

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CÓRDOBA

Facultad de Ciencias Exactas Físicas y Naturales

Doctorado en Ciencias de la Ingeniería

Tesis Doctoral



Predicción de Lluvias Máximas en Argentina

Desarrollos y Nuevas Aplicaciones

Autor: Ing. Carlos Gastón CATALINI

Director: Dr. Ing. Carlos Marcelo GARCÍA

Febrero de 2018

Predicción de Lluvias Máximas en Argentina:
Desarrollos y nuevas aplicaciones

por

Ing. Carlos Gastón CATALINI

Dr. Ing. Carlos Marcelo GARCÍA

Director

COMISIÓN ASESORA

Dr. Ing. Carlos Marcelo GARCÍA
(Facultad de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales – UNC)

Lic. Gabriel E. CAAMAÑO NELLI
(Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas -
CONICET)

Dr. Ing. Juan Carlos BERTONI
(Facultad de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales – UNC)

*“Conocer la ignorancia es una fortaleza,
ignorar el conocimiento una debilidad” Sun Tzu (Filosofo Chino)*

Esta Tesis fue enviada a la Facultad de Ciencias Exactas Físicas y Naturales de la Universidad Nacional de Córdoba para cumplimentar los requerimientos de obtención del grado académico de Doctor en Ciencias de la Ingeniería.

Córdoba, Argentina

Febrero de 2018



UNC

UNIVERSIDAD NACIONAL DE CORDOBA
Facultad de Cs. Exactas, Físicas y Naturales

ACTA DE EXAMENES

Libro: 00001

Acta 04173

Hoja 01/01

LLAMADO: 1

19/02/2018

CATEDRA - MESA:

DI002 TESIS DOCTORADO EN CIENCIAS DE LA INGENIERIA

NUMERO	APELLIDO Y NOMBRE	DOCUMENTO	INGRESO	COND.	NOTA	FIRMA
26179831	CATALINI, CARLOS GASTON	DNI: 26179831	2011	T	APROBADO	

LOPARDO, Raúl - ZIMMERMANN, Erik Daniel - GONZALEZ, Marceia Hebe - REYNA, Santiago M. - RODRIGUEZ

Observaciones:

Sergio Elaskar

Sergio Elaskar
 DIRECTOR
 Doctorado en Ciencias de
 la Ingeniería
 F.C.E.F. y N. - U.N.C.

Córdoba, ____/____/____

Certifico que la/s firma/s que ha/n sido puesta/s en la presente Acta pertenece/n a: Raúl A. Lopardo

Inscritos 1 Ausentes 0 Examinados 1 Reprobados 0 Aprobados 1
 14/02/2018 11:08:13

Libro/Acta: 0000104173

Hoja: 01/01

AGRADECIMIENTOS

Al iniciar un viaje normalmente se conoce donde se comienza, pero en ocasiones el destino no está claro o se encuentra distante, atravesando por caminos difíciles que a la distancia parecen imposibles. Por eso quien inicia un viaje y quiere tener éxito, requiere de la guía y el acompañamiento de aquellos que ya lo hicieron. Por tal motivo quiero agradecer:

A mis padres quienes inculcaron que a veces no solamente se requiere capacidad y conocimiento sino perseverancia y constancia para alcanzar el destino deseado.

A mi familia, a Natalia, por iniciar el viaje de la vida juntos aun sin saber a dónde íbamos a llegar, a Chiara y Carlo quienes llegaron a completar nuestro camino y cedieron tiempo y amor a su padre para llegar a este destino.

A mi Amigo y Padrino (de casamiento) / Profesor/ Director Dr. Carlos Marcelo García, quien es persona digna de admiración y ejemplo tanto profesional como personal. Por haberme escuchado, aconsejado y guiado constantemente.

A Gabriel Caamaño Nelli quien me inculco el amor por la hidrología junto a Clarita Dasso entre ambos me ayudaron a querer al CIRSA, y con ella las mañanas son largas clases de vida, aunque a veces parezcan retos.

A todos aquellos que de una manera u otra brindaron su apoyo para concretar este trabajo y a quienes comparten la idea de que las cosas pueden hacerse mejor sin caer en el simplismo de que porque es difícil no pueden realizarse. A todos ellos no más que simplemente GRACIAS.

PREDICCIÓN DE LLUVIAS MÁXIMAS EN ARGENTINA: Desarrollos y Nuevas Aplicaciones

RESUMEN

En la actualidad, una gran extensión del territorio de Argentina no cuenta con herramientas normalizadas para predecir los parámetros de diseño hidrológico de las medidas estructurales y no estructurales requeridas para mitigar el riesgo hídrico; así como la evaluación de amenazas ante el acontecimiento de eventos hidrológicos severos. En razón de lo expuesto, normalmente escasos y metodologías de predicción diferentes, según la necesidad basándose en el grado de experiencia y criterio del profesional involucrado. Esta problemática, hace que se requiera contar con variables de diseño homogeneizadas, estimados con metodologías estandarizadas de predicción disponibles en una interfaz amigable.

Por tal motivo, en esta Tesis Doctoral, se presentan desarrollos que permitan predecir los valores de la lámina de lluvias diarias máximas para distintas recurrencias, sus valores límites estimados y su aplicación a un Sistema de Gestión de Amenazas, en tres escalas espaciales diferentes. La más amplia abarca el Centro y Norte de Argentina incluyendo las provincias de Salta, Jujuy, Catamarca, Tucumán, Chaco, Formosa, Santiago del Estero, Entre Ríos, Corrientes, Córdoba, Santa Fe y San Luis, la intermedia a través de la región serrana de Córdoba y por último a nivel de cuenca la del río Sandspruit en Sudáfrica.

A lo largo de este trabajo se analizaron registros de más de 1370 estaciones pluviométricas, así como información pluviográfica y satelital. A partir de estos registros se elaboraron las series de valores de lámina de lluvia diaria máxima anual (PMD), así como otros parámetros estadísticos de interés. Luego se verificaron las hipótesis estadísticas básicas que deben cumplir estas series (ausencia de datos atípicos, independencia, estacionalidad y homogeneidad) para que tenga validez el análisis de estadística inferencial realizado. Finalmente se seleccionaron los registros que verificaron las hipótesis propuestas, sobre los cuales se realizaron ajustes de cuatro funciones de distribución de probabilidad para estimar en la primera aplicación los valores de máxima lámina de lluvia para los periodos de retorno entre 2 y 100 años, y los intervalos de confianza asociados a cada predicción. Además, se presenta la predicción de la envolvente regional del método de Hershfield para la determinación del valor límite diario estimado, denominado aquí Precipitación Máxima Probable (PMP). Finalmente se realizó un análisis espacial de la evolución de los valores de PMD y PMP empleado como herramienta de evaluación de la severidad local, utilizando en todos los casos un Sistema de Información Geográfica. Por último, se presenta una aplicación de la información generada por el Sistema de Gestión de Amenazas.

Palabras Clave: Lluvia de Diseño – Eventos Extremos – Análisis Espacial

PREDICTION OF MAXIMUM RAINFALL IN ARGENTINA: Developments and New Applications

ABSTRACT

Now a day, a large extension of Argentina has no standardized tools for hydrologic design for the structural and non-structural measures required to mitigate the hydrologic risk; as well as the evaluation of severe hydrological events. Thus, the available data and different methodologies are used in the estimate as needed based on the degree of professional experience and judgment involved. This problem makes variables required to have homogenates design with standardized prediction estimates available in a user-friendly interface methodology.

Therefore, this thesis, presents developments to estimate the values of the maximum daily rainfall for different return periods, their estimated limit values and their application to a Management System Alert Three different spatial scales have been used the largest scale included the central and northern of Argentina including the state of Salta, Jujuy, Catamarca, Tucumán, Chaco, Formosa, Santiago del Estero, Entre Rios, Corrientes, Córdoba, Santa Fe and San Luis. The intermediate scale is the mountainous region of Córdoba and finally the small scales include the basin of the river Sandspruit in South Africa.

In this work, more of 1370 rainfall and rain gauge stations and satellite data were analyzed. From these records, the series of values annual maximum daily rainfall (PMD) and other statistical parameters of interest were use. Then the basic statistical requires that must meet these series (presence of outliers, independence, seasonality and homogeneity) to be valid the inferential statistical analysis was then performed verified. The verified time series were fitted to four probability distribution functions to estimate values of maximum rainfall for return periods between 2 and 100 years, as well as confidence intervals associated with each prediction, and the determination of the regional envelope by Hershfield method for determining Probable Maximum Precipitation. Finally, a spatial analysis of the evolution of PMD and PMP value was performed as well an evaluation tool of the local severity using in all cases Geographic Information System.

Key Words: Rainfall Design - Extreme Events - Spatial Analysis

PRONOSTICO DELLA PRECIPITAZIONI MASSIMA IN ARGENTINA: Sviluppi e Nuove Applicazioni

SOMMARIO

Allo stato attuale, una vasta area di territorio Argentino non ha strumenti standardizzati per la previsione e progettazioni di parametri idrologici per misure strutturali e non strutturali necessarie per attenuare il rischio idrologico; così come la valutazione delle minacce quando si verificano gravi eventi idrologici. Perché i dati e le metodologie disponibili sono usati in base al grado di esperienza professionale e di giudizio coinvolti. Questo problema rende variabili necessarie per avere il design omogenati con le stime di previsione standardizzati disponibili in metodologie.

Pertanto, in questa tesi, lavorando sugli sviluppi di stimare i valori della pioggia massima giornaliera per i diversi periodi di ritorno, i loro valori limite stimati e la loro applicazione a un sistema di gestione di rischi idrologici, per tale scoposi e' lavorato in tre scale spaziali, la più ampia che copre l'Argentina centrale e settentrionale, comprende le province di Salta, Jujuy, Catamarca, Tucumán, Chaco, Formosa, Santiago del Estero, Entre Rios, Corrientes, Córdoba, Santa Fe e San Luis, il intermedia della regione montuosa di Cordoba e infine al bacino del fiume Sandspruit in Sud Africa.

In tutto questo noi lavoriamo più di 1370 registrazione di precipitazioni e di dati pluviometro e satellitari sono stati analizzati. Da questi record sono stati elaborati della serie di foglio di valori pioggia annua massima giornaliera (PMD) ed altri parametri statistici di interesse. assunzioni statistiche fondamentali che devono soddisfare queste serie (presenza di valori anomali, indipendenza, stagionalità e omogeneità) essere analisi statistica inferenziale valido stata poi eseguita verificati. Infine record verificato le ipotesi proposte è selezionata, su cui sono state effettuate le regolazioni a cuatro funzioni distribuzione di probabilità per stimare la prima applicazione i valori dei periodi massimi ritorno foglio pioggia tra 2 e 100, e intervalli di confidenza associati a ogni previsione, e la determinazione della busta regionale metodo Hershfield per determinare supposto Precipitation massima. Infine un'analisi spaziale dell'evoluzione dei valori PMD, PMP e quei parametri costitutivi del modello DIT utilizzati come strumento di valutazione della gravità locale utilizzando in tutti i casi è stato eseguito sistema d'informazione geografica.

Parole Chiave: Pioggia di Disegno - Eventi estremi - Analisi spaziale

I. INDICE TEMÁTICO

I. INDICE TEMÁTICO	XVII
II. INDICE DE FIGURAS.....	XXI
III. INDICE DE TABLAS	XXVII
IV. DEFINICIONES, ACRÓNIMOS Y ABREVIACIONES.....	XXIX
CAPITULO 1.- MARCO REFERENCIAL	1
1.1.- INTRODUCCIÓN	1
1.2.- MOTIVACIÓN TECNOLÓGICA	2
1.3.- MOTIVACIÓN CIENTIFICA	7
1.3.1.- ANTECEDENTES SOBRE ESTUDIOS REGIONALES DE LLUVIAS MÁXIMAS.....	7
1.3.2.- ANTECEDENTES SOBRE VALORES LÍMITES ESTIMADOS	11
1.3.3.- ÁREA DE VACANCIA.....	17
1.4.- OBJETIVOS	17
1.4.1.- OBJETIVO GENERAL.....	17
1.4.2.- OBJETIVOS PARTICULARES	17
1.5.- REGIÓN DE ESTUDIO	18
1.5.1.- DESCRIPCIÓN DE LA ESCALA DE TRABAJO REGIONAL.....	18
1.5.2.- DESCRIPCIÓN DE LA ESCALA DE TRABAJO ZONAL	19
1.5.3.- DESCRIPCIÓN DE LA ESCALA DE TRABAJO A NIVEL DE CUENCA	21
1.6.- ORGANIZACIÓN DE LA TESIS	22
CAPITULO 2.- ANÁLISIS LOCAL DE LLUVIAS MÁXIMAS	23
2.1.- INTRODUCCIÓN	23
2.2.- RECOPIACIÓN DE DATOS PLUVIOMÉTRICOS Y SELECCIÓN DE ESTACIONES.....	27
2.3.- DEFINICIÓN DEL AÑO HIDROLÓGICO	28
2.4.- REQUERIMIENTO DE LA LONGITUD DE REGISTRO MÍNIMO ...	31
2.4.1.- CONVENIENCIA DE UN ANÁLISIS ESTADÍSTICO LOCAL O UN ANÁLISIS ESTADÍSTICO REGIONAL EN FUNCIÓN DE LA INFORMACIÓN DISPONIBLE.....	32
2.4.2.- CRITERIO DE LONGITUD DE LA SERIE MÍNIMA	33
2.5.- VERIFICACIÓN DE CALIDAD, HOMOGENEIDAD Y CONSISTENCIA DE LOS DATOS	35

2.5.1.- DETECCIÓN DE DATOS ATÍPICOS (OUTLIERS).....	37
2.5.2.- PRUEBAS COMPLEMENTARIAS A LAS SERIES DE PMD	38
2.6.- ANÁLISIS DE LLUVIAS MÁXIMAS DIARIAS PARA DISTINTA PROBABILIDAD DE OCURRENCIA.....	43
2.6.1.- PERIODO DE RETORNO Y PROBABILIDAD DE EXCEDENCIA	44
2.6.2.- AJUSTE A UNA DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD.....	45
2.6.3.- DISTRIBUCIONES DE PROBABILIDAD EMPLEADAS.....	47
2.6.4.- RESULTADOS DEL ANÁLISIS LOCAL DE LA PMD PARA DISTINTAS RECURRENCIAS.....	50
2.7.- ANÁLISIS LOCAL DE VALOR LÍMITE ESTIMADO	54
2.7.1.- CONCEPTO DE LA PRECIPITACIÓN MÁXIMA PROBABLE	54
2.7.2.- MÉTODO DE LA ENVOLVENTE	55
2.7.3.- RESULTADOS DEL ANÁLISIS LOCAL DE LA PMP	58
CAPITULO 3.- ANÁLISIS ESPACIAL DE LLUVIAS MÁXIMAS	67
3.1.- INTRODUCCIÓN.....	67
3.2.- MUESTREO ESPACIAL	68
3.3.- ANÁLISIS ESPACIAL DE VARIABLES MUESTREADAS	70
3.3.1.- DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA DE LA VARIABLE Y ELIMINACIÓN DE DATOS ATÍPICOS.....	70
3.4.- CORRELACIÓN ESPACIAL DE VARIABLES ALEATORIAS.....	73
3.4.1.- FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN ESPACIAL	73
3.4.2.- HOMOGENEIDAD	74
3.5.- MODELADO DEL VARIOGRAMA.....	75
3.5.1.- EL VARIOGRAMA EXPERIMENTAL	76
3.5.2.- FACTORES QUE AFECTAN LA CONFIABILIDAD DEL VARIOGRAMA EXPERIMENTAL	80
3.5.3.- MODELANDO EL VARIOGRAMA.....	82
3.5.4.- FACTORES QUE AFECTAN LA FIABILIDAD DE LOS MODELOS DE VARIOGRAMA	86
3.6.- PREDICCIÓN GEOESTADÍSTICA: KRIGING	86
3.6.1.- TEORÍA.....	87
3.6.2.- PESOS DE KRIGING.....	89
3.6.3.- VECINDADES EN KRIGING	89
3.6.4.- KRIGING SIMPLE	90
3.6.5.- KRIGING LOGNORMAL	90
3.7.- VALIDACIÓN CRUZADA.....	92
3.8.- ANÁLISIS ESPACIAL DE PMD CON RECURRENCIA ASOCIADA.....	93
3.8.1.- DETECCIÓN Y ELIMINACIÓN DE DATOS ATÍPICOS ESPACIALES	93
3.8.2.- MODELADO DEL VARIOGRAMA.....	102
3.8.3.- PREDICCIÓN DE LA VARIABILIDAD ESPACIAL DE LA PMD	106

3.8.4.- VALIDACIÓN CRUZADA.....	106
3.9.- ANÁLISIS ESPACIAL DEL VALOR LIMITE ESTIMADO PMP	108
3.9.1.- DISTRIBUCIÓN DE LA VARIABLE Y ELIMINACIÓN DE DATOS ATÍPICOS	108
3.9.2.- MODELADO DEL VARIOGRAMA	112
3.9.3.- PREDICCIÓN GEOESTADÍSTICA DE LA PMP	114
3.9.4.- VALIDACIÓN CRUZADA.....	114
3.9.5.- CONTRASTE DE RESULTADOS	117
CAPITULO 4.- ANÁLISIS ESPACIAL DE PRECIPITACIONES CON FINES DE SU EMPLEO EN UN SISTEMA DE GESTIÓN DE AMENAZAS HIDROLÓGICAS	121
4.1.- INTRODUCCIÓN	121
4.1.1.- ANÁLISIS DE VALORES EXTREMOS. APLICACIÓN A LA FUNCIÓN INTENSIDAD DURACIÓN RECURRENCIA	121
4.2.- SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS A TIEMPO REAL.....	127
4.2.1.- SECUENCIA DE LA MEDICIÓN HIDROLÓGICA.....	129
4.2.2.- SISTEMAS DE RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN EN TIEMPO REAL PARA SISTEMAS RÍOS-LAGOS	130
4.2.3.- SISTEMA DE ALERTA TEMPRANA PARA INUNDACIONES EN ÁREAS URBANAS.....	131
4.3.- SISTEMA DE GESTIÓN DE AMENAZAS	132
4.3.1.- DESCRIPCIÓN GENERAL DEL SISTEMA Y SUS PRINCIPALES FUNCIONALIDADES.....	132
4.4.- EVALUACIÓN DE SEVERIDAD LOCAL.....	138
4.4.1.- IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO DIT, PARA LA REGIONALIZACIÓN DE FUNCIONES I-D-T	138
4.4.2.- EVALUACIÓN DE SEVERIDAD LOCAL CON BASE A LOS VALORES LÍMITES ESTIMADOS PMP	156
4.4.3.- SEVERIDAD LOCAL, SOBRE ESTACIONES PLUVIOMÉTRICAS DE ALTA FRECUENCIA.....	156
4.5.- EJEMPLOS DE APLICACIÓN DURANTE LA TEMPORADA 2016/17.....	159
4.5.1.- EVENTO DEL 8 DE DICIEMBRE DE 2016	160
4.5.2.- EVENTO DEL 26 DE DICIEMBRE DE 2016	163
4.5.3.- EVENTO DEL 6 DE ENERO DE 2017.....	167
4.5.4.- EVENTO DE 9 DE ENERO DE 2017.....	170
4.5.5.- EVENTO 15 DE FEBRERO DE 2017	172
4.5.6.- EVENTO DEL 6 DE MARZO DE 2017	174
CAPITULO 5.- CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	175
5.1.- CONCLUSIONES	175
5.1.1.- SOBRE EL ANÁLISIS ESPACIAL DE LLUVIAS MÁXIMAS	175

5.1.2.- SOBRE EL ANÁLISIS ESPACIAL DE PRECIPITACIONES CON FINES DE SU EMPLEO EN UN SISTEMA DE GESTIÓN DE AMENAZAS HIDROLÓGICAS	177
5.2.- RECOMENDACIONES	178
APÉNDICE A.- DETERMINACIÓN DE LLUVIAS MÁXIMAS UTILIZANDO SERIES HISTÓRICAS DE PRECIPITACIÓN PROVENIENTES DE IMÁGENES SATELITALES	179
A.1.- INTRODUCCIÓN	179
A.2.- INFORMACIÓN DE BASE	179
A.2.1.- PLUVIOMETRÍA	179
A.2.2.- INFORMACIÓN SATELITAL	182
A.2.3.- ANÁLISIS DE RESULTADOS	183
A.3.- GENERACIÓN DE MAPAS DIGITALES DE LLUVIAS MÁXIMAS DIARIAS CON RECURRENCIAS ASOCIADAS.....	184
A.4.- CONCLUSIONES	187
REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS	189

II. INDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Isohietas máximas horarias. T = 25 años (Fuente: Rühle, 1966).....	3
Figura 1.2. Isohietas máximas diarias [mm], recurrencia 10 años para la provincia de Córdoba (Fuente: García, 1994).	4
Figura 1.3. Isohietas Máxima Diaria para recurrencias de 20, 50 y 100 años para rangos de 30 a 180 mm (Fuente: Rafaelli & Moyano, 2002).....	5
Figura 1.4. Regionalización para una hora del parámetro i_d (Izquierda) y C_v (derecha) para el territorio nacional. (Fuente: Devoto, 2002 apud Bertoni, et al., 2004)	6
Figura 1.5. Página principal del Centro de Estudios para Diseño Hidrometeorológico (fuente: http://hdsc.nws.noaa.gov/hdsc/pfds/).....	8
Figura 1.6. Isohietas máximas horarias Recurrencia 50 años. (Fuente: http://voies-hydrauliques.wallonie.be/opencms/opencms/fr/hydro/idf)	9
Figura 1.7. Aplicación de visualización de datos procesados por Medioambiente del gobierno de Canadá (2014).	10
Figura 1.8. Ejemplo de visualización del sistema de lluvia de diseño australiano (Fuente: www.bom.gov.au/water/designRainfalls/ifa , Bureau of Meteorology. Government of Australia, 2016)	10
Figura 1.9. Isohietas de PMP para 24 horas. (Fuente: García, 2000).....	16
Figura 1.10. División Política de la República Argentina (izquierda) y relieve de la zona NOA bajo estudio (derecha).....	19
Figura 1.11. Región de estudio indicada (izquierda) y relieve de esa zona bajo estudio (derecha).....	20
Figura 2.1. Diagrama de flujo del proceso metodológico utilizado para la estimación local de la PMD y la PMP.	25
Figura 2.2. Recomendación empírica para la realización de un análisis regional o estimaciones locales para el diseño hidrológico (Fuente: Watt, 1989).....	32
Figura 2.3. Longitud de registro de las estaciones pluviométricas disponibles y porcentaje total en función de la longitud de serie disponible.....	33
Figura 2.4. Variación de la magnitud relativa del intervalo de confianza IC_T con las distintas recurrencias para longitudes de serie diferentes	35
Figura 2.5. Pruebas de dos colas (izquierda), y de una cola (derecha) para validación de hipótesis estadísticas.	37
Figura 2.6. Emplazamiento de las estaciones pluviométricas que superaron las pruebas estadísticas, indica en color su longitud de serie.	43
Figura 2.7. Función de Densidad de Probabilidad.	44
Figura 2.8. Concepto de período de retorno T.	45
Figura 2.9. Límites de confianza en la estimación de variables para distintas recurrencias (Fuente: Fattorelli & Fernández, 2007)	50

Figura 2.10. Gráficos de PMD con FDP lognormal, para ocho estaciones tomadas como ejemplo de la base de datos pluviométricos.	52
Figura 2.11. Contraste entre la incertidumbre relativa esperada al estimar PMD para T=100 años con la FDP Lognormal y la FDP que más se aleja de esta.....	54
Figura 2.12. Ajuste de la media por máximos atípicos (Adaptado de Hershfield, 1961a)	56
Figura 2.13. Ajuste del desvío por máximos atípicos (Adaptado de Hershfield, 1961a). 57	
Figura 2.14. Normalización a 50 años de longitud de serie de máximos. (Adaptado de Hershfield, 1961a)	57
Figura 2.15. Factores de frecuencia vs media, se indican envolventes (Alternativa 1 y Alternativa 2 por cuestiones de escala).....	60
Figura 2.16. Variación de Φ_{PMP} con la media de la serie de máximos según el desvío estándar de las series sintéticas.....	62
Figura 2.17. Φ_{PMP} obtenido al determinar el valor máximo, medio, percentil 95 y 99 de Φ_{n-1} en las 1000 series en función de los valores del coeficiente de variación (Cv).....	63
Figura 2.18. Distribución del coeficiente de variación de los máximos diarios de lluvia anual en la República Argentina.....	64
Figura 2.19. Modelo exponencial percentiles 99 de Φ_{PMP} vs Cv obtenido con funciones Lognormal, Gamma y Gumbel. Contraste con los puntos observados en Argentina.	64
Figura 2.20. Variación del Φ_{PMP} con la longitud de la serie sintética analizada.	65
Figura 3.1. Diagrama de flujo del proceso metodológico utilizado para el análisis de la variable de interés.	69
Figura 3.3. Gráfico de dispersión de Moran para la variable Lluvia Máxima Diaria T= 5 años. En negro se representan datos atípicos locales.	72
Figura 3.4. Comparación para el cálculo del variograma para tres intervalos de desfase para una muestra regular a lo largo de una transecta.	77
Figura 3.5. Semivariogramas sobre los tres primeros desfases para conformar el variograma muestral (otras posibles semivariogramas se marcan como cruces)	77
Figura 3.6. Variograma experimental anisótropo de dos dimensiones (Fuente: Oliver & Webster, 2015).	79
Figura 3.7. Geometría en dos dimensiones para discretizar en lag en cubos por distancia y dirección (Fuente: Oliver & Webster, 2015).....	79
Figura 3.8. Variograma experimental. Variograma considerado como pura “pepita o nugget”	81
Figura 3.9. Ejemplos de variograma ilimitado (izquierda) y variograma limitado con anotaciones para ilustrar los parámetros de una función modelo limitada (derecha).....	83
Figura 3.10. Esquema Metodológico para el análisis espacial, mediante el empleo de la geoestadística.	94
Figura 3.11. Histograma y grafico Box-Plot. PMD de T= 2, 5 y 10 años. 95 Estaciones.	95

