza de la demanda. En un sentido matemático,  $\Delta_E$  pertenece al conjunto de la unión de números reales positivos con  $\{0\}$ . Entonces,  $\Delta_E$  es cero si el perfil de demanda es plano, caso contrario toma un valor positivo. Por esta razón, (16) es la función objetivo de la distribuidora cuando considera aspectos técnicos,  $m$  es el número de usuarios y 96 el número de intervalos. Como el vector  $\mathbf{X}_u$  cambia cuando el precio es modificado,  $\Delta_E$  cambia. En el apartado 6.4 se muestra que este factor de aplanamiento propuesto es una mejor medida que el PAR para analizar los efectos de la gestión de la demanda.

$$\Delta_E = \sum_{j=1}^{96} \left( \sum_{u=1}^m (x_j)_u - E_{pc} \right)^2 \quad \text{con } \Delta_E \in \mathbb{R} \wedge (x_j)_u \in \mathbf{X}_u \quad (16)$$

Finalmente, el distribuidor optimiza (16) sujeto a (17). (17a) y (17b) representan la misma ecuación, pero (17b) está expresada en forma vectorial que fue la utilizada en el programa desarrollado, la multiplicación de los vectores es el producto de Hadamard, que multiplica los vectores elemento a elemento, y el conjunto de vectores  $\mathbf{e}_j$  son los vectores de la base canónica. Esta función es no determinista y aleatoria ya que depende de la respuesta de los usuarios ante el esquema propuesto por la distribuidora. Esta restricción permite obtener un mejor esquema de precios y restringe la acumulación de demanda. Además, en los programas de gestión de demanda, en general, y en los RTP, en particular, se busca que el precio sea alto cuando la demanda es alta.

$$g_j \left( (x_j)_u, p_j \right) = b + \left( \sum_{u=1}^m (x_j)_u - E_{pc} \right) \cdot (p_j - 3) \geq 0 \quad \text{con } g_j \in G \quad (17a)$$

$$\mathbf{G}(\mathbf{X}_u, \mathbf{P}) = b \cdot \sum_{j=1}^{96} \mathbf{e}_j + \left( \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u - E_{pc} \right) \circ (\mathbf{P} - 3) \quad \text{con } \mathbf{G}(\mathbf{X}_u, \mathbf{P}) \cdot \mathbf{e}_j \geq 0 \quad \forall j=1, \dots, 96 \quad (17b)$$

La ecuación (17) implica tres condiciones, suficientes por sí mismas, para ser positiva cuando el termino b es nulo:

- 1-  $p_j > 3$  y  $\sum_{u=1}^m (x_j)_u > E_{pc}$  el precio es alto si la demanda es superior al valor deseado  $E_{pc}$ .
- 2-  $p_j < 3$  y  $\sum_{u=1}^m (x_j)_u < E_{pc}$  el precio es bajo si la demanda es inferior al valor deseado  $E_{pc}$ .
- 3-  $p_j = 3$  o  $\sum_{u=1}^m (x_j)_u = E_{pc}$  produce que el segundo término sea cero.

El valor de precio establecido  $p_j = 3$  €/kWh se elige considerando que es el valor intermedio que puede proponer la distribuidora, ya que los límites en que el precio puede variar son  $[1, 5]$  €/kWh. Además, el término constante b es agregado a (17) por dos motivos, uno es debido a que los usuarios pueden elegir una estrategia diferente para el mismo esquema de precios y sin este término, las estrategias que cumplen una iteración del GA pueden no satisfacer la siguiente; el otro motivo se debe a que los usuarios concentraran su demanda desplazable en los intervalos de menor precio y permite mayor flexibilidad a la concentración mencionada. En este sentido, la función del término b es suavizar la separación estricta que impondrían las tres condiciones si b fuese nulo para que la restricción sea positiva, es decir, se cumpla. Entonces la frontera no se encuentra nítidamente definida, sino que es difusa o borrosa. Luego de varias simulaciones se optó por el valor de  $b = 1$  considerando que brindaba una banda flexible para los casos donde el segundo término de la ecuación (17) da un valor próximo a cero, y se verificó que las estrategias que cumplieron esta restricción fueron factibles en la siguiente iteración.

En el criterio económico (caso 2), la distribuidora determina su ganancia restándole al ingreso el costo de suministro de la electricidad ( $C_s$ ). En la sección 5.4 se discute los diferentes costos de suministros encontrados en la literatura y el propuesto en este trabajo. La ecuación (18) calcula la ganancia de la distribuidora utilizando (5) y  $C_s$ .

$$\text{Ganancia} = \mathbf{P} \cdot \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u - C_s \quad (18)$$

En una optimización multinivel, la distribuidora tiene la ventaja que realiza el primer movimiento y está en posición de elaborar estrategias fuertes que la beneficien solo a ella. Esto puede traer dos consecuencias: la primera es que los usuarios vean obligados a aceptar las estrategias de la distribuidora, lo que afecta la equidad del juego. La segunda es que los usuarios de electricidad se niegan a aceptar las estrategias de las empresas de la red eléctrica, lo que provoca un estancamiento en el juego. Además, los usuarios generalmente son clientes cautivos



de la distribuidora (Lu y Zhang, 2022; Meng y Zeng, 2016). Por lo tanto, la restricción de ingreso (19) propuesta en Meng y Zeng (2016), por las características del mercado, limita los valores de los esquemas de precios y restringe la ventaja que posee la distribuidora.

$$\text{Ingreso} = \mathbf{P} \cdot \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u \leq I_{\text{máx}} \quad (19)$$

Como resultado, la distribuidora optimiza (18) sujeta a la restricción (19). En (19)  $I_{\text{máx}}$  es el ingreso máximo. Si esta restricción no existiese, el precio podría incrementarse hasta un nivel inaceptable por los consumidores, los reguladores del mercado o el gobierno (Meng & Zeng, 2016). Además, se estableció  $p_j = 5$  como el precio máximo del espacio del problema y  $p_j = 1$  como el límite inferior porque el precio de venta siempre es positivo y un valor negativo significa que la distribuidora compra energía. Los límites difieren de Meng & Zeng (2016) puesto que fueron adaptados al perfil de demanda base de los usuarios modelados en esta tesis y al costo de suministro propuesto. Además, se decidió en ambos criterios no utilizar la restricción propuesta por Meng & Zeng (2016) que hace que el precio siempre sea mayor al costo eléctrico de la distribuidora en el mismo intervalo debido a la flexibilidad que brinda no tener esta restricción en el esquema de precios propuesto y a facilitarle la convergencia al algoritmo de optimización utilizado. En este sentido, no importa que haya ganancia en todos los intervalos, sino que importa la ganancia total obtenida en el periodo considerado.

Se estableció un escenario sin optimización que permitió la comparación de ambos criterios con un escenario base. Además, para mejor la comparación entre el criterio técnico y el económico, se sometió a ambos a las mismas restricciones, creando 4 escenarios más, además de los escenarios ya expresados. Por lo tanto, los 7 escenarios resultantes fueron: 1) Escenario base sin optimización, 2) minimización del factor de aplanamiento (16) con restricción de ingreso (19), 3) minimización del factor de aplanamiento (16) con restricción de precio (17), 4) minimización del factor de aplanamiento (16) con restricción de precio (17) e ingreso (19), 5) maximización de ganancia (18) con restricción de ingreso (19), 6) maximización de ganancia (18) con restricción de precio (17), 7) maximización de ganancia (18) con restricción de precio (17) e ingreso (19). Se observa que el escenario 5 es el encontrado en la literatura analizada y el escenario 3 el explicado para el criterio técnico. En el capítulo 6, se muestran las simulaciones realizadas donde el escenario 4 demostró ser el de mejor desempeño.

El anexo 3 presenta el programa desarrollado para la optimización de la distribuidora considerando el criterio técnico. La modificación del programa para considerar el criterio

económico es muy sencilla, se debe calcular la ganancia en la función de consumo del vecindario expresada en el anexo y poner ese valor como el dato de salida de esa función.

### 5.3 Existencia de al menos una solución en el modelo multinivel

Se considera el modelo de optimización multinivel con una distribuidora como agente del nivel superior y  $m$  usuarios independientes como agentes del nivel inferior. Que los usuarios sean independientes significa que sus decisiones no son afectadas directamente por la de los otros usuarios y, por lo tanto, que no existe coordinación. Además, la distribuidora persigue un objetivo técnico que es minimizar el factor de aplanamiento (16) sujeto a la restricción de precio (17) y a la sumatoria de la demanda propuesta por los usuarios obtenida en (3) debido al esquema de precios de la distribuidora. Entonces se obtiene el modelo de optimización representado en (20)

$$\begin{aligned}
 & \min_{\mathbf{P}, \mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_m} F(\mathbf{P}, \mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_m) \\
 & \text{sujeto a} \\
 & \mathbf{X}_u \in \arg \min_{\mathbf{X}_u} \{fobj_u(\mathbf{P}, \mathbf{X}_u), u=1, \dots, m\} \\
 & G(\mathbf{P}, \mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_m) \geq 0 \\
 & \mathbf{P} \in \mathbf{P} \wedge \mathbf{X}_u \in \mathbf{X}
 \end{aligned} \tag{20}$$

El término  $F$ , en (20), es la función objetivo del agente del nivel superior (la distribuidora) y  $fobj_u$  la función objetivo de los agentes del nivel inferior (los usuarios). El esquema de precios  $\mathbf{P}$  es el vector de decisión de la distribuidora y el perfil de demanda  $\mathbf{X}_u$  el del usuario  $u$ .  $G$  representa las funciones de restricción de desigualdad del nivel superior. No se consideraron restricciones de igualdad ni restricciones en el nivel inferior.  $\mathbf{P}$  representa las restricciones de borde del nivel superior y  $\mathbf{X}$  las del nivel inferior. Con base en (20) se estableció el teorema 1 que prueba que el caso 1 propuesto converge a una solución. Meng & Zeng (2016) propuso y demostró el teorema que prueba la convergencia del caso 2.

**Teorema 1.** Se considera el modelo con un agente en el nivel superior (distribuidora) y  $m$  agentes independientes en el nivel inferior (usuarios) como se muestra en (20). Se considera que los agentes son racionales, entonces como existe un precio de energía disponible menor al precio del pico de energía y como cada usuario tiene cargas desplazables, los usuarios pueden moverlas desde el pico de energía a otro momento donde hay energía disponible. Como el

distribuidor y los usuarios pueden lograr sus objetivos entonces existe al menos una solución al modelo.

**Demostración.** Cada variable de decisión del agente del nivel superior  $p_j$  (con  $j = 1, \dots, 96$ ) perteneciente al vector  $\mathbf{P}$  toma un valor alto si y solo si la demanda es alta y como el objetivo del usuario es reducir el costo de su factura y existe energía disponible para desplazar menor o igual a la energía disponible entonces:

1- Cada usuario tiene energía desplazable que puede mover para reducir el costo de su factura y al ser un usuario racional la moverá para reducir el costo de su factura.

2- Para el mismo valor de energía, el costo de la energía desplazada ( $e_d$ ) por el usuario es menor con respecto al costo del pico, como se observa en (21).

$$\int_{t_1}^{t_2} P_{t_1}^{t_2} e_d dt \leq \int_{t_n}^{t_m} P_{t_n}^{t_m} e_d dt \text{ con } P_{t_1}^{t_2} \leq P_{t_n}^{t_m} \quad (21)$$

El intervalo  $[t_n, t_m]$  representa el horario de pico.

3- Debido a la energía desplazable, a la existencia de intervalos con menor precio y que los usuarios son racionales e independientes, entonces cada usuario minimiza el costo de su factura eléctrica sin influenciar el comportamiento de los demás usuarios.

4- Del cumplimiento de 1, 2 y 3 se deduce que existe al menos una solución.

En la optimización multinivel propuesta en esta tesis la distribuidora y los usuarios utilizan un GA. Este algoritmo hace una amplia exploración en todo el espacio de búsqueda considerando las restricciones propuestas y si existe una solución el GA la encuentra.

## 5.4 Costo de Suministro

Cuando se analizó las ecuaciones de ganancia de la distribuidora, de las investigaciones citadas, se encontró que el ingreso siempre fue definido igual y diferencias al momento de expresar el costo de suministro eléctrico. Estas diferencias son resumidas principalmente en dos enfoques.

El primer enfoque consiste en considerar el precio que la distribuidora paga por la energía en el mercado spot. Algunos autores a este costo le adicionaron un costo fijo debido a la distribución y transmisión de la energía eléctrica. Para este primer enfoque se utiliza la

función de costo (22) y para considerar el vector de precios de la energía comprada en mercado spot  $\Pi_s$  simplemente se toma un costo de distribución  $C_d$  nulo.

$$C_s = \Pi_s \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u + C_d \text{ con } \Pi_s \in \mathbb{R}^{96 \times 1} \wedge C_d \in \mathbb{R} \quad (22)$$

Si se reescribe la ecuación de la ganancia (18) con el costo presentado en (22) queda (24). Se observa que tanto el precio como el costo de suministro tienen un comportamiento lineal con la carga y que  $\Pi_s$  y  $C_d$  son conocidos y no varían en la ventana de tiempo considerada. La no variación del precio del mercado spot se debe a que la demanda de un grupo de usuarios ejerce un efecto insignificante sobre la generación total del sistema.

$$\text{Ganancia} = \mathbf{P} \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u - \Pi_s \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u - C_d \quad (23)$$

$$\text{Ganancia} = (\mathbf{P} - \Pi_s) \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u - C_d \quad (24)$$

El otro gran enfoque fue propuesto primero en Mohsenian-Rad et al. (2010) y se estableció por medio de una analogía con el costo de la energía de un generador térmico. Por este motivo, establece una función cuadrática de costo denominada  $\mathbf{C}$ , la cual se multiplica por la demanda para obtener el costo de suministro. Esta función se muestra en (25) donde  $L_j$  representa la cantidad de energía provista por la distribuidora en el intervalo  $j$  que si no se consideran las pérdidas en la red, como fue el caso de esta tesis, es igual a la energía consumida por todos los usuarios (26).

$$C_s = \mathbf{C}^T \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u \text{ donde } C_j = a_j L_j^2 + b_j L_j + c_j \text{ con } a_j \geq 0, b_j \geq 0 \text{ y } c_j \geq 0 \quad (25)$$

$$L_j = \sum_{u=1}^m (x_j)_u \quad (26)$$

Desarrollando la ecuación (25) se obtiene (27) donde se observa que la función de costo de suministro es cúbica:

$$C_s = \mathbf{a} \left( \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u \right)^{\circ 3} + \mathbf{b} \left( \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u \right)^{\circ 2} + \mathbf{c} \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u \quad (27)$$

En (27) la potencia de la matriz se entiende en el sentido de potencia por elemento (Hadamard power).

Como la función de suministro resultante es cúbica, se considera un error el no considerar  $C$  directamente como la función de costo de suministro ( $C_s$ ) porque pierde su analogía con las funciones cuadráticas del costo de generación de las máquinas térmicas. Chai et al. (2014) propusieron directamente a la función cuadrática  $C$  como el costo de suministro y, por lo tanto, la función cuadrática conserva su analogía con la función de costo de las máquinas generadoras térmicas. Su expresión se presenta en (28).

$$C_s = \mathbf{a} \left( \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u \right)^{\circ 2} + \mathbf{b} \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u + \sum_{j=1}^{96} c_j \quad (28)$$

En esta tesis se analizaron y compararon los costos de suministros (27) y (28). Además, si se cumplen las igualdades (29), (30) y (31) se obtiene como costo de suministro el precio del mercado spot y se deduce que el primer enfoque es un caso especial de (28).

$$\mathbf{a} \left( \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u \right)^{\circ 2} = 0 \Rightarrow \mathbf{a} = \mathbf{0} \quad (29)$$

$$\mathbf{b} \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u = \Pi_s \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u \Rightarrow \mathbf{b} = \Pi_s \quad (30)$$

$$\sum_{j=1}^{96} c_j = C_d \quad (31)$$

Finalmente, como en las simulaciones efectuadas cuando se incrementa el número de usuarios (de 10 a 20, 30 o a un número mayor) se detectó que las funciones (27) y (28) no son escalables, se propuso una nueva función de costo de suministro (32) que considera el costo individual de proveer energía a cada usuario y se la comparó con (27) y (28).

$$C_s = \mathbf{a} \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u^{\circ 2} + \mathbf{b} \sum_{u=1}^m \mathbf{X}_u + \sum_{u=1}^m \sum_{j=1}^{96} (c_j)_u \quad (32)$$

Comparando (32) con (28) se observa que la modificación se produce en el primer y tercer término y se debe a que (32) considera al costo de suministro como la suma de los costos de suministro individuales  $C_u$  (33) de los usuarios. Utilizando la analogía de las máquinas térmicas, el costo que provoca el consumo de cada usuario es como el costo considerado por cada generadora.

$$C_s = \sum_{u=1}^m \sum_{j=1}^{96} (C_j)_u \quad \text{donde } (C_j)_u = a_j(x_j)_u^2 + b_j(x_j)_u + c_j \quad (33)$$

En (33), el término  $\sum_{u=1}^n \sum_{j=1}^{96} (c_j)_u$  representa los costos fijos en una red, que son los costos de mantenimiento e inversión previstos, mientras que el término **b** representa el costo de la compra de la energía en el mercado spot y el término **a** considera las pérdidas en la red debido a cada usuario y la necesidad de una mayor capacidad en el sistema, **a** opera como una penalidad al exceso de consumo al ser multiplicado por la demanda al cuadrado.

En los próximos apartados se muestra el análisis y la discusión efectuada sobre las diferentes funciones de costo de suministro (27), (28) y (32). Uno de los puntos destacados que se comparó fue su escalabilidad. Esto es, el comportamiento de las funciones cuando aumenta el número de usuarios y la demanda. Para que la función sea escalable se deben mantener los parámetros **a**, **b** y **c** fijos y el precio mínimo a pagar por los usuarios debe mantenerse en un valor razonable cuando aumenta la cantidad de usuarios o la demanda.

### 5.3.1. Formulación y Análisis del Precio de equilibrio

Se utilizó el precio del punto de equilibrio para un periodo  $j$  para comparar las funciones de suministro planteadas y para facilitar la lectura se lo menciona como precio de equilibrio. Este se define como el precio que hace cero la ganancia en el periodo considerado (Dean, 1948). El resultado puede generalizarse para la ventana de tiempo considerada si la ganancia de (18) se la iguala a cero y se obtiene el vector de precios de equilibrio. El precio de equilibrio permitió observar la influencia de la demanda y de la cantidad de usuarios, para cada función de costo de suministro, en el precio de venta de la energía puesto por la distribuidora. Este es un punto importante en la comparación al esperarse que en una red eléctrica, donde se aplican estrategias de gestión de la demanda, el precio aumente de forma razonable cuando existe concentración de demanda.

Para facilitar la explicación de los costos de suministro, se denomina costo 1 al desarrollado en (27), 2 al mostrado en (28) y 3 o propuesto al planteado en (32). Además, se define el factor de demanda por usuario ( $fd_u$ ) que da la magnitud de incremento de la demanda de cada usuario.  $fd_u = 10$  significa que la demanda de cada usuario aumenta 10 veces.

El precio de equilibrio para el costo 1  $(Pe_j)_1$  en el periodo  $j$  es (35) y se obtiene igualando a cero (18) y reemplazando  $C_s$  por (27).

$$0 = (Pe_j)_1 \sum_{u=1}^m (x_j)_u - a_j \left( \sum_{u=1}^m (x_j)_u \right)^3 + b_j \left( \sum_{u=1}^m (x_j)_u \right)^2 + c_j \sum_{u=1}^m (x_j)_u \quad (34)$$

$$(Pe_j)_1 = a_j \left( \sum_{u=1}^m (x_j)_u \right)^2 + b_j \sum_{u=1}^m (x_j)_u + c_j \quad (35)$$

Se observa en (35) que el precio de equilibrio depende del consumo total al cuadrado. Por lo tanto, para una terna fija  $a_j$ ,  $b_j$  y  $c_j$ , al aumentar la cantidad de usuarios o la demanda, el precio aumenta en forma cuadrática y sin ningún tope. Esto se observa gráficamente en las figuras 19-a y 20-a donde se establecieron los valores de  $a_j = 0.01$ ,  $b_j = 1$  y  $c_j = 0.1$  y los usuarios se incrementaron de 1 a 300 cada 10 usuarios. El precio de equilibrio crece de 4.40 para 10 usuarios hasta 23600 para 300 usuarios. Mientras que, al mantener constante los usuarios, crece de 41.46 para  $fd_u = 1$  a 1304 para  $fd_u = 10$ . Se concluye que la función no es escalable, ya que el precio crece considerablemente al aumentar la demanda y los usuarios.

De forma similar se obtiene (37) que es el precio de equilibrio para el costo 2  $(Pe_j)_2$ , el cual tiene una variación lineal con respecto a la demanda de la red.

$$0 = (Pe_j)_2 \sum_{u=1}^m (x_j)_u - a_j \left( \sum_{u=1}^m (x_j)_u \right)^2 + b_j \sum_{u=1}^m (x_j)_u + c_j \quad (36)$$

$$(Pe_j)_2 = a_j \sum_{u=1}^m (x_j)_u + b_j + \frac{c_j}{\sum_{u=1}^m (x_j)_u} \quad (37)$$

En las figuras 19-b y 20-b se muestra el aumento del precio de equilibrio cuando aumenta la demanda y el número de usuarios. Si bien, el precio de equilibrio tiene un menor incremento, en comparación con  $(Pe_j)_1$ , al aumentar el número de usuarios y la demanda, se demostró en las simulaciones efectuadas que tampoco es escalable cuando se mantienen fijos los parámetros  $a_j$ ,  $b_j$  y  $c_j$  y aumenta la cantidad de usuarios. Esta demostración se la presenta en el apartado de resultados de esta sección.

La relación del precio de equilibrio con la demanda y con el número de usuarios se demuestra matemáticamente en el teorema 2. Esta demostración permite la comparación

analítica con el costo 3 (Propuesto). Como el crecimiento del costo 1 presenta una mayor pendiente que el del costo 2, no se propuso un teorema para ese costo.

**Teorema 2.** Dada una cantidad  $m$  de usuarios, donde los  $m$  usuarios consumen cada uno una demanda  $\rho$  en el periodo considerado y estando el precio de equilibrio establecido según (28), entonces el precio crece linealmente con la demanda y con la cantidad de usuarios.