Figura 3.12. Histograma y grafico Box-Plot. PMD de T= 25, 50 y 100 años. 957 Estaciones.....	96
Figura 3.13. Red de vecindarios y grafico de dispersión de Moran, (se consideran datos atípicos locales aquellos marcados en negro) para PMD T= 2, 5 y 10 años.....	98
Figura 3.14. Red de vecindarios y gráfico de dispersión de Moran, (se consideran datos atípicos locales aquellos marcados en negro) para PMD T= 25, 50 y 100 años.....	99
Figura 3.15. Gráficos de la PMD T = 50 años, en función de la latitud y longitud. Previo a la depuración de datos atípicos.....	101
Figura 3.16. Gráficos de la PMD T= 50 años en función de la latitud y longitud luego de la depuración de datos atípicos.....	101
Figura 3.17. Gráfico de la PMD T = 50 años, en función de la altitud. Previo a la depuración de datos atípicos.	102
Figura 3.18. Distribución espacial de las estaciones empleadas, en azul aquellas que superaron el análisis de distribución espacial de la variable (PMD T= 2 años, PMD T= 100 años).....	102
Figura 3.19. Semivariogramas Experimental y Teóricos Ajustados (Lineal, 1° Orden y 2° Orden) de arriba hacia abajo Exponencial, Esférico y Gaussiano.	105
Figura 3.20. Predicción PMD T 50 años, semivariograma Exponencial (Momento 1° Orden), izquierda: predicción; derecha: varianza de la predicción.....	107
Figura 3.21. Validación cruzada del método de Kriging PMD T 50 años. Los residuos indicados se condicen en la posición geográfica de las estaciones empleadas.	108
Figura 3.22. Histogramas y grafico Box-Plot PMP 1 día alternativa 2 (superior) PMP 1 día “sintética” (inferior), sin depurar, 1008 estaciones.	109
Figura 3.23. Red de vecindarios y grafico de dispersión de Moran, (se consideran datos atípicos locales aquellos marcados en negro) para la PMP 1 día alternativa 2 (superior) PMP 1 día “sintética” (inferior).....	110
Figura 3.24. Semivariogramas Experimental y Teóricos Ajustados (Lineal, 1° Orden y 2° Orden) de arriba hacia abajo Exponencial, Esférico y Gaussiano.	113
Figura 3.25. Predicción PMP 1 día “Sintética”, semivariograma Esférico (Momento 1° Orden), izquierda: predicción; derecha: varianza de la predicción realizada.	114
Figura 3.26. Validación cruzada para kriging PMP 1 día (superior) y 24 hora (inferior) original de Hershfield. Los residuos indicados se condicen con la posición geográfica de las estaciones empleadas.....	116
Figura 3.27. Validación cruzada para kriging PMP 1 día (superior) y 24 hora (inferior) empleo de la metodología “sintética” para determinación de la envolvente. Los residuos indicados se condicen con la posición geográfica de las estaciones empleadas.....	117
Figura 3.28. Valores de Precipitación Máxima Probable de un día (superior), y 24 horas (inferior) en la República Argentina estimados con el método de Hershfield (envolvente regional, izquierda) y con el método de Hershfield utilizando la metodología sintética para estimar Φ_{PMP} (Derecha).....	118

Figura 3.29. Relación entre los valores de Precipitación Máxima Probable Diaria estimados con el método de Hershfield (envolvente regional) y con el método de Hershfield utilizando la metodología sintética para estimar Φ_{PMP} 119

Figura 3.30. Comparación entre la PMP vs PMD T= 100. Superior envolvente regional de Hershfield, Inferior metodología “sintética”. 120

Figura 4.1. Distribución original de polígonos de Thiessen y Zonas, para las 141 estaciones consideradas sobre el territorio de la provincia de Córdoba (Fuente: Caamaño Nelli & Dasso, 2003). 126

Figura 4.2. Sistema de Estaciones Telemétricas ALERT (PAF) de la Provincia de Córdoba y Principales Unidades Hidrológicas monitoreadas 128

Figura 4.3. Esquema de una Red de Medición Remota (tomado de Chow, et al., 1999) 131

Figura 4.4. Izquierda corte típico de una estación de tecnología ALERT. Derecha Estación 5400 "Piedra Blanca" 132

Figura 4.5. Esquema general de niveles de usuario y acceso al Sistema de Gestión de Amenazas (SGA). 134

Figura 4.6. Página de acceso en línea al Sistema de Gestión de Amenazas (www.ina.gov.ar) 135

Figura 4.7. Ejemplo de pantalla del SGA de mapas de amenaza. Los círculos azules representan los PAF, mientras que los cuadrados y trazos los niveles de río. 135

Figura 4.8. Ejemplo de pantalla del SGA, de los reportes tabulados de amenaza. 136

Figura 4.9. Consulta a tiempo real de la lluvia acontecida en 24 horas, así como de nivel de río (14 de mayo de 2017) 137

Figura 4.10. Ejemplo de pluviograma, con intervalo de 15 minutos estación 1400 “La Hoyada, Cuenca del Río Cosquín”, junto con la precipitación acumulada. 137

Figura 4.11. Ejemplo de limnigrama para las estaciones que se encontraban en funcionamiento en la cuenca del río Cosquín el 25/12/2016 138

Figura 4.12. Región de análisis, indicado estaciones pluviográficas en donde se dispone de los parámetros constitutivos del modelo DIT y estaciones pluviométricas. 140

Figura 4.13. Evaluación tendencia espacial sobre A eje de las abscisas, Modelo DIT 141

Figura 4.14. Evaluación tendencia espacial sobre B eje de las abscisas, Modelo DIT 141

Figura 4.15. Evaluación tendencia espacial sobre C eje de las abscisas, Modelo DIT 141

Figura 4.16. Semivariograma Experimental y Teórico ajustado, debajo predicción y su varianza (grilla 25 km²), para toda el área completa bajo análisis (α) 143

Figura 4.17. Evaluación de la predicción, izquierda predichos vs observados, derecha gráfico de residuos sobre los pluviogramas para el parámetro “ α ”. 144

Figura 4.18. Izquierda parámetro A' del modelo DIT, derecha Desvío Estándar de la predicción. Regionalización para la provincia de Córdoba. 144

Figura 4.19. Semivariograma Experimental y Teórico ajustado, debajo, predicción y varianza (grilla 25 km²), para toda el área completa bajo análisis (B). 146

Figura 4.20. Evaluación de la predicción, izquierda predichos vs observados, derecha grafico de residuos sobre los pluviografos para el parámetro B.....	147
Figura 4.21. Derecha parámetro B del modelo DIT, izquierda Desvío Estándar de la predicción. Regionalización para la provincia de Córdoba.....	147
Figura 4.22. Semivariograma Experimental y Teórico ajustado, debajo, predicción y varianza (grilla 25 km ²), para toda el área completa bajo análisis (“ γ +ln 60”)	148
Figura 4.23. Evaluación de la predicción, izquierda predichos vs observados, derecha grafico de residuos sobre las estaciones pluviográficas para el parámetro “ γ +ln 60”...	149
Figura 4.24. Derecha parámetro C’ del modelo DIT, izquierda Desvío Estándar de la predicción. Regionalización para la provincia de Córdoba.....	150
Figura 4.25. Contraste de escalas y niveles de diseño (adaptado de Chow, et al., 1999).....	151
Figura 4.26. Precipitación [mm]. d= 1 h T = 2, 5 y 10 años. En rojo se indican PAF....	152
Figura 4.27. Precipitación [mm]. d= 3 h T = 2, 5 y 10 años. En rojo se indican PAF....	152
Figura 4.28. Precipitación [mm]. d= 6 h T = 2, 5 y 10 años. En rojo se indican PAF....	153
Figura 4.29. Contraste gráfico sobre estaciones de las estimaciones regionalizadas y zonificadas del modelo DIT, recurrencias de 2,5 y 10 años duraciones de 1, 3 y 6 horas.	154
Figura 4.30. Distribución de diferencias entre estimación mediante regionalización y zonificación, T: 2, 5 y 10 años y d = 1 hora, se indican las zonas.....	155
Figura 4.31. Distribución de diferencias entre estimación mediante regionalización y zonificación, T: 2, 5 y 10 años y d = 3 hora, se indican las zonas.....	155
Figura 4.32. Distribución de diferencias entre estimación mediante regionalización y zonificación, T: 2, 5 y 10 años y d = 6 hora, se indican las zonas.....	155
Figura 4.33. Grillas de Precipitación Máxima Probable sobre la provincia de Córdoba. 1 día (izquierda), 24 horas (derecha). En los puntos rojos se indican PAF.....	156
Figura 4.34. Emplazamiento de estaciones Pluviométricas de Alta Frecuencia (PAF) de tecnología ALERT en la Provincia de Córdoba.....	157
Figura 4.35. Situaciones de amenaza establecidas por el INA-SGA, 8 de diciembre de 2016. (Fuente: www.ina.gob.ar)	161
Figura 4.36. Precipitación 7/12/2016 22:00, SGA 6, 3 y 1 hora Estación 5060 “Tres Arboles” 34 mm en 1 hora (Amarillo).	161
Figura 4.37. Precipitación 8/12/2016 3:00, SGA 6, 3 y 1 hora Estación 5060 “Tres Arboles” 95 mm en 6 horas (Rojo), 48 mm en 3 horas (Amarillo), Estación 3700 “Pto Las Calles” 52 mm en 6 horas (Amarillo).	162
Figura 4.38. Precipitación 8/12/2016 6:00, SGA 6, 3 y 1 hora Estación 5060 “Tres Arboles” 66 mm en 6 horas (Naranja)	162
Figura 4.39. Precipitación cada 15 minutos estaciones 3700 “Puesto Las Calles” y 5060 “Tres Arboles”, 7 y 8 de diciembre de 2016.	163

Figura 4.40. Situaciones de amenaza establecidas por el INA-SGA, 26 de diciembre de 2016. (Fuente: www.ina.gov.ar)	164
Figura 4.41. Precipitación 25/12/2016 22:00, SGA 6, 3 y 1 hora, registros en 1 hrs Est. 1400 “La Hoyada” 53 mm (Rojo), Est. 900 “Puesto Garay” 58 mm (Rojo).	165
Figura 4.42. Precipitación 26/12/2016 03:00, SGA 6, 3 y 1 hora, registros en 6 hrs Est. 1400 “La Hoyada” 100 mm (Rojo), Est. 900 “Puesto Garay” 76 mm (Naranja), Est. 2400 “Pampa de Olaen” 70 mm (Naranja), Est. 2100 “San Jose de los Ríos” 58 mm (Amarillo)	165
Figura 4.43. Precipitación 26/12/2016 03:00, SGA 6, 3 y 1 hora, registros en 6 hrs Est. 2700 “Villa Giardino” 75 mm (Naranja), Est. 4800 “Cno El Cuadrado” 76 mm (Naranja), Est. 4500 “Capilla Buffo” 70 mm (Amarillo) Est. 5900 “Candongga” 65 mm (Amarillo) ..	166
Figura 4.44. Precipitación cada 15 minutos estaciones que alcanzaron umbrales de severidad, 25 y 26 de diciembre de 2016.	167
Figura 4.45. Precipitación 6/01/2017 18:00, SGA 6, 3 y 1 hora, registro en 1 hrs Est. 420 “Chateau” 49 mm (Rojo), registros en 6 horas Est. 2300 “Bosque Alegre” 83 mm (Naranja), Est. 2800 “La Suela” 58 mm (Amarillo)	168
Figura 4.46. Precipitación cada 15 minutos estaciones que alcanzaron umbrales de severidad, 6 de enero de 2017.	168
Figura 4.47. Calle Ituzaingo Centro de la Ciudad de Córdoba 6 de enero de 2017 (Fuente: www.cadena3.com.ar)	169
Figura 4.48. Vehículo arrastrado por la corriente cuando circulaba por Av. Sagrada Familia y Costanera de la ciudad de Córdoba (Fuente: La Voz del Interior, 6/01/2017)	169
Figura 4.49. Precipitación 9/01/2017 07:00, SGA 6, 3 y 1 hora, registros en 3 hrs Est. 2700 “Villa Giardino” 54 mm (Amarillo), Est. 6000 “Estancia La Paz” 62 mm (Amarillo).	170
Figura 4.50. Precipitación cada 15 minutos estaciones que alcanzaron umbrales de severidad, 9 de enero de 2017.	171
Figura 4.51. Balneario “Siete Cascadas” La Falda Provincia de Córdoba 9/01/2017 (Fuente: www.eldiariodecarlospaz.com)	171
Figura 4.52. Precipitación 15/02/2017 21:30, SGA 6, 3 y 1 hora, registro en 1 hr Est. 600 “Barrio Canal” 47 mm (Naranja), registro en 3 horas Est. 2200 “San Bernardo” 84 mm (Rojo), Est. 2300 “Bosque Alegre” 67 mm (Naranja), Est. 2800 “La Suela” 69 mm (Naranja).....	172
Figura 4.53. Precipitación cada 15 minutos estaciones que alcanzaron umbrales de severidad, 15 de febrero de 2017.	173
Figura 4.54. 15 de Febrero 21:30, calles Las Heras y Alem área Central de Villa Carlos Paz (Fuente: www.eldiariodecarlospaz.com).....	173
Figura 4.55. Precipitación cada 15 minutos dividida en sextiles desde el inicio de la precipitación, comparación de eventos del 6 de enero y 6 de marzo de 2017.	174

III.INDICE DE TABLAS

Tabla 1.1. Algunas áreas sobre las que se aplicó el método de Hershfield(1961a).....	13
Tabla 2.1. Estación San Justo, provincia de Santa Fe. Precipitación diaria Año 2002. .	28
Tabla 2.2. Estación San Justo, provincia de Santa Fe. Año 2002. Precipitación Máxima Diaria mensual y cantidad de días lluviosos.....	28
Tabla 2.3. Estación San Justo. Provincia de Santa Fe. Precipitación máxima diaria en cada mes y año hidrológico. En escala de colores se representa la severidad del evento	30
Tabla 2.4. Estación San Justo. Provincia de Santa Fe Máxima precipitación máxima diaria anual para cada año hidrológico. (S/D indica sin datos)	31
Tabla 2.5. Frecuencias de estaciones pluviométricas disponibles en función de su longitud de serie.....	33
Tabla 2.6. Nivel de significancia, hipótesis de contrastación.....	36
Tabla 2.7. Parámetros para la prueba de datos atípicos para 10% de nivel de significancia para la distribución normal (Fuente: U.S Water Resources Council, 1976)	38
Tabla 2.8. Pruebas estadísticas y criterios estadísticos. (Fuente: Watt, 1989, adaptado).....	39
Tabla 2.9. Valores de Kcri para el Test Mann – Kendall.	42
Tabla 2.10. Distribuciones de probabilidad para el ajuste de información hidrológica. ..	48
Tabla 2.11. Estaciones pluviométricas presentadas como ejemplo del análisis local de la PMD con recurrencia asociada.	51
Tabla 2.12. Diferencia relativa entre estimaciones con base en FDP Lognormal comparada con FDP de mayor diferencia para cada T. Estación Pozo Sarmiento, Salta.....	53
Tabla 2.13. Estaciones que definen las envolventes Φ_{PMP}	60
Tabla 3.1. Resumen de parámetros estadísticos e Índices de Moran y de Geary, así como comparación con las series obtenidas de la depuración de datos atípicos.....	100
Tabla 3.2. Distintas funciones de semivariograma ajustados, PMD T = 50 años (T 1°: Momentos de primer orden; T 2°: Momentos de segundo orden; SCE: Suma del cuadrado del error; Desviación de la media o error medio AIC: Akaike).....	104
Tabla 3.3. Resumen de variables y ajustes de semivariogramas seleccionados, así como de sus parámetros (T1°: Tendencia en momentos de primer orden; SCE: suma del cuadrado del error; Desviación de la media o error medio; AIC: Akaike).....	105
Tabla 3.4. Parámetros de Estimación basados en la validación cruzada en todos los casos considerando tendencia en momento de 1° orden.	107
Tabla 3.5. Resumen de parámetros estadísticos e Índices de Moran y de Geary, así como comparación con las series obtenidas de la depuración de datos atípicos, para la PMP de 1 día y 24 horas determinadas de acuerdo a la metodología de Hershfield y Sintética.	111

Tabla 3.6. Resumen de variables y ajustes de semivariogramas seleccionados, así como de sus parámetros (Hers.: Hershfiel; Sint.:Sintética; SCE: Suma del cuadrado del error; AIC: Criterio Información Akaike) 112

Tabla 3.7. Distintas funciones de semivariograma ajustados, PMP 1 día (sintética) (T 1: Momentos de primer orden; T 2: Momentos de segundo orden SCE: Suma del cuadrado del error; AIC: Akaike) 112

Tabla 3.8. Parámetros de estimación por validación cruzada. 115

Tabla 4.1. Estaciones pluviográficas empleadas que contaron con los parámetros constitutivos del modelo DIT, empleados para su regionalización. 140

Tabla 4.2. Índices de autocorrelación espacial sobre los parámetros del modelo DIT . 142

Tabla 4.3. Semivariograma Experimental, parámetro “ α ” del Modelo DIT 142

Tabla 4.4. Semivariograma Teórico Ajustado (exponencial ordinario), para el parámetro “ α ” del Modelo DIT (SCE: Suma del cuadrado del error; AIC: Criterio de Akaike)..... 142

Tabla 4.5. Semivariograma Experimental, parámetro B del Modelo DIT 145

Tabla 4.6. Semivariograma Teórico Ajustado (Esférico de Universal 1° orden), para el parámetro B del Modelo DIT. (SCE: Suma del Cuadrado del error; AIC: Criterio de Información de Akaike) 145

Tabla 4.7. Semivariograma Experimental, parámetro “ $\gamma + \ln 60$ ” del Modelo DIT..... 148

Tabla 4.8. Semivariograma Teórico Ajustado (Exponencial Ordinario), para el parámetro “ $\gamma + \ln 60$ ” del Modelo DIT..... 148

Tabla 4.9. Niveles de Severidad determinados en función de la recurrencia de lluvia para duraciones de 1, 3 y 6 horas. 152

Tabla 4.10. Diferencia relativa entre valores regionalizados y zonificados del modelo DIT para recurrencias de 10, 5 y 2 años y duraciones de 1, 3 y 6 horas 153

Tabla 4.11. Estaciones Pluviométricas de Alta Frecuencia, junto a los valores de umbrales determinados, todos los valores indicados en milímetros (R: T= 10 años; N: T= 5 años, A: T = 2 años) 158

Tabla 4.12. Listado de eventos que superaron los umbrales de severidad establecidos, temporada 2016/2017. Sistema de Gestión de Amenazas..... 160

IV. DEFINICIONES, ACRÓNIMOS Y ABREVIACIONES

A:	Área
AIC:	Criterio de Información de Akaike
AMSU:	Advanced Microwave Sounding Unit
β :	Curvatura del Variograma
C:	Covarianza
CETA:	Centro de Estudios Tecnológicos del Agua
CSIR:	Council for Scientific and Industrial Research Natural Resources and the Environment - South Africa
CIRSA:	Centro de Investigaciones de la Región Semiárida
CMP:	Crecida Máxima Probable
Cv:	Coeficiente de variación μ/σ
d:	Duración de un evento salvo indicación en horas
E:	Esperanza
g:	Intensidad de la variación en el variograma
h:	Desfasaje o “Lag”
hab.:	Habitantes
h_d :	lámina de lluvia [mm] asociada a duración
$h_{d,T}$:	lámina de lluvia [mm] asociada a duración y recurrencia
i:	Intensidad de lluvia [mm/h]
i_d :	Intensidad de lluvia [mm/h] asociada a duración
$i_{d,T}$:	Intensidad de lluvia [mm/h] asociada a duración y recurrencia
IC:	Índice C de Geary
IC_T :	Magnitud relativa del Intervalo de confianza para una recurrencia
IM:	Índice de Moran
INA:	Instituto Nacional del Agua
k_n :	Factor que depende del tamaño de la muestra
l:	Distancia
$L_{T,\alpha}$:	Intervalo de confianza inferior
m:	metros
ME:	Desviación de la media o error medio
MIC:	Máximo Intervalo de Confianza
mm:	Milímetros

MSDR:	Desviación media cuadrática
MSE:	Desviación cuadrática de la media, error medio cuadrático
m snm:	Metros sobre el nivel del mar
μ :	Media
N:	Norte
NEA:	Noreste Argentino
NMSE:	Error medio cuadrático normalizado
NOA:	Noroeste Argentino
n:	Número de datos de la muestra
n_1 :	Número de éxitos, o valores superiores a la media
n_2 :	Número de fracasos, o valores inferiores a la media
P:	Precipitación / lámina de lluvia [mm]
PMD:	Precipitación / lámina de lluvia máxima diaria [mm]
PMP:	Precipitación / lámina de lluvia máxima probable [mm]
Q:	Caudal
R:	Media cuadrática de los residuos
r:	rango de la dependencia espacial
RFE:	Rainfall Estimation (Estimación Satelital de Lluvia)
S:	Sur
SCE:	Suma del cuadrado del error
SIG:	Sistema de Información Geográfica
σ :	Desvío estándar
σ^2 :	Varianza
T:	Recurrencia o periodo de retorno [años].
T_w :	Estadístico prueba Wilcoxon
$U_{T,\alpha}$:	Intervalo de confianza superior
UCC:	Universidad Católica de Córdoba
UCSAL:	Universidad Católica de Salta
UNC:	Universidad Nacional de Córdoba
VLE:	Valor Límite Estimado
W:	Oeste
W:	Matriz de ponderación espacial.
Y_h :	Datos atípicos altos (outliers)
Y_L :	Datos atípicos bajos (outliers)
Z:	Valor estadístico

CAPITULO 1.- MARCO REFERENCIAL

1.1.- INTRODUCCIÓN

El diseño hidrológico se define como la evaluación del impacto de los procesos hídricos y la estimación de los valores de las distintas variables involucradas en los procesos de escorrentía. El diseño hidrológico se puede utilizar para diseñar medidas “estructurales” (por ejemplo, sistemas de control y conducción de excedentes hídricos), o bien, para desarrollar medidas de tipo “no estructural” como por ejemplo, programas de manejo y administración del recurso hídrico, planificación del uso del suelo, determinación de áreas de riesgo, sistemas de alerta, etc.

La escala de “diseño hidrológico” es definida como el rango en magnitud de la variable de diseño. Los factores determinantes en la selección de este valor para una obra civil, son el costo y la seguridad asociada. Sobredimensionar las obras o medidas no estructurales es antieconómico, mientras que subdimensionar las mismas puede ocasionar fallas con resultados catastróficos. La magnitud óptima para el diseño es aquella que equilibra criterios de costo y seguridad.

Para determinar la magnitud del evento crítico que deberá resistir el proyecto, ya sea para diseñar obras, prevenir daños por inundación, estimar procesos de erosión, o elaborar planes de contingencia, es necesario determinar la “Creciente de Proyecto”. La misma es afectada por la insuficiencia estadística de los registros de caudales máximos instantáneos, lo cual lleva a evaluar indirectamente el caudal mediante modelos de transformación lluvia-caudal (P-Q), que a su vez son alimentados por eventos hipotéticos críticos.

Estos en función de la importancia del objeto de diseño se podrán basar en caso de máxima, en el concepto de la Precipitación Máxima Probable (PMP), junto con otros valores como la Tormenta Máxima Probable (TMP) y la consiguiente Creciente Máxima Probable (CMP), las cuales constituyen Valores Límites Estimados (VLE), usualmente utilizados en el diseño de estructuras para el control de excedentes que por su vulnerabilidad o implicancia demandan una seguridad mayor.

El concepto de PMP, tiene sus orígenes a fines de la década de 1970, luego de que numerosas presas fallaran en distintos lugares del mundo, lo que llevó a revisar las normas de diseño y, en particular, el sentido probabilístico del componente pluvial de dimensionamiento (Hershfield, 1981). Muchos organismos dedicados a la seguridad de presas aconsejan hoy explícitamente utilizar la PMP, como lámina de tormenta de diseño para grandes obras, cuya rotura involucre riesgos importantes (Sugai & Fill, 1990).

Ahora bien, cuando la vulnerabilidad de los sistemas expuestos sea menor, estas lluvias de diseño podrán determinarse a partir de un vínculo esencial entre los rasgos de la precipitación: la función intensidad-duración-recurrencia (i-d-T). En donde, la probabilidad de ocurrencia de una lluvia depende de su persistencia, así como de la relación entre tres variables intensidad “i”, duración “d”, y el periodo de retorno ó “T”, habitualmente llamado “recurrencia”.

Aún si se remplazara caudal por intensidad de lluvia se continuaría teniendo un problema, ya que las series pluviográficas largas son escasas, aunque menos que las hidrométricas. Por esta razón, interesa a la presente propuesta analizar espacialmente las relaciones i-d-T siguiendo diversos criterios.

Las relaciones i-d-T y el patrón de distribución temporal de las lluvias, requeridos para estimar la “Creciente de Proyecto”, solo se pueden extraer de extensos registros de alta frecuencia, normalmente fajas pluviográficas, que en general no se encuentran disponibles. En cambio, es habitual otro dato de lluvia provisto por pluviómetros: la lámina diaria total. De esta manera, los técnicos y proyectistas pueden proceder a la estimación mediante un análisis de estadística inferencial de las láminas de precipitaciones máximas diarias (PMD) asociadas a diferentes periodos de retorno, a partir de las series de lluvias máximas diarias anuales, provenientes de registros pluviométricos.

La distribución espacial y su correspondiente variabilidad espacial son tan importantes como la distribución temporal de las precipitaciones a la hora de proyectar obras civiles, defensas, estructuras de control, así como ciertas medidas no estructurales.

1.2.- MOTIVACIÓN TECNOLÓGICA

En el ámbito nacional, los antecedentes de estudios regionales sobre la regionalización de lluvias máximas para diseño hidrológico son escasos, pero no inexistentes. Un precursor en la temática fue el trabajo realizado por el Ingeniero Federico G. O. Rühle (1966), el cual desde su publicación ha sido ampliamente utilizado por los profesionales viales del país. Empleando esta herramienta en la determinación de los caudales de diseño para la infraestructura vial, el autor desarrolló una serie de ábacos en donde se vincula la superficie de aporte, la intensidad de la lluvia y el caudal. Este método puede aplicarse en cuencas imbríferas de hasta 200 km² de superficie, longitudes de cauce principal de hasta 100 km y tiempos de concentración de hasta 9 horas.

El método propone la estimación de la intensidad de la lluvia, en mm/h para una duración “d” de 60 minutos, correspondiente a 25 años de tiempo de retorno según la expresión:

$$i_{d,25} = \frac{a}{d^b + c} \quad \text{Ecuación 1-1}$$

donde “d” es la duración de la tormenta expresada en minutos y a, b y c son parámetros estimados de acuerdo a las siguientes expresiones:

$$a = 31i_{d,T} + 0,023i_{d,T}^{2,295} \quad \text{Ecuación 1-2}$$

$$b = 0,82 \quad \text{Ecuación 1-3}$$

$$c = 2,29 + 0,023i_{d,T}^{1,293} \quad \text{Ecuación 1-4}$$

siendo $i_{d,T}$ la intensidad de precipitación horaria, en mm/h, correspondiente a una recurrencia o tiempo de retorno, T, de 25 años. El método implica el empleo de un mapa de isohietas horarias correspondiente a todo el país, que permite estimar el valor de $i_{d,T}$ (Figura 1.1). El autor sugiere que para duraciones mayores a 2 horas el valor de $i_{d,25}$, puede estimarse como:

$$i_{d,25} = \frac{a}{d^b} \quad \text{Ecuación 1-5}$$

Para obtener la intensidad, en mm/h, correspondiente a otros tiempos de retorno expresados en años, $i_{d,T}$, la expresión propuesta es la siguiente:

$$i_{d,T} = i_{d,25} \left[1 + 0,44 \left(\frac{50}{50 + i_{d,25}^{0,3}} \right) \right] \log \left(\frac{T}{25} \right) \quad \text{Ecuación 1-6}$$

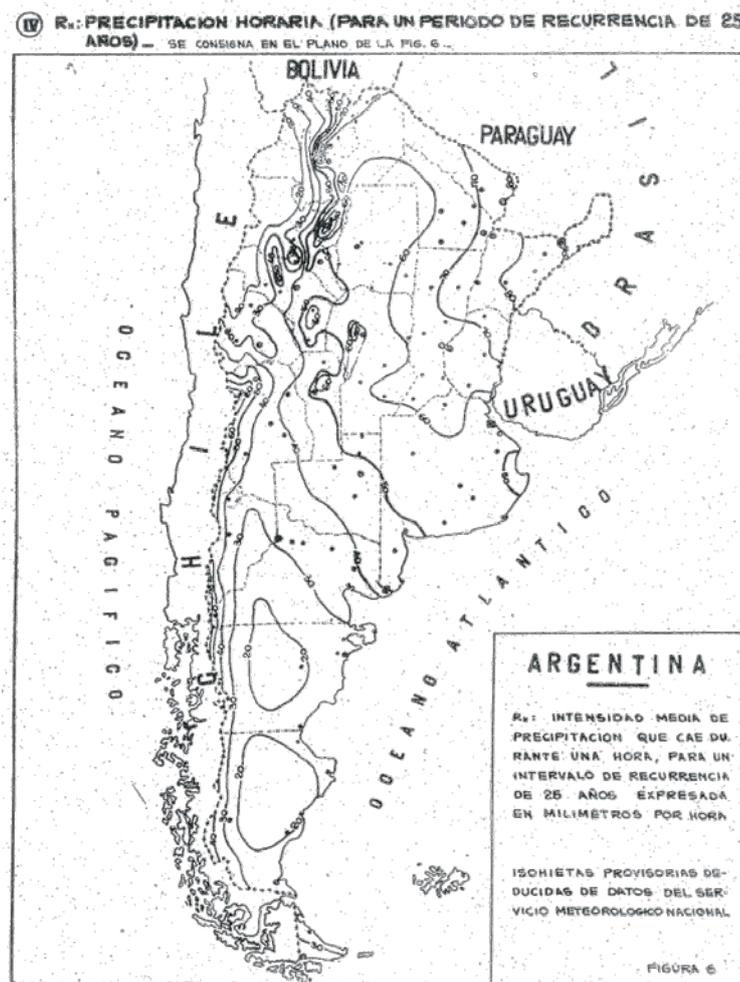


Figura 1.1. Isohietas máximas horarias. T = 25 años (Fuente: Rühle, 1966)

Casi 30 años después, García (1994), presentó la “Regionalización de Precipitaciones Máximas Diarias en la provincia de Córdoba”. El objetivo fue la regionalización de las lluvias máximas diarias para la provincia Córdoba, desarrollando tecnologías para la estimación de lluvias máximas con alcance regional, diseñando un procedimiento expeditivo de estimación para uso ingenieril que aporta herramientas de cálculo particulares para el territorio de la provincia de Córdoba. En el trabajo de referencia, cada serie de valores máximos de precipitación fue ordenado por año hidrológico sobre 141 puestos pluviométricos seleccionados en la Provincia, a los cuales se le ajustaron seis distribuciones teóricas de probabilidad: Gumbel, lognormal, gamma, pearson, normal y

Weibull, adoptándose la distribución lognormal como aquella más apta para caracterizar la pluviometría del territorio.

El análisis probabilístico realizado por el autor, determinó los índices estadísticos, la curva de frecuencia muestral y la frecuencia esperada. Mediante el trazado de isohietas por el método de mínima curvatura se obtuvieron coberturas continuas y dichos campos de precipitación siendo plasmados en sendos mapas para 20 períodos de retorno predefinidos entre 2 y 200 años (Figura 1.2).

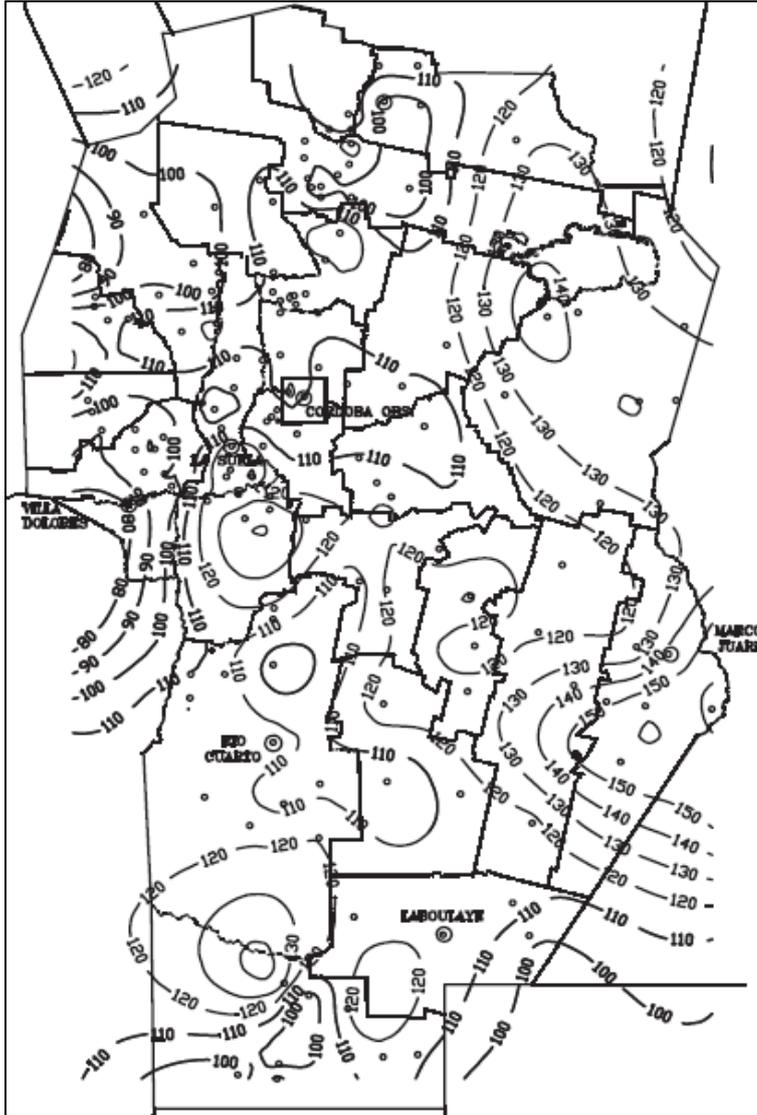


Figura 1.2. Isohietas máximas diarias [mm], recurrencia 10 años para la provincia de Córdoba (Fuente: García, 1994).

Rafaelli & Moyano, (2002) presentaron la estimación de la distribución de la precipitación a nivel regional en el NOA (Noroeste Argentino) y un estudio de similar índole a nivel de la cuenca del Río Iruya utilizando pocos registros pluviométricos. Se utilizó el método de regionalización estadística VAPI (Valutazione delle Piene) desarrollado por el Grupo Nacional de Defensa de Catástrofes Hidrogeológicas del CNR (Consiglio Nazionale delle Ricerche) de Italia. El estudio realizado a nivel regional ha permitido generar mapas con

la distribución espacial de la precipitación máxima diaria media, para tiempos de recurrencia de 25, 50 y 100 años (Figura 1.3).

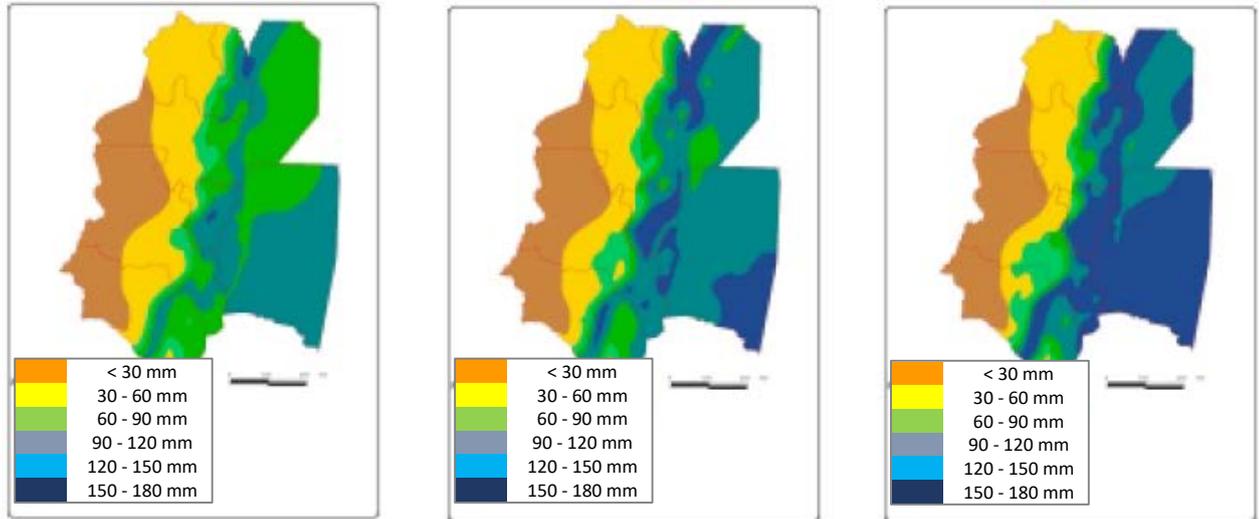


Figura 1.3. Isohietas Máxima Diaria para recurrencias de 20, 50 y 100 años para rangos de 30 a 180 mm (Fuente: Rafaelli & Moyano, 2002)

Devoto, (2002) propone la representación espacial estadística de la intensidad máxima asociada a diferentes duraciones a través del modelo doble exponencial de Gumbel según la expresión:

$$i_{d,T} = \bar{i}_d \left\{ 1 - \frac{0,5772}{1,282} C_v - \frac{1}{1,282} C_v \ln \left[-\ln \left(1 - \frac{1}{T} \right) \right] \right\} \quad \text{Ecuación 1-7}$$

Donde \bar{i}_d representa la intensidad media máxima anual para una duración d , C_v , es el coeficiente de variación y T el tiempo de retorno. El autor regionalizó los valores de \bar{i}_d y C_v para todo el territorio nacional, correspondiente a duraciones de 1 y 12 horas. En la Figura 1.4 se reproduce la regionalización correspondiente a una hora. Para la expresión matemática de las curvas i - d - T el autor propuso dos modelos clásicos de tipo hiperbólico de dos y tres parámetros. Luego del análisis del desempeño de ambos recomendó el modelo de tres parámetros dado por la expresión:

$$i_d = \frac{a}{d^b} + c \quad \text{Ecuación 1-8}$$

Las expresiones de los parámetros resultan en este caso como:

$$a = i_1(d_1^b + c) \quad \text{Ecuación 1-9}$$

$$b = 0,80 \quad \text{Ecuación 1-10}$$

$$c = \frac{(i_{12}d_{12}^b - i_1d_1^b)}{(i_{12} - i_1)} \quad \text{Ecuación 1-11}$$

donde los subíndices 1 y 12 corresponden respectivamente a duraciones de 1 y 12 horas. En el modelo, la intensidad de lluvia, i_d , se expresa en mm/h y la duración de la tormenta d , en minutos.

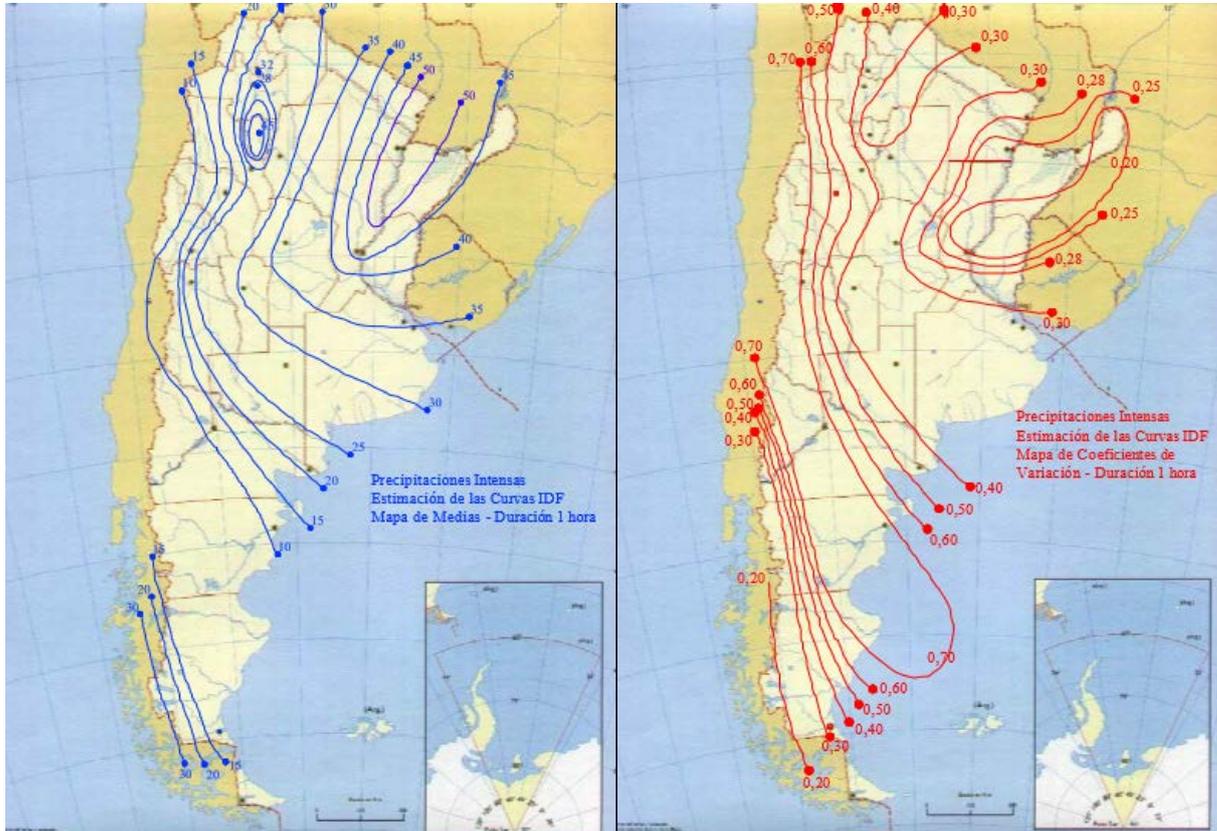


Figura 1.4. Regionalización para una hora del parámetro i_d (Izquierda) y C_v (derecha) para el territorio nacional. (Fuente: Devoto, 2002 apud Bertoni, et al., 2004)

Por otra parte, Zamanillo et al. (2008) publicaron para la provincia de Entre Ríos un manual, que permite predecir la tormenta de diseño para recurrencias de 2, 5, 10, 20, 25 y 50 años en cualquier punto de la Provincia incluyendo la estimación de una relación intensidad-duración-recurrencia (i-d-T) junto con la distribución temporal de la tormenta.

A su vez, Maidah (2010) y Catalini et al. (2010), actualizaron y adaptaron para su empleo en un Sistema de Información Geográfica (SIG), el trabajo iniciado por García (1994), utilizando una herramienta técnica actualizada de similares características a la desarrollada originalmente, cuya principal ventaja es que permite predecir mediante las coordenadas geográficas de un punto de interés las precipitaciones máximas diarias con recurrencia asociada. Los resultados de éste trabajo incluyen los valores definidos por los intervalos de confianza de ajuste de la función lognormal de lluvia máxima diaria para recurrencias de 2, 5, 10, 20, 25, 30, 50, 100 y 200 años en la misma área de cobertura que García (1994) con un nivel de significancia del 95%. Empleando un Sistema de Información Geográfica (SIG), a través del programa IDRISI Andes, se generaron grillas de resolución espacial de 25 km² con recurrencia asociada en lugar de las isohietas empleadas con anterioridad generando además la digitalización y procesamiento de la base de datos pluviométrica empleada por García (1994).

Catalini, et al., (2011), elaboraron un estudio metodológico para la determinación de una grilla i-d-T consistente para la provincia de Córdoba. Continuando los lineamientos de

Maidah (2010) implementando el Modelo predictor DIT (Caamaño Nelli & Dasso, 2003), a través de la regionalización de las variables hidrometeorológicas provenientes de la serie de datos como son la media y el desvío se logró la regionalización de las funciones i-d-T que se obtienen por la incorporación de las variables regionalizadas en la expresión analítica del modelo predictor para la duración y recurrencia requeridas.

Las publicaciones realizadas por Caamaño Nelli & Dasso (2003), y Catalini, Caamaño Nelli & Dasso (2011), sintetizan los antecedentes metodológicos mencionados de estudios realizados para la provincia de Córdoba por el grupo de hidrología del Instituto Nacional del Agua y su Centro de Investigación de la Región Semiárida (INA-CIRSA) y el Grupo de Estudios Hidrológicos en Cuencas Pobrementemente Aforadas de la Universidad Católica de Córdoba (UCC-EHCPA) en lo referente a la predicción de lluvias causales de crecientes de proyecto, comprendiendo su magnitud, su validez a futuro, su transposición y su variación en el tiempo y el espacio e incluyendo además ejemplos de aplicación.

Por lo expuesto en los párrafos precedentes, esta Tesis Doctoral, centra su atención en el análisis espacial de lluvias máximas asociadas a distintos períodos de retorno y el Valor Límite Estimado (VLE) también denominado como Precipitación Máxima Probable (PMP). En Argentina, si bien se han realizado trabajos de estimación tanto de la PMD como de relaciones i-d-T y VLE, los mismos se han centrado en la determinación local de los mismos o en su defecto a nivel provincial o zonal, por lo que a nivel de las distintas regiones del país se carece de una herramienta que permita la homogenización de los parámetros de diseño, lo cual permitiría un rápido control de proyecto de obras y planificación de uso de suelo, unificando metodologías y disminuyendo incertidumbres asociadas a los datos de ingreso a los modelos de transformación P-Q.

En virtud de lo expuesto, se generará así una herramienta valiosa para los organismos públicos nacionales y provinciales de contralor de obras asociadas a los recursos hídricos, planificación territorial y de gestión de los mismos.

1.3.- MOTIVACIÓN CIENTIFICA

1.3.1.- ANTECEDENTES SOBRE ESTUDIOS REGIONALES DE LLUVIAS MÁXIMAS

Una revisión bibliográfica detallada muestra distintos trabajos en donde se plantean avances metodológicos y operativos para la determinación de los patrones de lluvias utilizadas para el diseño hidrológico. A continuación, se detallan los siguientes antecedentes:

En Chile la Dirección General de Aguas (1991), puso a disposición de cualquier usuario los patrones de diseño hidrológico de obras pequeñas y medianas que requieran el cálculo de caudales con periodos de retorno de hasta 100 años, a través de mapas por cada región del país de lluvias máximas de 1, 2 y 3 días con recurrencia asociada, empleando para tal fin 614 estaciones pluviométricas, con longitudes de serie que variaban desde los 23 años hasta los 47 años.

En Colombia Vargas y Diaz-Granados (1997), y posteriormente Vargas (1998), plantearon el empleo de ecuaciones que permitieran estimar las curvas i-d-T a partir de información pluviométrica, empleando 165 curvas i-d-T ubicadas en diversas zonas de Colombia, regionalizándolas a estaciones pluviométricas en 5 zonas pre-establecidas y volcando los resultados a un Sistema de Información Geográfica (SIG)

En España, el Ministerio de Fomento (1999) a través de la Dirección General de Carreteras realizó una publicación denominada “Máximas lluvias diarias en la España Peninsular”, en la cual desarrolla un método operativo que, de manera breve y fiable, proporciona valores de las máximas lluvias diarias en la España Peninsular, dato que sirve como punto de partida para el cálculo de los caudales a escurrir por los pequeños cauces existentes en las obras viales, supliendo así la ausencia de aforos en los mismos. Para tal fin, se recopiló información pluviométrica de 1545 estaciones con más de 30 años de registros considerando 26 regiones geográficas, para posteriormente regionalizar mediante el empleo del “Índice de Crecida”.

En Estados Unidos de Norteamérica, la Administración Nacional Atmosférica y Oceánica (NOAA por sus siglas en inglés) generó un Atlas inicialmente en 1973 y actualizado en 2004, con estimaciones de precipitación para diferentes recurrencias y con duraciones de 5 minutos a 60 días, contemplando sus respectivos intervalos de confianza en todo el país. Además en el mismo documento se analiza la distribución temporal y la estacionalidad (Bonnin, et al., 2006). El Atlas es considerado como la documentación oficial de la estimación de la “lluvia de diseño” para los Estados Unidos, incluyendo la metodología desarrollada y los resultados alcanzados para el procesamiento de información de estaciones pluviográficas y pluviométricas de alta frecuencia (inicialmente se procesaron 3322 estaciones las cuales han sido sucesivamente ampliadas). Actualmente existe un servidor publicado junto con el citado Atlas para permitir la descarga de los resultados y la información necesaria a través de Internet tanto de funciones i-d-T, su distribución temporal y Valores Límites Estimados (Figura 1.5).

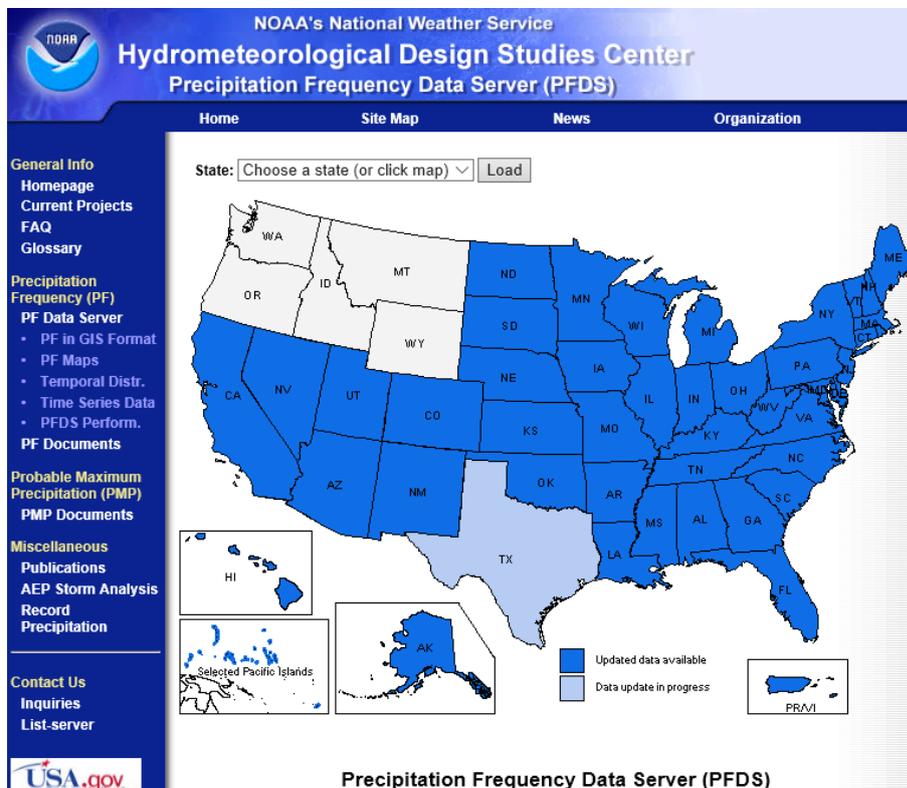


Figura 1.5. Página principal del Centro de Estudios para Diseño Hidrometeorológico (fuente: <http://hdsc.nws.noaa.gov/hdsc/pfds/>).