**Demostración.** Se reemplaza en (28) la sumatoria de la demanda de los  $m$  usuarios por  $\sum_{u=1}^m (x_j)_u = m\rho$ . Desarrollando se obtiene (38) que demuestra el enunciado.

$$(Pe_j)_2 = a_j(m\rho) + b_j + \frac{c_j}{m\rho} \quad (38)$$

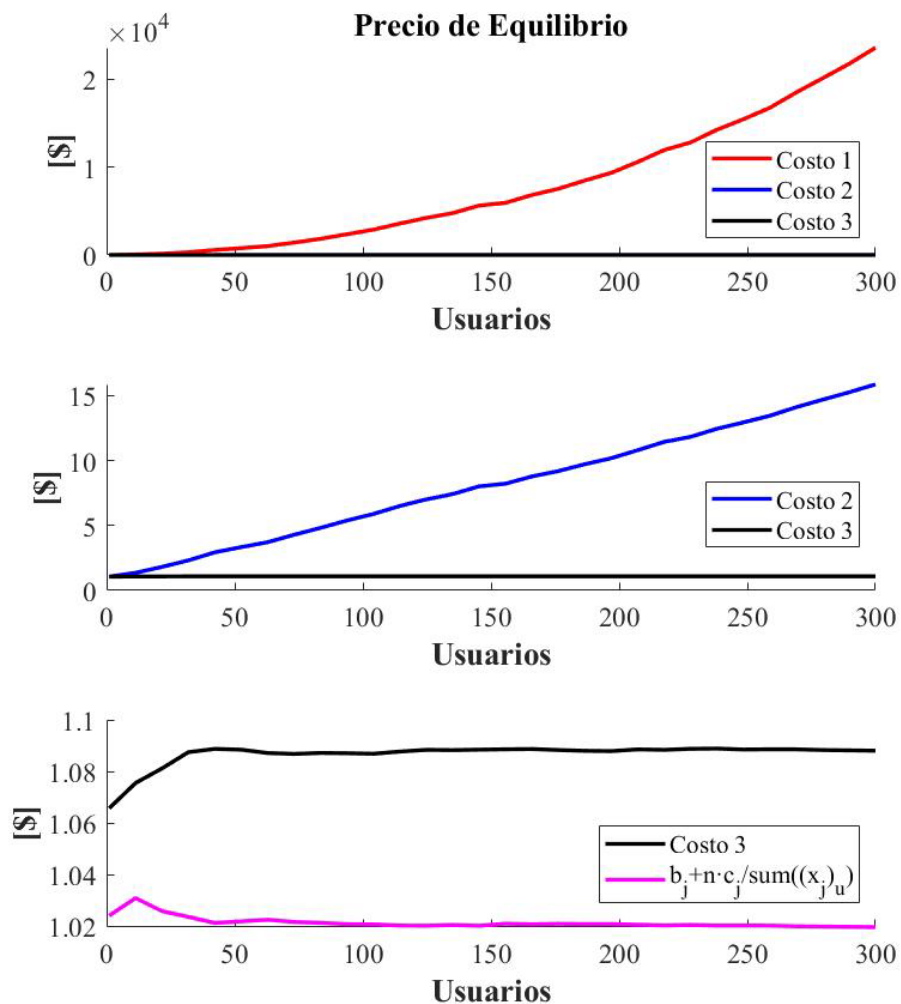


Figura 19 Variación del precio de equilibrio por cantidad de usuarios. (a) Comparación de los tres costos. (b) Comparación de costo 2 y 3. (c) Costo propuesto.

De (38) se deduce que si  $m\rho$  es grande el término correspondiente a  $c_j$  puede ser despreciado en la función del precio de equilibrio. Además, si  $a_j$  y  $c_j$  son cero, entonces el precio



es igual a  $b_j$ , que representa al primer enfoque de costo de suministro, donde solo se considera el precio de la energía en el mercado spot,  $\mathbf{b} = \mathbf{\Pi}_s$ . Entonces, cuando  $a_j$  y  $c_j$  son cero, el exceso de demanda no influye directamente en el costo de suministro ni en el precio de equilibrio. Como conclusión, no es recomendable considerar solo el precio del mercado spot, como fue utilizado en varios artículos, ya que la respuesta de los usuarios 1, 2, ...  $m-1$  no influye directamente en el precio que el usuario  $m$  debe pagar por su energía consumida.

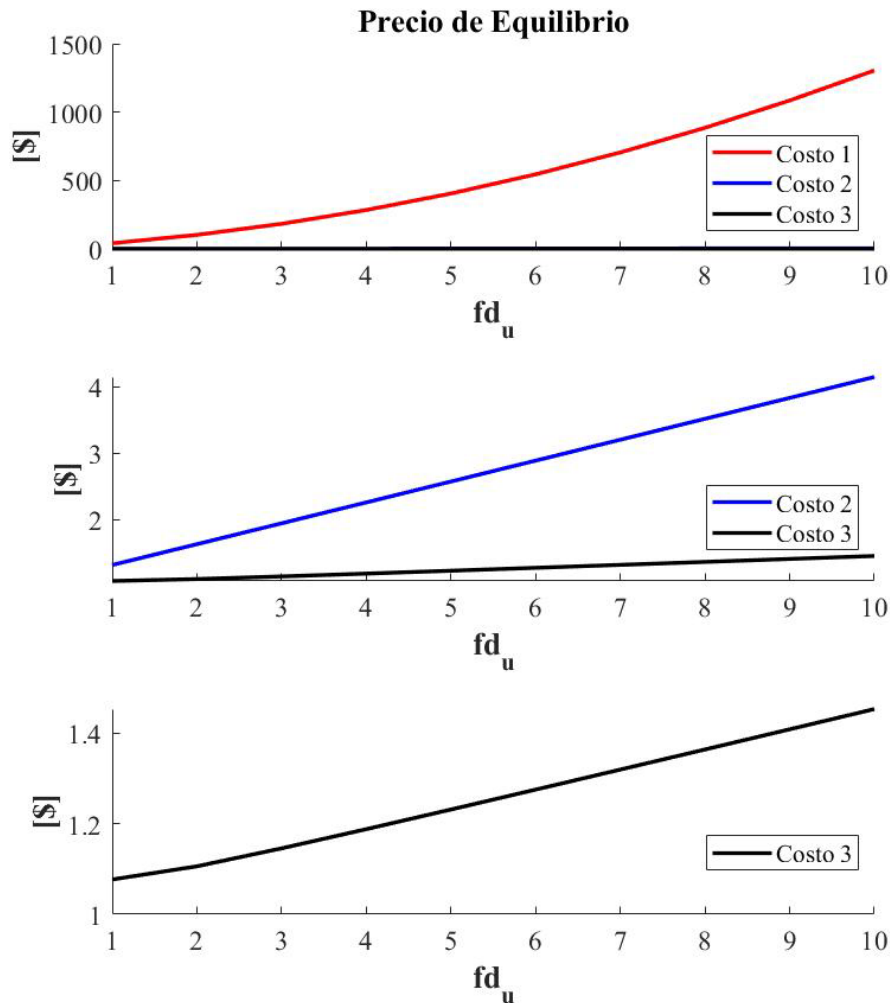


Figura 20 Variación del precio de equilibrio por factor de demanda por usuario. (a) Comparación de los tres costos. (b) Comparación de costo 2 y 3. (c) Costo propuesto.

Finalmente, (40) muestra el precio de equilibrio para el costo 3  $(Pe_j)_3$ .

$$0 = (Pe_j)_3 \sum_{u=1}^m (x_j)_u - a_j \sum_{u=1}^m (x_j)_u^2 + b_j \sum_{u=1}^m (x_j)_u + \sum_{u=1}^m (c_j)_u \quad (39)$$

$$(Pe_j)_3 = a_j \frac{\sum_{u=1}^m (x_j)_u^2}{\sum_{u=1}^m (x_j)_u} + b_j + \frac{\sum_{u=1}^m (c_j)_u}{\sum_{u=1}^m (x_j)_u} \quad (40)$$

Esta ecuación, aunque tiene similitudes con (38), se diferencia en el primer término y tercer término, lo cual provoca un comportamiento similar cuando se mantienen constantes los usuarios y aumenta la demanda y diferente cuando aumenta la cantidad de usuarios. Esto se observa en las figuras 19-c y 20-c. Además, la figura 19-c gráfica el costo propuesto y un costo especial cuando  $a_j = 0$ , este costo especial permite ver la influencia de cada parámetro en el costo de suministro.

**Teorema 3.** Dada una cantidad  $m$  de usuarios donde los  $m$  usuarios consumen cada uno una demanda  $\rho$  en el periodo considerado y estando el precio de equilibrio establecido por (40), entonces el precio crecerá lineal y únicamente con la demanda.

**Demostración.** Desarrollando (40) con las consideraciones del teorema 3 se obtiene (41) que demuestra la proposición.

$$(Pe_j)_3 = a_j \rho + b_j + \frac{c_j}{\rho} \quad (41)$$

Las demostraciones de los teoremas 2 y 3 permiten comparar el comportamiento del precio de equilibrio para los costos 2 y 3. Para el costo 3 se observa que si  $\rho$  es muy grande, el tercer término se puede despreciar y que cuando la demanda es pequeña el  $c_j$  presenta una gran influencia en el precio de equilibrio. A diferencia del costo 2, el número de usuarios no ejerce ninguna influencia sobre el precio de equilibrio. Por estos motivos, el costo 3 puede ser escalado fácilmente y para una terna fija de parámetros  $a_j$ ,  $b_j$  y  $c_j$ , el precio de equilibrio se mantiene constante cuando aumentan los usuarios y crece si aumenta la demanda. Notar que solo es el precio de equilibrio lo que se mantiene constante al aumentar el número de usuarios, el costo de suministro siempre se incrementa y el teorema 4 permite verlo en forma analítica. Finalmente, la figura 19-c permite visualizar gráficamente el enfoque 1 que se da en el costo especial, cuando  $a_j = 0$ , donde únicamente queda el costo de la energía en el mercado spot y el costo de distribución por cantidad de usuarios  $Pe_j = (b_j + \frac{c_j}{\rho})$ . Se observa en el costo especial que, para una demanda muy alta, el aporte del costo de distribución al precio de equilibrio puede despreciarse y es el precio de la energía en el mercado spot el único elemento que lo afecta.

**Teorema 4.** Dada una cantidad  $m$  de usuarios donde los  $m$  usuarios consumen cada uno una demanda  $\rho$  en el periodo considerado y estando el costo de suministro establecido por (28), entonces este crece linealmente con la cantidad de usuarios y cuadráticamente con la demanda.

**Demostración.** Reemplazando  $m$  y  $\rho$  en (28) se obtiene (42), lo que demuestra la proposición.

$$(C_s)_j = a_j(m\rho^2) + b_j(m\rho) + m \cdot c_j \quad (42)$$

Para graficar las figuras 19 y 20 se asignó una demanda eléctrica a cada usuario de forma aleatoria comprendida entre  $[0,10]$ . La figura 19 muestra la función  $Pe_j(m)$  para cada costo. En la figura 20 se multiplica la demanda de cada usuario por un factor  $fd_u$  para incrementar de 1 a 10 veces la demanda de cada usuario. Notar que la escala del eje  $y$  varía en cada costo, por ejemplo, en la figura 10 los precios de equilibrio del costo 2 y 3 tienen un comportamiento lineal, sin embargo, el costo de suministro 2 tiene un incremento mayor al 300 %, mientras que en el costo 3 presenta un incremento cercano al 40 % cuando la demanda aumenta 10 veces.

Para finalizar el análisis matemático de los costos de suministros, se demuestra por medio del teorema 5 la influencia de los  $m-1$  usuarios sobre el usuario  $m$  que representa una ventaja al considerar este tipo de costo frente al del mercado spot, al afectar al precio que debe pagar un usuario cuando consume en el horario pico.

**Teorema 5.** Influencia de la demanda de los  $m-1$  usuarios sobre el usuario  $m$

Dada una cantidad  $m$  de usuarios donde el usuario  $m$  consume una demanda valle  $v$  en el periodo considerado, mientras que el resto de los  $m-1$  usuarios consumen una demanda de pico  $P$  y estando el precio de equilibrio establecido por (40), entonces el precio que paga el usuario  $m$  por su demanda depende solo de la demanda de los  $m-1$  usuarios si  $v \ll P$  en el intervalo  $j$ .

**Demostración.** Desarrollando (40) con las consideraciones del teorema se obtiene (44). Como  $p \gg v$  se toma el límite de  $(Pe_j)_3$  cuando  $v \rightarrow 0$  en (45). Finalmente, se obtiene (46) que demuestra el teorema.

$$(Pe_j)_3 = a_j \frac{\sum_{u=1}^{m-1} (x_j)_u^2 + (x_j)_m^2}{\sum_{u=1}^{m-1} (x_j)_u + (x_j)_m} + b_j + \frac{\sum_{u=1}^m (c_j)_u}{\sum_{u=1}^{m-1} (x_j)_u + (x_j)_m} \quad (43)$$

$$(Pe_j)_3 = a_j \frac{(m-1)P^2+v^2}{(m-1)P+v} + b_j + \frac{mc_j}{(m-1)P+v} \quad (44)$$

$$\lim_{v \rightarrow 0} (Pe_j)_3 = a_j \frac{(m-1)P^2}{(m-1)P} + b_j + \frac{mc_j}{(m-1)P} \quad (45)$$

$$\lim_{v \rightarrow 0} (Pe_j)_3 = a_j P + b_j + \frac{mc_j}{(m-1)P} \quad (46)$$

Además, si el número de usuarios es muy grande que es muy probable, como el caso propuesto del capítulo 6 que se consideran 300 usuarios, entonces  $\frac{m}{m-1} \cong 1$  y se obtiene (47)

$$\lim_{v \rightarrow 0} (Pe_j)_3 = a_j P + b_j + \frac{c_j}{P} \quad (47)$$

En (47) se observa que el precio de equilibrio depende solamente de la demanda pico de los  $(m-1)$  usuarios, lo que significa que el precio que paga el usuario  $m$  por su energía consumida es afectado enteramente por el consumo del resto de los usuarios. Esta influencia incentiva a que los usuarios optimicen su demanda desplazando sus electrodomésticos a momentos de menor demanda debido a que, si consumen en el horario pico, el precio de la energía será alto.

### 5.3.2. Resultados

En esta sección se observan los resultados obtenidos al comparar los costos de suministro por medio de simulaciones utilizando una optimización multinivel entre la distribuidora y los usuarios. El modelo de los 5 usuarios se obtuvo de la sección 4.2 y se aplicó una función de asignación de usuarios aleatorios para obtener los  $m$  usuarios. Del lado de los usuarios, el GA solo puede modificar la hora de encendido de las tres cargas desplazables. Los rangos de uso de las cargas desplazables son restricciones a las variables y como el GA modifica la hora de encendido de las cargas desplazables, estas restricciones fijan los límites que pueden tomar. Para simplicidad, todos los usuarios tuvieron las mismas restricciones. Se planteó una situación sin optimización, donde el número de usuarios varía de 10 a 30.

En tabla 7 se observan los parámetros **a**, **b** y **c** usados para cada costo. El parámetro **a** de las tres funciones de costo de suministro fue modificado para que las tres simulaciones tuviesen el mismo costo de suministro en la situación sin optimizar de 10 usuarios. Mientras que los parámetros **b** y **c** se mantuvieron constantes para todos los costos. La decisión de

modificar únicamente este parámetro tuvo dos motivos: por un lado, este es el que más afecta al costo de suministro cuando aumenta la demanda y la cantidad de usuarios; por otro lado, el parámetro **b** puede considerarse como el precio en el mercado spot y **c** como un costo fijo de la red.

En la tabla 8 se observan los resultados económicos obtenidos de la situación sin optimizar para los 3 costos de suministro propuestos y con la aplicación de una tarifa plana por parte de la distribuidora, donde  $p_j=3.5 \text{ ¢}$  para cada intervalo con  $j=1, \dots, 96$ . El valor establecido de los tres parámetros y la tarifa plana permitió que la distribuidora, en el escenario de 10 usuarios de cada costo de suministro, obtenga una ganancia de 20 %.

**Tabla 7 Valores de los Parámetros según el horario y la función de costo**

Parámetro	Hora	Costo 1	Costo 2	Costo 3
<b>a</b>	10 - 24	0,1533	0,8724	6,8
	24 - 10	0,0766	0,4362	3,4
<b>b</b>	23 - 5	0,3	0,3	0,3
	5 - 18	0,45	0,45	0,45
	18 - 23	0,65	0,65	0,65
<b>c</b>	23 - 5	0,04	0,04	0,04
	5 - 18	0,06	0,06	0,06
	18 - 23	0,08	0,08	0,08

**Tabla 8 Resultados Económicos Obtenidos para la Situación Sin Optimización**

Costo	Usuarios	Ingreso [¢]	Costo [¢]	Ganancia [¢]
<b>Costo 1</b>	10	556.95	462.54	94.41
	20	1118.31	2709.68	-1591.37
	30	1641.06	7229.79	-5588.73
<b>Costo 2</b>	10	556.95	462.55	94.40
	20	1118.31	1669.26	-550.95
	30	1641.06	3402.73	-1761.67
<b>Costo 3</b>	10	556.95	462.56	94.39
	20	1118.31	925.78	192.53
	30	1641.06	1350.03	291.03

Para observar la escalabilidad de las funciones de costo, se establecieron tres situaciones sin optimización donde se varía el número de usuarios y estas se replican para cada costo. Para 10 usuarios, todas presentaron un costo de suministro de 462.5 ¢. Se observa la no escalabilidad e inviabilidad de los costos 1 y 2 porque al aumentar el número de usuarios el costo de suministro aumenta y la ganancia se vuelve negativa. Por ello, para cada situación se debe determinar una terna **a**, **b** y **c** nueva. Para mostrar lo arduo que resulta esto, se toma de ejemplo el Gran Córdoba, donde hay alrededor de 500000 viviendas (Ciudad de Córdoba, 2019) y suponiendo un grado de electrificación medio de 5 kVA (AEA, 2006), un factor de simultaneidad de 0.4 y transformadores de 315 kVA, se obtienen más de 3000 subestaciones transformadoras. Como las subestaciones no tienen un número igual de usuarios, se necesita calcular estas ternas para cada subestación, entonces se deben hacer más de 3000 cálculos. En cambio, el costo 3 es fácilmente escalable, ya que aumenta de forma razonable el costo de suministro a medida que aumentan los usuarios y se obtienen ganancias positivas alrededor del 20 %. Se concluye que para el costo 3 no es necesario calcular los parámetros **a**, **b** y **c** cuando varía el número de usuarios.

A pesar de que ya se demuestra en la situación sin optimizar la no escalabilidad del costo 2 se decidió continuar con la comparación y efectuar la optimización para el costo 2 y para el costo propuesto. En esta optimización multinivel se utilizó el objetivo económico de la distribuidora, que es maximizar su ganancia mientras los usuarios disminuyen su tarifa eléctrica. Las restricciones que se emplearon son que la ganancia debe ser siempre positiva y que el ingreso no puede superar al de la situación sin optimizar. El precio puede variar entre [1; 5] y se usó la misma terna **a**, **b** y **c** de la situación sin optimizar. No se muestran los resultados del costo 2 dado que solo convergió para 10 usuarios. Para 20 y 30 usuarios, las simulaciones no convergieron porque, en el espacio de búsqueda ( $1 \leq p_j \leq 5$ ), el costo de suministro siempre fue mayor al ingreso y no encontró ningún vector de precios que satisfaga la condición de que la ganancia debe ser positiva.

En la tabla 9 se observan los resultados obtenidos por la distribuidora para el costo 3. El ingreso se mantuvo similar a la situación sin optimización acorde a la restricción de ingreso, pero disminuyó el costo de suministro debido al desplazamiento de la demanda de los usuarios. Finalmente, tanto para 10, 20 y 30 usuarios, ante las estrategias de precios optimizadas, la ganancia aumentó en comparación con la situación sin optimización y para los tres casos fueron

mayores al 35 %. Para escalar el problema no fue necesario modificar los parámetros **a**, **b** y **c** de la función de costo de suministro, lo que facilitó su uso.

Los parámetros **a**, **b** y **c** pueden ser establecidos por la distribuidora considerando el precio de la energía en el mercado spot, las pérdidas de energía en la red y las necesidades de inversión y mantenimiento. De esta manera se obtiene una función de costo de suministro representativa del costo real y que puede ser aplicada en un entorno real.

**Tabla 9 Resultados Económicos Obtenidos luego de la Optimización considerando el Costo 3**

<b>Usuarios</b>	<b>Ingreso</b> [¢]	<b>Costo</b> [¢]	<b>Ganancia</b> [¢]
10	556.95	406.48	150.47
20	1118.31	809,75	308.56
30	1641.06	1180.81	460.25

### 5.3.3. Conclusiones sobre el costo de suministro propuesto

Se analizaron los costos de suministro propuestos en la literatura y se demostró que no son escalables y que requieren el cálculo de las ternas **a**, **b** y **c** para cada grupo de usuarios considerados, lo que implica una desventaja. Por esta razón, se formuló el nuevo costo de suministro y se demostró que es fácilmente escalable. Además, sus parámetros pueden ser establecidos para reflejar el costo de suministro real de la distribuidora, considerando la sostenibilidad de la red y la optimización de los recursos que permitan disminuir la necesidad de generación y la congestión de la red.

Al nuevo costo de suministro se lo aplicó a un problema de optimización con 10, 20 y 30 usuarios, donde en las tres simulaciones se cumplió el objetivo de la distribuidora (aumentar su ganancia) y el costo de suministro aumentó de forma razonable.

En la optimización, el costo 2 no convergió debido a que el costo de suministro aumentó más que el ingreso, provocando una ganancia negativa, lo que implica una pérdida económica para la distribuidora. Esto no se debe a que realmente la distribuidora tendrá una pérdida económica, sino a que se consideró una función de costo que no es escalable y, por lo tanto, sus parámetros deben ser recalculados cuando aumenta el número de usuarios.

El costo de suministro propuesto fue incorporado a la optimización multinivel para comparar el criterio técnico con el económico de la distribuidora. Los resultados de esta comparación son mostrados en el próximo capítulo.

## 5.5 Resumen y conclusiones

Se presentaron dos funciones objetivos para la distribuidora, una nueva que sigue un criterio técnico y la otra existente basada en un criterio económico. Se plantearon dos restricciones diferentes que son de precio e ingreso y se propusieron seis escenarios que permitió una comparación justa de ambos criterios al mantener los mismos condicionamientos. Luego, se demostró la convergencia de la optimización multinivel propuesta. Además, se propuso y analizó una función de costo de suministro y se la comparó de forma analítica y aplicada a una optimización con las encontradas en la literatura. Se demostró que las funciones de costo cuadráticas propuestas en la literatura no son escalables y de difícil aplicación en un entorno real por la complejidad del cálculo de sus ternas, y se demostró que cuando se considera solo el precio del mercado spot como costo de suministro no hay un incentivo suficiente para que los usuarios ingresen en este tipo de programas. Luego, se expuso que la función propuesta es fácilmente escalable y que el precio del punto de equilibrio no se ve influido por el número de usuarios, pero si está fuertemente influido por el aumento de la demanda. Además, se muestra la influencia del precio en un usuario debido a los demás, que es un incentivo para que gestionen sus demandas.



## **6. Interacción Usuario – Distribuidora**

### **6.1 Introducción**

Los capítulos 4 y 5 establecieron los modelos de los usuarios pertenecientes al nivel inferior y de la distribuidora perteneciente al nivel superior, que permitieron desarrollar la optimización multinivel. Sin embargo, aún no se mencionó como se produce esta interacción y tampoco sus resultados. En la sección 6.2 se presenta el protocolo de comunicación propuesto y la extensión de sus funcionalidades que permite aplicar el problema en un entorno real al establecer el diálogo necesario entre los usuarios y la distribuidora. Este protocolo le permite al usuario enviar la solicitud de inclusión al programa de gestión de demanda a la distribuidora y recibir de la distribuidora los esquemas de precios. Además, los usuarios responden con sus perfiles de demanda y esperan que la distribuidora les informe el nuevo esquema de precio o la finalización del evento de optimización. En la sección 6.3 se explican las consideraciones necesarias para implementar la optimización, las consideraciones adoptadas y el esquema simplificado de los algoritmos utilizados. Además, en los anexos 2 y 3 están los pseudocódigos de los algoritmos empleados, desarrollados con más detalle, para complementar al esquema simplificado de la sección 6.3. Con esta base teórica y las consideraciones establecidas, la sección 6.3 muestra y analiza los resultados obtenidos de las simulaciones de optimización multinivel establecidas para 10, 20 y 30 usuarios al aplicar ambos criterios y la comparación con un escenario base sin optimización. Como el criterio técnico tuvo un mejor desempeño que el económico, en la sección 6.5 se efectuó una simulación con 300 usuarios que muestra los beneficios de aplicarlo en una red de baja tensión. Finalmente, las conclusiones del capítulo se presentan en la sección 6.6.