También, se puede mencionar que en la región meridional de Bélgica (Valonia), la Dirección General de Movilidad y Vías Navegables ha generado un visualizador de mapas (Figura 1.6) que permiten obtener los valores espaciales de lámina para duraciones comprendidas entre 10 minutos a 30 horas y recurrencias que abarcan desde los 2 meses hasta los 200 años, empleando para tal fin la red hidrometeorológica de estaciones que cubren el territorio belga las cuales registran en intervalos máximos de 10 minutos y complementado con información pluviométrica (Van de Vyver, 2012).

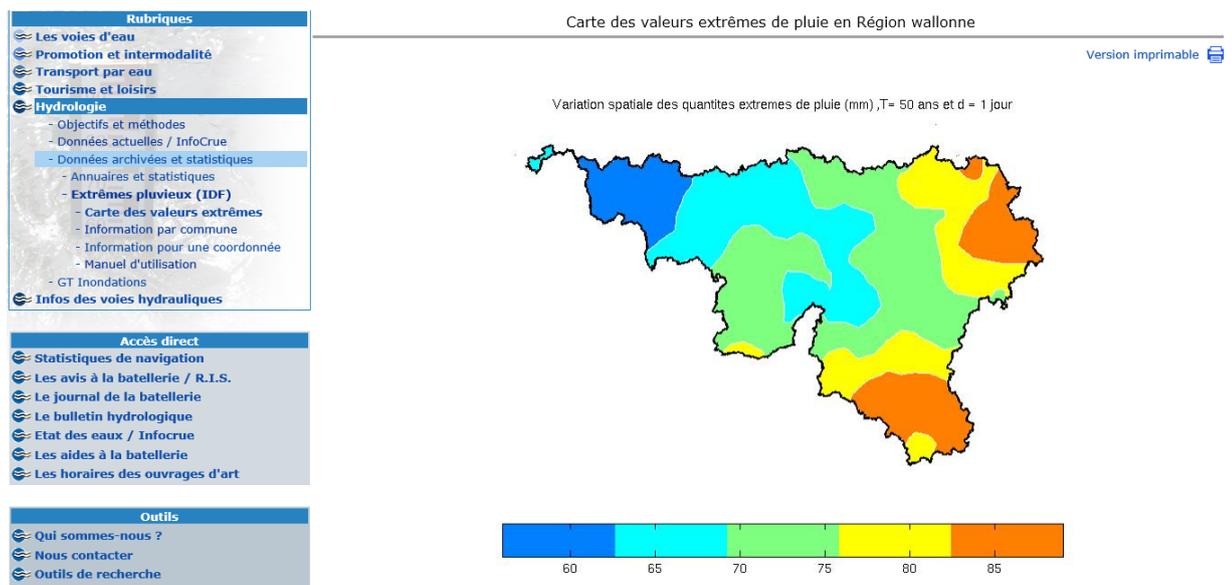


Figura 1.6. Isohietas máximas horarias Recurrencia 50 años. (Fuente: <http://voies-hydrauliques.wallonie.be/opencms/opencms/fr/hydro/idf>)

Medioambiente del gobierno de Canadá, (2014) publicó la versión 2.3 de su aplicación de “intensidad-duración-frecuencia para tormentas de corta duración”, la misma consiste en un visualizador georeferenciado de 565 estaciones pluviográficas emplazadas a través del territorio canadiense, en cada uno de éstas se ofrecen los valores de intensidad para duraciones de 5,10, 15, 30, 60 min y 2, 6, 12 y 24 horas con periodos de retorno comprendidos entre los 2 y 100 años (Figura 1.7).

Finalmente, en Australia a través del Bureau Meteorológico se han publicado resultados primero en 1987 y luego en 2013 y recientemente en 2016, las relaciones de i-d-T de más de 8000 estaciones pluviográficas y pluviométricas de alta frecuencia, emplazadas a lo largo del territorio, ofreciendo los resultados en una grilla que cubre la totalidad del subcontinente australiano (Figura 1.8).

IDF Station Locator / Localisateur de station IDF

To locate IDF stations zoom map or search on location of interest. / Pour trouver les stations IDF, agrandissez la carte ou faites une recherche par endroit d'intérêt.

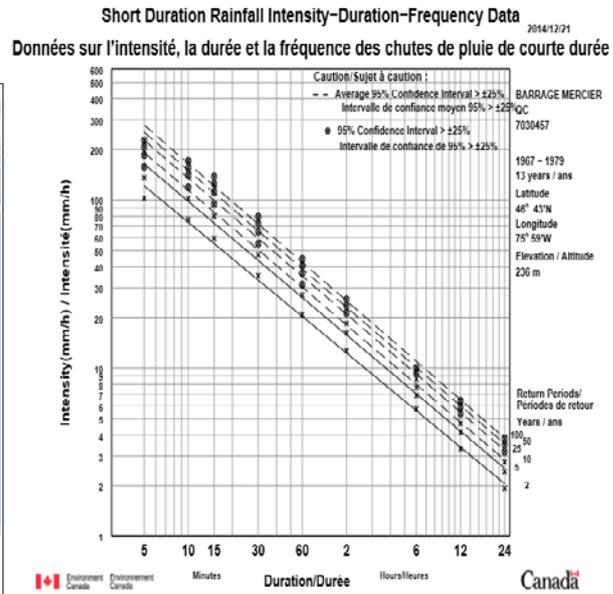
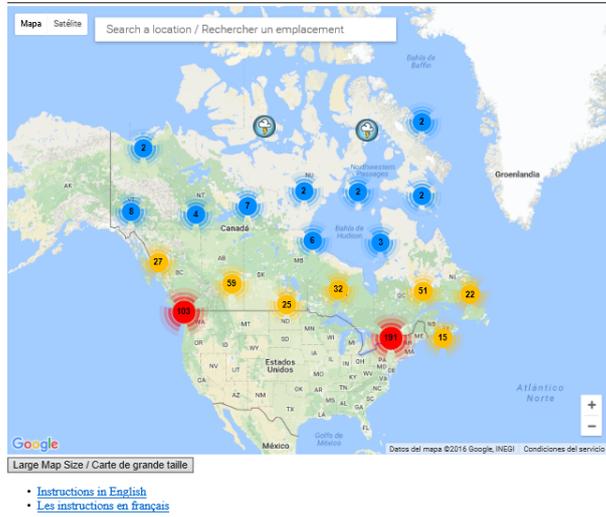


Figura 1.7. Aplicación de visualización de datos procesados por Medioambiente del gobierno de Canadá (2014).

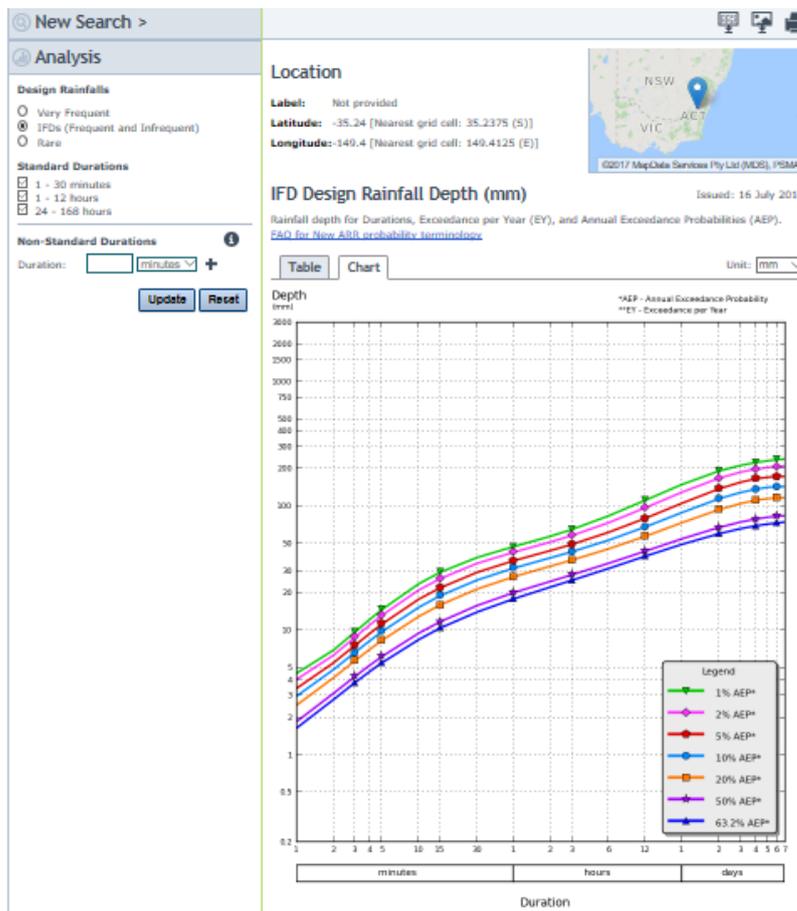


Figura 1.8. Ejemplo de visualización del sistema de lluvia de diseño australiano (Fuente: www.bom.gov.au/water/designRainfalls/ifd, Bureau of Meteorology. Government of Australia, 2016)

1.3.2.- ANTECEDENTES SOBRE VALORES LÍMITES ESTIMADOS

La Organización Meteorológica Mundial (WMO) define al Valor Límite Estimado (VLE) para la Precipitación Máxima Probable (PMP) como la máxima lluvia esperable, para una determinada duración según las condiciones meteorológicas actuales (World Meteorological Organization, 2009). La PMP es un primer paso en el cálculo de la Crecida Máxima Probable (CMP), variable de diseño propia de aquellas obras cuyo riesgo asociado debe ser mínimo, dada la magnitud de las consecuencias de su colapso.

Existen dos maneras clásicas de interpretar el concepto de Precipitación Máxima Probable (PMP), el primero de estos comprende las técnicas hidrometeorológicas que concibe a la PMP como una barrera física insuperable. Considera al ciclo hidrológico como un sistema cerrado, la cantidad de agua en el planeta sería constante y la PMP representa el valor tope de precipitación en una ubicación dada. Por su parte, el segundo enfoque contempla las técnicas estadísticas, asumiendo a la PMP como un Valor Límite Estimado, asociado a una probabilidad de excedencia sumamente baja.

Usualmente, en aquellos casos en que se disponga de suficientes datos de precipitación la bibliografía especializada, sugiere emplear los métodos estadísticos, dado que permiten una rápida estimación de la PMP. Mientras que, si se posee una gran cantidad de datos hidrometeorológicos (punto de rocío, vientos dominantes, efectos orográficos), cosa que usualmente no sucede, es aconsejable utilizar métodos de esta índole.

En cuanto a los tiempos de retorno asociados a las PMP, se han encontrado grandes variaciones en función de la metodología utilizada, comparando los tiempos de retorno obtenidos a partir de estimaciones estadísticas e hidrometeorológicas, se establecieron tiempos del orden de 10.000 años para las últimas y de 100.000 años para las primeras (Foufoula-Georgiou, 1989; Fontaine & Potter, 1989; García, 2000), por ende asociar un tiempo de retorno a estos VLE carece de sentido conceptual, dado que difícilmente se disponga de una serie de datos que permita validar dicha estimación.

1.3.2.a.- Procedimientos Hidrometeorológicos

Las técnicas hidrometeorológicas (Chow, et al., 1999), han propuesto tres tipos de procedimientos básicos, a saber: modelos de tormenta, maximización de tormentas reales y cartas generalizadas de PMP.

Modelos de Tormenta

Los modelos de tormenta pueden utilizarse para estimar la PMP donde no haya suficiente información sobre eventos reales o donde exista una topografía abrupta que complique la simulación del fenómeno y haga que la medición de la precipitación sea difícil o de escasa representatividad. Un ejemplo de estos modelos es el de celda convectiva. En ese sentido Wiesner, (1970), presentó un modelo similar para la precipitación producida por la elevación orográfica de masas de aire húmedo sobre colinas o montañas.

El uso de este tipo de modelos, tiene una mayor eficiencia cuando se lo emplea para determinar los valores límites estimados (VLE) sobre grandes extensiones de territorio. Sobre un área grande, el principio de continuidad puede aplicarse más fácilmente utilizando velocidades medias de flujo de entrada y salida, en tanto que el contenido de humedad del aire entrante puede definirse a partir de la temperatura del punto de rocío que persista durante un tiempo considerable (usualmente 12 horas). Es más difícil definir estos factores para las tasas extremas de precipitación que ocurren localmente y durante períodos cortos. Entonces, a pesar de que los modelos de tormentas puedan indicar la magnitud de la lluvia

que puede esperarse, deben calibrarse cuidadosamente a partir de los datos de tormentas observadas en la región que se está analizando, antes de utilizarse en diseño.

Este enfoque metodológico, presenta como principal deficiencia su representación demasiado simplificada del evento real.

Maximización de una tormenta

Si hay disponibilidad de registros de tormentas reales, éstos deben maximizarse para obtener los valores de PMP. El proceso de maximización implica incrementar la precipitación de las tormentas observadas usando la relación del flujo de entrada de humedad real de la tormenta con respecto al máximo flujo de entrada de humedad teóricamente factible en el lugar. Por ende, si no existen registros adecuados, es posible transponer eventos de otras áreas, para el cálculo de la PMP, como si los eventos hubieran ocurrido en la cuenca de proyecto. El procedimiento de transposición involucra la selección de precipitaciones pluviométricas adecuadas para tal fin, la determinación de la orientación de los eventos críticos sobre la cuenca y los ajustes por diferencia, si existen, en la temperatura del punto de rocío, la elevación, el viento prevaleciente y los efectos orográficos.

La maximización de una tormenta consiste en acrecentar el evento ocurrido (maximización in situ) o la transpuesta, considerando la máxima temperatura de punto de rocío posible de presentarse en la zona y ocurrida durante el evento. Se define como temperatura de rocío al máximo valor que es igualado o excedido en todas las observaciones durante un período de 12 horas (Campos Aranda, 1998).

Cartas generalizadas de PMP

Los estimativos de PMP pueden hacerse ya sea para cuencas individuales o para grandes regiones, que incluyan numerosas cuencas de varios tamaños. En este último caso, se conocen como estimativos generalizados y usualmente se muestran como mapas de isohietas, que describen la variación regional de la PMP para alguna duración especificada, tamaño de cuenca y fluctuación anual.

Las cartas generalizadas de PMP más ampliamente utilizadas en los Estados Unidos de Norteamérica, son aquellas contenidas en el Reporte Hidrometeorológico N°51 de U.S. National Weather Service, comúnmente conocido como HMR 51 (Schreiner & Riedel, 1978). Estos mapas especifican la profundidad de precipitación máxima probable para cualquier período del año como una función del área de la tormenta, variando desde 10 hasta 20000 millas cuadradas y para una duración del evento que varía desde 6 hasta 72 horas, obviamente por su carácter regional no pueden ser extrapoladas a otros emplazamientos.

1.3.2.b.- Procedimientos Estadísticos

Las técnicas de estimación de Valores Límites Estimados, mediante metodologías estadísticas resultan coherentes al utilizar distribuciones de frecuencia asintóticas, dado que admiten una probabilidad tendiente a cero, pero no nula, de sobrepasar dicha estimación extrema (PMP).

El éxito de estos métodos estadísticos, dependerá en gran medida de la naturaleza de los registros utilizados. Además, el carácter aleatorio de ocurrencia de eventos extremos afectará la estimación de la PMP, dado su carácter de estimación puntual. El método de Hershfield (1961a y b, 1965, 1981), en particular, corrige los parámetros de las series en

función de su longitud, así que su éxito depende de la cantidad de series y poco de las extensiones de éstas.

En el presente trabajo doctoral, se plantea estudiar y aplicar la más aceptada de las técnicas estadísticas de estimación de valores máximos estimados (World Meteorological Organization, 1973), desarrollada por Hershfield (1961 a y b, 1965, 1981). Esta técnica deriva los valores puntuales de PMP de una envolvente con representatividad regional, cuyo trazado requiere como primera medida de una buena cobertura espacial de puntos con series de lluvia acordes al fin buscado.

El autor sugiere su empleo, para cuencas de hasta 1000 km², pero se han utilizado en superficies muchos mayores, con muy buenos resultados, la Tabla 1.1 presenta algunos de los trabajos que han utilizado esta metodología en extensas superficies.

Tabla 1.1. Algunas áreas sobre las que se aplicó el método de Hershfield(1961a)

Autor/es	Superficie de trabajo	Zona o Región
Bertoni y Tucci, (1993)	Hasta 1000 km ²	Brasil
McKay, (1973)	9.970.610 km ²	Canadá
Muñoz Espinosa, (1981)	339.000 km ²	Cuenca del Río Uruguay
Dhar et al., (1975)	670.500 km ²	Norte de India
Sugai y Fill, (1990)	576.409 km ²	Sur de Brasil
Caamaño Nelli et al., (1998)	42.500 km ²	Córdoba, Argentina
Caamaño Nelli et al., (1999 ^a)	165.321 km ²	Córdoba, Argentina
Casas et al., (2008)	31.390 km ²	Cataluña, España
U.S. Weather Bureau, (1960)	3.096.491 km ²	Oeste de EEUU
Hershfield, (1981)	9.629.091 km ²	EEUU
Pilar et al., (2002)	8.100 km ²	Chaco, Argentina
Rostami et al., (2011)	494.485 km ²	Norte de Irán

La técnica de Hershfield, se basa en la minimización de la probabilidad de ocurrencia de la tormenta, maximizando el factor de frecuencia Φ_y en la ecuación general de frecuencia hidrológica de Chow, 1951:

$$y = \mu_y + \Phi_y \cdot \sigma_y \quad \text{Ecuación 1-12}$$

donde y es la variable aleatoria analizada (en este caso, lámina máxima anual de lluvia diaria), μ_y su media y σ_y su desvío estándar, provenientes de la serie histórica de esta variable. Definido como número de desvíos estándar entre el dato y la media, el valor de Φ_y depende de la recurrencia, del tipo de función de densidad probabilística, de su sesgo y de la longitud de la serie medida.

Puesto que se asume que la lámina tiende a un valor límite superior (PMP), asociado a una probabilidad de excedencia muy baja, habrá un tope en el número de desvíos estándar en que el dato estará por encima de la media, es decir, un valor máximo, Φ_{PMP} , para el factor de frecuencia (Hershfield, 1961a). Entonces, la precipitación máxima probable se puede expresar como:

$$PMP = \mu_y + \Phi_{PMP} \cdot \sigma_y \quad \text{Ecuación 1-13}$$

El método originalmente propuesto para la envolvente (Hershfield, 1961a) estima Φ_{PMP} a partir de valores Φ_{n-1} , correspondientes a la mayor lámina, y_m , de la serie anual de lluvia de cada pluviómetro de una región:

$$\Phi_{n-1} = \frac{y_m - \mu_{n-1}}{\sigma_{n-1}} \quad \text{Ecuación 1-14}$$

El subíndice $n-1$ simboliza que, al calcular la media y el desvío estándar, se excluye el mayor de los n datos anuales, y_m , maximizando así el valor de Φ como se aprecia en la Ecuación 1-14. El efecto de ésta corrección es equivalente a observar el máximo de lluvia registrado después de que μ_n y σ_n han sido calculados. Simula cómo se alteran los estadísticos al incorporar una lluvia mayor, usando y_m en la serie trunca.

La posibilidad de que Φ varíe por otras causas, como ubicación y mecanismo de la tormenta (Wiesner, 1970), valores atípicos en la muestra, longitud de serie, registros de la duración en cuestión y área cubierta por la tormenta, ha sido considerada y hay ábacos de corrección para algunos de esos factores (World Meteorological Organization, 1973).

Hershfield (1961a, 1965, 1981), propuso una serie de correcciones a la muestra para poder luego trazar la envolvente regional, en cuanto al vínculo entre láminas máximas de igual período de retorno, de 24 horas y 1 día pluviométrico. Hershfield (1961b) halló que, para estimar aquélla a partir de ésta en EEUU, se debería usar el factor $R=1,13$. Hargreaves (1988), al evaluar lluvias extremas en África y otras áreas, asumió que ese coeficiente puede ser aplicado en todo el mundo.

Sin embargo, se informan valores menores en Brasil: 1,14 para San Pablo (CETESB, 1979) y 1,10 para Río de Janeiro (Taborga, 1974).

El valor medio $R=1,076$ de la región central de Argentina, aunque inferior a los informados en otras áreas, es razonablemente coherente con ellos (García, et al., 2001).

El dato obtenido amplía el rango estimado en Brasil (1,10 a 1,14) y sugiere que, si fuese admisible adoptar un valor planetario único para regiones sin información, como propone Hargreaves (1988), este podría ser menor que el 1,13 calculado por Hershfield (1961b).

El método propuesto por Hershfield también incluye la corrección por la presencia de valores atípicos (outliers), mediante los factores de ajuste de la media, FO_μ y del desvío, FO_σ , que se extraen (según la extensión de registro, como función de μ_{n-1} / μ_n y σ_{n-1} / σ_n respectivamente) de sendas familias de rectas.

Por último, se normalizan los estadísticos para llevarlos a una condición equivalente a 50 años de longitud de serie, con curvas bidimensionales que dependen de n (número de años de registro de la estación).

El método originalmente propuesto prevé que una vez ajustados los estadísticos de la serie de cada estación y graficados en forma cartesiana los pares Φ_{n-1} versus μ_n (serie completa) de todas las estaciones pluviométricas, que la envolvente Φ_{PMP} de esos puntos refleja la PMP regional, en función de la media de los máximos anuales de lluvia.

El paso siguiente es precisar cómo se deduce Φ_{PMP} a partir de ellos. Hershfield (1961a) postuló 15 como factor de frecuencia máximo para cualquier situación, lo cual rectificó

posteriormente (Hershfield, 1965). Otros autores, (Sugai & Fill, 1990) fijaron límites inferiores en Sudamérica (9 en Brasil; 10 u 11 en Colombia, según la duración); (Dhar, et al., 1975) utilizaron en el norte de India valores de 9 hasta 14,5, y en Norteamérica hasta $\Phi_{PMP} = 25$ (Mc Kay, 1973).

Como señala Wiesner (1970), los valores de Φ_{n-1} tienden a decrecer según aumenta la media de máximos anuales. Hershfield (1965, 1981) afirma que varían “inversamente”. En tal caso, la envolvente sería asintótica a ambos ejes; pero en los propios gráficos de este autor se observa que intersecta al eje de ordenadas, para $\Phi_{PMP} = 20$ sobre la base de datos oficiales y para $\Phi_{PMP} = 40$ si se incorporan observaciones no oficiales (Hershfield, 1981).

Caamaño Nelli, et al., (1999^a) expresaron analíticamente esta envolvente con una exponencial negativa (acotada) donde los parámetros, Φ_0 y k se deducen aplicando la respectiva función a los dos puntos extremos de la muestra, para igualar el número de ecuaciones e incógnitas:

$$\Phi_{PMP} = \Phi_0 \cdot e^{-k \cdot \mu_n} \quad \text{Ecuación 1-15}$$

Una vez definida la forma y la representación analítica de la envolvente, los valores de precipitación máxima probable por estación se calculan con la Ecuación 1-13, usando los estadísticos corregidos de la correspondiente serie de máximos anuales.

Para estimar la PMP en sitios carentes de registros, la solución es trazar mapas de isolíneas de los estadísticos μ_n y σ_n (o del coeficiente de variación, σ_n/μ_n), extraer sus valores en el punto incógnita y resolver la ecuación 1-13 (Hershfield, 1961b; WMO, 1973; Schreiner & Riedel, 1978). Los valores de Φ_{PMP} que obtuvieron Hershfield (1961a, 1965, 1981) y Caamaño Nelli et al., 1999a, no indican un patrón geográfico o climático.

El carácter regional de la envolvente propuesta por Hershfield requiere, para que esta curva sea representativa, una buena cantidad de estaciones con registros aptos.

Hershfield (1961b) desarrolló mapas de isohietas de profundidad de lluvia de diseño para los EEUU, para duraciones que varían desde 30 minutos a 24 horas y períodos de retorno que varían desde 1 a 100 años. Éste mismo autor, también elaboró diagramas de interpolación para hacer estimaciones de precipitación con duraciones y períodos de retorno diferentes a los mostrados en los mapas. Más tarde, el U.S. Weather Bureau publicó mapas para duraciones de 2 a 10 días (Miller, 1964).

En una publicación comúnmente conocida como el HYDRO 35 (Frederick, et al., 1977) el U.S. National Weather Service presentó mapas de isohietas para eventos con duraciones entre 5' y 60', reemplazando parcialmente el trabajo de Hershfield. Las profundidades para duraciones de 10 y 30 minutos se obtienen interpolando los datos de 5, 15 y 60 minutos mediante ecuaciones desarrolladas por los mismos autores.

El procedimiento regional de Hershfield sigue siendo utilizado en muchas partes del mundo. Como ejemplos, se citan los trabajos de Pilar et al. (2002) en la cuenca del Río Negro (Chaco), para verificar el funcionamiento de la Obra de Control en Laguna Blanca; Casas, et al., 2008 determinan la PMP en Cataluña a partir del registro de 175 estaciones de medición y, más tarde (Casas, et al., 2011), comparan los resultados con aquellos obtenidos mediante maximización de tormentas concluyendo que, aunque ambos son próximos (diferencias menores al 10%) el enfoque estadístico arroja siempre mayores

estimaciones. Rostami et al. (2011) estima la PMP para distintas duraciones en el norte de Irán.

Por otra parte, una comparación análoga realizada a partir de datos de re-análisis en la cuenca del Río Mahanadi (India central) resultó siempre en estimaciones mayores utilizando el método estadístico. El procedimiento propuesto por Hershfield fue, además, aplicado recientemente en Malasia donde se dedujo un factor de frecuencia máximo igual a 8,7 (Desa, et al., 2001). Dicho estadístico fue determinado, de igual forma, en República Checa donde a partir del registro de 849 estaciones se obtuvo un valor de 11,54 (Rezacova, et al., 2005).

La precipitación máxima probable en Argentina ha sido objeto de diversas aplicaciones y análisis siguiendo la técnica de Hershfield (1961), en especial en la provincia de Córdoba. Dichos estudios (Caamaño Nelli et al., 1998, 1999a y 1999b) sirvieron inicialmente para precisar aspectos metodológicos y conclusiones que exceden el marco regional, ocupándose de la PMP diaria, en tanto que los más actuales (Caamaño Nelli et al., 2000a y 2000b así como García, 2000) analizan y proponen metodologías específicas para estimar la lámina de lluvia local para diseño, focalizándose en la estimación de valores límites estimados de precipitación, es decir en la precipitación máxima probable y en la transposición de esos patrones a redes pluviométricas (Figura 1.9).

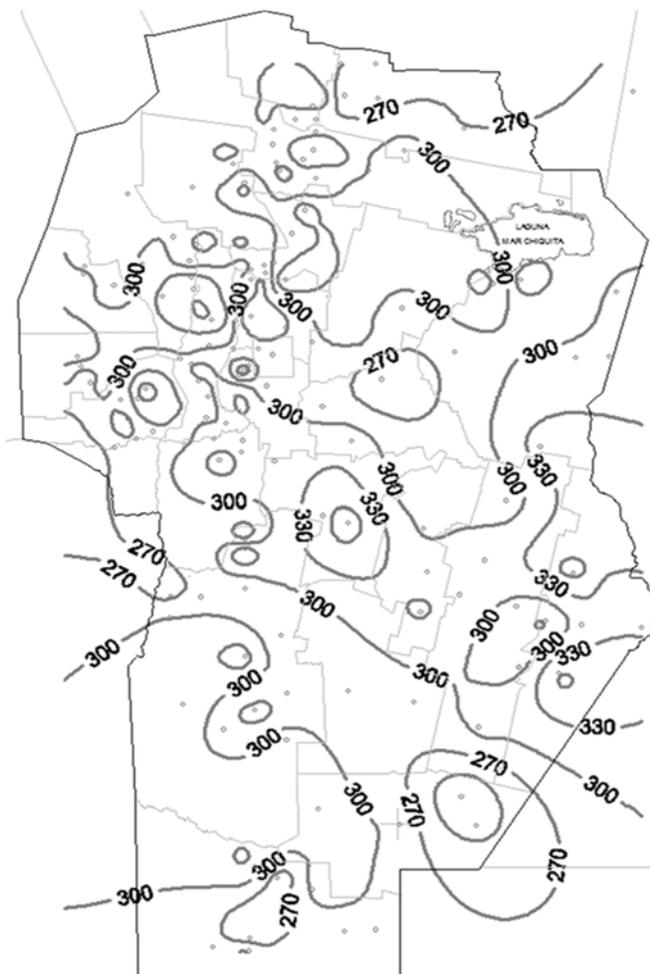


Figura 1.9. Isohietas de PMP para 24 horas. (Fuente: García, 2000)

Por su parte Caamaño Nelli, et al., (2013) continuaron con los análisis de los Valores Límites Estimados, estableciendo la Precipitación Máxima Probable en la provincia de Córdoba a través de un Sistema de Información Geográfica, en el cual se actualizaron datos de estaciones pluviométricas de la base de datos original utilizadas en García (1994) y Maidah (2009) además de agregarse nuevas estaciones que con el paso del tiempo cumplieron los requisitos mínimos de longitud de serie.

1.3.3.- ÁREA DE VACANCIA

En base a lo expuesto es posible afirmar que previo al inicio de la línea de investigación de este trabajo doctoral en el año 2011, los antecedentes internacionales de estudios regionales de lluvias máximas diarias, se focalizaban en el uso generalizado de pluviometría en función de su mayor densidad espacial. Además, las metodologías empleadas requieren un elevado análisis y procesamiento de datos históricos, por lo que muchos de los estudios son puntuales o a lo sumo acotados a regiones relativamente pequeñas, en consideración para una determinada obra hídrica, aunque de contarse con suficiente volumen de información pluviométrica, se recurre a empleo de técnicas digitales que permitan el análisis espacial de los datos disponibles.

En este trabajo se avanza en la metodología que permita homogeneizar técnicas de estimación y regionalización de variables para disminuir las incertidumbres de los modelos predictivos usados normalmente en hidrología, entregando a profesionales, proyectistas y organismos públicos una herramienta de diseño que simplifique el control y garantice el empleo de la mayor cantidad de información disponible para una amplia superficie del territorio Nacional.

1.4.- OBJETIVOS

1.4.1.- OBJETIVO GENERAL

El objetivo general de la presente tesis doctoral es la presentación y desarrollo de nuevas aplicaciones relacionadas a la predicción de lluvias máximas en Argentina, que permita estandarizar la estimación de láminas de lluvia máxima para diseño hidrológico en vastas regiones del país, empleando para ello sistemas de información geográfica y técnicas de análisis exploratorio de datos.

Empleando esta herramienta se generan mapas georeferenciados a partir de grillas de resolución espacial acorde a los requerimientos. Esta información puede ser empleada con fines de diseño hidrológico y gestión de riesgo hídrico, en esta tesis se presenta una aplicación novedosa en relación a esta última, así como un análisis local realizado en una cuenca experimental de Sudáfrica, durante la visita que realizó el doctorando en el marco del Programa de Cooperación Bilateral Argentina-Sudáfrica y del proyecto “Uso de información satelital en modelos hidrológicos para el manejo integrado del agua”, en red con el CSIR (The Council for Scientific and Industrial Research)

1.4.2.- OBJETIVOS PARTICULARES

Entre los objetivos particulares, se pueden mencionar:

- Generar una base de datos depurada con metodología homogénea de lluvias máximas (asociadas a una recurrencia y a la PMP) a nivel nacional con más de mil estaciones.

- Estandarizar una metodología de análisis local para predicción de lluvias máximas.
- Implementar una metodología de análisis regional para análisis espacial de las variables de interés.
- Aplicar esta metodología con fines de diseño hidrológico y gestión de riesgo hídrico/amenaza.

1.5.- REGIÓN DE ESTUDIO

Los estudios incluidos en la presente Tesis Doctoral se realizaron en tres escalas de trabajo diferentes, a saber, regional, zonal y a nivel de cuenca. En los apartados subsiguientes se procederá a la descripción de cada una de estas escalas junto a sus respectivas particularidades.

1.5.1.- DESCRIPCIÓN DE LA ESCALA DE TRABAJO REGIONAL

El territorio de la República Argentina está integrado por veinticuatro unidades políticas (Figura 1.10). Este trabajo centró su atención sobre doce de estas, comprendiendo entre los 22° 00' a 36° 30' de latitud sur y 56° 00' a 67 longitud oeste con altitudes que oscilan entre 3 m snm a 6500 m snm, abarcando aproximadamente 1.183.000 km² (Figura 1.10), representando un 31% del territorio Nacional y un 42% de la Argentina Continental, comprendiendo a algunas de las provincias más importantes tanto por extensión, como por población con un total aproximado de 15.325.000 habitantes es decir el 38% del total de la población nacional.

La orografía general de la zona de estudio se ve marcada por la presencia de la región montañosa hacia el oeste del territorio, y la región de llanura en el este, configurando una planimetría que disminuye en altitud de oeste a este (Figura 1.10 derecha). El extremo oeste está conformado por la sección principal de la cordillera de los Andes, mientras que al centro-norte se encuentran los sectores más altos de esta, que son a su vez los más altos del continente. Allí se encuentra el cerro Aconcagua, que con una altitud de 6960,8 m snm, es el punto más alto de América. En el norte, al este de los Andes y también en sentido norte-sur se extienden las Sierras Subandinas, una serie de sierras escalonadas que conforman valles muy poblados. Al sur de las mismas se encuentran las Sierras Pampeanas, más espaciadas entre sí y separadas por llanuras.

En la Mesopotamia oriental, sobre las estribaciones del macizo de Brasilia, el relieve se presenta como sierras bajas en la provincia de Misiones. Hacia el sur, en las provincias de Corrientes y Entre Ríos, se transforman en cuchillas o lomadas de origen sedimentario más bajas aún, constituyendo una topografía ondulante. La gran llanura Chacopampeana posee pocas ondulaciones, subtropical al norte (Gran Chaco) y templada al sur (Llanura pampeana). Drenada en gran parte por el sistema del río Paraná, su pendiente es suave, de dirección noroeste-sudeste y prácticamente imperceptible, por lo que los ríos que la surcan son sinuosos, presentando además esteros y pantanos en las provincias de Chaco y Corrientes, gran cantidad de lagunas en la zona pampeana, donde la monotonía del paisaje solo se quiebra con la presencia de algunos sistemas serranos.

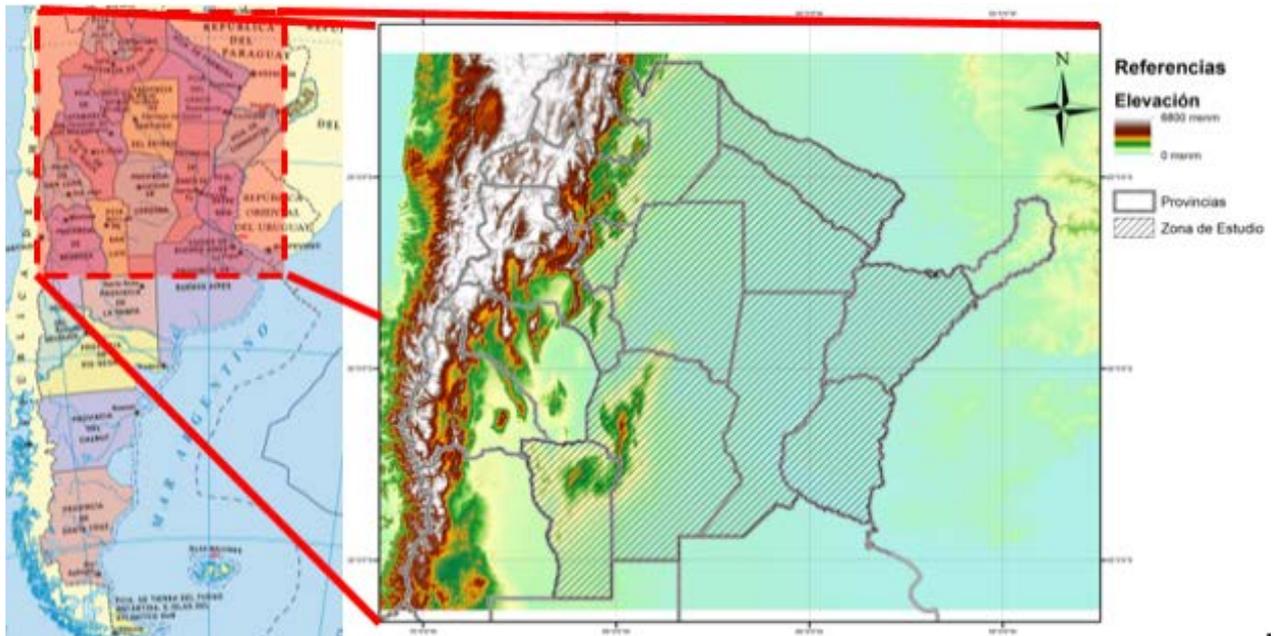


Figura 1.10. División Política de la República Argentina (izquierda) y relieve de la zona NOA bajo estudio (derecha)

Debido a la amplitud latitudinal y su variedad de relieves, esta zona posee una gran variedad de climas. El predominante es el templado, aunque se extiende a un clima tropical en el extremo norte. El norte del país se caracteriza por veranos muy cálidos y húmedos, con inviernos suaves y secos, estando sujeto a sequías periódicas. El centro del país tiene veranos cálidos con lluvias y tormentas, e inviernos frescos. Las regiones meridionales tienen veranos templados e inviernos fríos con grandes nevadas, especialmente en zonas montañosas. Las elevaciones más altas en todas las latitudes son las que experimentan condiciones más frías, con un clima árido y nivel montano.

1.5.2.- DESCRIPCIÓN DE LA ESCALA DE TRABAJO ZONAL

En la Provincia de Córdoba, dada la particularidad de su geografía, la mayor parte de las cuencas hidrográficas poseen sus nacientes en los cordones serranos (Sierras Grandes y Sierras Chicas) encuadradas dentro de los sistemas hidrológicos típicos, con fuertes pendientes, punto de salida bien definido, clara divisoria de aguas baja permeabilidad y altos índices de escorrentía por lo que tienden a la generación de crecientes repentinas, ante la ocurrencia de tormentas intensas. Estas características traen aparejadas consecuencias drásticas enfatizadas por la localización inadecuada de algunos sectores urbanos, lo que constituye que la amenaza natural se convierta en un riesgo concreto.

En las últimas décadas, eventos hidrometeorológicos severos, ha causado inundaciones repentinas dando como resultado pérdidas de vidas humanas y daños en la infraestructura pública y privada. Tal es el caso de las inundaciones que afectaron las poblaciones de San Carlos Minas, Villa de Soto, Cruz de Caña, Villa Carlos Paz y Villa General Belgrano, Mina Clavero y Nono, Salsacate, La Calera, Villa Allende y sectores de la ciudad de Córdoba y Sierras Chicas. Por tal motivo, el área de estudio zonal corresponde a los cordones serranos de Sierras Grandes y Chicas de la Provincia de Córdoba (Figura 1.11).

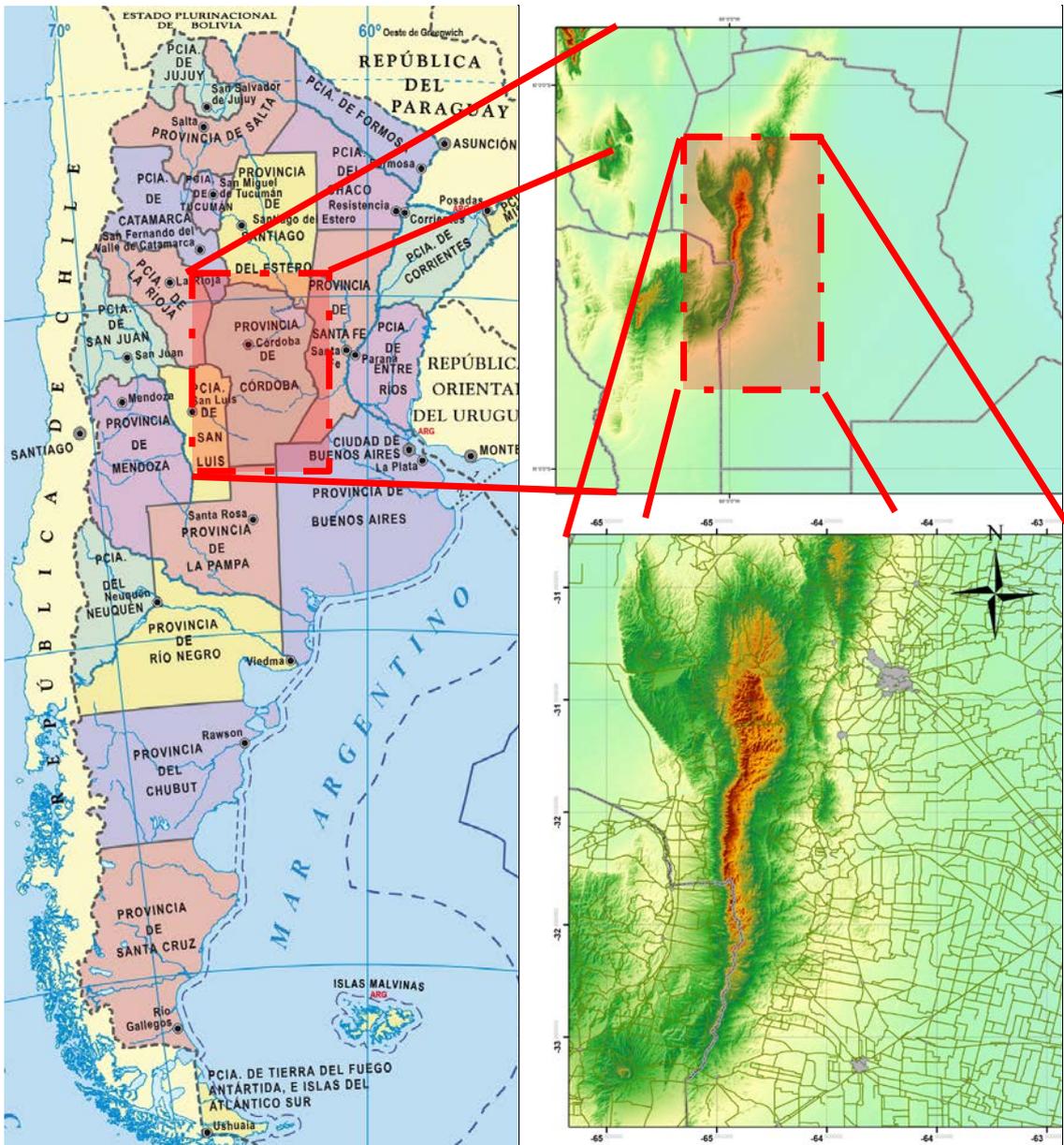


Figura 1.11. Región de estudio indicada (izquierda) y relieve de esa zona bajo estudio (derecha).

Las montañas, que Córdoba comparte con San Luis, constituyen una unidad de 35000 km², larga y estrecha, orientada de N a S, situada en la parte noroeste de la Provincia, cuya altura general oscila entre los 500 y los 2200 metros, con cumbres que se aproximan a los 3000 metros. El sistema está integrado por tres cadenas de sierras paralelas: Sierras Grandes, Sierras Chicas y Sierras Occidentales.

Las Sierras Grandes forman la unidad de mayor extensión (327 km de longitud y un ancho que varía entre 50 y 60 km). La extremidad sur o Sierra de los Comechingones, que es la de mayor altura media; culmina en el cerro Champaquí a los 2790 m snm y cae a pique, a través de una falla abrupta, hacia el oeste, mientras que hacia el este pasa suavemente a la llanura a través del piedemonte.

Al este de las Sierras Grandes y separadas por un valle longitudinal se levantan las Sierras Chicas, cuyos caracteres generales permiten dividir las en dos subunidades: La Sierra del Norte y las Sierras Chicas propiamente dichas.

La primera, Sierra del Norte, es una unidad de 130 km de largo y un ancho que oscila entre los 50 y 60 km. Especie de altiplanicie irregular de 700 a 900 metros de altura, su nivel máximo alcanza los 1150 m snm, de clima árido con precipitaciones torrenciales durante la estación cálida. Las corrientes superficiales son escasas.

Las Sierras Chicas propiamente dichas forman un cordón continuo y homogéneo hasta el Dique San Roque, de aquí hacia el sur pierden altura y continuidad y desaparecen bajo la morfología pampeana. Alcanzan la altura máxima de 1950 m en el Cerro Uritorco.

Entre estas sierras y las anteriores, de los 300 y los 1000 m snm, se encuentra un largo valle longitudinal que se abre hacia el norte y sur hasta confundirse con el piedemonte. Cadenas y contrafuertes transversales los dividen en unidades secundarias de altura variable, tales como Punilla, Santa María (851 m snm), Reartes (950 m snm) y Calamuchita (500 m snm).

Las denominadas Sierras Occidentales, por su posición con respecto al cuerpo principal de la montaña, están constituidas por tres cordones orientados de norte a sur, que se extienden desde la proximidad de las Salinas Grandes casi hasta Villa Dolores. Como en las anteriores, su borde elevado es el occidental y sus mayores alturas alcanzan los 1650 m snm.

1.5.3.- DESCRIPCIÓN DE LA ESCALA DE TRABAJO A NIVEL DE CUENCA

La cuenca del río Sandspruit se encuentra emplazada en la Provincia de Western Cape en Sudáfrica, aproximadamente a 80 km al nordeste de Ciudad del Cabo. Esta cuenca es considerada como una cuenca de tamaño mediano, con flujo estacional, durante los meses de junio y noviembre, con una superficie de aproximadamente 152 km².

La topografía de la cuenca es relativamente plana, exhibiendo una superficie ondulada, con rangos de elevación comprendidos entre los 40 m snm (noroeste) a 900 m snm (sur). La pendiente media a lo largo de la cuenca es de 0,013. Siendo el uso del suelo predominantemente agrícola, al este de la cuenca se encuentra un macizo rocoso con elevaciones de más de 1700 m snm.

La cuenca del río Berg, a la cual aporta sus aguas la cuenca bajo análisis, experimenta un clima Mediterráneo con veranos cálidos y secos e inviernos fríos y húmedos. Pequeñas precipitaciones ocurren durante el verano, con una estación lluviosa comprendida entre los meses de abril a octubre. Las precipitaciones generalmente son eventos frontales que se aproximan desde el noroeste.

La cuenca Sandspruit es caracterizada como un clima semiárido, con veranos secos e inviernos húmedos. Las precipitaciones anuales exhiben rangos entre los 300 y los 400 mm anuales, siendo dominados por eventos de larga duración y baja intensidad debido a precipitaciones frontales durante los meses de abril a Octubre (De Clercq, et al., 2010).

1.6.- ORGANIZACIÓN DE LA TESIS

Contemplando los objetivos de la presente tesis doctoral se han desarrollado cinco Capítulos y un Apéndice.

Considerando el presente Capítulo 1 “Marco Referencial”, en el cual se han detallado los principales Antecedentes en la temática de la “Predicción de Lluvias Máximas”, la motivación Tecnológica y Científica de este trabajo, así como las regiones de estudio. Luego se desarrolla el Capítulo 2 denominado “Análisis Local de Estadística Inferencial”, el cual se focaliza en la recopilación de datos pluviométricos, su análisis y depuración para posterior empleo de técnicas clásicas de estadística hidrológica inferencial, que permitan la obtención de valores extremos de lluvia máxima diaria y valores límites estimados pero siempre dentro de un marco local, es decir, sobre la estación de registro sin extender más allá de ésta el dominio espacial de la información. En el Capítulo 3 titulado “Análisis Espacial de Lluvias Máximas”, se presenta la metodología adoptada para concretar el análisis espacial de la información contemplando la predicción de las variables de interés en el espacio, así como la metodología de validación, empleando para tal fin la técnica de geoestadística local generada en el capítulo anterior.

Al final de ese capítulo se presenta el Análisis Espacial de Lluvias Máximas para el NOA y la Región Central de la República Argentina, abarcando más del 40 % del territorio continental de la República, brindando una herramienta para el diseño hidrológico y la planificación territorial basada en la lámina de lluvia máxima diaria (PMD) asociada a las recurrencias usuales para el diseño de infraestructura básica, así como el Valor Limite Estimado (VLE) probable ante el acontecimiento de un evento hipotético crítico. En el Capítulo 4 se presenta la aplicación de conceptos asociados al análisis de precipitaciones máximas en un Sistema de Gestión de Amenazas (SGA), implantado en la zona Serrana de la Provincia de Córdoba. El mismo se basa en el concepto del Modelo DIT, el cual permite obtener las relaciones intensidad-duración-recurrencia y evaluar junto a la VLE la magnitud de un fenómeno real mientras acontece, empleando el sistema de adquisición de datos pluviométricos de alta frecuencia instalado en la zona. En ese Capítulo 4, además se evalúan eventos acontecidos en la temporada 2016/2017 en la cual estuvo operativo por primera vez en forma íntegra este Sistema de Gestión de Amenazas (SGA).

En el Capítulo 5; se presentan la síntesis de las principales conclusiones respecto del trabajo llevado a cabo y se expresan algunas recomendaciones en base a lo observado durante el desarrollo de esta tesis doctoral.

Finalmente, en el Apéndice A, se presenta un estudio a nivel de cuenca, el cual se ha desarrollado en una cuenca sudafricana por el Doctorando en un proyecto conjunto con el The Council for Scientific and Industrial Research (CSIR de Sudáfrica), con objeto de generar información y procesarla estadísticamente a partir de sensores remotos satelitales.

CAPITULO 2.- ANÁLISIS LOCAL DE LLUVIAS MÁXIMAS

2.1.- INTRODUCCIÓN

En el presente Capítulo, se describe la metodología utilizada para la estimación local, tanto para lluvias máximas diarias con recurrencia asociada (PMD), así como para la determinación del Valor Límite Estimado (VLE) de lluvias denominado como Precipitación Máxima Probable (PMP).

Un proceso en hidrología queda representado probabilísticamente por un conjunto de variables registradas (siendo esta una característica cuantitativa de un evento, por ejemplo, el caudal) o muestras (generalmente series de tiempo), es decir, variables (eventos) que toman valores en una secuencia a través del tiempo (horas, días, meses, años). Estos procesos pueden ser muestreados en forma discreta o continua. Por ejemplo, un pluviómetro que totaliza cada 24 horas, proporciona una muestra discreta de la precipitación a través de un mes con una discretización de un día, mientras un pluviógrafo de registro continuo (faja o digital) da un record continuo (aunque en realidad es discreto con periodos de tiempo pequeños, Fattorelli & Fernández, 2007). En hidrología, se trabaja con eventos naturales irrepetibles registrados, a diferencia de otras ciencias que trabajan con registros que se pueden reproducir por experimentación.

La estadística trata del ordenamiento y análisis de los datos registrados de una muestra. La probabilidad, por otro lado, es el cálculo o medida de la facilidad de ocurrencia de valores iguales o similares a los de la muestra. Es decir, en otras palabras, que la estadística es la ciencia de la estimación y el análisis de los datos de las poblaciones, en relación a la existencia en una población o muestra del número de casos favorable (a un determinado suceso) y el número total de casos posibles. En hidrología fundamentalmente se trabaja con series de tiempo constituidas por eventos naturales de determinada magnitud registrados a través del tiempo en forma discreta o continua.