### **6.2 Comunicación**

Como se mencionó en el apartado 2.2.1 una de las razones fundamentales para seleccionar el ANSI C12.22 (IEEE, 2012a) radicó en la jerarquía Cliente-Servidor que establece esta norma, mientras que en DLMS/COSEM (DLMS, 2009; IEC, 2014) el concentrador de datos de la empresa distribuidora opera como cliente, el medidor inteligente o el dispositivo inteligente hogareño (Energy Management Controller, EMC) opera como servidor. La estructura planteada por ANSI es exactamente la inversa y es esta funcionalidad la que otorga ventajas a la hora de plantear un esquema de optimización multinivel con interacción distribuidor-usuario como el representado en la figura 21. En esta estructura son los usuarios

los que se comunican con la distribuidora y no al revés, esto último implicaría tratar con todos los usuarios, aún con aquellos que deciden no participar en el esquema de optimización cargando al sistema con tiempos de comunicación innecesarios. La figura 21 es similar a la 15, con la diferencia que aquí se muestra el punto de vista de la comunicación y por ello se representa con computadoras, al SGCR de los usuarios y al procesador de la distribuidora. Además, se agrega el internet como el medio por el cual se produce la comunicación.

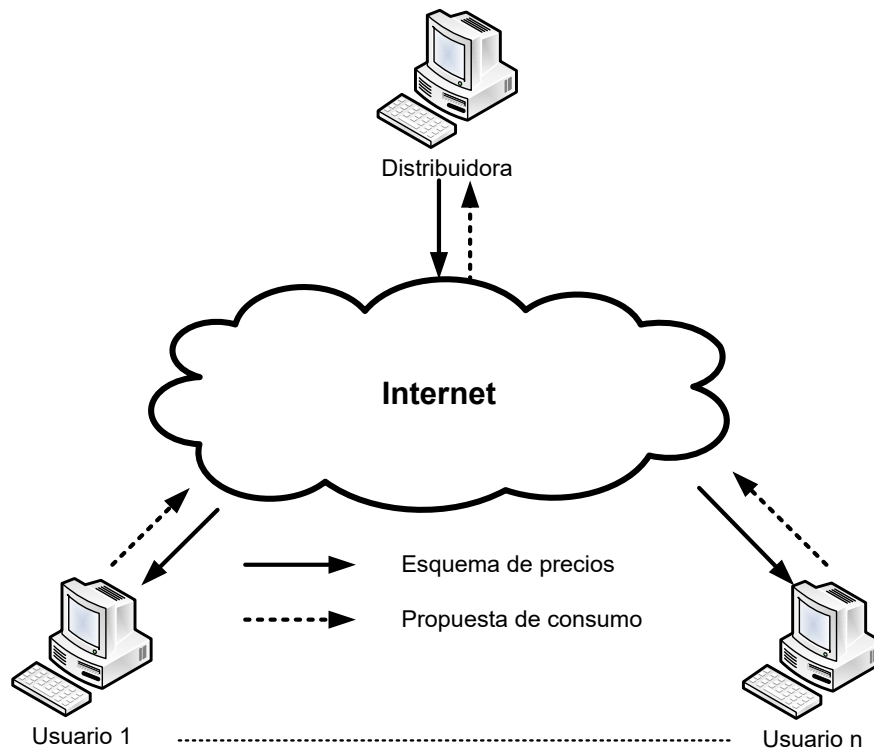


Figura 21 Comunicación Internet Distribuidor – Usuario.

### 6.2.1. Protocolo UDP

ANSI C12.22 es un protocolo de mensajería a nivel de aplicación, puede ser transportado a través de cualquier red de transporte subyacente, define los requisitos que rigen la transmisión de mensajes a través de los transportes TCP y UDP en redes IP. Las capas OSI de sesión, presentación y aplicación de ANSI C12.22 están colapsadas en la capa de aplicación, coincidiendo así con el Stack TCP/IP, figura 22.

En particular, se aprecia en la figura 23 que en las capas 5 a 7 (TCP/IP Application) se instrumenta la norma, C12.19 Tablas y C12.22 EPSEM (Extended Protocol Specification for Electronic Metering) y ACSE (Association Control Service Element).

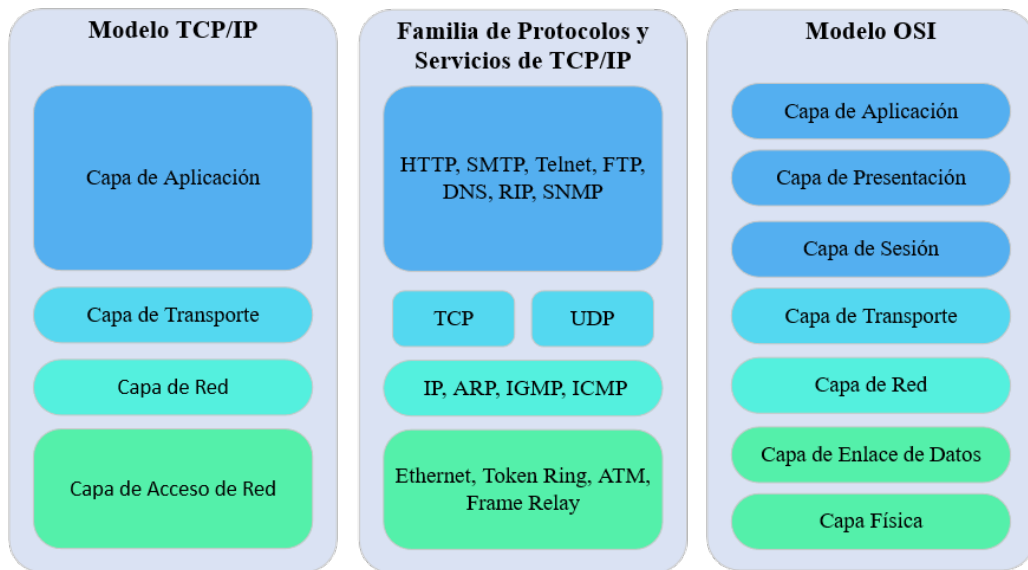
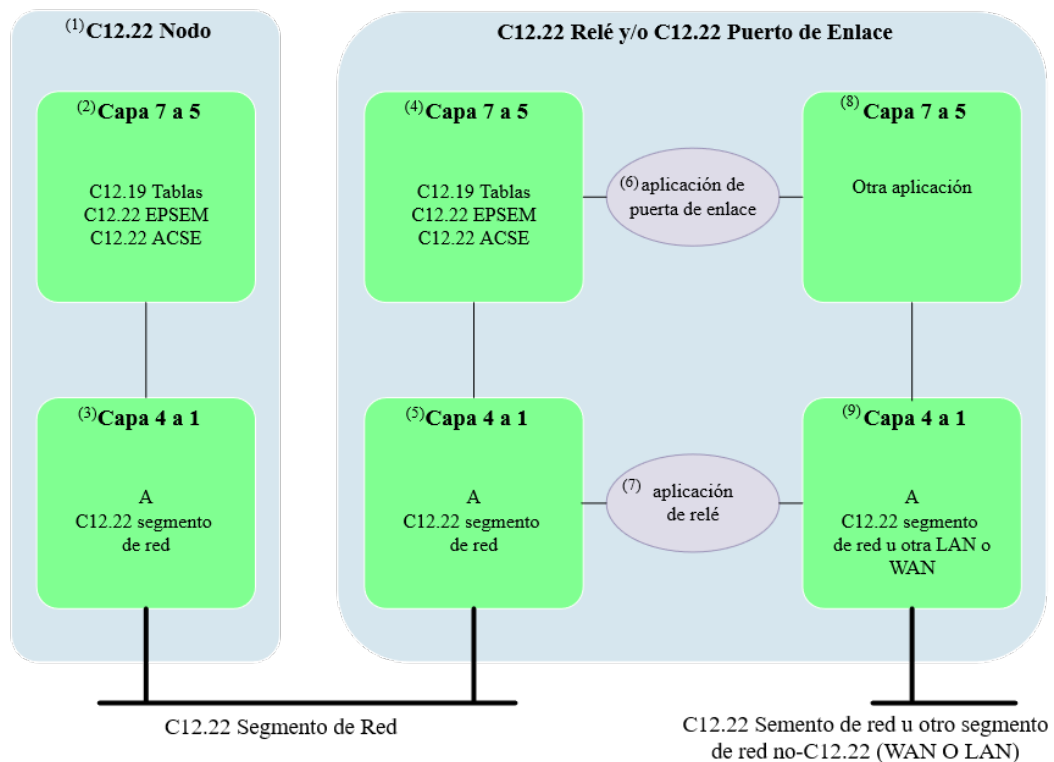


Figura 22 Comparación modelos TCP/IP, OSI y protocolos existentes.



Anotaciones:

- 1) C12.22 Nodo conectado al segmento de red C12.22
- 2) C12.22 Aplicación de Comunicación que usa tablas estructuradas por la estándar C12.19 y la encapsulación EPSEM/ACSE
- 3) Capas 4 a 1 que interconectan una aplicación C12.22 con una infraestructura de red nativa no especificada
- 4) C12.22 aplicación de un puerto de enlace C12.22
- 5) Capas 4 a 1 de un relé C12.22
- 6) Puerto de enlace C12.22 que efectúa la conversión y desde una aplicación en C12.22 a otra aplicación
- 7) Relé C12.22 efectuando la conversión de las capas 4 a 1
- 8) Otra aplicación de un puerto de comunicación C12.22
- 9) El lado de la interconexión con (otra) red remota de un puerto de enlace C12.22 y/o Relé C12.22

Figura 23 Esquema de red y componentes C12.22 (IEEE, 2012a).

El PSEM extendido (EPSEM) presenta las estructuras de paquetes y servicios extendidos que permiten el transporte de múltiples solicitudes y respuestas al mismo tiempo para su uso por dispositivos de medición de gas, agua, electricidad y módulos electrónicos relacionados. Se proveen también disposiciones para el control de respuesta y la identificación de clase de dispositivo C12.19. Los mensajes EPSEM están encapsulados dentro de las PDU (Protocol Data Units) ACSE. El resto de las capas quedan soportadas por TCP/IP.

El servicio de control de asociación de aplicaciones ACSE presenta el protocolo sin conexión para el elemento de servicio de control de asociación. El ACSE sin conexión define el proceso de encapsulación de datagramas utilizado en este estándar. En la figura 24 se aprecia un paquete EPSEM (<epsem-control> encapsulado dentro de uno ACSE (<acse-pdu>), en este caso la capa EPSEM solicita la lectura de una tabla. La aplicación ACSE es la encargada de asociar el origen de la solicitud con el destinatario de esta. El paquete se encuentra codificado en hexadecimal según la Norma BER (ISO/IEC, 2002) y en forma simbólica utilizando la notación BNF.

```

60 2E          <acse-pdu>
A2 05          <called-AP-title-element>
80 03 17 A1 21 <called-AP-title>=.23.4257
A6 05          <calling-AP-title-element>
80 03 17 A3 54 <calling-AP-title>=.23.4567
A7 03          <calling-AE-qualifier-element>
02 01 04      NOTIFICATION = "true"
A8 03          <calling-AP-invocation-id-element>
02 01 03      <calling-AP-invocation-id>=3
BE 14          <user-information-element>
28 12          <user-information-external>
81 10          <user-information-octet-string>
90            <epsem-control>
14 00 00 00   <ed-class>=.20.0.0.0
0A            <service-length>
40            <full-write>
00 03         <tableid>=Std Table 3
00 04         <count>=4 bytes
00 08 00 00   ANSI C12.19 <data>
F8            <cksum>

```

Figura 24 Paquetes de datos capa de aplicación EPSEM + ACSE (IEEE, 2012a).

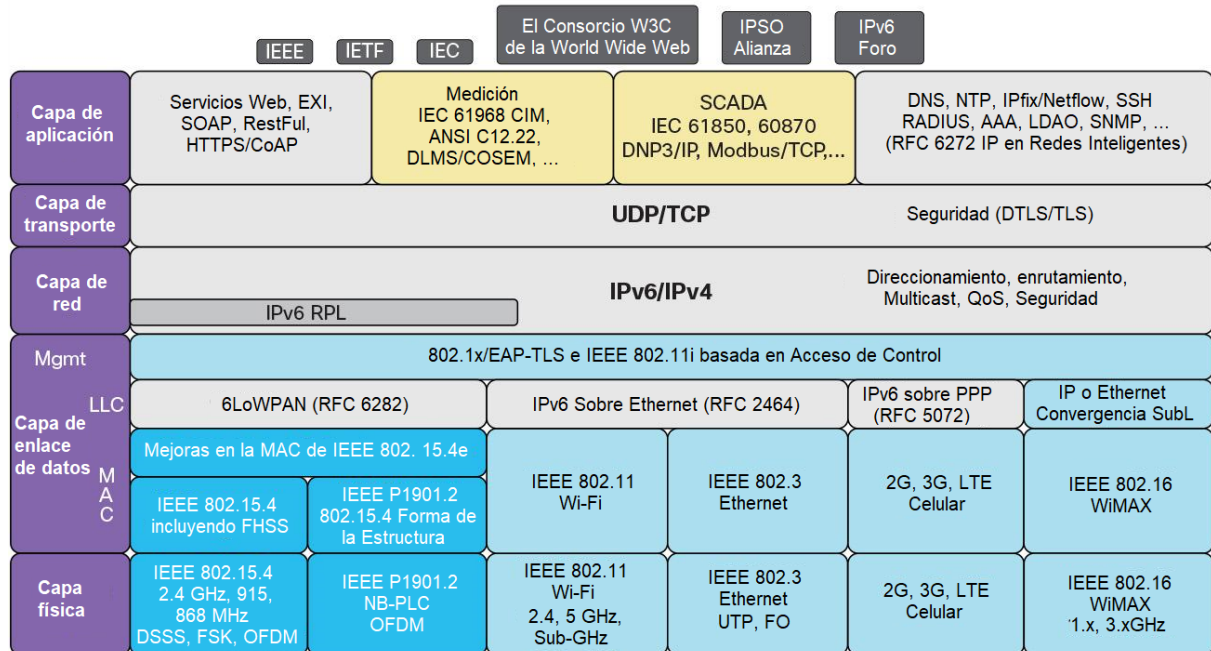
En la figura 25 se aprecian distintos protocolos industriales, entre los que se encuentran C12.19 y C12.22, los mismos están instrumentados a nivel de aplicación y sustentados en las Capas TCP/IP. Claramente, se puede apreciar que en lo referente a Red y Transporte están

basados en Internet, esto da sustento a la topología propuesta para el modelo de simulación a escala real que se presenta en la figura 26 y al gráfico observado en figura 21.

Hay dos grandes protocolos para comunicar equipos utilizando Internet: TCP (Transmission Control Protocol) y UDP (User Datagram Procol). En UDP el Cliente no establece una conexión con el Server tal como lo hace en TCP, solamente envía paquetes de datos. Similarmente, el Server no necesita aceptar una conexión y solo se encuentra a la espera de que llegue un paquete de datos. El paquete de datos que llega al Server contiene la dirección de origen que le permite al Server responder al Cliente correcto.

Para el caso del Cliente, el ANSI C12.22 contempla el Active-OPEN UDP, figura 25, es un estado utilizado por un nodo IP C12.22 local para esperar y recibir mensajes C12.22 entrantes que solicitó de un nodo IP C12.22 externo que usa UDP. El nodo IP local puede salir del estado Active-OPEN UDP cuando haya recibido todos los mensajes esperados o se ha agotado el tiempo de espera. El nodo IP local recibe todos los mensajes de respuesta solicitados desde el nodo IP externo que llega al número de puerto local que coincide con el número de puerto de origen utilizado para solicitar los mensajes C12.22 del nodo IP externo C12.22.

**Modelo de Referencia Estándar Abierto**



Normas abiertas - A todos los niveles para ayudar a garantizar la interoperabilidad y reducir el riesgo tecnológico para las empresas de servicios públicos.  
 Garantía a futuro - Servicios comunes de la capa de aplicación a través de varias tecnologías de comunicación alámbricas e inalámbricas.

Figura 25 Modelo de referencia estándar abierto.

También se observa en la figura 26 que el ANSI C12.22 contempla para el Server el Passive-OPEN UDP que es un estado utilizado por un nodo IP local C12.22 para esperar y recibir mensajes C12.22 entrantes de cualquier nodo externo C12.22 usando UDP. En el estado Passive-OPEN UDP, el nodo IP C12.22 local acepta todos los mensajes C12.22 que llegan al número de puerto local que fue registrado por el nodo local IP C12.22.

La Autoridad de Números Asignados de Internet (IANA, Internet Assigned Numbers Authority) ha asignado el puerto 1153 para Mensajes IP UDP y TCP C12.22. De forma predeterminada, los nodos IP C12.22 deberán enviar todas las solicitudes C12.22 y mensajes de inicio de asociación con número de puerto de destino 1153. Para garantizar la interoperabilidad entre los nodos IP C12.22, todos los relés IP C12.22 deben monitorear y aceptar mensajes UDP y TCP destinados al puerto 1153. Cualquier firewall de IP o listas de control de acceso (ACL) deben configurarse para reenviar tráfico UDP y TCP destinado al puerto 1153 y otros puertos asignados y registrado por el administrador de la red, con el fin de mantener la continuidad del segmento de red IP C12.22.

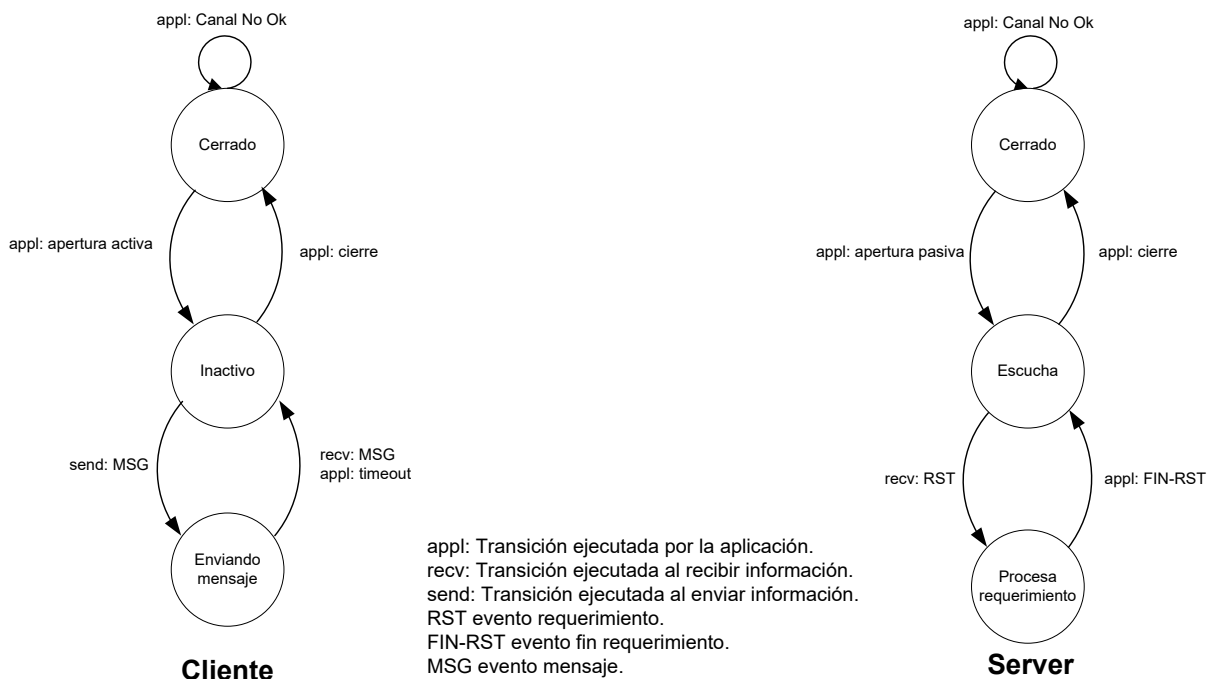


Figura 26 Diagrama de estados Cliente - Servidor.

Debido a que el protocolo UDP no utiliza mecanismo de reconocimiento y reenvío, puede ser necesario implementar estos en algún momento y bajo ciertas circunstancias puede ser necesario recurrir a TCP como protocolo de base, como se mencionó anteriormente ambos

protocolos son soportados por C12.22. Por el momento y a los fines del modelo a escala, se utilizó UDP en su forma más simple.

### 6.2.2. Servicios provistos y diagramas de estado

Como se mencionó anteriormente, la capa de Aplicación es la que soporta el conjunto de servicios y datos para un Nodo C12.22, los mismos se utilizan para configurar, programar e intercambiar información en un entorno de red. El estándar define 13 servicios básicos (EPSEM services) que pueden ser observados en figura 27 y cada uno de ellos consiste en un requerimiento y una respuesta. Los servicios que se incluyeron en la presente tesis y mostrados en la figura 28 son a los fines de extender la funcionalidad de la norma y posibilitar la simulación a escala real de la interacción distribuidora-usuario con el objeto de optimizar la demanda de la red y de los usuarios. En esta primera etapa no fue objetivo de la tesis cumplir con la especificación a los fines de homologar el software desarrollado.

```

<request> ::= <ident> | { * Identification Service request }
             <read> | { Read Service request }
             <write> | { Write Service request }
             <logon> | { * Logon Service request }
             <security> | { Security Service request }
             <logout> | { * Logout Service request }
             <terminate> | { * Terminate Service request }
             <disconnect> | { * Disconnect Service request }
             <wait> | { * Wait Service request }
             <register> | { ** Registration Service request }
             <deregister> | { ** Deregistration Service }
             <resolve> | { ** Resolve Service request }
             <trace> | { ** Trace Service request }

<response> ::= <ident-r> | { * Identification Service response }
              <read-r> | { Read Service response }
              <write-r> | { Write Service response }
              <logon-r> | { * Logon Service response }
              <security-r> | { Security Service response }
              <logout-r> | { * Logout Service response }
              <terminate-r> | { * Terminate Service response }
              <disconnect-r> | { * Disconnect Service response }
              <wait-r> | { * Wait Service response }
              <register-r> | { ** Registration Service response }
              <deregister-r> | { ** Deregistration Service response }
              <resolve-r> | { ** Resolve Service response }
              <trace-r> | { ** Trace Service response }
    
```

Nota 1 - \* Definición o contenido revisado de ANSI C12.18 y/o ANSI C12.21

Nota 2 - \*\* Nuevo en ANSI C12.22

Nota 3 - Los servicios de gestión de red como los servicios <register>, <deregister>, <resolve> y <trace> pueden transmitirse autenticados, pero no cifrados.

Figura 27 Servicios de la capa de aplicación EPSEM C12.22 existentes (IEEE, 2012a).

<p>&lt;request&gt;</p>	<p>::= &lt;registerGD&gt;                  ::= &lt;unregisterGD&gt;                  ::= &lt;gettariff&gt;                  ::= &lt;setload&gt;</p>	<p> </p> <p>{** Incluir en la Gestión de la Demanda}                  {** Excluir de la Gestión de la Demanda}                  {** Proveer tarifa}                  {** Fijar demanda}</p>
<p>&lt;response&gt;</p>	<p>::= &lt;registerGD-r&gt;                  ::= &lt;unregisterGD-r&gt;                  ::= &lt;gettariff-r&gt;                  ::= &lt;setload-r&gt;</p>	<p> </p> <p>{** Respuesta a registerGD}                  {** Respuesta a unregisterGD}                  {** Respuesta proveer tarifa}                  {** Respuesta fijar demanda}</p>

Figura 28 Servicios propuestos para ampliar EPSEM.

De los servicios propuestos <gettariff> y <setload> constituyen el nudo de la interacción distribuidora-usuario, la respuesta para <setload> puede ser un nuevo esquema tarifario, si la distribuidora no logra su objetivo de optimización, o una aceptación de la demanda propuesta si es el caso contrario.

En la figura 29 se presentan los diagramas de estados de la distribuidora y del usuario para el intercambio de tarifa y demanda y en la figura 30, se encuentra el diagrama de flujo para el código Matlab que permite ensayar el envío y recepción de mensajes entre el Cliente (usuario) y el Servidor (distribuidora) a través de Internet utilizando el protocolo UDP, en el Anexo 4 se encuentra el código desarrollado del protocolo de comunicación.