En lo concerniente a la obtención de la PMD para distintas probabilidades de ocurrencia o recurrencias, T (el cual puede ser interpretado como el número promedio de años entre ocurrencias de eventos similares o mayores). El procedimiento utilizado se presenta en la Figura 2.1, pudiéndose resumir a la misma, en los siguientes puntos:

1. Recopilación de series pluviométricas, su ubicación espacial de las distintas estaciones a emplear en los análisis subsiguientes.
2. Selección de aquellas estaciones pluviométricas disponibles en base a la longitud de la serie de registro necesaria para considerarlas en los análisis estadísticos.
3. Determinación del año hidrológico centrandolo en el periodo de máximos, determinación de los máximos diarios anuales, conformación de la serie temporal.
4. Detección de datos atípicos, identificación de posibles eventos extremos, eventual remoción de los mismos.

5. Verificación de los datos de las series históricas de precipitación conformadas en los puntos 3 y 4, (calidad, homogeneidad, consistencia, independencia y estacionalidad).
6. Determinación de los parámetros provenientes del análisis de estadística descriptiva (media y desvío estándar) sobre las series que superaron el punto 5, tanto de lluvias máximas diarias como de los logaritmos neperianos.
7. Ajuste de distintas funciones de probabilidad sobre la serie diaria y obtención de precipitaciones diarias con recurrencia asociada (2, 5, 10, 20, 25, 50 y 100 años) y sus respectivos intervalos de confianza para cada estación.
8. Generación de la base de datos georeferenciados con los resultados obtenidos de los puntos 6 y 7.

En cuanto a la estimación de la PMP, el proceso de metodológico es similar hasta el punto 4, antes descrito, teniendo en cuenta que el interés es conservar aquellos valores extremos que la metodología de detección de datos atípicos puede descartar cuando estos no provienen de un error de registro, por lo que, se procede a verificar la existencia de dichos eventos extremos y consérvalos en caso de verificar la existencia de los mismos para ulteriores análisis los pasos metodológicos pueden ser descriptos por:

4. Detección de datos atípicos en las series remoción de los mismos sólo si son verificados como posibles datos erróneos.
5. Correcciones en las series por: longitud de serie, valores atípicos y pasos de registro de acuerdo a la metodología propuesta (Hershfield, 1961a).
6. Estimación de la PMP
7. Generación de la base de datos georeferenciados con los resultados obtenidos de los puntos 6, 7 y 8.

En orden de validar este tipo de análisis, los datos deben satisfacer ciertas condiciones estadísticas, es decir, aleatoriedad, independencia, homogeneidad y estacionalidad.

El diseño hidrológico se define como la evaluación del impacto de los procesos hidrológicos y la estimación de valores de las variables relevantes para modificarlos.

Los eventos hidrológicos, tales como tormentas severas, crecientes, sequias, ocurren de manera errática y en forma aleatoria, no pudiéndose determinar de antemano magnitudes ni momentos de ocurrencia.

Esto genera un inconveniente serio para el diseño de obras hidráulicas y la planificación del territorio, en donde se deben considerar la magnitud y severidad de los eventos que estas obras y la infraestructura instalada deberán soportar. En consecuencia, la modificación del impacto tiende a aumentar el aprovechamiento o a reducir los excedentes de agua. El manejo del recurso se ocupa de la regulación de aportes continuos a largo plazo, en tanto que la atenuación de efectos indeseados es un problema de control de eventos extremos. El tema de las lluvias de diseño constituye un paradigma de este último tipo, puesto que su objeto es la prevención de desastres.

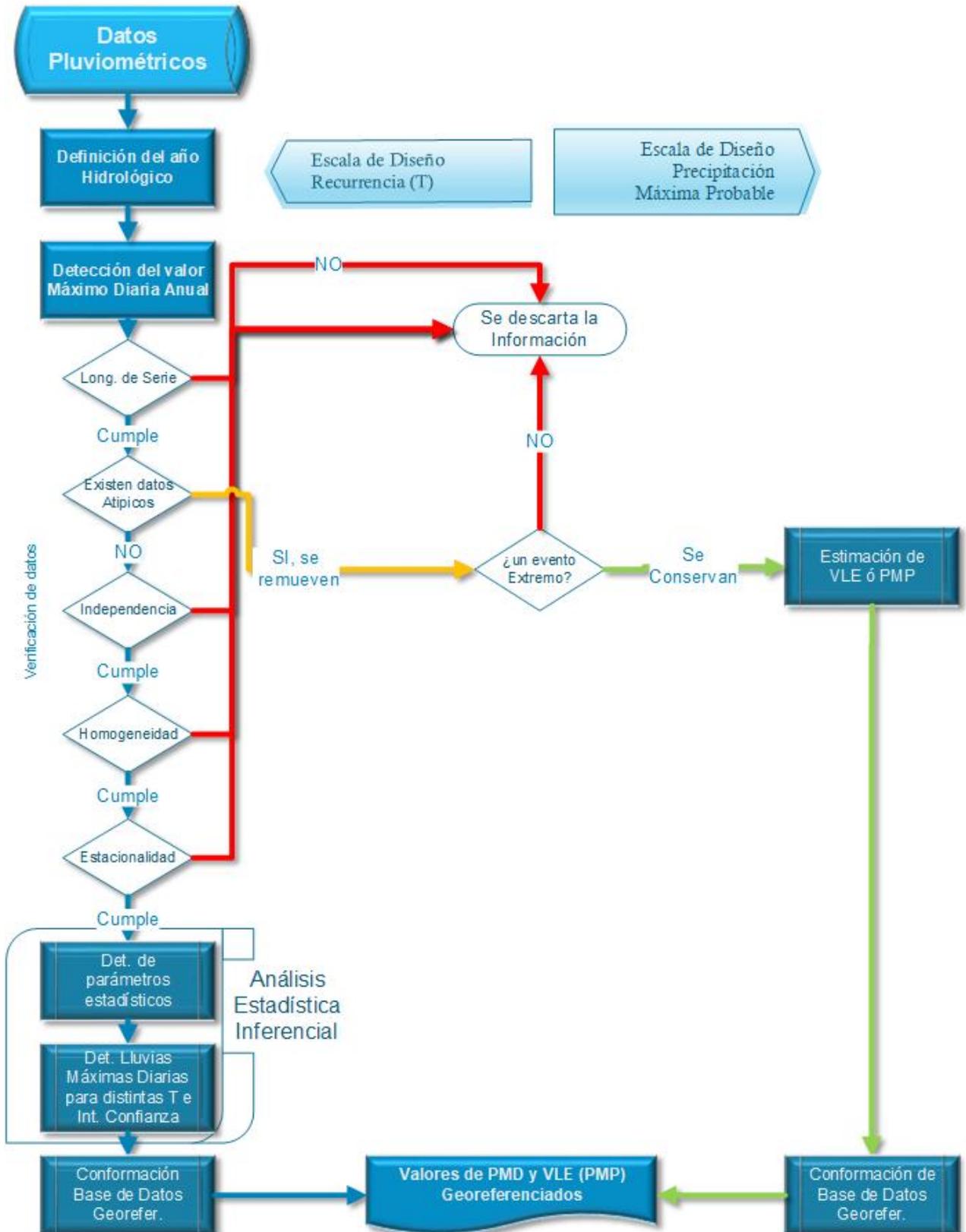


Figura 2.1. Diagrama de flujo del proceso metodológico utilizado para la estimación local de la PMD y la PMP.

El término “desastre” hace referencia a un evento o suceso que ocurre, en la mayoría de los casos, en forma repentina e inesperada, causando perjuicios severos a una colectividad, una región o un país, sea por muerte o enfermedad en la población destrucción o pérdida de sus bienes, desorganización de la estructura socioeconómica y/o daños marcados sobre el ambiente. Los desastres de origen natural responden a amenazas que no pueden ser neutralizadas puesto que difícilmente es factible intervenir en su génesis, aunque en algunos casos resulta posible controlar parcialmente sus efectos.

La mención de desastre lleva a considerar la idea de riesgo, que admite diferentes acepciones. Para los ingenieros se refiere a una función matemática, dependiente de la probabilidad de ocurrencia de fenómenos peligrosos. En cambio, quienes se dedican a las ciencias naturales (geomorfólogos, por ejemplo) le asignan un significado más amplio, al interpretarlo como el resultado de relacionar la amenaza que extraña el fenómeno (equivalente al riesgo ingenieril) con la vulnerabilidad de los elementos expuestos (sensibilidad intrínseca a los efectos).

Al margen de la cuestión semántica, y aun cuando el interés se reduzca a la evaluación de la amenaza, se utilizará aquí esta última concepción, ya que permite identificar las medidas de mitigación más adecuadas, estructurales (obras de protección e intervención sobre la vulnerabilidad) y no estructurales (planificación, difusión, mapas de riesgo, sistema de alerta, regulación de uso del suelo, costos preventivos en presupuestos de inversión, entrenamiento para emergencias, etc.)

Evaluar la amenaza es pronosticar o predecir la ocurrencia y magnitud del fenómeno con base en el estudio de su mecanismo generador, el monitoreo del sistema perturbador y/o el registro de eventos en el tiempo. La cuantificación de una amenaza hidrológica se efectúa mediante modelos matemáticos, que deben ser elaborados, calibrados, verificados (cuando sea posible) y explotados.

Se pronostica si se asigna al suceso el monto y el tiempo de ocurrencia (o un lapso breve, a causa de la incertidumbre del proceso y/o estimación). El pronóstico es un anticipo a corto plazo (basado en interpretación de señales o eventos premonitorios), cuyo objetivo es informar a la población amenazada acerca del acontecimiento o inminencia de un fenómeno peligroso real.

Permite caracterizar al evento como previsible o no. Los modelos de pronóstico forman parte de sistemas de alerta y su función se cumple durante una emergencia.

Por su parte, una predicción no especifica cuándo se producirá, sino cuál será la magnitud de un evento hipotético crítico, dada su duración y su recurrencia (según la información probabilística de parámetros indicadores), o bien, en el más largo plazo cual será el evento máximo probable. Se asume que sucederá en algún momento de un período plurianual, vinculado a la planificación y el dimensionamiento de obras en el área potencialmente afectable, lo cual torna improcedente asignarle fecha u hora.

El tema de lluvias para diseño hidrológico está incluido en el ámbito de la predicción.

La información hidrológica analizada se considera independiente y los sistemas hidrológicos que las producen se consideran estocásticos, es decir, independientes del tiempo y el espacio. En el análisis de dicha información lo que se busca es relacionar los eventos hidrológicos extremos con su frecuencia de ocurrencia mediante el uso de distribuciones de probabilidad.

2.2.- RECOPIACIÓN DE DATOS PLUVIOMÉTRICOS Y SELECCIÓN DE ESTACIONES

Se aplicó en primera instancia el análisis estadístico inferencial sobre la PMD en tres provincias argentinas, a saber: Córdoba, Santa Fe y San Luis. Luego el grupo de trabajo conformado por la UCC; UNC-CETA y la UCASAL ha llegado a cubrir buena parte del NOA y NEA de la República Argentina. Los datos pluviométricos de base para el presente estudio provienen de distintas fuentes, dado que se prioriza la cantidad de información y su distribución espacial sobre el territorio de origen de la misma abarcando no solamente el área de cobertura de esta tesis doctoral, sino que se ha ampliado mediante la recopilación de datos pluviométricos históricos existentes en la provincia de Buenos Aires y la República Oriental del Uruguay, para de esta manera contar con información que permitiera reducir posibles efectos de borde en los posteriores análisis espaciales.

Entre las fuentes de información utilizadas para la conformación de la base de datos obtenida y que se describirá a lo largo del presente capítulo, se pueden mencionar:

- Secretaría/Subsecretarías/Institutos de Recursos Hídricos de las diferentes provincias.
- Instituto Nacional del Agua (INA)
- Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA)
- Base de datos hidrológicos de la República Argentina (Subsecretaría de Recursos Hídricos de la Nación)
- Dirección General de Comunicaciones de la Provincia de Santa Fe.
- Red de estaciones meteorológicas de la provincia de San Luis (REM)
- Datos aportados por profesionales y particulares
- Información de libre disponibilidad.

La cantidad de estaciones disponibles para ser analizadas fue de 1377 distribuidas en el área bajo análisis. La información proveniente de cada estación se encuentra almacenada en planillas mensuales, las cuales se ordenan por año calendario, en ellas se detallan los milímetros precipitados durante veinticuatro horas en intervalos fijos, establecidos por convención desde las nueve de la mañana a las nueve de la mañana del día subsiguiente.

En la Tabla 2.1 se puede apreciar una planilla elaborada para la estación pluviométrica San Justo de la provincia de Santa Fe correspondiente al año 2002, la cual tiene en sus columnas los doce meses del año gregoriano y en la primera columna los días de un mes. En la intersección del día y el mes, se registra la precipitación correspondiente. Calculándose el total mensual, la precipitación media mensual, la máxima y la mínima, por último, se presenta la cantidad de días lluviosos.

De dicha tabla se extraen las precipitaciones diarias máximas mensuales en milímetros. De esta manera se conforma la Tabla 2.2, correspondiente, según los datos obtenidos en el año calendario 2002, generando la precipitación máxima diaria mensual, que será empleada en posteriores análisis.

Tabla 2.1. Estación San Justo, provincia de Santa Fe. Precipitación diaria Año 2002.

Mes	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
Día	Pd [mm]											
1	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
2	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	5,0	0,0	0,0	0,0	0,0	27,0
3	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	7,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
.
.
.
28	0,0	5,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	1,0	0,0
29	0,0	0,0	0,0	0,0	7,0	0,0	0,0	4,0	0,0	5,0	0,0	0,0
30	0,0	0,0	83,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	6,0	1,0	0,0	53,0
31	45,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0

Tabla 2.2. Estación San Justo, provincia de Santa Fe. Año 2002. Precipitación Máxima Diaria mensual y cantidad de días lluviosos

	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic
	Pd [mm]											
Máximos:	45,0	15,0	83,0	78,0	50,0	0,0	46,0	4,0	35,0	90,0	82,0	60,0
Días Lluviosos	4	3	6	8	3	0	4	1	4	7	7	8

2.3.- DEFINICIÓN DEL AÑO HIDROLÓGICO

Para el análisis y procesamiento estadístico de las lluvias, las series históricas deben ser elaboradas teniendo en cuenta los “años hidrológicos”. Este concepto, se define como el período anual que no fracciona el ciclo estacional de lluvia, tratando de centrarlo en los mayores registros (si el estudio encarado centra su atención en precipitaciones máximas), por lo que este puede ser distinto al año Gregoriano.

En la mayor parte del territorio analizado en este estudio, el ciclo pluvial se encuentra concentrado en el periodo estival (octubre-marzo). Por lo que, en coincidencia con estudios previos el año hidrológico se estableció entre el 1º de julio de un año calendario al 30 de junio del siguiente. Esta definición ha sido validada previamente (García, 1994), además, Bianchiotti (2012), realizó un análisis de las estaciones pluviométricas de la provincia de Córdoba desde el año 1995-2008 con el objeto de determinar la sensibilidad al utilizar el año hidrológico Julio-Junio o Septiembre-Agosto. La conclusión de dicho análisis validó la acción de utilizar para ésta región de la República Argentina el año hidrológico definido con anterioridad.

Teniendo en cuenta lo anterior se elaboró la Tabla 2.3 para cada estación pluviométrica, la cual tiene en sus filas todos los años hidrológicos en los cuales se disponía de información correspondiente a las precipitaciones máximas diarias mensuales, y en sus columnas los meses del año hidrológico ordenados de izquierda a derecha Julio-Junio. La matriz generada tiene la particularidad de tener cada celda coloreada, en función de la magnitud de la precipitación. Variando de colores fríos a cálidos a medida que aumenta el milimetraje de lluvia diaria máxima mensual.

En ciertos casos, las celdas estaban coloreados de blanco, haciendo referencia a que ese mes no se disponían de datos de precipitación. Lo anterior se tuvo en cuenta porque en algunas ocasiones las series anuales no poseían la cantidad de información necesaria, es decir, la cantidad de datos faltantes por año era significativa, y por ende fue necesario prescindir de ella. Se debió establecer un criterio para usar o no los valores de cada año hidrológico. Dado de que fue posible determinar los seis meses más húmedos de un año hidrológico, se concluyó que si entre los meses de octubre y marzo, inclusive, es decir, seis meses en total, no se contaba con al menos 4 datos, se prescindiría de ese año hidrológico, dado que en esos meses podría hallarse la precipitación máxima anual, la cual no se tendría en cuenta en la confección de las series de máximos anuales, ocasionando una distorsión significativa en los análisis estadísticos que se realizaran sobre ellas. Una vez determinadas las series anuales a tener en cuenta, se calcula de cada una de ellas, la máxima precipitación anual.

En los casos que se observaron lluvias extremas (por ejemplo, cuando la máxima precipitación diaria por año hidrológico era mayor a 300 mm), se investigó si ese valor pudo haber sido válido, o si existió un error de lectura o de tipéo. A tal fin, se realizó en primera medida una búsqueda que reflejara la existencia de noticias que confirmaran la lluvia extrema, y por otro, se recurrió al análisis de la base de datos conformada, corroborando cuánto llovió el mismo día del mismo año en las estaciones pluviométricas cercanas al punto de interés. Luego se procede a determinar si ese valor máximo era factible o no, independientemente de las pruebas de datos atípicos.

A partir de la Tabla 2.3 y teniendo en cuenta lo descripto en el último párrafo, se obtuvo la Tabla 2.4. Es una tabla que resume lo referido a la estación pluviométrica tomada como ejemplo, la cual tiene datos consecutivos desde el año 1989 al 2011. De esta manera se obtuvo una planilla como la descripta para cada una de las 1377 estaciones disponibles para el presente estudio.



Tabla 2.3. Estación San Justo. Provincia de Santa Fe. Precipitación máxima diaria en cada mes y año hidrológico. En escala de colores se representa la severidad del evento

N	Año	Precipitación Máxima Diaria												Máximo				
		Jul	Ago	Sep	Oct	Nov	Dic	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun					
29	1986											126,0	12,0	80,0	75,0	90,0	3,0	126,0
30	1987	18,0	10,0	4,0	45,0	46,0	31,0	0,0	20,0	0,0	20,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	5,0	5,0
31	1988	30,0	23,0	27,0	5,0	54,0	35,0	25,0	33,0	39,0	33,0	25,0	33,0	39,0	40,0	0,0	27,0	54,0
32	1989	0,0	25,0	0,0	40,0	60,0	46,0	108,0	126,0	98,0	126,0	108,0	126,0	98,0	88,0	6,0	10,0	126,0
33	1990	45,0	0,0	10,0	133,0	69,0	100,0	35,0	0,0	42,0	0,0	35,0	0,0	42,0	55,0	60,0	63,0	133,0
34	1991	5,0	0,0	15,0	0,0	80,0	48,0	58,0	47,0	75,0	47,0	58,0	47,0	75,0	153,0	44,0	9,0	153,0
35	1992	14,0	60,0	11,0	66,0	50,0	75,0	130,0	35,0	26,0	35,0	130,0	35,0	26,0	0,0	15,0	17,0	130,0
36	1993	7,0	16,0	12,0	30,0	80,0	0,0											
37	1994																	
38	1995																	
39	1996																	
40	1997	0,0	8,0	21,0	105,0	90,0	110,0	50,0	42,0	66,0	62,0	50,0	42,0	66,0	50,0	30,0	16,0	110,0
41	1998	23,0	3,0	6,0	7,0	35,0	62,0	53,0	37,0	46,0	37,0	53,0	37,0	46,0	73,0	44,0	41,0	73,0
42	1999	26,0	2,0	5,0	6,0	24,0	29,0	29,0	55,0	142,0	29,0	29,0	55,0	142,0	75,0	90,0	9,0	142,0
43	2000	6,0	9,0	68,0	40,0	67,0	40,0	90,0	7,0	47,0	40,0	90,0	7,0	47,0	38,0	0,0	21,0	90,0
44	2001	0,0	43,0	148,0	140,0	60,0	50,0	45,0	15,0	83,0	45,0	50,0	15,0	83,0	78,0	50,0	0,0	148,0
45	2002	46,0	4,0	35,0	90,0	82,0	60,0	30,0	65,0	94,0	60,0	30,0	65,0	94,0	75,0	54,0	20,0	94,0
46	2003	9,0	48,0	16,0	36,0	64,0	0,0	17,0	32,0	71,0	0,0	17,0	32,0	71,0	77,0	5,0	35,0	77,0
47	2004	16,0	0,0	43,0	27,0	36,0	65,0	124,0	27,0	82,0	65,0	124,0	27,0	82,0	102,0	20,0	69,0	124,0
48	2005	4,0	30,0	4,0	18,0	71,0	32,0	59,0	84,0	85,0	32,0	59,0	84,0	85,0	50,0	12,0	58,0	85,0
49	2006	3,0	7,0	18,0	37,0	21,0	100,0	93,0	41,0	83,0	100,0	93,0	41,0	83,0	37,0	35,0	22,0	100,0
50	2007	0,0	12,0	23,0	35,0	16,0	58,0	48,0	62,0	50,0	58,0	48,0	62,0	50,0	67,0	11,0	2,0	67,0
51	2008	73,0	1,0	31,0	97,0	7,0	4,0	71,0	97,0	17,0	4,0	71,0	97,0	17,0	55,0	3,0	17,0	97,0
52	2009	50,0	0,0	32,0	77,0	97,0	0,0	38,0	106,0	30,0	0,0	38,0	106,0	30,0	13,0	16,0	8,0	106,0
53	2010	2,0	2,0	18,0	0,0	15,0	36,0	50,0	20,0	80,0	36,0	50,0	20,0	80,0	60,0	0,0	0,0	80,0
54	2011	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0
	Máximo	130	126	142	153	90	69	73	60	148	293	60,3	13,8	24,9	60,3	51,1	44,6	293
	Promedio	61,3	46,6	61,3	59,2	27,5	21,1	17,1	13,8	24,9	60,3	60,3	13,8	24,9	60,3	51,1	44,6	61,3

Tabla 2.4. Estación San Justo. Provincia de Santa Fe Máxima precipitación máxima diaria anual para cada año hidrológico. (S/D indica sin datos)

Periodo		Máximo
1986	1987	126,0
1988	1989	54,0
1989	1990	126,0
1990	1991	133,0
1991	1992	153,0
1992	1993	130,0
1993	1994	S/D
1994	1995	S/D
1995	1996	S/D
1996	1997	70,0
1997	1998	110,0
1998	1999	73,0
1999	2000	142,0
2000	2001	90,0
2001	2002	148,0
2002	2003	94,0
2003	2004	77,0
2004	2005	124,0
2005	2006	85,0
2006	2007	100,0
2007	2008	67,0
2008	2009	97,0
2009	2010	106,0
2010	2011	80,0

2.4.- REQUERIMIENTO DE LA LONGITUD DE REGISTRO MÍNIMO

Para inferir una distribución de probabilidad a utilizar en la estimación de las probabilidades de ocurrencia de un fenómeno hidrológico, es necesario que la longitud del registro o el tamaño de la muestra sean suficientemente grandes. Sevruk & Geiger, (1981) señalan que, para estimar la lluvia máxima diaria para distintas T, la longitud de registro necesaria para obtener una distribución robusta está relacionada con la humedad general de la región y con sus condiciones fisiográficas, las cuales determinan la variabilidad de las mismas.

Cuando el fenómeno hidrológico es altamente variable, pueden existir dificultades para verificar la homogeneidad de la serie. Así como, cuando el coeficiente de variación de la muestra proviene de una distribución asimétrica (variabilidad elevada), entonces el error del coeficiente de asimetría, utilizado para ajustar la distribución de probabilidad, será así mismo elevado. Sevruk & Geiger, (1981) establecen que, para un análisis de frecuencia de lluvia extrema, un registro de 25 años puede ser suficiente en regiones húmedas, pero

serán necesarios más de 50 años en regiones en que la lluvia presenta una fluctuación periódica. Según esos autores, un registro de 40 a 50 años es, por lo general, satisfactorio para los análisis de frecuencia de lluvias extremas. Yue, et al., (2002a) y Yue & Pilon, (2004) describen también en qué manera las características estadísticas de la muestra y la longitud del registro pueden influir en la eficacia de las pruebas estadísticas habituales.

2.4.1.- CONVENIENCIA DE UN ANÁLISIS ESTADÍSTICO LOCAL O UN ANÁLISIS ESTADÍSTICO REGIONAL EN FUNCIÓN DE LA INFORMACIÓN DISPONIBLE

La mejor estimación posible de una variable con recurrencia asociada “ x_T ” puede requerir de un análisis local (regional de una estación), un análisis regional, o una combinación de ambos. Los dos primeros son simplificaciones limitadas del tercero, un hecho no siempre reconocido. Ocasionalmente el dato regional es ignorado o considerado con una ponderación inadecuada, sobre estimaciones locales efectuadas sobre series de datos en extremo cortas.

El peso que se asocie a un análisis local y a un análisis regional, dependerá de la técnica de extrapolación sobre una única estación y el grado de incertidumbre en la estimación de ambos casos tanto regional como local. La Figura 2.2 ilustra empíricamente un ejemplo, si una estimación de 100 años es requerida como parámetro de diseño el análisis local deberá provenir de al menos una serie cuya longitud N exceda los 25 años. Si N es menor que 5 años el análisis regional es preferible, ahora bien, entre 5 y 25 años es preferible una combinación de ambos.