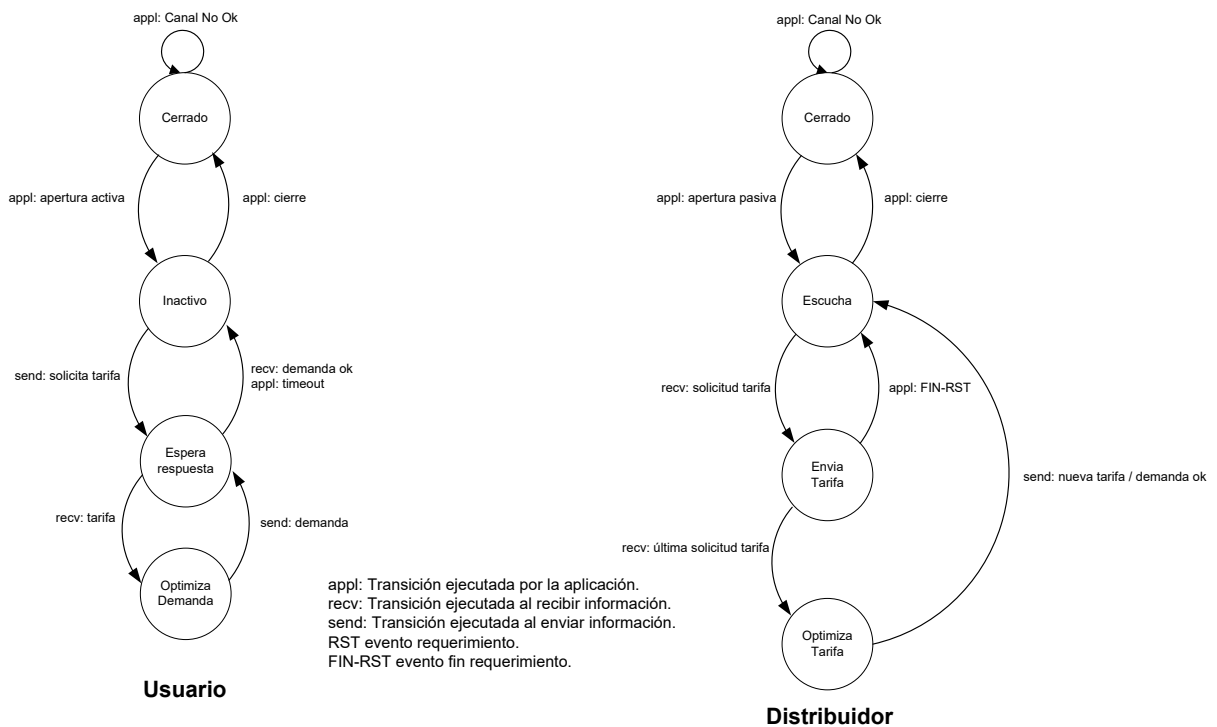
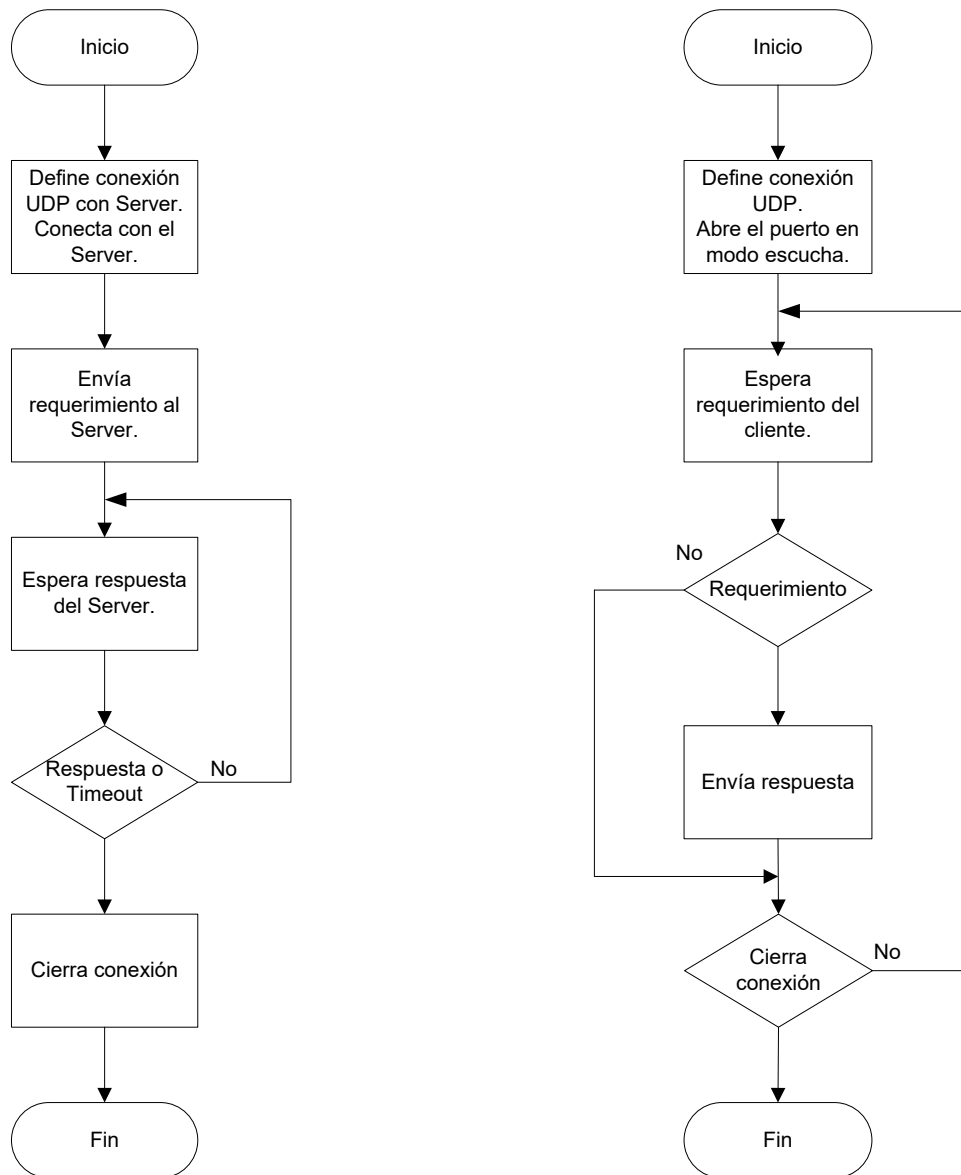


Figura 29 Diagrama de estados Usuario – Distribuidor intercambio tarifa – carga.





a) Diagrama de flujo cliente.

b) Diagrama de flujo servidor.

**Figura 30 Diagramas de flujo del software para prueba de comunicación.**

Existen cuestiones a considerar por fuera de la presente tesis y que serán considerados en trabajos futuros, tal es el caso de la verificación del consumo propuesto por parte del usuario para aplicar la tarifa fijada, no debemos olvidar que contamos con medidores inteligentes a los fines de verificar el consumo propuesto. Otro tema para tener en cuenta es el posible pedido de exclusión en la gestión de la demanda por parte del usuario y su influencia en el proceso de optimización.

### 6.3 Optimización Multinivel propuesta

En la optimización multinivel existen dos procesos de optimización secuenciales. Estas dos optimizaciones se vinculan por medio de los dos caminos de comunicación entre la distribuidora y los usuarios posibilitados por el protocolo de comunicación establecido. En este sentido, el protocolo de comunicación y la función de costo de suministro son las bases que permiten aplicar el problema en un entorno real. En la figura 31 se observa el diagrama de flujo propuesto para la optimización multinivel, donde el área sombreada roja corresponde a la distribuidora y el área azul al usuario. Los bloques verdes corresponden al proceso de optimización de la distribuidora, mientras que los naranjas al del usuario. Las líneas que unen bloques del área roja con bloques del área azul representan los mensajes intercambiados entre la distribuidora y el usuario, necesarios en la optimización multinivel.

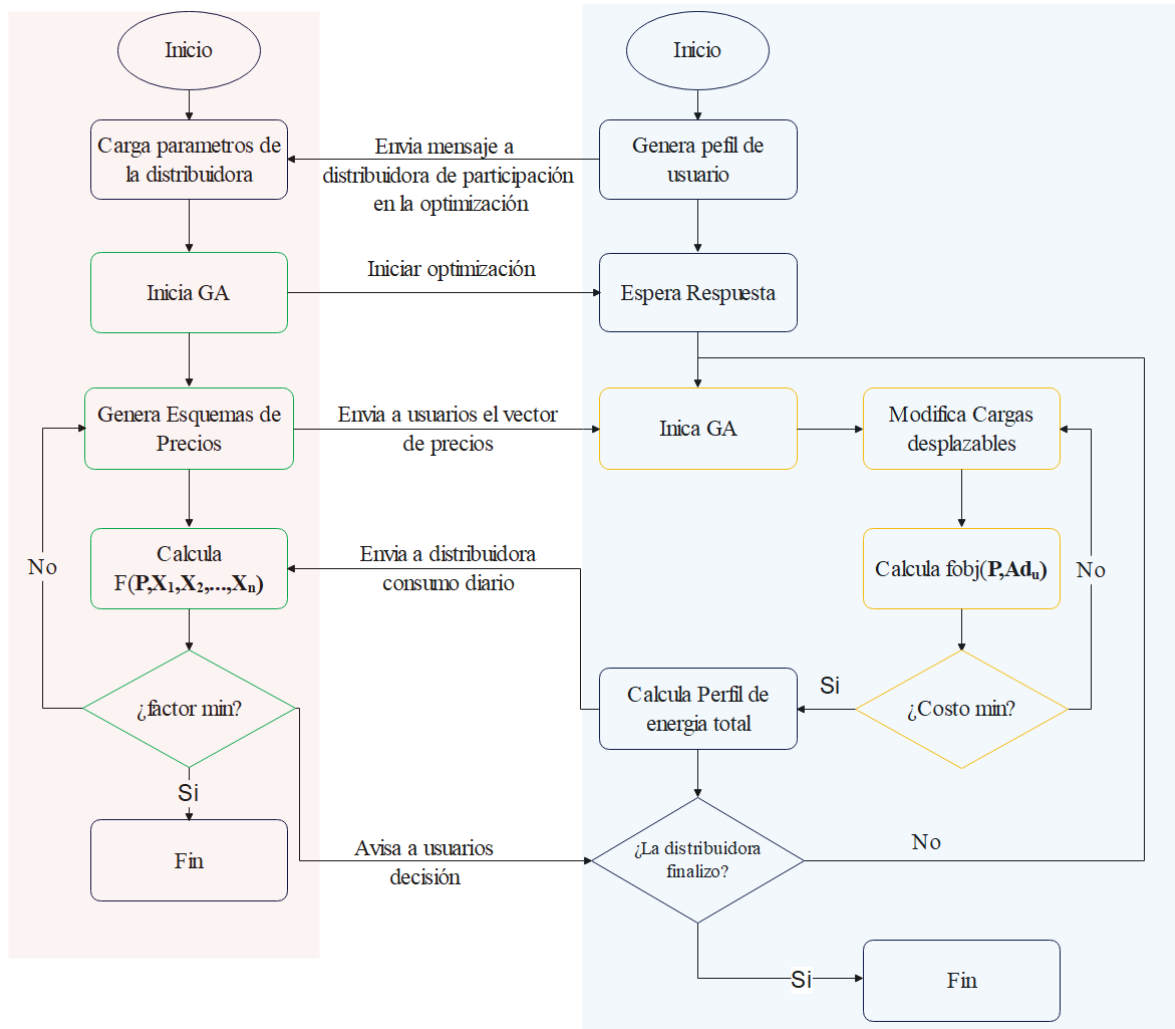


Figura 31 Diagrama de flujo de la optimización multinivel.

La figura 31 muestra que el usuario antes de iniciar la optimización debe enviar una solicitud de participación a la distribuidora y queda a la espera de que la distribuidora responda con el esquema de precios del periodo considerado, el cual le permite establecer el costo de su factura eléctrica y por ello lo necesita para empezar su optimización. Esta optimización la debe hacer ante cada esquema de precios que recibe de la distribuidora y todos los usuarios optimizan su demanda al mismo tiempo, aprovechando la computación distribuida en los usuarios. Esto desde el punto de vista de la informática es computación en paralelo. Cada vez que obtiene la minimización de su factura le envía el perfil de demanda resultante a la distribuidora y también le envía el costo su demanda para disminuir el tiempo que tardaría el procesador de la distribuidora si tuviese que calcular el costo de todos los usuarios. El envío del costo lo hace solo para la optimización multinivel con la demanda predicha, después la distribuidora calcula el costo real de cada usuario con la medición de la demanda, para evitar posibles fraudes de los usuarios. Del lado de la distribuidora, al recibir la solicitud de participación de los usuarios inicia su proceso de optimización generando la población inicial (los vectores de precios), se lo envía a los usuarios y espera que le respondan con los perfiles de consumo. Luego, para el criterio técnico, evalúa el factor de aplanamiento y, en caso de cumplir con el criterio de finalización del GA, avisa a los usuarios si proceso de optimización finalizó o si continúa. En caso de que siga el proceso, envía nuevo vector de precios.

El esquema de precios que propone la distribuidora sigue la ecuación (4) mencionada en la sección 4.3, pero con la limitación de que el precio puede variar solo cada 4 intervalos, como se muestra en la ecuación (47).

$$p_n = p_{n+1} = p_{n+2} = p_{n+3} \text{ para } n = 1, 5, \dots, 91 \quad (47)$$

Esta limitación evita fluctuaciones en el precio debido a la inelasticidad de una gran porción de la demanda y al uso de un algoritmo heurístico.

Los perfiles de demanda propuestos se asignaron a cada usuario por medio de una función de asignación aleatoria. En cada simulación se utilizó la misma semilla para la generación de números aleatorios con el fin de generar siempre los mismos usuarios en las diferentes simulaciones que se efectuaron con la misma cantidad de usuarios. Entonces, cuando se efectuó la optimización multinivel que consideró el criterio técnico, por parte de la distribuidora, para 10 usuarios, se obtuvieron exactamente los mismos usuarios que cuando la distribuidora buscó maximizar su ganancia para 10 usuarios. Esta función es representada por (48), (49) y (50).  $A$  es la matriz de estado de la carga de los usuarios,  $profiles$  es el grupo de

usuarios y agrupa los 5 usuarios modelados, rng es el generador de números aleatorios y default hace que la generación de los números siempre empiece con el mismo valor y la secuencia viene predefinida. Random es la función que asigna los perfiles a los usuarios y da como resultados enteros entre 1 y 5 de forma aleatoria.  $m$  es la cantidad de usuarios.

$$\text{Profiles} = \{\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \mathbf{A}_3, \mathbf{A}_4, \mathbf{A}_5\} \quad (48)$$

$$\text{rng('default')} \quad (49)$$

$$\text{User}_i = \text{Profiles}(\text{Random}(1,5)) \text{ for } i=1, 2, \dots, m \quad (50)$$

Para ciertos esquemas de precios, la mejor respuesta de los usuarios puede cambiar entre iteraciones y esto se debe a la naturaleza de los algoritmos genéticos que ante poblaciones iniciales distintas los individuos seleccionados para las nuevas iteraciones son diferentes y la convergencia cambia obteniendo una respuesta final que puede ser diferente. Entonces, para evitar esta situación que puede interferir con la restricción de precios, que es sensible a pequeños cambios de la demanda cuando  $g_j((x_j)_u, p_j) \rightarrow 0$ , ya que la distribuidora para un mismo esquema de precios puede obtener una respuesta diferente por parte de los usuarios, se actuó de dos maneras que funcionan en conjunto: por una parte, la ya mencionada de agregar el valor  $b$  en la función de restricción  $y$ , por otra parte, se estableció que cada usuario parta siempre de una misma población inicial, diferente a la de los otros usuarios, que es generada aleatoriamente según la ecuación 51. De esta manera, para un mismo esquema de precios, cada usuario obtuvo siempre la misma optimización de su factura.

$$\text{rng}(i, \text{twister}) \text{ para } i=1,2, \dots, m \quad (51)$$

Donde twister es el tipo de generador de números aleatorios utilizado, que es el Mersenne Twister e  $i$  es la semilla del generador de números aleatorios y representa al usuario considerado. En un problema real se puede usar el número de identificación del usuario que es asignado por la distribuidora.

Se decidió que todos los usuarios tengan el mismo vector de consumo  $E_u$ . Esto significa que en los diferentes usuarios el mismo aparato tiene el mismo consumo promedio de energía consumida por intervalo.

Para el costo de suministro se empleó la terna de parámetros  $\mathbf{a}$ ,  $\mathbf{b}$  y  $\mathbf{c}$  detallada en la tabla 7 del apartado 5.3.1 para el costo 3.

La figura 32 muestra la estructura simplificada del algoritmo de cada usuario y la figura 33 presenta el esquema del algoritmo de la distribuidora. En los anexos 2 y 3 se adjuntó un pseudocódigo detallado de los programas elaborados para los usuarios y la distribuidora respectivamente. En este sentido, la optimización de cada usuario es independiente del resto de los usuarios, en el sentido de que no hay cooperación, y solo le comparte a la distribuidora el perfil de demanda que obtiene en cada iteración. Desde el punto de vista de la computación, en el esquema propuesto el cómputo está distribuido en los diferentes usuarios, formando una computación paralela débilmente acoplada (Ghosh, 2006).

Si el algoritmo de la figura 33 no fuese usado, diferentes estrategias de precio serían enviadas a los usuarios y ellos optimizarían su costo sin ninguna garantía de evitar un nuevo pico de demanda o minimizar el costo de suministro. Este es el caso de la optimización de un solo nivel por parte de los usuarios mencionado en la sección 1.4. La ventaja de la optimización propuesta es que la distribuidora no conoce las cargas controlables de los usuarios ni los rangos de operación y esto se observa de forma clara en los algoritmos elaborados, ya que reflejan la interacción distribuidora-usuario. La distribuidora únicamente conoce el perfil de demanda esperado, el valor exacto lo conocerá posteriormente por medio de los medidores inteligentes y es un valor que obtendrá de todos modos, aun cuando no existan programas de gestión de la demanda. Esta es una de las razones por lo que consideramos que esta optimización multinivel puede ser usada para usuarios que protegen su privacidad.

---

**Algoritmo 1:** Optimización del usuario.

---

**Entrada:** Matriz  $A_u$  del usuario  $u$  de acuerdo con sus preferencias, vector  $E$ .

**Inicialización:** Detección de nueva señal de precios  $P$  propuesta por la distribuidora.

**While** Distribuidora envía nueva señal  $P$   
usuario  $u$  resuelve la función objetivo (14) usando el algoritmo genético.  
Obtiene nueva estrategia de consumo  $X_u$ , se calcula  $F_u$  y se le comunica a la distribuidora.

**Finaliza el While**

---

Figura 32 Algoritmo de optimización de cada usuario

---

**Algoritmo 2:** Optimización de la distribuidora

---

**Entrada:** Perfil de demanda esperado de los usuarios y costo de los usuarios.

**Inicialización:** empieza GA y propone la primer población de vectores de precios  $e$  informa a cada usuario.

**While** El algoritmo no encuentra el óptimo  
Propone una nueva población  
Le comunica al usuario el esquema  $P$   
Recibe los nuevos perfiles de demanda y costos de los usuarios  
Realiza el cálculo de (16) o (18) considerando las restricciones

**Finaliza el While**

**Salida** Esquema de precios, curva de demanda total y grafico de los resultados

---

Figura 33 Algoritmo de optimización de la distribuidora

Finalmente, en la tabla 10 se muestran los valores específicos que se cambiaron a la función del algoritmo genético de Matlab para la distribuidora y los usuarios. Para definir estos valores se efectuaron varias ejecuciones del programa desarrollado.

**Tabla 10 Valores de los parámetros del GA**

Características	Definición	Valor del GA de los usuarios	Valor del GA de la distribuidora
Crossover Fraction	Fracción de la población en la próxima generación, sin incluir niños de élite, que crea la función de cruce.	0.8	0.8
EliteCount	Especifica cuántos individuos en la generación actual están garantizados a sobrevivir a la siguiente generación	ceil(0.05* population Size)	ceil(0.05* population Size)
Function Tolerance	El algoritmo se detiene si el cambio relativo medio en el mejor valor encontrado durante las MaxStallGenerations es menor al de la Función de tolerancia	1e-6	1e-6
MaxGenerations	Número máximo de iteraciones antes de que el algoritmo se detenga	25	100*número de variables
MaxTime	Máximo tiempo que puede ser ejecutado el algoritmo antes que se detenga	inf	24-120 hs
PopulationSize	Tamaño de la población	50	200

Para el usuario, luego de varias simulaciones, se fijó un número máximo de 25 iteraciones, al converger un buen resultado, y permitió disminuir los tiempos de optimización. Para el caso de la optimización de la distribuidora se varió el máximo tiempo de ejecución según la cantidad de usuarios. La mayoría de las optimizaciones finalizaron antes del tiempo máximo de ejecución. Para 300 usuarios es necesario implementar la simulación a escala real que permita disminuir los tiempos de optimización y desarrollar simulaciones con diferentes condiciones en la distribuidora y los usuarios que permitan un mayor conocimiento sobre la aplicabilidad de estas técnicas en escenarios reales.

#### 6.4 Comparación de criterios

Para comparar los criterios se establecieron 7 escenarios de optimización con 10 usuarios, el primer escenario corresponde al caso actual, que es sin gestión de demanda y con la tarifa de la distribuidora plana, y los 6 escenarios restantes corresponden a la optimización multinivel con diferentes restricciones, para los dos criterios de optimización de la distribuidora. El escenario sin optimización permite conocer el costo de la factura cuando los usuarios no gestionan su demanda y tiene la función del precio de referencia definido en Kalyanaram y Winer (1995) e indica si los usuarios se ven alentados a modificar su demanda. En el apartado

6.41 se encuentran las simulaciones hechas para 10 usuarios. A partir de los resultados obtenidos, el escenario que en cada criterio obtuvo el mejor desempeño fue seleccionado y los apartados 6.4.2 y 6.4.3 muestran las simulaciones, extendidas a 20 y 30 usuarios, de los escenarios elegidos.

#### 6.4.1. Comparación de los escenarios para 10 usuarios

Para las simulaciones se utilizaron los usuarios modelados a partir de los 5 usuarios propuestos en Celiz et al. (2018) con las modificaciones mencionadas en la sección 4.2 y con una tarifa plana (con  $p_i=3.5$  ¢/kWh para  $i=1, \dots, 96$ ) para el escenario sin optimización, al ser un esquema típico de las empresas distribuidoras en Argentina para usuarios residenciales.

Las figuras 34(a) y 35(a) son el mismo gráfico y corresponden al perfil de demanda de 10 usuarios cuando no existe optimización de precio por parte de la distribuidora ni de la demanda por parte de los usuarios. Las barras rojas representan la demanda en kWh, la línea punteada en azul es la tarifa propuesta en ¢/kWh, la línea verde es el  $E_{pc}$  calculado y la línea punteada magenta es el costo de la distribuidora. El costo de suministro en algunos periodos es mayor a la tarifa propuesta por la distribuidora y esto se corresponde con la realidad, ya que la tarifa es fijada en función a la demanda mensual sin importar las variaciones durante el día. Entonces, estas figuras representan el escenario base con el cual se compararon los escenarios de los dos criterios de optimización analizados.

La figura 34(b) muestra el perfil de demanda obtenido luego de la optimización de la distribuidora según el caso 1 (criterio técnico), donde el objetivo fue aplanar la demanda de acuerdo con (16) junto a la restricción de ingreso (19). El ingreso máximo adoptado es el ingreso obtenido en el escenario base (sin optimización). Al no existir la restricción de precio, la tarifa no siguió el comportamiento de la demanda y disminuyó solo en los lugares donde se produjo el desplazamiento de la demanda y fue lo que permitió reducir el factor de aplanamiento. En las zonas de alta demanda, la tarifa es más baja en comparación con el resto de los escenarios y eso explicó la disminución de la factura de los usuarios, como se aprecia en la tabla 8.

En la figura 34(c) está el perfil de demanda obtenido cuando el objetivo de la distribuidora es aplanar la demanda (16) junto a la restricción de precio (17). Debido a la restricción, el precio mantuvo un comportamiento similar a la demanda, siendo generalmente menor a 3 cuando la demanda fue menor al valor deseado y mayor si la demanda supero el valor

deseado, con la flexibilidad que le aporte el término  $b$  a la restricción que la hace los límites difusos. Además, se aprecia un desplazamiento de la demanda desde las horas pico al resto.

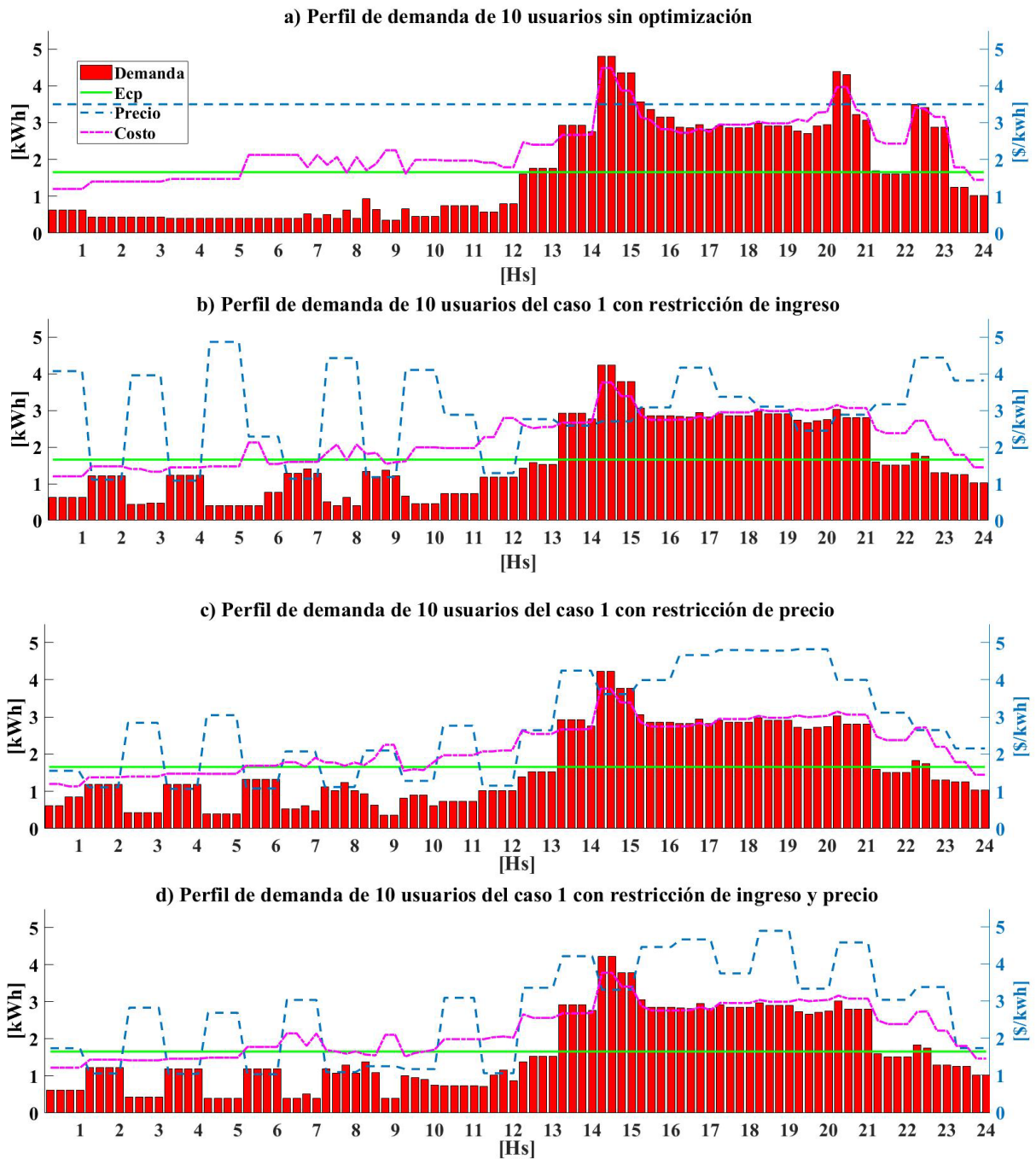


Figura 34 Perfil de demanda de los 10 usuarios (a) Sin optimizar. (b) Optimización del criterio técnico con restricción de ingreso. (c) Optimización del criterio técnico con restricción de precio. (d) Optimización del criterio técnico con restricción de ingreso y de precio.

La figura 34(d) muestra el perfil de demanda obtenido cuando la distribuidora busco aplanar la demanda de la red (16) junto a la restricción de precio (17) y a la de ingreso (19). Debido a la restricción, el precio tuvo un comportamiento similar a la demanda y se aprecian



algunas diferencias con respecto a la fig. 34(c). En este esquema los precios para cada intervalo en general son menores, por lo que es esperable un ingreso menor al del caso 34(c). Finalmente, se observa que el desplazamiento de la demanda en los tres escenarios del caso 1 fue similar, siendo desplazada generalmente a los intervalos comprendidos entre las horas: [1, 2], [3,4], [5,6], [7,8] y [11,12].

El caso 2 (criterio económico), donde la distribuidora busco incrementar su ganancia, se muestra en figura 35. En figura 35(b) la distribuidora optimizó su ganancia (18) con la restricción de ingreso (19), este es el caso observado en la bibliografía analizada sobre optimización multinivel. El esquema de precios fue notablemente diferente al de la figura 34(b) y en la tabla 12 se observa que el ingreso y la ganancia obtenidos fueron mayores, pero no todos los usuarios obtuvieron un beneficio económico.

El objetivo de la distribuidora en figura 35(c) fue maximizar su ganancia mientras considerando la restricción de precio (17). Al no haber restricción de ingreso, el esquema tarifario tiende a los límites impuestos por la restricción (17), esto quiere decir que cuando la demanda es baja la tarifa está cercana a 3 y cuando la demanda es alta la tarifa está cercana a 5. La convergencia de este escenario fue gracias al término  $b$  de la restricción, sin embargo, la búsqueda de individuos igual fue difícil porque nuevas generaciones reproducidas a partir de individuos que se encuentran en la región de búsqueda factible pueden violar la restricción.

En la figura 35(d) se aprecia el perfil de demanda obtenido para la maximización de la ganancia de la distribuidora (18) con la restricción de ingreso (19) y de precio (17). El esquema tarifario presentó similitudes con los escenarios mostrados en las figuras 35(c) y 34(d). Pero, en comparación con el escenario de la figura 35(c), la tarifa no tuvo una tendencia a superar el límite de la restricción de precio, ya que la restricción de ingreso condicionó el espacio de búsqueda del algoritmo. Sin embargo, se mantuvo el riesgo de que nuevos individuos caigan en la región no factible, lo que dificultó su convergencia. Con respecto a la figura 34(d) se observa que el precio suele ser mayor y fue por el objetivo económico de la distribuidora. En los tres escenarios del caso económico se observó una concentración de demanda en horarios de menor tarifa, lo que afecta al factor de aplanamiento. Finalmente, el escenario con menor concentración del caso 2 es el de la figura 35(d) y eso se traduce en que es el escenario de mejor factor de aplanamiento en el caso 2 como se observa en tabla 11.

Para todos los escenarios de optimización, cada usuario modificó sus tres cargas desplazables mencionadas en tabla 6. Como los gráficos muestran la demanda total de la red,

compuesta por la demanda total de cada usuario que es la que conoce la distribuidora, no se identificaron las cargas desplazables de los usuarios. La distribuidora para inferir que demanda fue desplazada por cada usuario debería conocer el escenario base, que solo lo conoce usando la tarifa plana o mediante técnicas específicas. Además, la distribuidora puede tomar medidas de ciberseguridad que protejan la información de los usuarios de terceros y se puede establecer una normativa que permita resguardar los datos obtenidos de los usuarios.

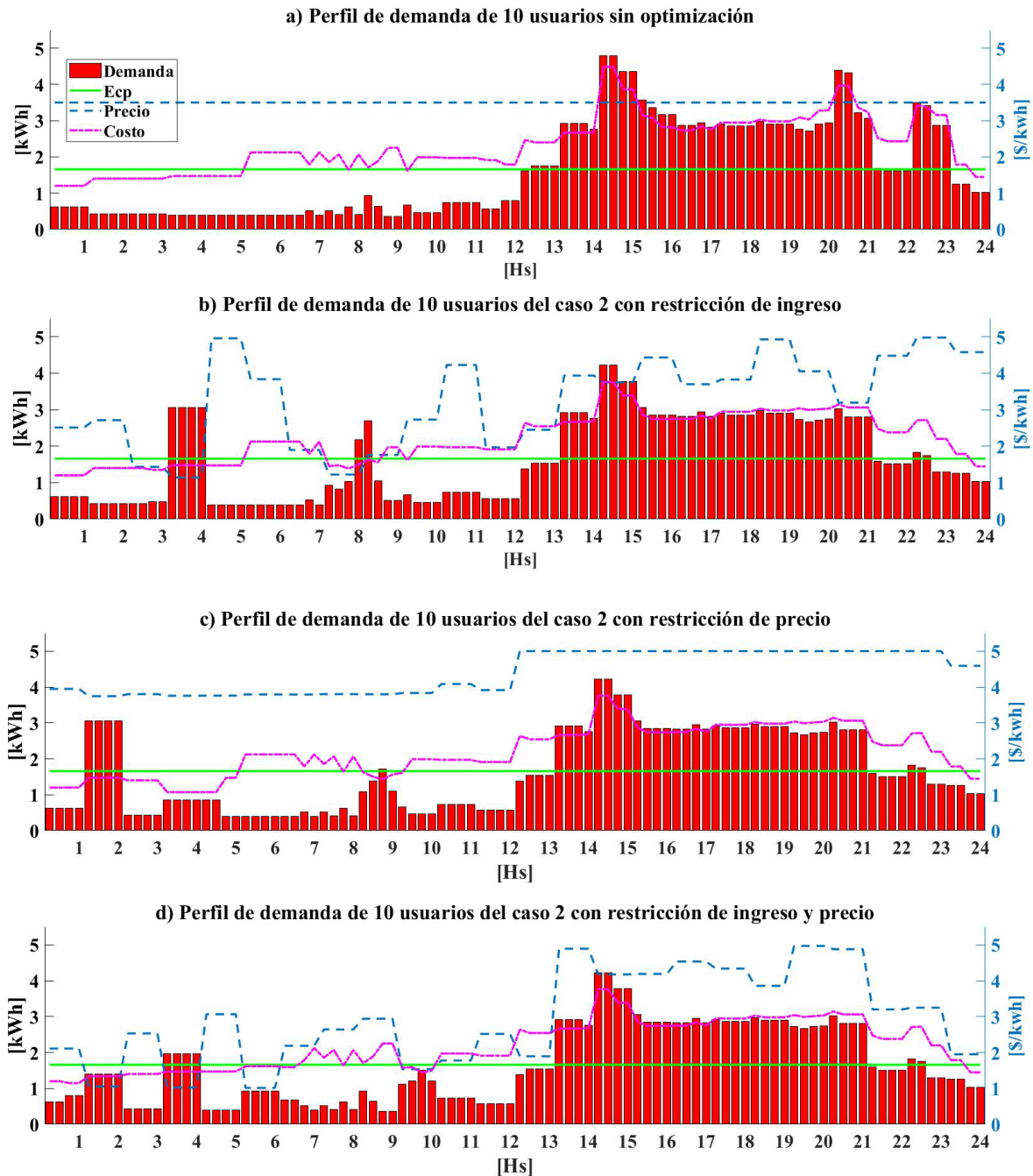


Figura 35 Perfil de demanda de los 10 usuarios (a) Sin optimizar. (b) Optimización del criterio económico con restricción de ingreso. (c) Optimización del criterio económico con restricción de precio. (d) Optimización del criterio económico con restricción de ingreso y de precio.

El gráfico de barras de la figura 36 muestra el costo obtenido por cada usuario. Las barras azules representan el costo de cada usuario en el escenario sin optimización. Los tres escenarios del caso 1 son: barras rojas para restricción de ingreso, celestes para la de precio y magentas para ambas restricciones. Para los escenarios del caso 2 se sigue el mismo orden y sus colores son verde, naranja y amarillo.

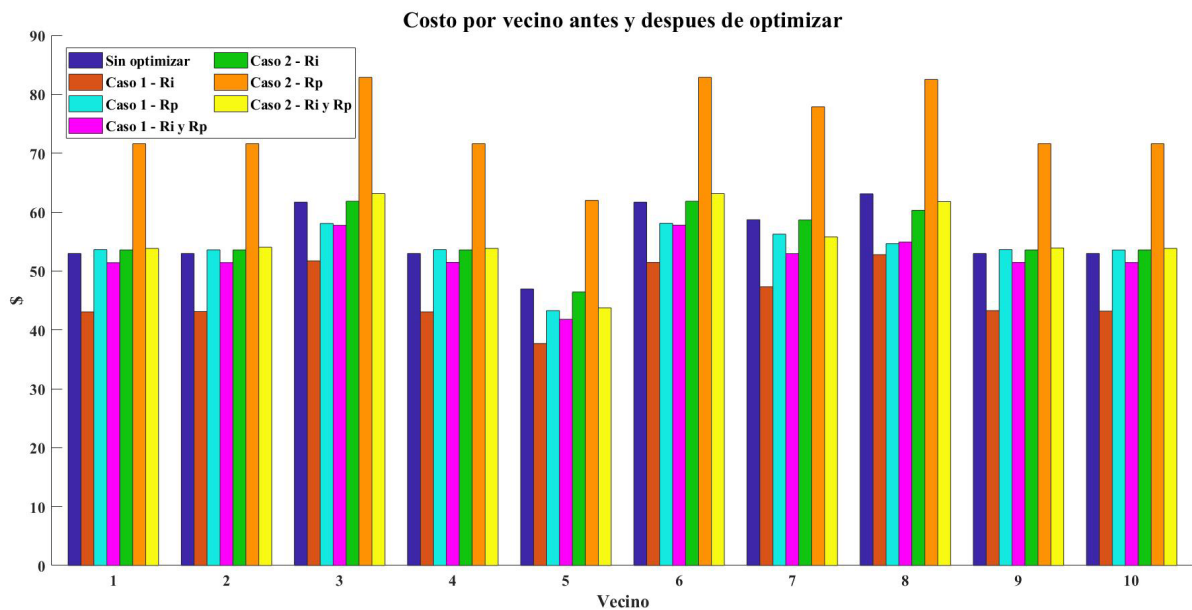


Figura 36 Costo eléctrico por usuario para la situación sin optimizar y para ambos criterios con sus diferentes escenarios.

En términos generales, los escenarios del caso 1 presentaron un menor costo por usuario, aunque el caso 1 con restricción de precio tuvo la mitad de sus usuarios con un costo apenas superior al escenario base.

En el caso 2 se muestra que cuando la distribuidora optimiza ganancia y no tiene restricción de ingreso (barras naranjas) puede incrementar indiscriminadamente el precio y los usuarios ven fuertemente incrementada su factura. Este escenario es el que se mencionó en el apartado 5.2 sobre el poder que tiene la distribuidora al ser líder y poder elaborar su estrategia primero, donde los usuarios se ven obligados a participar del juego o quedan totalmente desalentados, demostrando la necesidad de establecer la restricción de precio. En los otros dos escenarios algunos usuarios mejoraron su costo a expensas de los usuarios que lo empeoraron y esto sucedió por el objetivo de la distribuidora de incrementar su ganancia, donde la mejor solución posible fue la que obtuviese el mismo ingreso que en el escenario base. Analíticamente, se refleja en tabla 11 como el costo promedio de todos los usuarios que fue igual al del escenario base y se refleja en la tabla 12 que muestra el ingreso obtenido por la distribuidora.

**Tabla 11 Resultados de la simulación para 10 usuarios**

Simulación	Restricción de Precio	Restricción de Ingreso	$\Delta_E$	Tarifa Eléctrica	
				Promedio [¢]	PAR
<b>Sin optimizar</b>	-	-	168.99	55.69	2.89
<b>Caso 1</b>	No	Si	103.22	45.66	2.55
	Si	No	101.57	53.83	2.55
	Si	Si	102.37	52.24	2.55
<b>Caso 2</b>	No	Si	126.59	55.69	2.55
	Si	No	121.64	74.61	2.55
	Si	Si	107.23	55.69	2.55

La tabla 11 y la tabla 12 resumen las principales características obtenidas que permite la comparación de los escenarios propuestos. Por un lado, en la tabla 11 es evidente que el costo promedio de todos los usuarios para los tres escenarios del caso 1, es menor que el costo obtenido del escenario sin optimización y se corresponde con el análisis de la figura 36. Además, el menor factor de aplanamiento,  $\Delta_{Eopt} = 101.57$ , se produjo para el caso 1 con la restricción de precio. Aunque los otros dos escenarios del caso 1 tuvieron un factor de aplanamiento mayor, este siempre fue menor a los factores de aplanamiento obtenidos para los escenarios del criterio económico y significaron una reducción cercana al 40 % en comparación al escenario base. Es de destacar que el caso 2, con restricción de precio e ingreso, obtuvo un factor de aplanamiento cercano al del criterio técnico y fue a causa de la restricción de precio que refleja la demanda y a la de ingreso que limitó el crecimiento del precio.

Como se mencionó en el análisis de la figura 36, cuando el caso 2 tiene la restricción de ingreso, el conjunto de usuarios tiene el mismo costo promedio del escenario base debido a que la distribuidora busca maximizar su ingreso. Entonces, si los programas de gestión de demanda no consiguen que todos los usuarios logren una reducción de su factura eléctrica frente al escenario base, que es su referencia, resulta difícil incentivarlos a que se unan a estos programas. Además, en la tabla 11 se observa el crecimiento en la tarifa pagada por los usuarios cuando la distribuidora maximizó su ganancia. Por lo tanto, se vuelve a mencionar que en este escenario los usuarios quedan totalmente desalentados a participar del programa. Finalmente, se observa que ambos casos presentan la misma relación de pico a promedio (PAR, peak to

average ratio) y muestran una reducción del PAR cerca del 12% (2.89 a 2.55). Entonces, al disponer solo del PAR para comparar los casos, la comparación es incompleta y no muestra quien obtuvo mejor desempeño. En la literatura analizada el PAR es una herramienta comúnmente utilizada para evaluar el desempeño en la optimización, en esta tesis proponemos la incorporación del factor de aplanamiento a la comparación o, en defecto, el reemplazo del PAR por dicho factor.

**Tabla 12 Resultados Económicos obtenidos de la distribuidora para 10 usuarios**

<b>Simulación</b>	<b>Restricción de Precio</b>	<b>Restricción de Ingreso</b>	<b>Ingreso [¢]</b>	<b>Costo [¢]</b>	<b>Ganancia [¢]</b>
<b>Sin optimizar</b>	-	-	556.95	462.56	94.39
<b>Caso 1</b>	No	Si	456.61	410.57	46.03
	Si	No	538.36	408.20	130.16
	Si	Si	522.37	407.65	114.72
<b>Caso 2</b>	No	Si	556.95	406.48	150.47
	Si	No	746.13	404.62	341.51
	Si	Si	556.95	405.07	151.88

En tabla 12 se observa que los tres escenarios del caso 2 lograron la mayor ganancia consecuente con su objetivo y que el escenario sin restricción de ingreso fue el de mayor ganancia, pero es impracticable. Los otros dos escenarios del caso 2 obtuvieron ganancias mayores al 60% en comparación al escenario base. Considerando ambas tablas y la figura 36, el escenario con ambas restricciones fue el de mejor desempeño para el caso 2, al obtener el factor de aplanamiento más bajo y una ganancia alta.

El costo de suministro de la distribuidora en los 6 escenarios propuestos fue similar y menores que el costo del escenario base. Además, el caso 1 logró aumentar la ganancia en solo dos de los tres escenarios con respecto al escenario base y fue posibilitado en parte por la restricción de precio que condiciona sus valores. Este incremento de ganancia se obtuvo a pesar de que los ingresos fueron menores al de la situación sin optimizar y fue consecuencia de la mejor distribución de las cargas conseguida, lo que conllevó un menor costo de suministro. Si comparamos escenarios con las mismas restricciones, esto es 2) con 5), 3) con 6) y 4) con 7), se observa que los escenarios que siguen el criterio técnico siempre obtuvieron un mejor factor de aplanamiento y un menor costo de la factura eléctrica promedio de los usuarios que su

contraparte del criterio económico. Mientras que la ganancia siempre fue mayor en los escenarios del caso 2. Finalmente, comparando los 3 escenarios técnicos, se escogió el de ambas restricciones por ser el escenario donde todos los usuarios disminuyeron su factura y la distribuidora obtuvo una ganancia mayor al 20 % con respecto al escenario base. Un incremento del 20 % es significativo si se piensa en los márgenes de ganancia que se manejan en las compañías eléctricas. Además, este escenario es directamente comparable al escenario elegido para el caso 2.

#### 6.4.2. Comparación de los escenarios 4 y 7 para 20 usuarios

A partir de la selección de los dos escenarios, en este apartado se muestran los resultados obtenidos en las simulaciones y se denomina caso 1 al escenario que sigue el criterio técnico y 2 al del criterio económico. Al igual que en el caso anterior, la figura 37(a), es el perfil de demanda de 20 usuarios del escenario base, donde no existen programas de gestión de la demanda que incentive a los usuarios a modificar su demanda y la distribuidora propone una tarifa plana. La figura 37(b) presenta la demanda obtenida de la optimización multinivel entre la distribuidora y 20 usuarios, donde la distribuidora siguió su criterio técnico y consideró la restricción de precio y la de ingreso. En comparación con el mismo escenario para 10 usuarios (figura 34(d)) se observa un esquema tarifario más suave, donde la diferencia de la tarifa entre intervalos de demanda similar es pequeña y el precio en casi todos los intervalos es mayor al costo de suministro.

La figura 37(c) visualiza la demanda obtenida para los 20 usuarios ante un criterio económico en la distribuidora con ambas restricciones. El esquema tarifario es similar al del mismo escenario para 10 usuarios (figura 35(d)) y una diferencia es que presento menos intervalos con tarifa al límite de la restricción de precio. Al comparar ambos casos, el caso 2 propuso una tarifa mayor cuando la demanda es alta y generalmente es menor cuando la demanda es baja. Además, los intervalos donde se concentró la demanda fueron diferentes.

El costo obtenido por cada usuario se observa en la figura 38. Las barras azules son para el escenario base, las rojas para el caso 1 y las naranjas para el caso 2. El costo para todos los usuarios en el caso 1 siempre fue menor con respecto a la situación original, mientras que en el caso 2 algunos usuarios obtuvieron un peor costo. Estos resultados son similares a los obtenidos

para 10 usuarios, entonces también se puede concluir que en el caso 2 algunos usuarios mejoraron su factura eléctrica a expensas de los que la empeoraron.