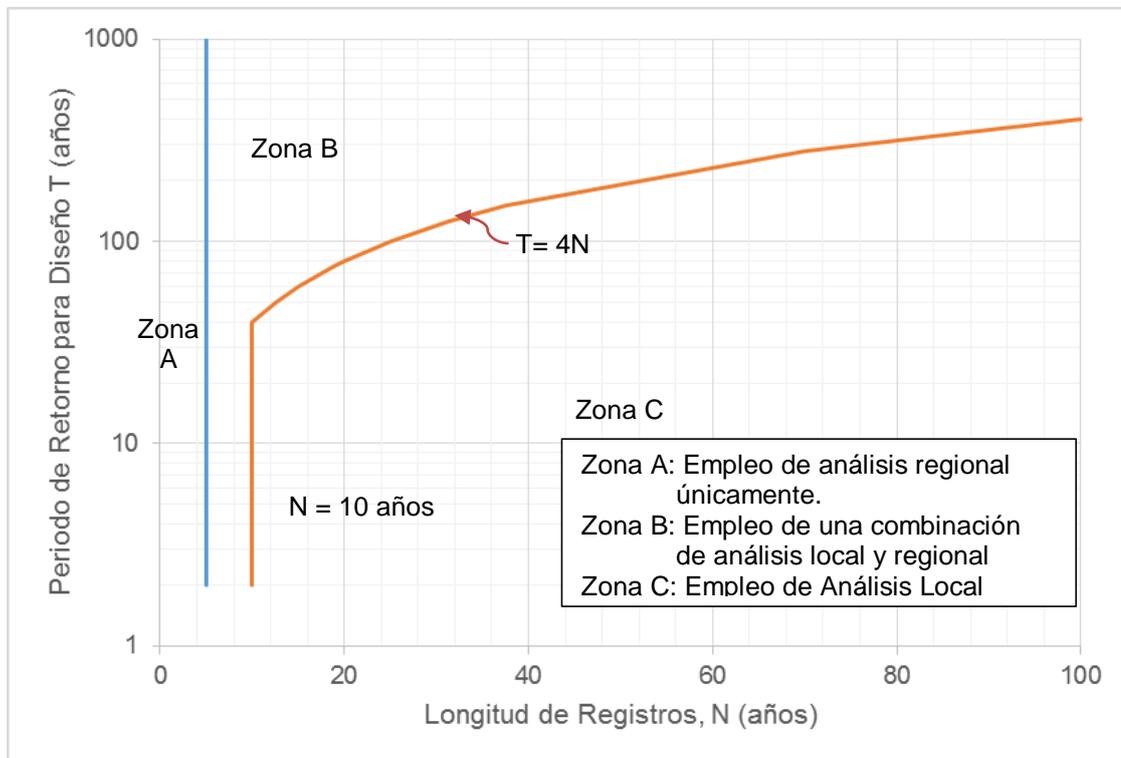


Figura 2.2. Recomendación empírica para la realización de un análisis regional o estimaciones locales para el diseño hidrológico (Fuente: Watt, 1989)

2.4.2.- CRITERIO DE LONGITUD DE LA SERIE MÍNIMA

La Tabla 2.5 y la Figura 2.3 muestran la cantidad de localizaciones con diferentes longitudes de registros, es decir, entre uno y catorce años, mayores o igual a catorce años y menor de veinte; entre 20 y 50 años y por último mayores a 50 años.

Tabla 2.5. Frecuencias de estaciones pluviométricas disponibles en función de su longitud de serie.

Cantidad de años de registro	Cantidad de Estaciones	Porcentual respecto al Total
menos de 14 años	348	25,3%
De 14 a 20 años	506	36,7%
Desde 20 hasta 50 años	480	34,9%
más de 50 años	43	3,1%

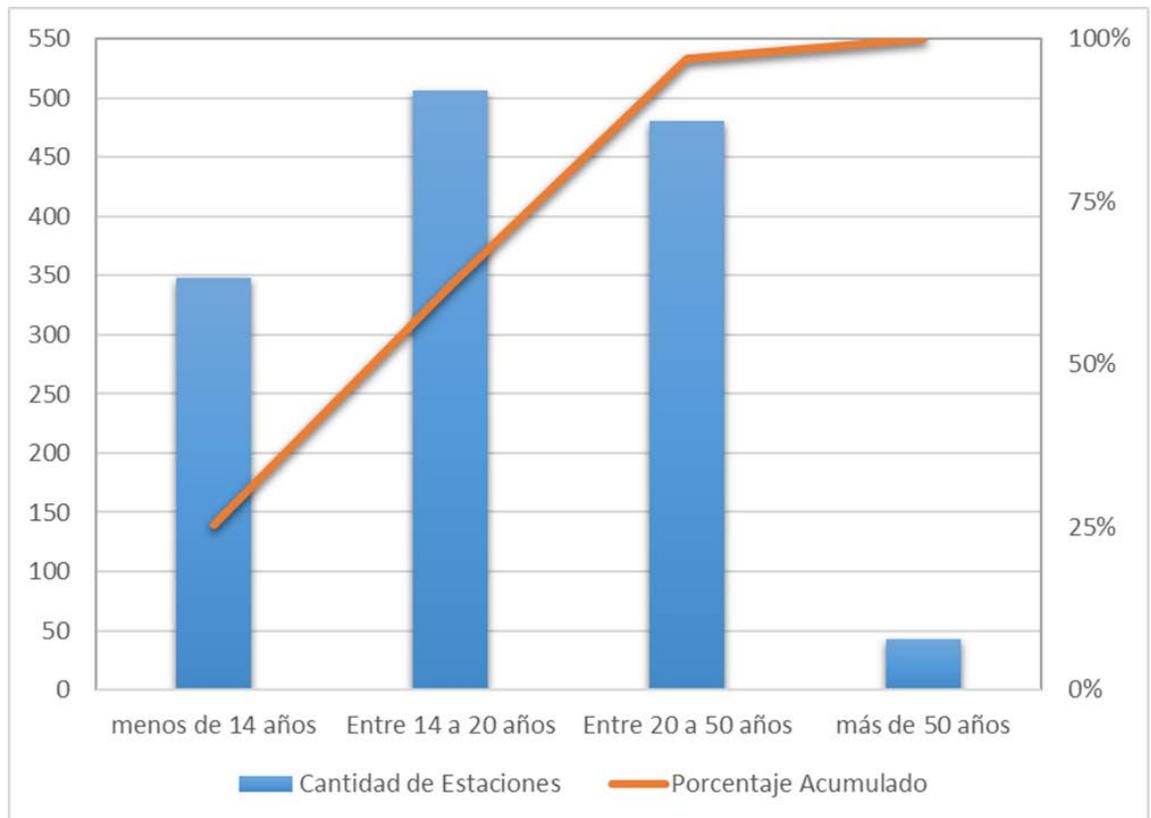


Figura 2.3. Longitud de registro de las estaciones pluviométricas disponibles y porcentaje total en función de la longitud de serie disponible.

El criterio de longitud de serie se definió en veinte años como longitud mínima de las series anuales de lluvias máximas. Este condicionante, implicó rechazar 854 de los 1377 puestos pluviométricos disponibles, lo que equivale a un 62 % de la información disponible. Por esta razón, se adoptó un criterio menos restrictivo sobre la base de otros estudios realizados a nivel nacional y que conforman parte de los antecedentes de la presente tesis doctoral (Caamaño Nelli & Dasso, 2003, Catalini, et al., 2011 y Ordoñez Alducín, 2013). Así, se decidió aceptar aquellas estaciones con una longitud de serie

mayor o igual a catorce años para el análisis estadístico inferencial y 10 años para el estudio de Valor Límite Estimado, dado que la metodología originalmente propuesta establece patrones de homogeneización a partir de dicha longitud de registro (Hershfield, 1965).

Para evaluar los efectos de la definición del criterio de longitud mínima de serie sobre los resultados, en primer lugar, se analizó cuánto varía el intervalo de confianza de los valores de precipitación máxima anual estimados para los diferentes períodos de retorno a medida que se incrementan la cantidad de datos (y por ende la longitud de la serie). En este análisis de sensibilidad para una localización determinada se utilizan 4 series de precipitaciones máximas diarias con longitudes de registro de 10 años, 14, 20 y 68 años de registro; ajustándose a todas las funciones de distribución de probabilidad Lognormal. Para cuantificar la magnitud relativa del intervalo de confianza se calcula el siguiente índice:

$$IC_T = \left(\frac{MIC - PMD}{PMD} \right)_T \quad \text{Ecuación 2-1}$$

En donde;

IC_T : Magnitud relativa del Intervalo de confianza para la recurrencia T.

MIC: Máximo valor intervalo de confianza de la estimación realizada.

PMD: Precipitación Máxima Diaria para la recurrencia analizada ajustada mediante la función de distribución lognormal.

La Figura 2.4 muestra como varía el IC_T con las diferentes recurrencias para los casos analizados con diferentes longitudes de serie: En ella se puede apreciar que a medida que aumenta la longitud de la serie (y por ende la cantidad de datos disponibles en la serie), el intervalo de confianza disminuye y por el contrario, mientras menor sea la longitud de la serie, el intervalo de confianza es mayor.

Como se mencionó anteriormente se seleccionaron todas las estaciones con una longitud de serie mayor o igual a catorce años (en acuerdo con lo adoptado por Catalini et al., 2011) ya que, si bien genera grandes incertidumbres debido a un mayor intervalo de confianza, los valores de incertidumbres asociados a la predicción de lluvias de diseño son del orden de 25% para recurrencias próximas a 100 años lo que se considera aceptable. Sintetizando, en este estudio se contemplaron en total 1017 estaciones con más de catorce años de registro, conformando casi el 75% del total.

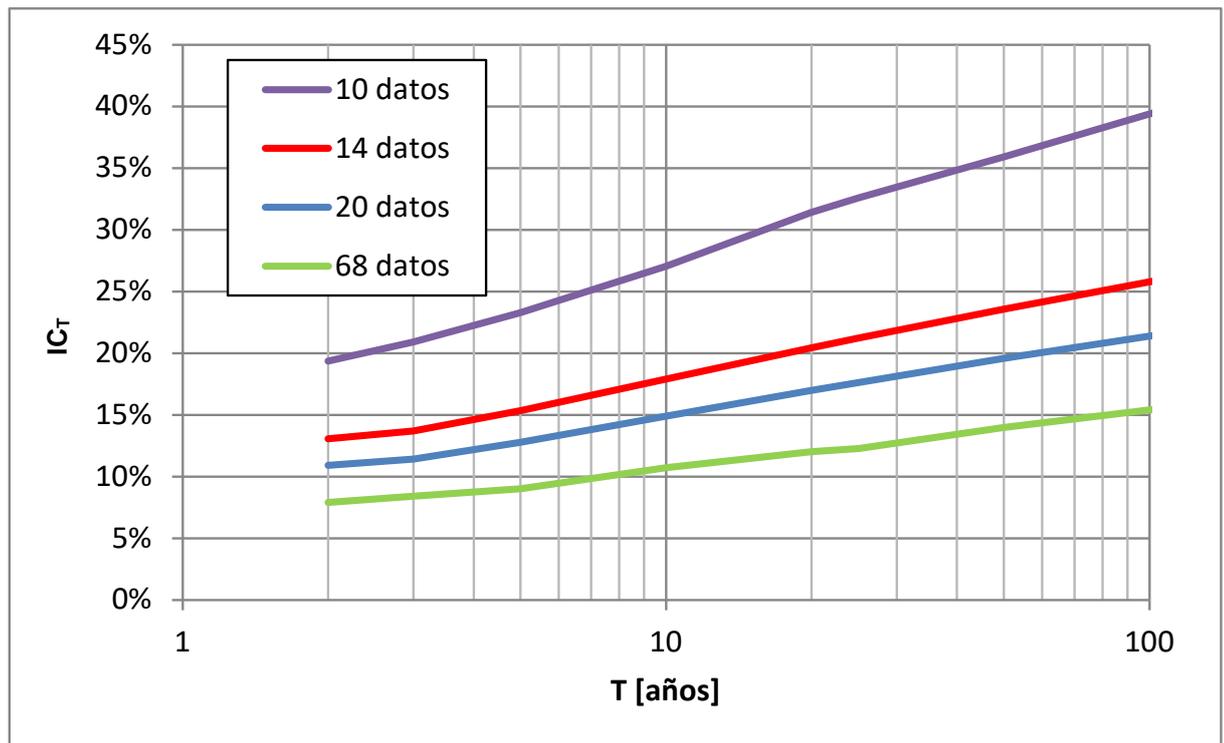


Figura 2.4. Variación de la magnitud relativa del intervalo de confianza IC_T con las distintas recurrencias para longitudes de serie diferentes

2.5.- VERIFICACIÓN DE CALIDAD, HOMOGENEIDAD Y CONSISTENCIA DE LOS DATOS

Los datos hidrometeorológicos que se utilizan en esta tesis, deben ser independientes, homogéneos y lo más representativos posibles de la población. En la recolección de datos de lluvias, por ejemplo, las estaciones deberán encontrarse localizadas en sitios cuya cobertura deberá ser al menos representativa de la zona.

Las fuentes de los errores en datos hidrometeorológicos observados pueden ser: en el sensor (error del registro del dato in situ), en la transmisión del dato, en el registro de la estación de recepción, a causa del estado de conservación del equipamiento de medición, en el procesamiento y análisis de los datos entre otras fuentes causales de incertidumbre.

Dentro de los errores, se consideran errores aleatorios y errores sistemáticos. Los primeros están siempre presentes en los datos, generalmente se distribuyen alrededor del valor verdadero y el desvío estándar se usa para cuantificar la magnitud de esos errores. Los segundos crean inconsistencias o diferencias en un solo sentido en relación al valor medio que deben ser detectadas y corregidas.

A continuación, se presentará la metodología adoptada y desarrollada en esta tesis de doctorado para evaluar los errores presentes en los registros.

En las distintas pruebas estadísticas que se presentan a continuación para verificar la calidad, homogeneidad y consistencia de los datos, se plantea una hipótesis nula (H_0) la cual se mantiene como verdadera a menos que en la muestra se encuentre evidencia de

lo contrario. A esta hipótesis nula se la contrasta con una hipótesis alternativa (H_1). En los casos en los que no se especifica H_1 de manera explícita, se puede considerar que la misma ha quedado definida implícitamente como “ H_0 es falsa”.

Al analizar una serie de datos, los mismos pueden ser relacionados con una determinada distribución de probabilidad la cual esté relacionada con la hipótesis de estudio. Luego, pueden tomarse un conjunto o un rango de valores para el cual si un valor estadístico obtenido pertenece a él se rechazará la hipótesis nula. Dicho rango se conoce como región de rechazo y el mismo se puede modificar para plantear condiciones más estrictas o más relajadas. Cuando se contrastan las hipótesis, se determina el rechazo o no de la hipótesis nula H_0 . Esta decisión puede ser errónea o no coincidir con lo que sucede en la realidad. Se pueden dar cuatro casos los cuales se visualizan en la Tabla 2.6.

Tabla 2.6. Nivel de significancia, hipótesis de contrastación.

	H_0 es cierta	H_1 es cierta
Se acepta H_0	No hay error	Error tipo II
Se acepta H_1	Error tipo I	No hay error

La probabilidad de cometer un error de tipo I (aceptar H_0 cuando se debería rechazar) es conocido como nivel de significancia de la prueba y se denota con la letra griega α .

Por otro lado, la probabilidad de cometer un error de tipo II se denota con la letra griega β . Se denomina potencia del contraste al valor $1-\beta$, esto es, a la probabilidad de escoger H_1 cuando esta es cierta.

Considerado un nivel de significación α (error que estamos dispuestos a asumir en el caso de optar por H_1 y equivocarnos) y una muestra de tamaño n , se pueden plantear dos alternativas representadas en la Figura 2.5.

Los valores, t_α o $t_{2\alpha}$ se encuentran tabulados para cada valor de α . Si la media de la muestra cae en la región de aceptación se acepta la hipótesis H_0 ; si cae en la región crítica, se acepta la hipótesis H_1 .

En el presente trabajo, se utilizó un nivel de significancia del 5% (0,05) en la prueba de a dos colas para la mayoría de las series. En los casos en que no se cumplía alguna de las pruebas estadísticas se procedió a analizarlas con un nivel de significancia del 1%. Luego si las series eran rechazadas bajo este nivel de significancia se las descartaba para el análisis y dicha estación no era tomada en cuenta.

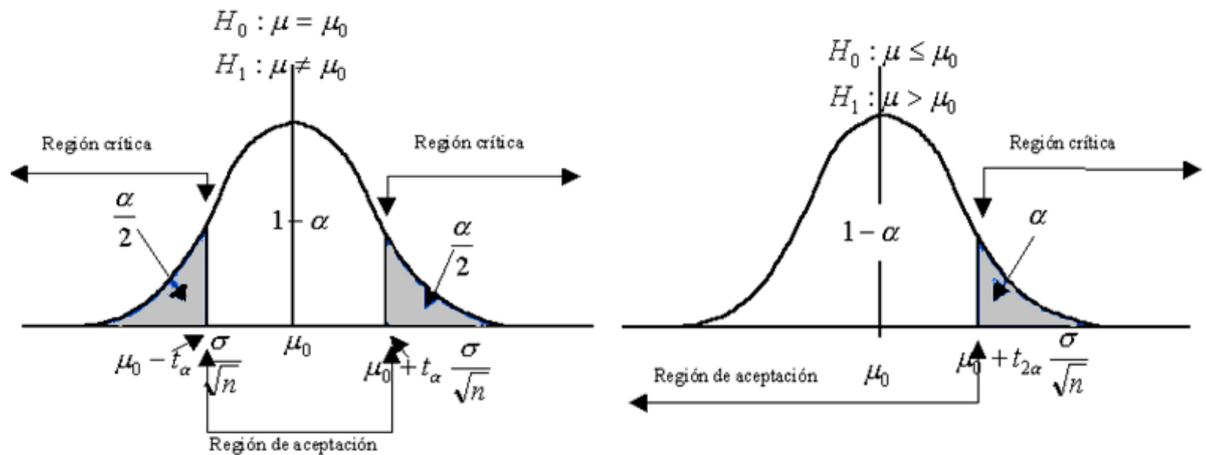


Figura 2.5. Pruebas de dos colas (izquierda), y de una cola (derecha) para validación de hipótesis estadísticas.

2.5.1.- DETECCIÓN DE DATOS ATÍPICOS (OUTLIERS)

Al analizar estadísticamente los datos de una serie temporal para inferir una distribución de frecuencia, es común encontrar valores que se separa en forma más o menos significativa de la tendencia. Estos valores pueden ser valores registrados altos, bajos o ambos. Consecuentemente, su inclusión sin un análisis previo, puede llevar a una distribución de frecuencias distorsionada con relación a la que la muestra podría indicar si estos valores no fueran incluidos. El U.S Water Resources Council, (1976) define al dato atípico como “Evento extremo o dato puntual que se separan de la tendencia general de la muestra”.

Un análisis de consistencia de los datos resulta útil, para detectar datos atípicos provenientes de errores de medición de eventos severos, los cuales son de importancia para la detección del acontecimiento de valores límites. Los datos atípicos altos pueden también deberse a factores naturales no meteorológicos, un ejemplo, que no hace al caso bajo estudio puede ser la rotura de diques glaciares o diques formados por derrumbes de tipo geológico que luego se rompen.

Así, los procedimientos existentes para detectar datos atípicos requieren un criterio que involucra consideraciones matemáticas e hidrológicas. El U.S Water Resources Council, (1976) establece la siguiente ecuación para detectar datos atípicos:

$$Y_{h/L} = \mu_y \pm k_n \cdot \sigma_y \quad \text{Ecuación 2-2}$$

Donde $Y_{h/L}$ es el umbral de dato atípico alto (Y_h) o bajo (Y_L), en unidades logarítmicas, k_n es un valor que depende del tamaño de la muestra, al 10% de significancia (Tabla 2.7), μ_y es la media de los logaritmos de la muestra y σ_y es el desvío estándar de los logaritmos de la muestra.

Para detectar los datos atípicos, en esta tesis se calcularon los umbrales superiores e inferiores para cada serie de datos de precipitaciones diarias máximas anuales. Si los valores en una muestra son mayores que Y_h , entonces se consideran como datos atípicos altos, análogamente en el caso de ser menores que Y_L serán tomados como datos atípicos bajos. Si las series tienen uno o más valores atípicos, éstos se remueven y se realiza la prueba nuevamente; y si luego de ello siguen existiendo datos atípicos, la

serie es descartada. Caso contrario, en el caso que la serie verifique esta prueba, se continua con las pruebas estadísticas de independencia, homogeneidad y estacionalidad.

Además, para cada dato real detectado se realizó una evaluación para saber si este valor correspondía a un valor atípico (contrastándolo con valores de estaciones próximas) y determinar si efectivamente se había registrado un evento extremo. Dependiendo del análisis posterior a realizar el dato se remueve o no de la serie, para la determinación de las PMD y las funciones i-d-T dichos valores se remueven debido a que pueden causar distorsiones significativas para recurrencias bajas. Mientras que para el estudio de la PMP, si se verifican que son factibles y no un error de registro dichos valores se conservan, debido a que justamente lo que se busca en la metodología es encontrar en alguna estación el acontecimiento de un evento extraordinario.

Tabla 2.7. Parámetros para la prueba de datos atípicos para 10% de nivel de significancia para la distribución normal (Fuente: U.S Water Resources Council, 1976)

Tamaño de muestra n	k_n						
10	2,036	24	2,467	38	2,661	60	2,837
11	2,088	25	2,486	39	2,671	65	2,866
12	2,134	26	2,502	40	2,682	70	2,893
13	2,175	27	2,519	41	2,692	75	2,917
14	2,213	28	2,534	42	2,700	80	2,940
15	2,247	29	2,549	43	2,710	85	2,961
16	2,279	30	2,563	44	2,719	90	2,981
17	2,309	31	2,577	45	2,727	95	3,000
18	2,335	32	2,591	46	2,736	100	3,017
19	2,361	33	2,604	47	2,744	110	3,049
20	2,385	34	2,616	48	2,753	120	3,078
21	2,408	35	2,628	49	2,760	130	3,104
22	2,429	36	2,639	50	2,768	140	3,129
23	2,448	37	2,650	55	2,804	141	3,131

2.5.2.- PRUEBAS COMPLEMENTARIAS A LAS SERIES DE PMD

Para que los resultados del análisis de frecuencia sean válidos, las series de datos de PMD deberán satisfacer determinados criterios estadísticos, como los de aleatoriedad, independencia, homogeneidad y estacionalidad. Esos criterios estadísticos se presentan en la Tabla 2.8, juntamente con las pruebas estadísticas sugeridas por la Organización Meteorológica Mundial (2011). En la tabla no se han incluido las conocidas pruebas de estadísticas paramétricas, como las de Student “ t ” y Fisher “ F ”, ya que las series de datos hidrológicos no siempre satisfacen ciertas condiciones requeridas para una aplicación estricta de dichas pruebas, en particular el supuesto de normalidad, que puede afectar negativamente a la efectividad de las pruebas paramétricas (Yue & Pilon, 2004).

Todas las pruebas indicadas en la Tabla 2.8 son de tipo no paramétrico, evitando así cualquier supuesto sobre la distribución paramétrica subyacente de los datos. Es conveniente así verificar cuidadosamente los supuestos en que se basan las pruebas, ya que, de no verificarse, los resultados podrían no ser fiables (Yue, et al., 2002a).

Tabla 2.8. Pruebas estadísticas y criterios estadísticos. (Fuente: Watt, 1989, adaptado)

criterio	Explicación	Pruebas estadísticas
Aleatoriedad	En un contexto hidrológico, la aleatoriedad significa esencialmente que las fluctuaciones de la variable se deben a procesos aleatorios. Por ejemplo, los caudales de crecida apreciablemente alterados por las operaciones de un embalse no son aleatorios, a menos que se elimine antes los efectos de la regulación	No se dispone de pruebas adecuadas para series hidrológicas.
Independencia	La independencia implica que ninguna observación de la serie de datos influye en las observaciones posteriores. Incluso si los sucesos de una serie son aleatorios, podrían no ser independientes. Los grandes almacenamientos naturales en la cuenca de un río, por ejemplo, pueden hacer que los caudales altos estén seguidos de caudales altos, y los caudales bajos, de caudales bajos. La dependencia varía con el intervalo entre elementos sucesivos de la serie: la dependencia entre valores sucesivos del caudal diario tiende a ser grande, mientras que la dependencia entre los valores máximos anuales es generalmente pequeña. Del mismo modo, cabe suponer que los elementos de una serie anual de lluvias de corta duración son, en la práctica, independientes. En algunos casos, sin embargo, puede haber una dependencia significativa entre los valores máximos anuales, por ejemplo, en el caso de ríos que fluyen a través de grandes almacenamientos.	<ul style="list-style-type: none"> - Anderson, como lo describe Chow, 1964. - Wald and Wolfowitz (1943) como se describe y aplica en Bobee & Robitaille, (1977) - Coeficiente de Spearman de correlación serial por ordenes de rango, como describe el NERC, (1975)
Homogeneidad	Homogeneidad significa que todos los elementos de la serie de datos provienen de una misma población. Elderton (1953) indicó que rara vez se obtienen estadísticas de un material estrictamente homogéneo. Por ejemplo, una serie de valores de caudal que contenga tanto crecidas de nieve fundida como de lluvia podría no ser homogénea; sin embargo, dependiendo de los resultados de las pruebas, podría ser aceptable tratarla como tal. Cuando la variabilidad del fenómeno hidrológico es demasiado grande, como en el caso de las precipitaciones extremas, la no homogeneidad suele ser difícil de descifrar, siendo más fácil detectarla en las sumas de precipitación anual.	<ul style="list-style-type: none"> - Prueba de Mann-Whitney (Mann & Whitney, 1947) - Prueba Terry (Terry, 1952)
Estacionalidad	Estacionalidad significa que, excluyendo las fluctuaciones aleatorias, la serie de datos es invariante con respecto al tiempo. La no-estacionalidad puede consistir en cambios de tendencias, saltos o ciclos. En el análisis de crecidas los saltos se deben generalmente a un cambio abrupto en una cuenca o un sistema fluvial, como la construcción de una presa. Las tendencias pueden estar causadas por cambios graduales de las condiciones climáticas o del uso de la tierra, como en el caso de la urbanización. Los ciclos pueden estar asociados a oscilaciones del clima en largos periodos.	<ul style="list-style-type: none"> - Prueba de tendencias del coeficiente de Spearman de correlación de rangos. (NERC, 1975) - Prueba de tendencias de Mann-Kendall (Yue, et al., 2002b) - Prueba de tendencias de Wald-Wolfowitz (Wald & Wolfowitz, 1943). No se dispone de ningún método de prueba satisfactorio para ciclos de largo período.