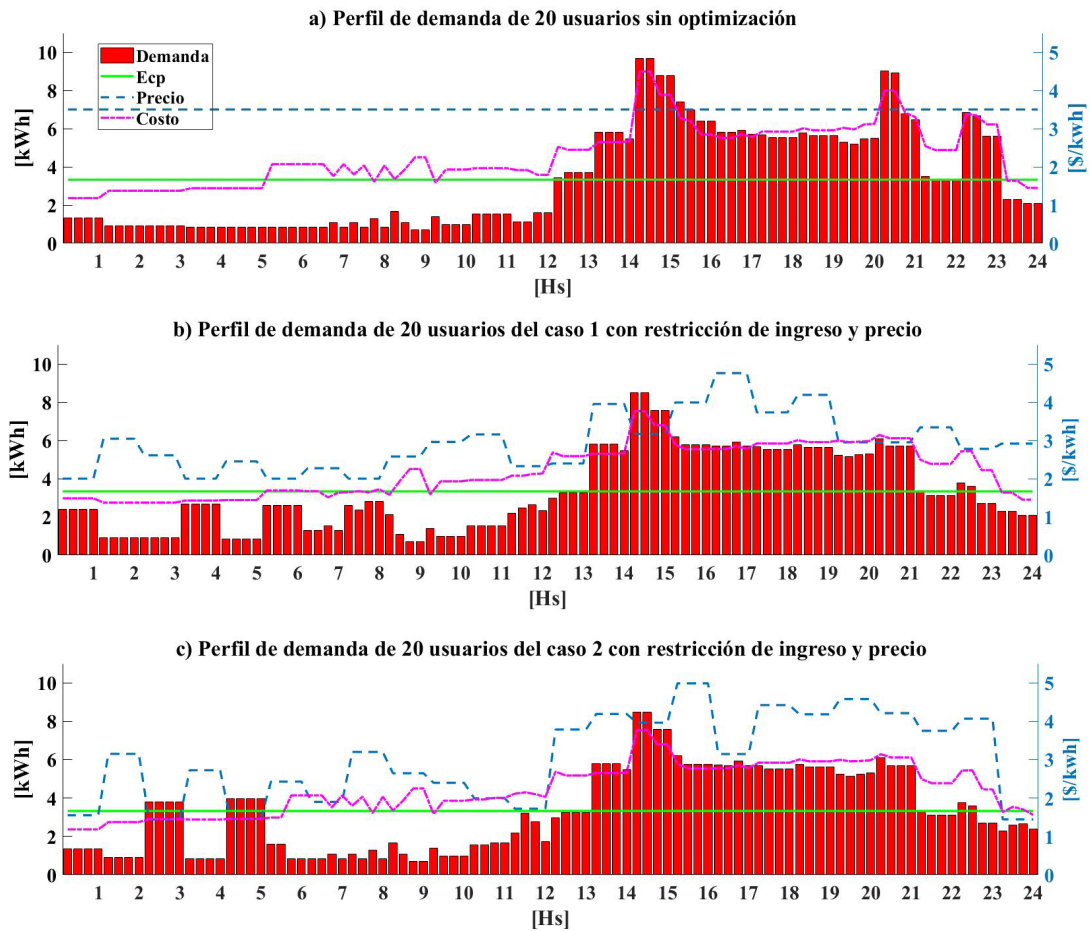


Figura 37 Perfil de demanda de los 20 usuarios (a) Sin optimizar. (b) Optimización del criterio técnico con restricción de ingreso y de precio. (c) Optimización del criterio económico con restricción de ingreso y de precio.

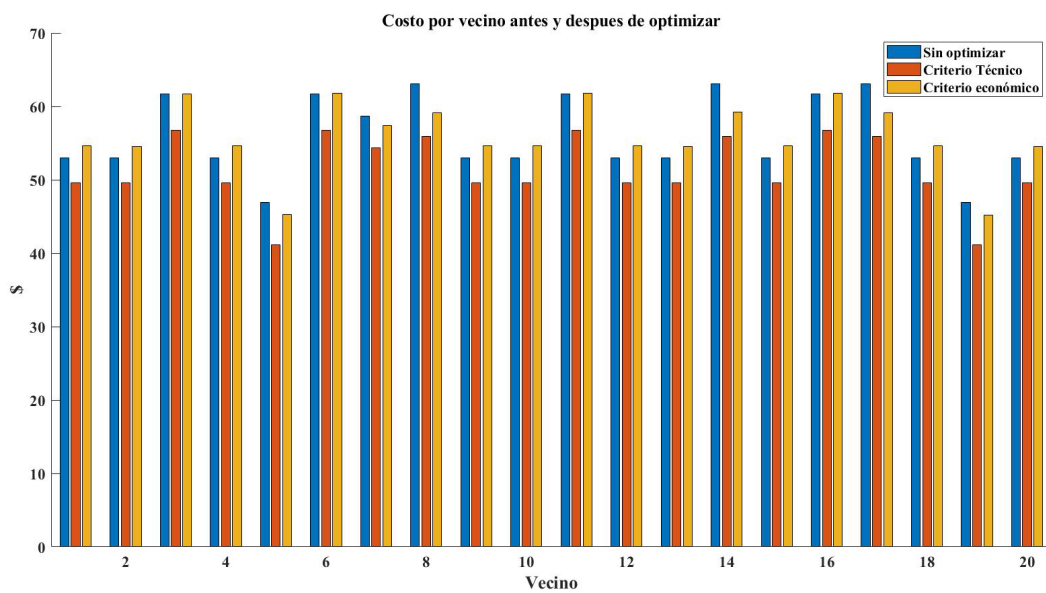


Figura 38 Costo eléctrico por usuario para el escenario de 20 usuarios sin optimizar y para ambos criterios con restricciones de precio e ingreso.

La tabla 13 y la tabla 14 brindan los resultados más importantes que permiten comparar el criterio técnico con el económico para 20 usuarios. El costo promedio de todos los usuarios en el criterio técnico muestra una mayor disminución que para la optimización de 10 usuarios. En cambio, el criterio económico obtuvo el mismo costo promedio de la situación sin optimizar y del mismo escenario para 10 usuarios y fue por el objetivo de la distribuidora de maximizar su ganancia. La reducción del PAR fue la misma en ambos casos y apenas mayor en comparación con los escenarios de 10 usuarios. El caso 1 mostró una reducción del factor de aplanamiento similar a la optimización de 10 usuarios y fue alrededor del 40 %. El caso 2 obtuvo un factor de aplanamiento un 8% mayor que el caso 1 y alrededor de un 35 % al compararlo con el escenario base.

**Tabla 13 Resultados de la simulación para 20 usuarios**

Simulación	Restricción de Precio	Restricción de Ingreso	$\Delta_E$	Tarifa Eléctrica	
				Promedio [¢]	PAR
Sin optimizar	-	-	671.97	55.91	2.91
Caso 1	Si	Si	403.11	51.39	2.55
Caso 2	Si	Si	435.07	55.91	2.55

**Tabla 14 Resultados Económicos obtenidos de la distribuidora para 20 usuarios**

Simulación	Restricción de Precio	Restricción de Ingreso	Ingreso [¢]	Costo [¢]	Ganancia [¢]
Sin optimizar	-	-	1118.31	925.78	192.53
Caso 1	Si	Si	1027.87	818.85	209.02
Caso 2	Si	Si	1118.30	818.65	299.65

La tabla 14 resume los resultados económicos y muestra un aumento de la ganancia en ambos casos, del 8 % en el objetivo técnico y del 55 % en el económico. El ingreso del caso 2 fue igual al del escenario base, mientras que en el caso 1 disminuyó, por lo tanto, el aumento de ganancia en el criterio técnico se debió solo a la disminución del 12 % del costo de suministro y fue consecuencia de obtener una mejor distribución de la demanda. Además, ambos casos obtuvieron un costo de suministro similar. Si bien el incremento de ganancia del criterio técnico fue menor en comparación con la optimización para 10 usuarios, para los márgenes de ganancia de la distribuidora es un buen resultado. Además, este incremento se logró reduciendo la tarifa



de los usuarios y es una gran ventaja para la aplicación de estas estrategias al motivar a los usuarios a participar en la optimización y ser un juego ganar-ganar, donde todos los participantes, incluyendo a la distribuidora, obtienen un beneficio.

### 6.4.3. Comparación de los escenarios 4 y 7 para 30 usuarios

Para concluir la comparación de los escenarios se extendió el número de usuarios en la optimización a 30 y se obtuvo la figura 39 que muestra los perfiles de demanda resultantes. La figura 39(a) corresponde al perfil de demanda de 30 usuarios sin optimizar. La figura 39(b) representa la demanda de los 30 usuarios para el criterio técnico que tiene un comportamiento similar al obtenido para 10 y 20 usuarios. La figura 39(c) corresponde al criterio económico donde su comportamiento también fue similar al de las simulaciones con 10 y 20 usuarios. Para el caso 2 los precios generalmente fueron mayores cuando la demanda es alta. También variaron los periodos a los que se desplazó la demanda.

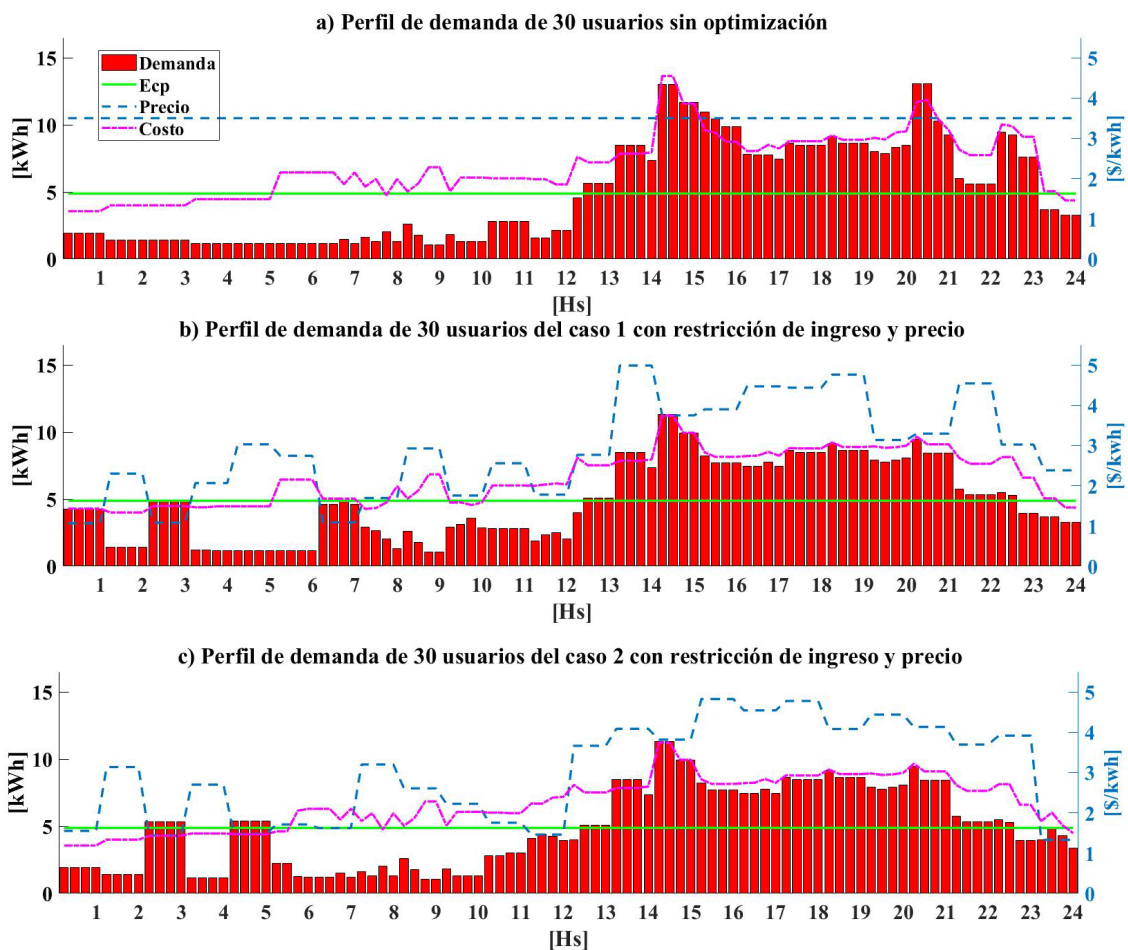


Figura 39 Perfil de demanda de los 30 usuarios (a) Sin optimizar. (b) Optimización del criterio técnico con restricción de ingreso y de precio. (c) Optimización del criterio económico con restricción de ingreso y de precio.

El costo obtenido por cada usuario se observa en figura 40. Al igual que en las figuras 36 y 38, la factura eléctrica de todos los usuarios en el caso 1 siempre fue menor con respecto a la situación original, mientras que en el caso 2 algunos usuarios obtuvieron un peor costo.

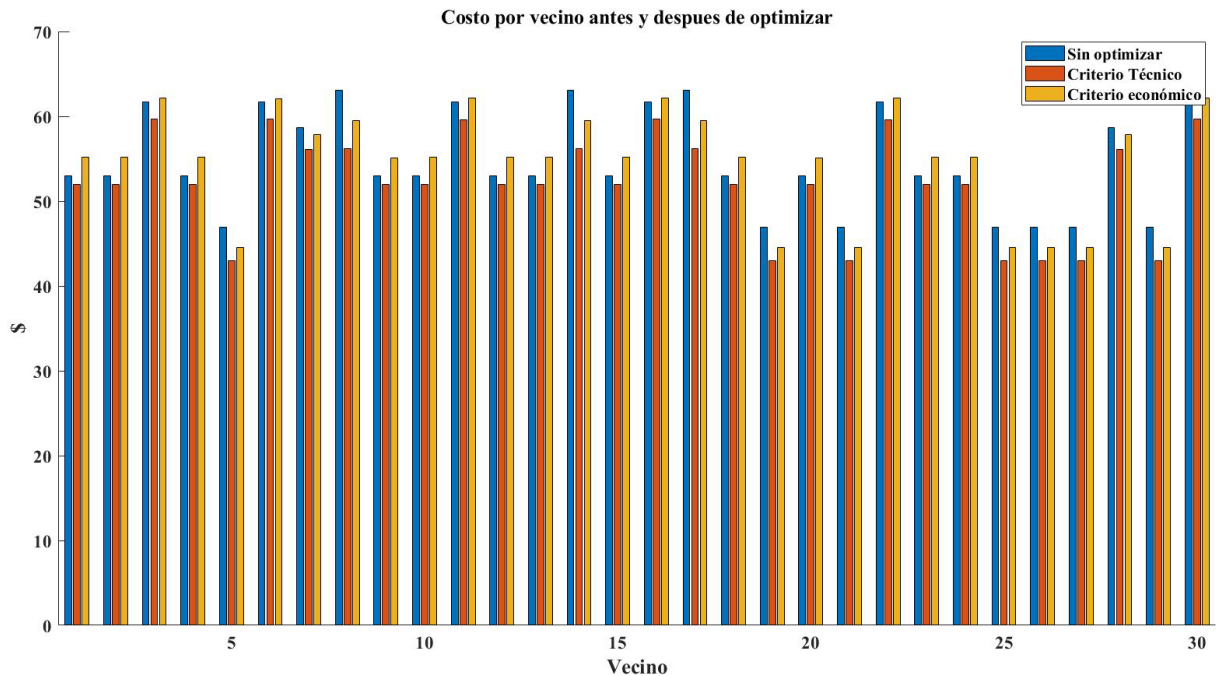


Figura 40 Costo eléctrico por usuario para el escenario de 30 usuarios sin optimizar y para ambos criterios con restricciones de precio e ingreso.

En la tabla 15 y la tabla 16 se resumen los resultados obtenidos. El costo promedio de todos los usuarios disminuyó para el caso 1 y se mantuvo igual en el caso 2 observando, en ambos casos, el mismo comportamiento que para 20 usuarios. El PAR máximo cambió y su reducción fue apenas superior al 13 %.

Tabla 15 Resultados de la simulación para 30 usuarios

Simulación	Restricción de Precio	Restricción de Ingreso	$\Delta_E$	Tarifa Eléctrica	
				Promedio [¢]	PAR
Sin optimizar	-	-	1364.48	54.70	2.67
Caso 1	Si	Si	812.40	52.10	2.31
Caso 2	Si	Si	845.02	54.70	2.31

De la tabla 16 se observa que, para el caso 1 la reducción del factor de aplanamiento fue cercana al 40 % con respecto al escenario base y el criterio económico obtuvo un factor de aplanamiento un 4% mayor al del caso 1. En ambos casos aumentó la ganancia de la

distribuidora con respecto a la situación sin optimizar. El aumento de la ganancia del caso 1 fue del 28 % siendo el mayor aumento comparándolo con las simulaciones del mismo escenario para 10 y 20 usuarios. Esto se debe a un mayor costo promedio en los usuarios, pero sin afectar la disminución de sus facturas. El costo de suministro fue similar en ambos casos y un 12 % menor con respecto al escenario base, lo que explica el aumento de la ganancia del caso 1. Nuevamente, el caso 2 es el que logró la mayor ganancia, consecuente con su objetivo, pero a costa de que algunos usuarios ven incrementada su factura eléctrica.

**Tabla 16 Resultados Económicos obtenidos de la distribuidora para 30 usuarios**

<b>Simulación</b>	<b>Restricción de Precio</b>	<b>Restricción de Ingreso</b>	<b>Ingreso [¢]</b>	<b>Costo [¢]</b>	<b>Ganancia [¢]</b>
<b>Sin optimizar</b>	-	-	1641.06	1350.03	291.03
<b>Caso 1</b>	Si	Si	1562.90	1188.59	374.31
<b>Caso 2</b>	Si	Si	1640.97	1198.78	442.19

Resumiendo, el criterio económico logró la mayor ganancia de la distribuidora en todas las simulaciones ejecutadas y generalmente consiguió un buen factor de aplanamiento. Sin embargo, algunos usuarios vieron incrementadas sus facturas a expensas de los usuarios que la disminuyen. Esto desalienta la participación de los usuarios en este tipo de programas. Por otro lado, el criterio técnico es el que logró el mejor factor de aplanamiento y, debido al aplanamiento de la demanda, una significativa reducción del costo de suministro. En las simulaciones donde se planteó el criterio técnico con ambas restricciones, se obtuvo una reducción del costo de suministro que permitió aumentar la ganancia de la distribuidora y disminuir al mismo tiempo la factura eléctrica de los usuarios. Este escenario implica una estrategia ganar-ganar que motiva a todos los usuarios y a la distribuidora a participar de estos programas. Por lo tanto, se aplicó el criterio técnico en una simulación con 300 usuarios y sus resultados se comentan en el apartado 6.5.

### 6.5 Generalización del criterio técnico

Una vez elegido el criterio técnico con las restricciones de ingreso y precio, se extendió la cantidad de usuarios de la simulación a 300 para generalizar los resultados obtenidos. Esto fue posible por utilizando siempre la misma función de costo de suministros con los parámetros

a, b y c definidos en la sección 5.4. Además, el protocolo de comunicación seleccionado permite la implementación de la optimización en un entorno real.

La figura 41(a) grafica del perfil de demanda obtenido para 300 usuarios sin optimización, mientras que la figura 41(b) muestra el perfil de demanda de todos los usuarios obtenido con la optimización multinivel, considerando la reducción del factor de aplanamiento del lado de la distribuidora. La restricción de ingreso incluida impidió que el ingreso de la distribuidora sea mayor a la del escenario base y la restricción de precio se estableció para que el precio tenga relación con la demanda. Además, se estableció que el precio puede cambiar una vez por hora. Al igual que en las simulaciones del criterio técnico de la sección anterior, se observa que la restricción del precio permitió que acompañe a la demanda. Finalmente, se puede apreciar el desplazamiento de la demanda de los horarios pico a los horarios de valle donde hay un menor precio.

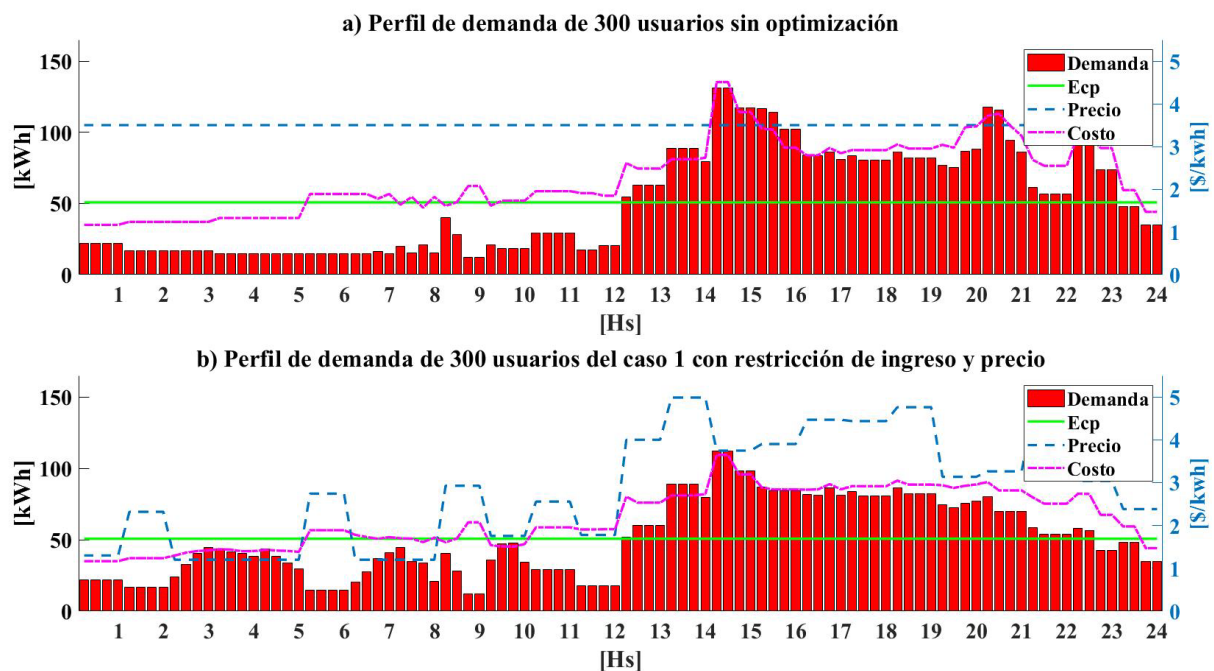


Figura 41 Perfil de demanda de los 300 usuarios (a) Sin optimizar. (b) Optimización del criterio técnico con restricción de ingreso y de precio.

La tabla 17 brinda una comparación resumida de la optimización multinivel con criterio técnico contra la situación sin optimización. Es evidente que el costo promedio de los 300 usuarios disminuyó gracias a la optimización y fue similar a lo que sucedió en la sección anterior. En esta sección se decidió no graficar el costo eléctrico por usuario para los 300 usuarios debido a que su magnitud hace difícil distinguir las barras que pertenece a cada usuario. Pero para conocer si algún usuario veía incrementada su factura con respecto al escenario base

y la mayor reducción alcanzada, se generó una función que devolvía dos usuarios: el del máximo y el del mínimo ahorro, expresado en porcentaje. Si la función arrojaba un valor negativo, entonces el usuario en vez de ahorrar estaría pagando más. El usuario con el máximo ahorro redujo su factura en un 9.79 % mientras que el usuario con el mínimo ahorro la redujo en un 1.32 %. Como este ahorro lo obtuvieron los usuarios al desplazar solo tres cargas se lo considera un ahorro considerable.

El factor de aplanamiento obtenido es  $\Delta_{E_{opt}} = 68764.30$  que es un 45 % menor al de la situación sin optimizar. Este representó la mayor reducción del factor de aplanamiento obtenida al compararla con las obtenidas en las simulaciones de la sección anterior y se explica por la flexibilidad en el desplazamiento de las cargas resultado del aumento de números de usuarios. Debido a que un mayor número de cargas desplazables significa un aumento en los tiempos de optimización, quedo para trabajo a futuro incorporarlas, en conjunto con la implementación del protocolo de comunicación, y observar el comportamiento del factor de aplanamiento, la ganancia de la distribuidora y la factura de los usuarios ante dicho aumento.

**Tabla 17 Resultados de la simulación para 300 usuarios**

Simulación	Restricción de Precio	Restricción de Ingreso	$\Delta_E$	Tarifa Eléctrica	
				Promedio [¢]	PAR
Sin optimizar	-	-	126029.69	56.83	2.59
Caso 1	Si	Si	68764.30	54.04	2.12

En la tabla 18 se observan los principales resultados económicos. La distribuidora fue capaz de aumentar su ganancia en un 28 % a pesar de que el ingreso se redujo alrededor de un 5% y se debió a la reducción del 13 % del costo de suministro. Este aumento de ganancia es similar al obtenido para 30 usuarios.

**Tabla 18 Resultados Económicos obtenidos de la distribuidora para 300 usuarios**

Simulación	Restricción de Precio	Restricción de Ingreso	Ingreso [¢]	Costo [¢]	Ganancia [¢]
Sin optimizar	-	-	17048.22	13809.74	3238.48
Caso 1	Si	Si	16213.22	12051.96	4161.26

## 6.6 Resumen y Conclusiones

La optimización multinivel implica una interacción entre los usuarios y la distribuidora y para que exista esta interacción deben existir dos caminos de comunicación que posibiliten el intercambio de mensaje entre ambas partes. La investigación de los diferentes protocolos de comunicación permitió establecer los dos protocolos posibles y se seleccionó el ANSI C12.22 porque permite modelar a los usuarios como clientes y a la distribuidora como servidor, simplificando la implementación de la optimización multinivel. Además, al protocolo seleccionado se le adicionaron funcionalidades que son necesaria para la implementación de la optimización multinivel. Las diferentes funciones creadas y los valores establecidos permitieron simular los diferentes escenarios y comparar el criterio técnico propuesto con el criterio económico. Los 7 escenarios elaborados permitieron una comparación justa entre los criterios y demostraron las ventajas del criterio técnico: aplanamiento de demanda, aumento de ganancia con respecto al escenario base y disminución de la tarifa eléctrica de todos los usuarios. El criterio económico tuvo como desventaja que algunos usuarios disminuyeron su costo a expensas de otros que lo aumento, entonces no todos los usuarios son alentados a participar de estos programas. Finalmente, la simulación para 300 usuarios efectuada, que representa una red de baja tensión, proporcionó resultados alentadores, similares a los obtenidos con menor cantidad de usuarios y que permiten evaluar su implementación en un escenario real.

## **7. Conclusiones, Contribuciones y líneas futuras de investigación**

### **7.1 Introducción**

La profunda búsqueda bibliográfica efectuada a nivel internacional sobre la gestión de demanda reveló que en las estrategias de gestión propuestas los usuarios individualmente optimizan su demanda o un grupo de usuarios optimizan su demanda en conjunto. Generalmente, estas investigaciones no aclaran el punto de vista usado, esto es, si la optimización busca cumplir los objetivos de la distribuidora o los de los usuarios. El análisis efectuado expuso que las propuestas de optimización de una sola residencia, donde los usuarios trataron de maximizar su ganancia, estuvieron situadas en el punto de vista del usuario e implica un control indirecto. Mientras que cuando la propuesta fue optimizar la demanda de un conjunto de usuarios, se trató desde el punto de vista de la distribuidora e implicó una coordinación o control directo. Además, ante un esquema de optimización en la demanda de la red, la distribuidora necesita que los usuarios modifiquen sus cargas de manera coordinada para evitar un nuevo pico de demanda y como esto afecta la privacidad de los usuarios, al requerir un control directo, o implica una comunicación entre los usuarios es un escenario difícil de aplicarse. Como solución, muchos autores propusieron la optimización multinivel, que es un control indirecto con interacción entre la distribuidora y los usuarios y ambas partes persiguen un objetivo económico. Con este enfoque no es necesario el control directo de la distribuidora ni una comunicación entre los usuarios.

El objetivo principal de la tesis fue desarrollar la optimización multinivel para aplanar la demanda por parte de la distribuidora (criterio técnico) y disminuir el costo de la factura por parte de los usuarios (criterio económico). La propuesta y su implementación es innovadora y como fundamento se encuentra la biografía citada sobre la optimización multinivel donde consideró un criterio económico por parte de la distribuidora. La importancia de la optimización propuesta radica en la interacción entre los usuarios y la distribuidora para conseguir sus respectivos objetivos y para poder implementarla se necesitó un protocolo de comunicación que fue seleccionado y extendido en esta tesis. Además, esta tesis muestra un análisis detallado sobre el costo de suministro, que involucra la formulación de teoremas y ecuaciones, el cual fue necesario para establecer la ganancia económica de la distribuidora. Finalmente, el criterio técnico mostró un mejor desempeño que el económico.

La optimización multinivel utilizada en la tesis implica una comunicación con información restringida entre los usuarios y el distribuidor (interacción usuario-distribuidora),

y permite considerar ambos puntos de vista, que generalmente tienen objetivos contrapuestos. Esta optimización es un control indirecto donde existe una fuerte interacción entre la distribuidora y los usuarios. Para explicar claramente las partes de la optimización, el capítulo 4 está dedicado exclusivamente al modelo de los usuarios, el 5 al modelo de la distribuidora y el 6 explica el protocolo de comunicación necesario y el desarrollo y ejecución de las simulaciones de la optimización multinivel con interacción distribuidora-usuarios.

En la sección 7.2 están las principales conclusiones de la tesis y en el apartado 7.3 las contribuciones de la tesis y en la sección 7.4 se mencionan las líneas futuras de investigación.

## 7.2 Conclusiones de la tesis

Las conclusiones de la tesis fueron múltiples y referidas a cada aspecto de la optimización multinivel abordada y del marco desarrollado para poder implementarla: costo de suministro, comparación de criterios, uso del algoritmo genético, protocolo de comunicación, implementación y generalización del criterio técnico. Cada uno de estos aspectos es abordado en un apartado diferente.

### 7.2.1. Costo de suministro

Se detectó en la literatura un escaso análisis sobre el costo de suministro y se demostró que las funciones de costo utilizadas no eran escalables y, por lo tanto, de difícil aplicación en entornos reales. La falta de escalabilidad representa una desventaja porque se necesita calcular la terna de factores para cada grupo de usuarios considerado o recalcularla cuando se incorpora un nuevo usuario a la red. Entonces, al ser una optimización aplicada a grupos de usuarios conectados a baja tensión, se deberían hacer miles de cálculos de esta terna cuando la función no es escalable.

En esta tesis se propuso una nueva fórmula del costo de suministro y se demostró su escalabilidad. Para ello se elaboraron varios teoremas y gráficos de las funciones de costo analizadas y se demostró que los usuarios influyen el precio de equilibrio cuando hay un pico de demanda y un usuario que esté consumiendo poco en ese momento debe pagar un precio alto por la energía consumida

Además, se comparó las diferentes funciones de costo en un escenario de optimización, aumentando el número de usuarios y el nuevo costo de suministro fue el único que pudo ofrecer



una solución a la optimización, demostrando que se incrementa de forma razonable y que permite establecer una tarifa justa para los usuarios.

Otra ventaja que presenta la función de costo de suministro propuesta es que sus parámetros pueden ser establecidos para reflejar el costo real de suministro de la distribuidora, considerando la congestión de la red, el costo de la energía en el mercado spot y los costos fijos de la distribuidora.

Finalmente, al nuevo costo de suministro se lo aplico a la comparación de criterios de la optimización multinivel y a la generalización para 300 usuarios, donde se utilizó el criterio técnico en la función objetivo de la distribuidora. En todos los escenarios presentó un buen desempeño y permite la aplicación de la optimización multinivel en un entorno real.

#### 7.2.2. Comparación de Criterios

La comparación sobre los criterios en el capítulo 6 demostró que el criterio técnico tiene un mejor desempeño frente al económico y que es una estrategia de ganar-ganar. Una estrategia ganar-ganar es cuando todos los participantes ganan y en esta estrategia de optimización solo sucedió con el criterio técnico propuesto al permitir la reducción del factor de aplanamiento y la disminución del costo de la factura de los usuarios y el aumento de la ganancia de la distribuidora. Este aumento de ganancia registrado, con una reducción en el ingreso obtenido, fue por el mejor aprovechamiento de los recursos, gracias al aplanamiento de la demanda, que permite la reducción del costo de suministro. Estos resultados alentadores permiten que sea considerada por las distribuidoras para su implementación y que los usuarios estén incentivados en unirse al programa de gestión de demanda.

También, se demostró que PAR no permitió analizar cuál fue el criterio con mejor desempeño, a pesar de ser una herramienta comúnmente utilizada. Por este motivo, se recomienda la incorporación del factor de aplanamiento en el análisis de la gestión de la demanda o directamente el reemplazo del PAR por dicho factor.

Respecto al criterio económico, la distribuidora logró siempre una mayor ganancia, en comparación con los demás escenarios, y obtuvo un mejor perfil de demanda que el de la situación sin optimizar. Sin embargo, algunos usuarios sufrieron un incremento de sus facturas y se demostró gráficamente que este incremento fue por los usuarios que la disminuyeron. Por esta razón, no es posible alentar a más usuarios a participar en este programa de gestión de

demanda al haber usuarios que se ven perjudicados con facturas más costosas. Para poder implementar este tipo de criterio se deben plantear nuevas restricciones, además es aconsejable que se hagan gráficas que muestre el costo de la factura usuario por usuario o, en caso de ser de difícil visualización, se mencione los usuarios con mayor y menor ahorro en su factura.

### 7.2.3. Algoritmo genético

El algoritmo genético es un método estocástico de búsqueda que, gracias a su naturaleza aleatoria, alcanza buenos resultados y demuestra su flexibilidad permitiendo la implementación de la optimización multinivel. El algoritmo es parametrizable y se le puede incluir a la población inicial individuos preseleccionados para mejorar la convergencia y para disminuir los tiempos de optimización. Además, se estableció que los usuarios parten siempre de la misma población inicial, estableciendo la semilla del generador de números aleatorios, que permitió disminuir la variabilidad de los resultados. Finalmente, el esquema de precios obtenido está vinculado con la demanda de los usuarios y permitió reducir el factor de aplanamiento, mientras que redujo el costo de la factura eléctrica de los usuarios y aumentó la ganancia de la distribuidora en comparación al escenario base.

### 7.2.4. Protocolo de comunicación

El modelo ANSI seleccionado permite que los usuarios sean clientes y la distribuidora sea servidor y esta funcionalidad otorga ventajas al momento de plantear un esquema de optimización multinivel con interacción distribuidora-usuarios. En esta estructura los usuarios entablan la comunicación con la distribuidora y evita que la distribuidora trate con todos los usuarios, solo lo hace con los que deciden participar en el programa de gestión de demanda y permite evitar tiempos de comunicación innecesarios.

Al protocolo propuesto se le incluyeron servicios para extender la funcionalidad de la norma que, junto con el costo de suministro propuesto, permiten establecer la simulación a escala real con la interacción distribuidora-usuarios y establecer las estrategias de optimización dentro de la Gestión de la Demanda.

### 7.2.5. Implementación y Generalización del criterio técnico

Se demostró matemáticamente la convergencia de la optimización multinivel a una solución y al generalizar la optimización propuesta para 300 usuarios, la optimización de la distribuidora disminuyó los picos de consumo, aplanó la curva de demanda de la red y, aunque no era un objetivo, aumentó la ganancia de la distribuidora, mientras que todos los usuarios consiguieron reducir su factura eléctrica. En este sentido, la optimización obtuvo resultados similares a los obtenidos para menor cantidad de usuarios y resultan alentadores al pensar en aplicarlo en un caso real. Además, se destaca que esta estrategia ganar-ganar ocurrió sin un conocimiento preciso del comportamiento de los usuarios por parte de la distribuidora y sin una coordinación entre usuarios. Este es un aspecto clave de la propuesta y permite aplicar la gestión de la demanda a usuarios que quieran mantener su privacidad y que no deseen interactuar entre ellos.

## 7.3 Contribuciones

Las contribuciones desarrolladas a lo largo de la tesis fueron publicadas en revistas internacionales:

1) En Bragagnolo et al. (2020) se publicó la revisión de la literatura donde se analizaron los diferentes puntos de vista y se los clasificó como control directo e indirecto.

2) En Bragagnolo et al. (2021a, 2021b) se presenta como objetivo de la distribuidora aplanar la curva de demanda de un grupo de usuarios que es un criterio técnico de optimización de la distribuidora y se elabora el factor de aplanamiento. Además, se demuestra la utilidad del factor de aplanamiento para analizar los programas de gestión de la demanda. Finalmente, se compara el criterio técnico con el económico, demostrando sus ventajas al ser una estrategia ganar-ganar.

3) En Bragagnolo et al. (2022) se propone la nueva función cuadrática de costo de suministro al detectar un escaso análisis en los costos considerados en la bibliografía e inconvenientes en el empleo de las funciones existentes. Esta nueva función propuesta es escalable, permite mantener tarifas eléctricas justas para los usuarios y sus parámetros pueden ser establecidos considerando costos reales de las redes de distribución

Finalmente, las últimas contribuciones que están pendientes sus envíos para publicación son: la extensión de la optimización multinivel con el criterio técnico a 300 usuarios y la

selección del protocolo de comunicación y extensión de sus funcionalidades para establecer la interacción entre los usuarios y la distribuidora.

#### **7.4 Líneas futuras de investigación**

Los diferentes trabajos futuros que pueden desarrollarse son:

1) Implementar la optimización multinivel en conjunto con el protocolo de comunicación desarrollado en un entorno real y evaluar su aplicabilidad por medio de la toma de tiempos. Además, se puede establecer la verificación del consumo propuesto por parte del usuario para aplicar la tarifa fijada y analizar la posibilidad que los usuarios realicen un pedido de exclusión en la Gestión de la Demanda y su influencia en el proceso de optimización.

2) Analizar las restricciones del criterio económico y del técnico. Para el criterio económico se puede proponer que ningún usuario puede tener una factura más alta que la de la situación previa, que es la sin optimizar, y sobre la base de esta restricción compararlo nuevamente con el criterio técnico. También se puede analizar la aplicación de ambos criterios con el fin de encontrar un equilibrio entre los aspectos técnicos y los económicos.

3) Modelar una mayor cantidad de usuarios para lograr una mayor heterogeneidad en la demanda y complejizar el modelo de los usuarios considerando una función multiobjetivo que minimice costo y maximice confort. Diversificar las cargas en los usuarios y agregar generación distribuida y cargas interrumpibles y flexibles como equipos de aire acondicionado, autos eléctricos y baterías.

4) Evaluar la inclusión de individuos preseleccionados como población inicial del algoritmo genético de la distribuidora y analizar si presentan un impacto positivo o negativo en la solución hallada. Es esperable que una buena selección del individuo a incorporar en la población inicial de una buena solución.

Estos trabajos a futuro pueden abordarse de forma conjunta o de forma separada.

## 8. Anexo

8.1 Anexo 1: Asignación de cargas a los cinco usuarios modelados

		CARGAS RESIDENCIALES				Usuario 1	Inicio (h)	Fin (h)	Usuario 2	Inicio (h)	Fin (h)	Usuario 3	Inicio (h)	Fin (h)	Usuario 4	Inicio (h)	Fin (h)	Usuario 5	Inicio (h)	Fin (h)
C A R G A S  B Á S I C A S	CC	1	Heladera con freezer	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	00:00	23:59	1	00:00	23:59	1	00:00	23:59	1	00:00	23:59	1	00:00	23:59
		195 watt		Wh: 98 - kWh: 0,098																
	CC	2	Módem - Router	Potencia	Por cada hora conectado en modo apagado consume	1	00:00	23:59	1	00:00	23:59	1	00:00	23:59	1	00:00	23:59	1	00:00	23:59
		10 watt		Wh: 10 - kWh: 0,01																
	CC	3	Pava Eléctrica	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	08:00	08:05	1	08:00	08:05	1	07:00	07:05	1	07:30	07:35	1	09:00	09:05
		2000 watt		Wh: 2000 - kWh: 2 (167Wh)	16:30		16:35	16:30		16:35	17:00		17:05	18:00		18:05	15:00		15:05	
					20:00		20:05	20:00		20:05	21:00		21:05	20:00		20:35				
	D	4	Plancha	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	17:00	18:00	1	19:00	20:00	1	10:00	11:00	1	19:00	20:00	1	20:00	21:00
		1000 watt		Wh: 600 - kWh: 0,600																
	CC	5	Televisor LCD N° 1	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	14:00	16:00	1	12:00	15:00	1	09:00	11:00	1	13:00	16:00	1	19:00	23:00
		100 watt		Wh: 100 - kWh: 0,100	20:00		00:00	19:00		00:00	20:00		01:00	22:00		03:00				
	CC	6	Caja de TV por cable N° 1	Potencia	Por cada hora conectado en modo apagado consume	1	14:00	16:00	1	12:00	15:00	1	09:00	11:00	1	13:00	16:00	1	19:00	23:00
	43,4 watt	Wh: 43,4 - kWh: 0,0434		20:00	00:00		19:00	00:00		20:00	01:00		22:00	03:00						
CC	7	Luminarias LED (12)	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	20:00	00:00	1	18:00	00:00	1	19:00	00:00	1	18:00	23:00	1	20:00	01:00	
	12 x 8,5 watt		Wh: 12 x 8,5 - kWh: 12 x 0,0085																	
CC	8	Notebook	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	11:00	13:00	1	09:00	11:00	1	17:00	20:00	1	14:00	17:00	1	16:00	20:00	
	60 watt		Wh:60 - kWh:0,060	19:00		21:00	14:00		19:00											
I	9	Ventilador Común	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	12:00	15:00	1	-	-	1	09:00	12:00	1	-	-	1	10:00	13:00	
	90 watt		Wh: 90 - kWh: 0,090	18:00		22:00	19:00		23:00				20:00		00:00					
CC	10	Cargador de teléfono	Potencia	Por cada hora conectado en modo apagado consume	1	21:00	23:00	1	12:00	14:00	1	18:00	20:00	1	20:00	22:00	1	11:00	12:00	
	14 watt		Wh: 14 - kWh: 0,014	19:00														20:00		
D	11	Lavarropas automático	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	16:00	18:00	1	08:00	10:00	1	08:00	10:00	1	15:00	17:00	1	11:00	13:00	
	520 watt		Wh: 182 - kWh: 0,182																	
CC	12	Televisor LCD N° 2	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	20:00	23:00	0	-	-	0	-	-	1	22:00	00:00	0	-	-	
	100 watt		Wh: 100 - kWh: 0,100																	

CC	13	Caja de TV por cable N° 2	Potencia	Por cada hora conectado en modo apagado consume	1	20:00	23:00	0	-	-	0	-	-	1	22:00	00:00	0	-	-
			43,4 watt	Wh: 43,4 - kWh: 0,0434															
CC	14	Computadora	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	0	-	-	0	-	-	1	14:00	23:00	0	-	-	0	-	-
			300 watt	Wh:250 - kWh:0,250															
CC	15	Horno microondas	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	0	-	-	0	-	-	1	12:00	12:05	1	21:30	21:35	1	22:00	22:05
			800 watt	Wh: 640 - kWh: 0,640 (53Wh)								22:00	22:05						
CC	16	Equipo de sonido	Potencia	Por cada hora conectado en modo apagado consume	1	17:00	20:00	1	11:00	13:00	1	09:00	11:00	0	-	-	0	-	-
			100 watt	Wh: 100 - kWh: 0,100															
CC	17	Aire acondicionado	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	12:00	19:00	1	-	-	1	12:00	17:00	0	-	-	1	13:00	21:00
			1350 watt	Wh: 1013 - kWh: 1,013															
CC	18	Estufa de cuarzo	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	-	-	1	07:00	10:00	0	-	-	1	18:00	23:00	1	-	-
			1200 watt	Wh: 1200 - kWh: 1,200					19:00	00:00									
CC	19	Ventilador de Techo	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	0	-	-	1	-	-	1	14:00	17:00	1	-	-	0	-	-
			60 watt	Wh: 60 - kWh: 0,060								22:00	07:00						
CC	20	Horno Electrico	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	0	-	-	0	-	-	0	-	-	1	12:15	13:45	0	-	-
			1300 watt	Wh: 1300 - kWh: 0,090 (975Wh)															
CC	21	Licuadaora	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	17:00	17:05	0	-	-	0	-	-	1	16:00	16:05	1	19:00	19:05
			300 watt	Wh: 300 - kWh: 0,300 (25Wh)															
CC	22	Secador de Pelo	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	0	-	-	1	19:00	19:15	1	07:30	07:45	1	21:00	21:15	1	06:30	06:45
			500 watt	Wh: 400 - kWh: 0,400 (100Wh)															
I	23	Termotanque	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	14:00	15:00	1	18:00	19:00	0	-	-	0	-	-	0	-	-
			3000 watt	Wh: 900 - kWh: 0,900		22:00	23:00												
CC	24	Freezer	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	00:00	23:59	1	00:00	23:59	1	00:00	23:59	0	-	-	0	-	-
			180 watt	Wh: 90 - kWh: 0,090															

D-I	25	Aspiradora	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	0	-	-	0	-	-	0	-	-	1	10:00	11:00	0	-	-
			750 watt	Wh: 675 - kWh: 0,675															
CC	26	Cafetera	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	07:00	07:10	0	-	-	0	-	-	1	18:00	18:10	1	07:30	07:40
			900 watt	Wh: 720 - kWh: 0,720 (120Wh)															
CC	27	Lavavajillas	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	14:00	15:00	1	23:00	00:00	0	-	-	0	-	-	0	-	-
			1500watt	Wh: 1050 - kWh: 1,05		23:00	00:00												
CC	28	Plancha de pelo	Potencia	Por cada hora de funcionamiento consume	1	08:00	08:15	0	-	-	1	09:00	09:15	1	20:00	20:15	0	-	-
			1500watt	Wh: 900 - kWh: 0,900 (225 Wh)															





```
Ec1=E1(1:3 5:10 12:26 28) % obtengo matriz y vector de consumo de cargas criticas  
nvars =tamaño (E1) % obtengo número de variables del GA  
fobj =@(t)fcostousuariovec (Ed1, P, t) % crea función objetivo manejable donde t es una  
variable vectorial de tres elementos
```

### %% Parametrización y ejecución de GA

```
Aeq = []; beq = []; % condiciones de igualdad  
lb = [32 1 1]; ub = ones(1, nvars)*97 - (Duración + 1); % limites superior e inferior de las cargas  
desplazables  
parametrosGA (Visualización, tamaño población, numero de generaciones, etc.)  
rng(i,'twister') % para reproducibilidad. Donde i es el número del usuario  
[t, fval, exitflag] = ga(fobj, nvars, [], [], Aeq, beq, lb, ub, [], [1 2 3], parámetros GA); % [1 2 3]  
indica que las tres variables son enteras
```

### %% Resultados

```
Ad1=zeros(96,3)  
Para i = 1:3  
    Ad1(t(j):t(j)+Duración(j), j) = 1 % obtengo la matriz de cargas desplazables optimizada  
resultante  
Termina  
X1=Ad1Ed1 + Ac1Ec1 % obtiene demanda total  
Costo=P·X1 % obtiene costo total
```

### %% Comunicación

```
Envía costo y consumo total a distribuidora y espera indicaciones % Finaliza o ejecutar GA con  
nuevo P
```

### Función de costo del usuario

```
[Costo]=fcostousuariovec (Ed1, P, t)  
Ad1=zeros(96,3)  
Para i = 1:3  
    Ad1(t(j):t(j)+Duración(j), j) = 1 % obtengo la matriz de cargas desplazables optimizada  
Termina  
Costo=PAd1Ed1  
  
Termina función.
```

### 8.3 Anexo 3: Código de la distribuidora

El detalle del programa desarrollado se muestra para el criterio técnico de la distribuidora.

#### Programa optimización de la demanda de la distribuidora

##### %% Inicialización

Carga terna **a**, **b** y **c**

##### %% Comunicación

Espera solicitud de unión de los clientes

Envía **P**

##### %% Inicialización GA

nvars = 24 % número de variables del GA – precio cambia una vez por hora

F=@(P)fconsumovecindario(P) % crea función objetivo manejable donde P es una variable vectorial de 24 elementos

rest=@(P,X1,X2,...,Xn)rest(P,X1,X2,...,Xn) % crea función de restricción no lineal manejable donde P es una variable vectorial de 24 elementos y X1, X2, ..., Xn los vectores de consumo de los usuarios

##### %% Parametrización y ejecución de GA

Aeq = []; beq = []; % condiciones de igualdad

lb = ones(1, nvars)\*1; ub = ones(1, nvars)\*5; % limites superior e inferior del precio

parametrosGA (Visualización, tamaño población, numero de generaciones, etc.)

rng(1,'twister') % para reproducibilidad

[P, fval, exitflag] = ga(F, nvars, [], [], Aeq, beq, lb, ub, rest, [], parametros GA);

##### %% Resultados

Obtiene X1, X2, ..., Xn de los usuarios

Envía señal de fin a usuarios

Calcula las variables resultantes % calcula ganancia, factor de aplanamiento, etc.

Finaliza

#### Función para calcular el factor de aplanamiento

[ $\Delta_E$ ]=fconsumovecindario(P)

% Función de consumo del vecindario que calcula factor de aplanamiento

Envía **P** a los usuarios

Obtiene X1, X2, ..., Xn de los usuarios

$E_{cp}$ = prom(sum(X1, X2, ..., Xn))

$\Delta_E$  = sum((sum(X1, X2, ..., Xn) -  $E_{cp}$ )<sup>2</sup>)

Termina

#### Función para calcular la restricción

% Función que calcula las restricciones propuestas

$[G]=\text{rest}(\mathbf{P}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n)$

$G=1+ (E_{cp} - (\mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2, \dots, \mathbf{X}_n)) \circ (3 - \mathbf{P})$

Termina

## 8.4 Anexo 4: Código Matlab Cliente – Servidor

Se transcriben los dos códigos desarrollados en Matlab para la comunicación cliente-servidor. El de la izquierda pertenece a la distribuidora y el de la columna derecha al usuario.

```
%
% El Server ingresa en estado Escuchar, mientras que el Cliente
% ingresa al estado Transmitir.
%
clc;
clear all;

%
% Crea el objeto UDP y se define el computador remoto y su puerto, luego
% configura los parámetros de operación.
%
u = udp('pronext.ddns.net',88);
set(u,'Timeout',1);

% Conecta el objeto UDP al computador remoto.
fopen(u);

% Escribe cuatro números en doble precisión.
a = [pi -123 0 1];
fwrite(u,a,'double')

% Leer el buffer de recepción.
count = 0;
while count == 0

    [A,count,msg,datagramaddress,datagramport] = fread(u,1,'double');
end

% Desconecta el objeto UDP del PC remoto y lo borra de la memoria.
fclose(u);
clear u;

datagramaddress
datagramport
A
count
msg
```

```
%
% El Server ingresa en el estado Escuchar, mientras que el Cliente
% ingresa al estado Transmitir.
%
clc;
clear all;
% Crea el objeto UDP y luego configura los parámetros operativos.
%
u = udp();
set(u,'LocalPort',88,'Timeout',1);
% Conecta el aplicativo con el objeto UDP.
%
fopen(u);
% Leer el buffer de recepción.
%
while true

    count = 0;
    while count == 0

        [A,count,msg,datagramaddress,datagramport] = fread(u,4,'double');
    end
    %
    % Para devolver el mensaje extrae la dirección del computador remoto y
    % configura los parámetros correspondientes en el objeto UDP.
    %
    set(u,'RemoteHost',datagramaddress,'RemotePort',datagramport);
    % Escribe un ACK o NACK.
    %
    if count == 4
        a = [1];
    else
        a = [0];
    end

    fwrite(u,a,'double')
end

fclose(u);
clear u;

datagramaddress
datagramport
A
count
msg
```

## 9. Bibliografía

AEA. (2006). *Reglamentación para la ejecución de instalaciones eléctricas en inmuebles*. AEA 90364-7-771). Buenos Aires: AEA.

Alonso, M., Amaris, H., & Alvarez-Ortega, C. (2012). Integration of renewable energy sources in smart grids by means of evolutionary optimization algorithms. *Expert Systems with Applications*, 39(5), 5513–5522.

Antunes, C. H., Alves, M. J., & Ecer, B. (2020). Bilevel optimization to deal with demand response in power grids: Models, methods and challenges. *TOP*, 28(3), 814–842. <https://doi.org/10.1007/s11750-020-00573-y>

Anvari-Moghaddam, A., Monsef, H., Rahimi-Kian, A., Guerrero, J. M., & Vasquez, J. C. (2015). *Optimized energy management of a single-house residential micro-grid with automated demand response*. 1–6. <https://doi.org/10.1109/PTC.2015.7232243>

Asensio, M., Muñoz-Delgado, G., & Contreras, J. (2017). Bi-level approach to distribution network and renewable energy expansion planning considering demand response. *IEEE Transactions on Power Systems*, 32(6), 4298–4309.

Batista, A. C., & Batista, L. S. (2018). Demand side management using a multi-criteria  $\epsilon$ -constraint based exact approach. *Expert Systems with Applications*, 99, 180–192. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2018.01.040>

Belhaiza, S., & Baroudi, U. (2014). A game theoretic model for smart grids demand management. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(3), 1386–1393. <https://doi.org/10.1109/TSG.2014.2376632>

Bertineti, D., Canha, L., Medeiros, A., de Azevedo, R., & da Silva, B. (2019). *Heuristic Scheduling Algorithm for Load Shift DSM Strategy in Smart Grids and IoT Scenarios*. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ISGT-LA.2019.8895488>

- Besançon, M., Anjos, M. F., Brotcorne, L., & Gómez-Herrera, J. A. (2020). A Bilevel Approach for Optimal Price-Setting of Time-and-Level-of-Use Tariffs. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 11(6), 5462–5465. <https://doi.org/10.1109/TSG.2020.3000651>
- Bian, D., Pipattanasomporn, M., & Rahman, S. (2015). A human expert-based approach to electrical peak demand management. *IEEE Transactions on Power Delivery*, 30(3), 1119–1127. <https://doi.org/10.1109/TPWRD.2014.2348495>
- Blaauwbroek, N., Nguyen, P., & Slootweg, H. (2017). Applying demand side management using a generalised three phase grid supportive approach. *2017 IEEE International Conference on Environment and Electrical Engineering and 2017 IEEE Industrial and Commercial Power Systems Europe (EEEIC/I&CPS Europe)*, 1–6.
- Bragagnolo, S. N., Vaschetti, J. C., & Magnago, F. (2021a). A technical and economic approach to multi-level optimization models for electricity demand considering user-supplier interaction. *Journal of King Saud University - Engineering Sciences*. <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2021.02.005>
- Bragagnolo, S. N., Vaschetti, J. C., & Magnago, F. (2021b). A technical and economic criteria comparison on demand side management with multi-level optimization model. *IEEE Latin America Transactions*, 19(9), 1494–1501.
- Bragagnolo, S. N., Vaschetti, J. C., & Magnago, F. (2022). On the scalability of supply cost for demand management in the smart grid. *IEEE Latin America Transactions*, 20(4), 643–650.
- Bragagnolo, S. N., Vaschetti, J. C., Magnago, F., & Gomez Targarona, J. C. (2020). Gestión de la demanda en las redes inteligentes, perspectiva y control desde el usuario y la distribuidora. *Información Tecnológica*, 31(3). <https://doi.org/10.4067/S0718-07642020000300159>
- Bu, S., Yu, F. R., & Liu, P. X. (2011). A game-theoretical decision-making scheme for electricity retailers in the smart grid with demand-side management. *2011 IEEE International Conference on Smart Grid Communications (SmartGridComm)*, 387–391.

Canale, L., Di Fazio, A. R., Russo, M., Frattolillo, A., & Dell'Isola, M. (2021). An Overview on Functional Integration of Hybrid Renewable Energy Systems in Multi-Energy Buildings. *Energies*, *14*(4), 1078.

Carrasqueira, P., Alves, M. J., & Antunes, C. H. (2017). Bi-level particle swarm optimization and evolutionary algorithm approaches for residential demand response with different user profiles. *Information Sciences*, *418*, 405–420. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2017.08.019>

Celiz, D. H., Figueroa Etchecopar, M., Piumetto, M., Bragagnolo, S. N., Vaschetti, J. C., & Gomez Targarona, J. C. (2018, September). *Estudio y Análisis para Definir Políticas que Modifiquen las Conductas de Consumo en Usuarios Domiciliarios Monofásicos*. IV Congreso Argentino de Ingeniería – X Congreso Argentino de Enseñanza de la Ingeniería (CADI-CAEDI 2018), Córdoba, Argentina.

Chai, B., Chen, J., Yang, Z., & Zhang, Y. (2014). Demand response management with multiple utility companies: A two-level game approach. *IEEE Transactions on Smart Grid*, *5*(2), 722–731.

Chakraborty, A. K., & Sharma, N. (2016). Advanced metering infrastructure: Technology and challenges. *2016 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition (T&D)*, 1–5.

Chen, C., Kishore, S., & Snyder, L. V. (2011). An innovative RTP-based residential power scheduling scheme for smart grids. *2011 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 5956–5959.

Ciudad de Cordoba. (2019). *Guía Estadística Córdoba una Ciudad en Cifras 2019*. [https://gobiernoabierto.cordoba.gob.ar/media/datos/GUIA\\_2019.pdf](https://gobiernoabierto.cordoba.gob.ar/media/datos/GUIA_2019.pdf)

Cortés, A. (2004). Teoría de la complejidad computacional y teoría de la computabilidad. *RISI*, *1*(1), 102–105.



- Dean, J. (1948). Cost structures of enterprises and break-even charts. *The American Economic Review*, 38(2), 153–164.
- Dempe, S. (2002). *Foundations of bilevel programming*. Springer Science & Business Media.
- Dethlefs, T., Preisler, T., & Renz, W. (2014). Multi-agent-based distributed optimization for demand-side-management applications. *2014 Federated Conference on Computer Science and Information Systems*, 1489–1496.
- DLMS, U. (2009). Architecture and Protocols. *DLMS User Association Standard*.
- Duman, A. C., Güler, Ö., Deveci, K., & Gönül, Ö. (2018). Residential load scheduling optimization for demand-side management under time-of-use rate. 193–196.
- ENRE. (n.d.). *Consumo indicativo de algunos artefactos eléctricos*. Retrieved November 10, 2019, from [https://www.enre.gov.ar/web/web.nsf/Consumo? OpenPage](https://www.enre.gov.ar/web/web.nsf/Consumo?OpenPage)
- Erdinc, O., Taşçıkaraoğlu, A., Paterakis, N. G., Eren, Y., & Catalão, J. P. (2016). End-user comfort oriented day-ahead planning for responsive residential HVAC demand aggregation considering weather forecasts. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(1), 362–372.
- Essiet, I. O., Sun, Y., & Wang, Z. (2019). Optimized energy consumption model for smart home using improved differential evolution algorithm. *Energy*, 172, 354–365. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.01.137>
- Finster, S., & Baumgart, I. (2015). Privacy-aware smart metering: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 17(2), 1088–1101.
- Galvis, J. C., & Costa, A. (2016). Demand side management using time of use and elasticity price. *IEEE Latin America Transactions*, 14(10), 4267–4274.
- Gardumi, F. (2016). *A multi-dimensional approach to the modelling of power plant flexibility* [Ph.D]. Polytechnic of Milan.
- Gellings, C. W. (1985). The concept of demand-side management for electric utilities. *Proceedings of the IEEE*, 73(10), 1468–1470.

- Ghia, A., & Del Rosso, A. (2009). Análisis de respuesta de la demanda para mejorar la eficiencia de sistemas eléctricos. *Buenos Aires: Fodeco*.
- Ghosal, A., & Conti, M. (2019). Key management systems for smart grid advanced metering infrastructure: A survey. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 21(3), 2831–2848.
- Ghosh, S. (2006). *Distributed systems: An algorithmic approach*. Chapman and Hall/CRC.
- Group, C. L. P. (2020, September 15). *Smart Grid*. <http://www.clp.com.hk/en/about-clp/power-transmission-and-distribution/smart-grid>
- Gupta, I., Anandini, G., & Gupta, M. (2016). *An hour wise device scheduling approach for demand side management in smart grid using particle swarm optimization*. 1–6. <https://doi.org/10.1109/NPSC.2016.7858965>
- Hsiao, E. (2015, June 4). *Smarter Meters*. Semiconductor Engineering. <https://semiengineering.com/smarter-meters/>
- Huang, G., Yang, J., & Wei, C. (2016). *Cost-Effective and comfort-aware electricity scheduling for home energy management system*. 453–460. <https://doi.org/10.1109/BDCLOUD-SOCIALCOM-SUSTAINCOM.2016.73>
- IEC. (2014). *Electricity metering data exchange—The DLMS/COSEM suite—Part 1-0: Smart metering standardisation framework*. IEC 62056-1-0.
- IEEE. (2012a). IEEE Standard for Local Area Network/Wide Area Network (LAN/WAN) Node Communication Protocol to Complement the Utility Industry End Device Data Tables. *IEEE Std 1703-2012*, 1–239. <https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2012.6226334>
- IEEE. (2012b). IEEE Standard for Utility Industry Metering Communication Protocol Application Layer (End Device Data Tables). *IEEE Std 1377-2012*, 1–576. <https://doi.org/10.1109/IEEESTD.2012.6264065>
- INTI. (n.d.). *Eficiencia energética en uso residencial*. Retrieved November 10, 2019, from [https://www.editores-srl.com.ar/revistas/ac/10/inti\\_eficiencia\\_energetica](https://www.editores-srl.com.ar/revistas/ac/10/inti_eficiencia_energetica)

ISO/IEC. (2002). *Information Technology-ASN.1 Encoding Rules: Specification of Basic Encoding Rules (BER), Canonical Encoding Rules (CER) and Distinguished Encoding Rules (DER)*. ISO/IEC 8825-1.

Ison, M., Sitt, J., & Trevisan, M. (2005). Algoritmos genéticos: Aplicación en MATLAB. *Guía de La Materia Sistemas Complejos*, 7. [www.df.uba.ar/users/mison/genetico.tar.gz](http://www.df.uba.ar/users/mison/genetico.tar.gz)

Janocha, S., Baum, S., & Stadler, I. (2016). *Cost minimization by optimization of electricity generation and demand side management*. 1–7. <https://doi.org/10.1109/IESC.2016.7569489>

Jayadev, V., & Swarup, K. S. (2013). *Optimization of microgrid with demand side management using Genetic Algorithm*.

Jordehi, A. R. (2019). Optimisation of demand response in electric power systems, a review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 103, 308–319. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2018.12.054>

Kabalci, E., & Kabalci, Y. (2019). *Smart grids and their communication systems* (Issue 1). Springer.

Kalyanaram, G., & Winer, R. S. (1995). Empirical generalizations from reference price research. *Marketing Science*, 14(3\_supplement), G161–G169.

Karami, H., Sanjari, M. J., Hosseinian, S. H., & Gharehpetian, G. B. (2014). An optimal dispatch algorithm for managing residential distributed energy resources. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(5), 2360–2367. <https://doi.org/10.1109/TSG.2014.2325912>

Karimi, H., Bahmani, R., & Jadid, S. (2021). Stochastic multi-objective optimization to design optimal transactive pricing for dynamic demand response programs: A bi-level fuzzy approach. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 125, 106487.

Kassakian, J. G., Schmalensee, R., Desgroseilliers, G., Heidel, T., Afridi, K., Farid, A., Grochow, J., Hogan, W. W., Jacoby, H., & Kirtley, J. (2011). The future of the electric grid:

An interdisciplinary MIT study. URL [Http://Energy. Mit. Edu/Research/Future-Electric-Grid/](http://Energy.Mit.Edu/Research/Future-Electric-Grid/). [Accessed 16 Aug 2018].

Kleinberg, J., & Tardos, E. (2006). *Algorithm design*. Pearson Education India.

Kovács, A. (2018). On the computational complexity of tariff optimization for demand response management. *IEEE Transactions on Power Systems*, 33(3), 3204–3206.

Kovács, A. (2019). Bilevel programming approach to demand response management with day-ahead tariff. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 7(6), 1632–1643. <https://doi.org/10.1007/s40565-019-0569-7>

Labbé, M., & Violin, A. (2016). Bilevel programming and price setting problems. *Annals of Operations Research*, 240(1), 141–169.

Le, T. N., Chin, W.-L., Truong, D. K., Nguyen, T. H., & Eissa, M. (2016). Advanced metering infrastructure based on smart meters in smart grid. *Smart Metering Technology and Services-Inspirations for Energy Utilities*.

Li, C., Srinivasan, D., & Reindl, T. (2015). *Real-time scheduling of time-shiftable loads in smart grid with dynamic pricing and photovoltaic power generation*. 1–6. <https://doi.org/10.1109/ISGT-Asia.2015.7387165>

Lin, S.-K., & Chen, C.-R. (2016). *Optimal energy consumption scheduling in home energy management system*. 2, 638–643.

Logenthiran, T., Srinivasan, D., & Shun, T. Z. (2012). Demand side management in smart grid using heuristic optimization. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 3(3), 1244–1252. <https://doi.org/10.1109/TSG.2012.2195686>

Lu, Q., & Zhang, Y. (2022). Demand response strategy of game between power supply and power consumption under multi-type user mode. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 134, 107348.

- Mauri, G., Moneta, D., Kmethy, G., Fantini, G., Strabbing, W., Freudenberg, W., Hohl, H., Schaub, T., Gerbaulet, T., & Kneiting, H. W. (2010). STATE-OF-THE-ART TECHNOLOGIES AND PROTOCOLS-Description of State of the Art Communication Protocols and Data Structures. *The OPEN Meter Consortium, Inf. Téc.*
- Melhem, F. Y., Grunder, O., Hammoudan, Z., & Moubayed, N. (2018). Energy management in electrical smart grid environment using robust optimization algorithm. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 54(3), 2714–2726.
- Meng, F.-L., & Zeng, X.-J. (2014). *An optimal real-time pricing for demand-side management: A Stackelberg game and genetic algorithm approach.* 1703–1710. <https://doi.org/10.1109/IJCNN.2014.6889608>
- Meng, F.-L., & Zeng, X.-J. (2016). *A bilevel optimization approach to demand response management for the smart grid.* 287–294. <https://doi.org/10.1109/CEC.2016.7743807>
- Mohassel, R. R., Fung, A., Mohammadi, F., & Raahemifar, K. (2014). A survey on advanced metering infrastructure. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 63, 473–484.
- Mohsenian-Rad, A.-H., Wong, V. W., Jatskevich, J., Schober, R., & Leon-Garcia, A. (2010). Autonomous demand-side management based on game-theoretic energy consumption scheduling for the future smart grid. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 1(3), 320–331.
- Molderink, A., Bakker, V., Bosman, M. G., Hurink, J. L., & Smit, G. J. (2010). Management and control of domestic smart grid technology. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 1(2), 109–119. <https://doi.org/10.1109/TSG.2010.2055904>
- Pavithra, N., & Esther, B. P. (2017). *Residential demand response using genetic algorithm.* 1–4.

- Qian, L. P., Zhang, Y. J. A., Huang, J., & Wu, Y. (2013). Demand response management via real-time electricity price control in smart grids. *IEEE Journal on Selected Areas in Communications*, *31*(7), 1268–1280.
- Rahate, N. D., & Kinhekar, N. (2017). *Demand side management for household equipment's*. 1–5. <https://doi.org/10.1109/ICOMICON.2017.8279108>
- Seema, P. N., Deepa, V., & Nair, M. G. (2016). Consumer Level Intelligence in a smart micro-grid. *2016 International Conference on Energy Efficient Technologies for Sustainability (ICEETS)*, 320–324.
- Sekizaki, S., Nishizaki, I., & Hayashida, T. (2016). Electricity retail market model with flexible price settings and elastic price-based demand responses by consumers in distribution network. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, *81*, 371–386.
- Shaikh, P. H., Nor, N. B. M., Nallagownden, P., & Elamvazuthi, I. (2018). Intelligent multi-objective optimization for building energy and comfort management. *Journal of King Saud University-Engineering Sciences*, *30*(2), 195–204. <https://doi.org/10.1016/j.jksues.2016.03.001>
- Shao, S., Pipattanasomporn, M., & Rahman, S. (2011). An approach for demand response to alleviate power system stress conditions. *2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, 1–7.
- Siano, P. (2014). Demand response and smart grids—A survey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, *30*, 461–478. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2013.10.022>
- Silva, A., Marinho, J., Cardoso, H. L., & Oliveira, E. (2015). *Demand-Side Management in Power Grids: An Ant Colony Optimization Approach*. 300–306.
- Siqueira de Carvalho, R., Kumar Sen, P., Nag Velaga, Y., Feksa Ramos, L., & Neves Canha, L. (2018). Communication system design for an advanced metering infrastructure. *Sensors*, *18*(11), 3734.

- Soares, A., Antunes, C. H., Oliveira, C., & Gomes, Á. (2014). A multi-objective genetic approach to domestic load scheduling in an energy management system. *Energy*, 77, 144–152.
- Soares, I., Alves, M. J., & Antunes, C. H. (2020). Designing time-of-use tariffs in electricity retail markets using a bi-level model—Estimating bounds when the lower level problem cannot be exactly solved. *Omega*, 93, 102027.
- Soares, I., Alves, M. J., & Antunes, C. H. (2021). A deterministic bounding procedure for the global optimization of a bi-level mixed-integer problem. *European Journal of Operational Research*, 291(1), 52–66.
- Soares, I., Alves, M. J., & Henggeler Antunes, C. (2019). A population-based approach to the bi-level multifollower problem: An application to the electricity retail market. *International Transactions in Operational Research*.
- Subasic, M. (2015). *Advanced state estimation in distribution systems* [Ph.D]. Polytechnic of Milan.
- Suryanarayanan, S., Mancilla-David, F., Mitra, J., & Li, Y. (2010). Achieving the smart grid through customer-driven microgrids supported by energy storage. *2010 IEEE International Conference on Industrial Technology*, 884–890.
- Taherian, H., Aghaebrahimi, M. R., Baringo, L., & Goldani, S. R. (2021). Optimal dynamic pricing for an electricity retailer in the price-responsive environment of smart grid. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 130, 107004.
- Tan, W.-N., Gan, M. T., & Tan, Z. L. (2016). *Optimization models for demand-side and supply-side scheduling in smart grids*. 1–5.
- Tatarenko, T., & Garcia-Moreno, L. (2014). A game theoretic and control theoretic approach to incentive-based demand management in smart grids. *22nd Mediterranean Conference on Control and Automation*, 634–639.

Telemetric. (2018, May). *Redes de comunicacion para medicion electrica AMI*. Telemetric - Telemetria y tecnologia especializada. <https://www.telemetric.com.mx/redes-de-comunicacion-para-medicion-electrica-ami.html>

Vidal, A. R., Jacobs, L. A., & Batista, L. S. (2014). An evolutionary approach for the demand side management optimization in smart grid. *IEEE Symposium on Computational Intelligence Applications in Smart Grid (CIASG)*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/CIASG.2014.7011561>

Von Stackelberg, H. (2010). *Market structure and equilibrium*. Springer Science & Business Media.

Wang, F., Zhou, L., Ren, H., Liu, X., Talari, S., Shafie-khah, M., & Catalão, J. P. (2017). Multi-objective optimization model of source–load–storage synergetic dispatch for a building energy management system based on tou price demand response. *IEEE Transactions on Industry Applications*, 54(2), 1017–1028. <https://doi.org/10.1109/TIA.2017.2781639>

Wang, Y., Hao, C., & Yoshimura, T. (2017). *A particle swarm optimization and branch and bound based algorithm for economical smart home scheduling*. 213–216.

Yang, H.-T., Yang, C.-T., Tsai, C.-C., Chen, G.-J., & Chen, S.-Y. (2015). *Improved PSO based home energy management systems integrated with demand response in a smart grid*. 275–282. <https://doi.org/10.1109/CEC.2015.7256902>

Yilmaz, S., Chambers, J., & Patel, M. K. (2019). Comparison of clustering approaches for domestic electricity load profile characterisation-Implications for demand side management. *Energy*, 180, 665–677. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.05.124>

Zafar, A., Shah, S., Khalid, R., Hussain, S. M., Rahim, H., & Javaid, N. (2017). *A meta-heuristic home energy management system*. 244–250.

Zhu, Z., Lambbotharan, S., Chin, W. H., & Fan, Z. (2015). A game theoretic optimization framework for home demand management incorporating local energy resources. *IEEE*



*Transactions on Industrial Informatics*, 11(2), 353–362.

<https://doi.org/10.1109/TII.2015.2390035>