2.5.2.a.- Prueba de Independencia (Wald-Wolfowitz)

Una de las condiciones para poder utilizar las series de datos es que los mismos sean aleatorios. Se busca que la probabilidad de ocurrencia de uno cualquiera de ellos no dependa de la ocurrencia de los datos que le preceden y que tampoco este influya a los datos que le siguen o datos futuros. Es decir, que para el análisis estadístico se requiere que la muestra este compuesta por datos independientes de los demás.

Una de estas pruebas estadísticas de independencia es la de corridas o rachas de una muestra de Wald-Wolfowitz. En la misma, las hipótesis a contrastar son las siguientes:

- H_0 : El proceso que genera el conjunto de datos numéricos es aleatorio.
- H_1 : El proceso que genera el conjunto de datos numéricos no es aleatorio.

En esta prueba se compara cada valor con la media de la muestra. Se le asigna a cada dato un término E o F (éxito o fracaso) según si el valor es mayor o menor que la media.

Para evaluar la aleatoriedad de la muestra, se considera como estadístico de prueba al número de corridas presente en los datos. Una corrida se define como una serie éxitos o fracasos consecutivos. Luego en la muestra completa se puede distinguir:

- R: número de corridas;
- n_1 : número de éxitos, o de valores superiores a la media;
- n_2 : número de fracasos, o de valores inferiores a la media;
- N: número de datos en la muestra

En la prueba se utiliza el valor estadístico Z para una prueba de dos extremos. Si Z es mayor o igual al valor crítico superior, o menor o igual al valor crítico inferior, la hipótesis nula de aleatoriedad puede ser rechazada al nivel de significancia α . Sin embargo, si Z se encuentra entre estos límites, la hipótesis nula de aleatoriedad puede aceptarse.

El valor estadístico Z se determina de la siguiente manera:

$$Z = \frac{R - \mu_r}{\sigma_r^2} \quad \text{Ecuación 2-3}$$

Dónde:

$$\mu_r = \frac{2 * n_1 * n_2}{N} + 1 \quad \text{Ecuación 2-4}$$

$$\sigma_r = \sqrt{\frac{(\mu_r - 1) * (\mu_r - 2)}{N - 1}} \quad \text{Ecuación 2-5}$$

El valor del estadístico Z, se contrasta con el valor de tabla de la distribución normal para un cierto nivel de significancia establecido.

2.5.2.b.- Prueba de Homogeneidad (Wilcoxon)

La prueba de homogeneidad a escala anual de Wilcoxon permite comprobar si el promedio de un primer subconjunto de la muestra difiere significativamente del promedio de un segundo subconjunto de la muestra.

Para efectuarla se debe sustituir las observaciones de las dos muestras de tamaños n_1 y n_2 , por sus rangos combinados. Los rangos son asignados de tal manera que el rango 1 se asigna a la más pequeña de las $n = n_1 + n_2$ observaciones combinadas, el rango 2 se le asigna a la siguiente más alta y así sucesivamente, de modo que el rango n queda asignado a la observación más grande. Si varias observaciones tienen el mismo valor, se asigna a cada una de estas el promedio de los rangos que, en otra circunstancia, se les habría asignado.

La estadística de la prueba de Wilcoxon T_{w1} , es simplemente la suma de los rangos asignados a las n_1 observaciones de la muestra más pequeña.

Para cualquier valor entero n , la suma de los n primeros enteros consecutivos pueden calcularse fácilmente como $N(N+1)/2$. La estadística de prueba T_{w1} , más la suma de los rangos asignados a los n_2 elementos de la segunda muestra, T_{w2} , por consiguiente, debe ser igual a este valor, es decir;

$$T_{w1} + T_{w2} = \frac{N(N + 1)}{2} \quad \text{Ecuación 2-6}$$

De modo que esta ecuación puede ser empleada como verificación del procedimiento de asignación de rangos.

La prueba de la hipótesis nula puede ser de dos extremos o de un extremo, dependiendo de si se está probando si las dos medianas de población son exclusivamente diferentes o si una es mayor que la otra.

La estadística de prueba, T_{w1} , está distribuida de manera aproximadamente normal. Se puede emplear la siguiente fórmula de aproximación de muestra grande para probar la hipótesis nula:

$$|Z| = \frac{T_{w1} - \mu_{T_1}}{\sigma_{T_1}} \quad \text{Ecuación 2-7}$$

El valor medio de la estadística de prueba T_{w1} , puede calcularse con:

$$\mu_{T_{w1}} = \frac{n_1(N + 1)}{2} \quad \text{Ecuación 2-8}$$

y la desviación estándar de la estadística de prueba T_1 , se puede calcular con:

$$\sigma_{T_{w1}} = \sqrt{\frac{n_1 \cdot n_2 (N + 1)}{12}} \quad \text{Ecuación 2-9}$$

Basándose en α , el nivel de significación seleccionado, la hipótesis nula puede ser rechazada si el valor Z calculado cae en la región de rechazo apropiada.

2.5.2.c.- Prueba de Estacionalidad (Mann-Kendall)

Mediante la prueba estadística de estacionalidad de Mann-Kendall se busca que en la serie de datos no se presente una tendencia importante.

En la misma, para cada dato de la serie, la cual se encuentra ordenada cronológicamente, se calcula cuantos datos posteriores son superiores. De esta forma:

$$S = \sum_{i=1}^{n-1} s(i) \quad \text{Ecuación 2-10}$$

En donde $s(i)$ es el número de los valores de $X_j > X_i$, siendo $i < j \leq n$.

Por otro lado, se determinan cuantos valores posteriores son menores. Los mismos se determinan de la siguiente manera:

$$T = \sum_{i=1}^{n-1} t(i) \quad \text{Ecuación 2-11}$$

En donde $t(i)$ es el número de valores $X_j < X_i$, siendo $i < j \leq n$.

Con los valores de S y T calculados, se define el índice $I = S - T$, que debe ser próximo a cero si la hipótesis nula es verdadera.

Por lo que, se deben verificar las siguientes condiciones:

$I < I_{\text{cri}}(\alpha)$, o sea que el I calculado sea menor que un valor de I crítico tabulado en función del tamaño de la muestra y según diferentes niveles de significación.

Para tamaños de muestra mayores a 10, el valor del estadístico se aproxima a una distribución normal. Por lo que se debe utilizar una forma estandarizada del estadístico en donde se transforma el índice I en el índice K , definido como:

$$K = \frac{I - 1}{\left(\frac{N \cdot (N - 1) \cdot (2N + 5)}{18}\right)^{0,5}} \quad I > 0$$

$$K = 0 \quad I = 0 \quad \text{Ecuación 2-12}$$

$$K = \frac{I + 1}{\left(\frac{N \cdot (N - 1) \cdot (2N + 5)}{18}\right)^{0,5}} \quad I < 0$$

Los valores de K_{cri} son obtenidos de una distribución Normal, los cuales son presentados en la Tabla 2.9.

Tabla 2.9. Valores de K_{cri} para el Test Mann – Kendall.

α	0,01	0,05	0,10
K_{cri}	2,33	1,64	1,28

De la recopilación de información pluviométrica se contó con un total 1377 estaciones, de las cuales 1017 estaciones poseen longitudes de serie superiores a los 14 años de registro de las cuales 957, superaron todos los test de estadística clásica lo cual representa el 70%, estas serán empleadas para la estimación de la precipitación máxima diaria, para la determinación del Valor Límite Estimado o PMP, la metodología de Hershfield, permite la homogeneización de la longitud de serie a partir de 10 años de registro, por lo cual al adoptar este criterio más permisivo la cantidad de estaciones disponibles asciende a 1008 que superaron las pruebas estadísticas.

La Figura 2.6, permite observa la distribución espacial de las 1008 estaciones que superaron todos las pruebas estadísticas clásicas, así como apreciar gráficamente la longitud de la serie resultante, se puede apreciar que las series con más de 25 años se concentran principalmente en el norte del país, la región mesopotámica y las sierras de Córdoba y Santiago del Estero.

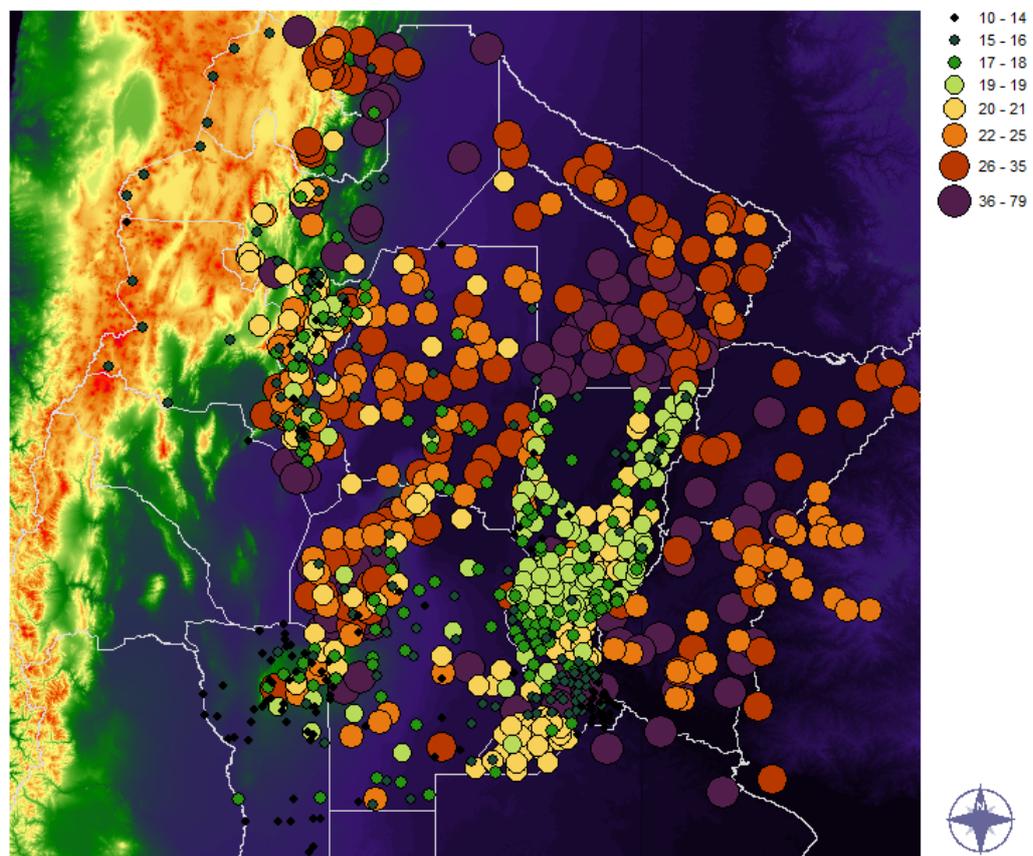


Figura 2.6. Emplazamiento de las estaciones pluviométricas que superaron las pruebas estadísticas, indica en color su longitud de serie.

2.6.- ANÁLISIS DE LLUVIAS MÁXIMAS DIARIAS PARA DISTINTA PROBABILIDAD DE OCURRENCIA

El objetivo del análisis de frecuencia hidrológico es interpretar los registros de eventos pasados en términos de probabilidad de ocurrencia futura (expresada como periodo de retorno). El procedimiento requiere la elección de una muestra en la forma de la serie de datos disponibles, el ajuste de una función teórica de probabilidad a la muestra, y la

realización de inferencias sobre la población subyacente (una hipotética, serie infinita de datos), sobre la base de la distribución de probabilidad adoptada.

2.6.1.- PERIODO DE RETORNO Y PROBABILIDAD DE EXCEDENCIA

El término período de retorno (o su sinónimo, recurrencia, T) es usado a menudo en los análisis de frecuencia hidrológica. El mismo puede ser ilustrado de la siguiente manera: Supóngase que $f(x)$ es la función de densidad de probabilidad (FDP) para la variable de interés x , la cual es tomada como la precipitación máxima anual (Figura 2.7). Cuando la función de distribución acumulada $F(x)$ representa la probabilidad de que un determinado valor de precipitación no sea excedido en una cantidad dada de años, entonces:

$$F(x) = \int_{-\infty}^x f(x) dx \quad \text{Ecuación 2-13}$$

La probabilidad de que x sea igualada o excedida en un año dado, $1-F(x)$, es normalmente llamado como probabilidad de excedencia, p . En este caso, el periodo de retorno en años, T , es definido como el recíproco de p .

$$T = 1/[1 - F(x)] \quad \text{Ecuación 2-14}$$

Por ejemplo, $F(x)= 0,90$; $p= 0,10$; $T = 10$ años

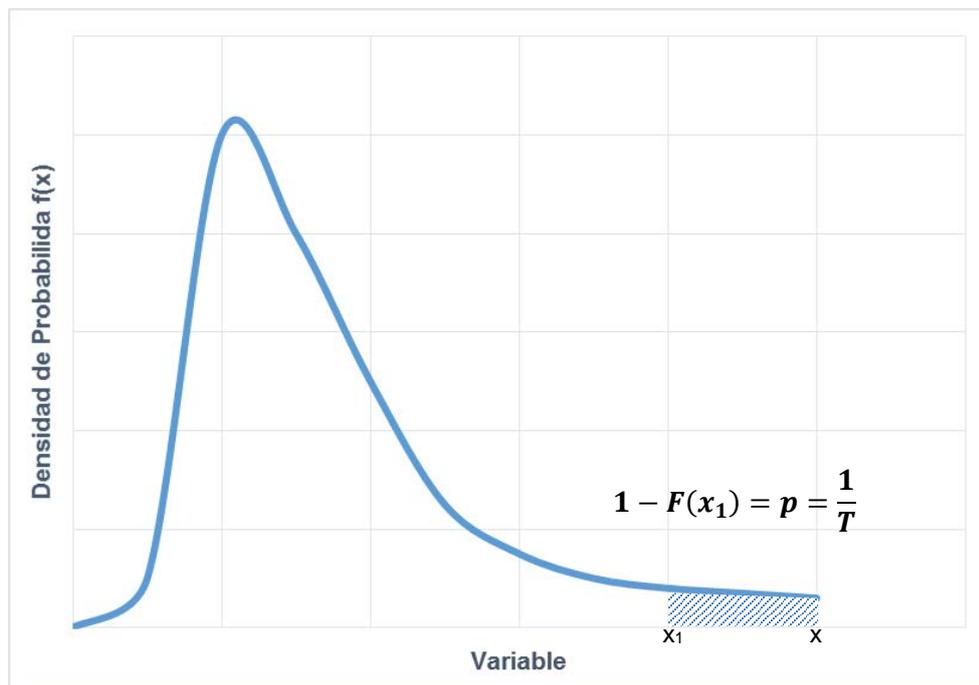


Figura 2.7. Función de Densidad de Probabilidad.

El período de retorno de un evento puede ser también interpretado como el número promedio de años entre ocurrencias de eventos similares o mayores. Pero esto no implica que estos estén igualmente espaciados la Figura 2.8 ilustra dicho concepto.

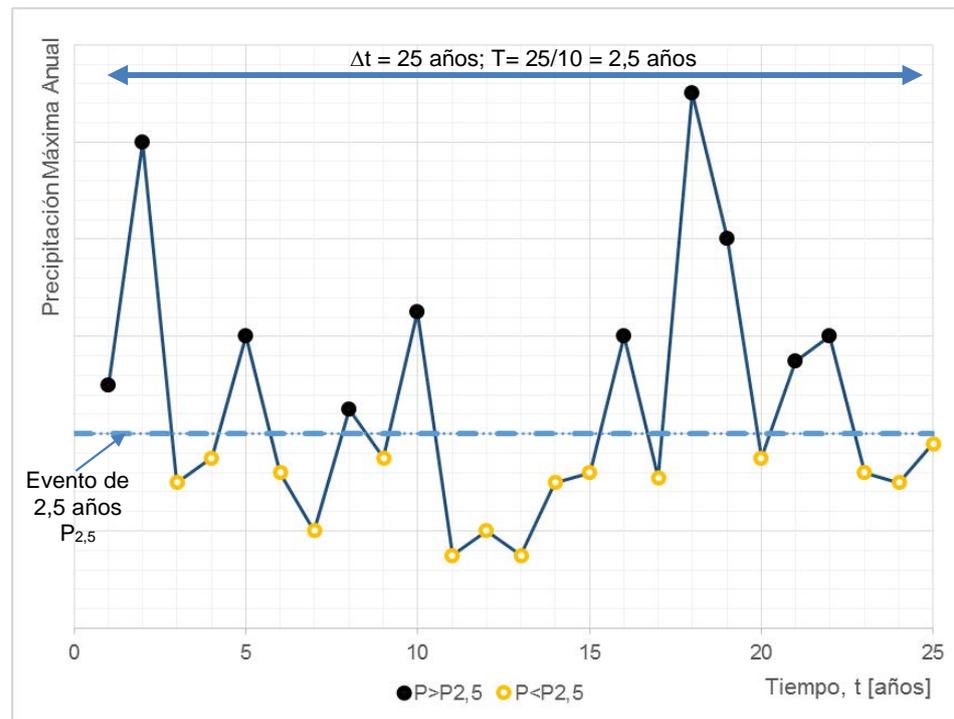


Figura 2.8. Concepto de período de retorno T.

El percentil para el evento de recurrencia T en años es la magnitud x_T correspondiente a una probabilidad p de excedencia particular y período de retorno T dado. Estos a menudo son especificados como criterios de diseño, ciertos percentiles como $x_2, x_{10}, x_{25}, \dots, x_{100}$ serán más empleados que otros con base en características locales tales como legislación o criterios de diseño establecidos.

2.6.2.- AJUSTE A UNA DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD

Una distribución de probabilidad es una función que representa la probabilidad de ocurrencia de una variable aleatoria. Mediante un ajuste de una distribución a un conjunto de datos hidrológicos, una gran cantidad de información estadística de la muestra puede resumirse en forma compacta en la función y en sus parámetros asociados.

El ajuste de distribuciones puede llevarse a cabo por diversos métodos. A continuación, se explicarán el método de los momentos y el de máxima verosimilitud empleados en el presente trabajo sobre los registros pluviométricos analizados.

2.6.2.a.- Método de los Momentos.

Este método fue desarrollado por primera vez por Karl Pearson en 1902. Él consideró que unos buenos estimadores de los parámetros de una función de probabilidad son aquellos para los cuales los momentos de la función de densidad de probabilidad alrededor del origen son iguales a los momentos correspondientes de la información de la muestra.

Si a cada uno de los valores de la información se le asigna una masa hipotética igual a su frecuencia relativa de ocurrencia ($1/n$) y si se imagina que este sistema de masas se rota alrededor del origen $x = 0$, entonces el primer momento de cada observación x_i

alrededor del origen es el producto de su brazo de momento x_i y de su masa $1/n$, y la suma de estos momentos para toda la información es la media de la muestra.

$$\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{n} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \bar{x} \quad \text{Ecuación 2-15}$$

Esto es equivalente al centroide de un cuerpo. El centroide correspondiente de la función de probabilidad es:

$$\mu = \int_{-\infty}^{\infty} xf(x)dx \quad \text{Ecuación 2-16}$$

El segundo y el tercer momento en la distribución de probabilidad pueden igualarse a los valores de la muestra para determinar los valores de los parámetros de la distribución de probabilidad. Originalmente, Pearson, consideró solamente momentos alrededor del origen, pero posteriormente se volvió común el uso de la varianza como el segundo momento central, $\sigma^2 = E [(x-\mu)^2]$, y el coeficiente de asimetría como el tercer momento central estandarizado, $\gamma = E [(x-\mu)^3] / \sigma^3$, para determinar el segundo y el tercer parámetro de la distribución si es requerida.

2.6.2.b.- Método de la Máxima Verosimilitud.

Desarrollado por Fisher, (1922) este método propone que el mejor valor de un parámetro de una distribución de probabilidad debería ser el valor que maximizara la verosimilitud ó probabilidad conjunta de ocurrencia de la muestra observada. Si se supone que el espacio muestral se divide en intervalos de longitud dx y se toma una muestra de observaciones independientes e idénticamente distribuidas x_1, x_2, \dots, x_n . El valor de la densidad de probabilidad para $X = x_i$ es $f(x_i)$, y la probabilidad de que la variable aleatoria ocurra en el intervalo que incluye x_i es $f(x_i) dx$. Debido a que las observaciones son independientes, su probabilidad de ocurrencia conjunta está dada como el producto:

$$f(x_1)dx f(x_2)dx \dots f(x_n)dx = \left[\prod_{i=1}^n f(x_i) \right] dx^n \quad \text{Ecuación 2-17}$$

y puesto que el tamaño del intervalo dx es fijo, el maximizar la probabilidad conjunta de la muestra observada es equivalente a maximizar la función de verosimilitud:

$$L = \prod_{i=1}^n f(x_i) \quad \text{Ecuación 2-18}$$

Debido a que muchas funciones de densidad de probabilidad son exponenciales, algunas veces es conveniente trabajar con la función logaritmo de la verosimilitud:

$$\ln L = \sum_{i=1}^n \ln[f(x_i)] \quad \text{Ecuación 2-19}$$

El método de la máxima verosimilitud teóricamente es el más acertado para ajustar distribuciones de probabilidad a información en el sentido de que produce los estimativos de parámetros más eficientes, aquellos que estiman los parámetros de la población con los menores errores promedio. Pero, para algunas distribuciones de probabilidad, no existe solución analítica para todos los parámetros en términos de las estadísticas de la muestra y la función logaritmo de verosimilitud debe maximizarse numéricamente, lo cual puede ser bastante difícil.

2.6.3.- DISTRIBUCIONES DE PROBABILIDAD EMPLEADAS

A continuación, se presentan las distribuciones de probabilidad comúnmente utilizadas para variables hidrometeorológicas.

2.6.3.a.- Distribución Normal

La distribución normal surge del teorema del límite central. El mismo establece que si una serie de variables aleatorias X_i son independientes y están idénticamente distribuidas con una media μ y varianza σ^2 , entonces la distribución de la suma de n de estas variables aleatorias, $y = \sum X_i$, tiende a la distribución normal con media $n\mu$ y varianza $n\sigma^2$ a medida que n aumenta. Para el tratamiento de algunas variables hidrometeorológicas, esta distribución tiene algunas limitaciones. Por un lado la distribución varía de $-\infty$ a $+\infty$, mientras que la mayor parte de las variables hidrológicas no son negativas. El otro limitante, surge ya que la distribución normal es simétrica respecto a la media y la información hidrológica tiende a ser asimétrica.

2.6.3.b.- Distribución Lognormal

En la mayoría de las variables hidrometeorológicas se encuentra que las mismas tienen un límite inferior nulo y pueden suponerse sin una cota superior. Por esta razón, los logaritmos de dichas variables van de $-\infty$ a $+\infty$. Luego puede asimilarse la serie a la distribución normal.

En 1964, Chow llegó a la conclusión de que, si un evento hidrológico es consecuencia de muchos eventos independientes, la variable que lo representa es igual al producto de dichas variables. Luego, el logaritmo de la misma sería la suma de los logaritmos de las distintas variables que se ven implicadas en el fenómeno. Por el teorema del límite central la serie tiende a una distribución normal siempre y cuando la cantidad de datos sea suficientemente grande. En otros términos, un producto de variables aleatorias no lognormales, independientes o dependientes, con distintos momentos de la distribución de sus logaritmos converge a la distribución lognormal cuando el número de variables crece. En otras palabras, si la variable aleatoria $Y = \log X$ está normalmente distribuida, entonces se dice que X está distribuida en forma lognormal. Otra ventaja de esta distribución radica en que la transformación a logaritmos tiende a reducir la asimetría que se encuentra por lo general en la información hidrológica, debido a que al tomar logaritmos se reduce en una proporción mayor los números grandes que los números pequeños.

Para el tratamiento de los eventos extremos en hidrología, tales como tormentas severas o precipitaciones máximas, se encontró que la distribución de probabilidad que más se le asemeja a la de las series es serie en la distribución lognormal (Caamaño Nelli y Dasso, 2003). Otras distribuciones de probabilidad que podrían ser empleadas en el análisis estadístico se muestran en la Tabla 2.10.



Tabla 2.10. Distribuciones de probabilidad para el ajuste de información hidrológica.

Distribución	Función de densidad de probabilidad	Rango	Ecuaciones de los parámetros en términos de los momentos de la muestra
Normal	$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right)$	$-\infty \leq x \leq \infty$	$\mu = \bar{x}, \sigma = s_x$
Lognormal	$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{(y-\mu_y)^2}{2\sigma_y^2}\right)$	$x > 0$	$\mu_y = \bar{y}, \sigma_y = s_y$
Exponencial	$f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$	$x \geq 0$	$\lambda = \frac{1}{\bar{x}}$
Gamma	$f(x) = \frac{\lambda^\beta x^{\beta-1} e^{-\lambda x}}{\Gamma(\beta)}$	$x \geq 0$	$\lambda = \frac{\bar{x}}{s_x^2}, \beta = \frac{\bar{x}^2}{s_x^2} = \frac{1}{CV^2}$
Pearson tipo III	$f(x) = \frac{\lambda^\beta (x-\varepsilon)^{\beta-1} e^{-\lambda(x-\varepsilon)}}{\Gamma(\beta)}$	$x \geq \varepsilon$	$\lambda = \frac{s_x}{\sqrt{\beta}}, \beta = \left(\frac{2}{C_s}\right)^2, \varepsilon = \bar{x} - s_x \sqrt{\beta}$
Log-Pearson tipo III	$f(x) = \frac{\lambda^\beta (y-\varepsilon)^{\beta-1} e^{-\lambda(y-\varepsilon)}}{x\Gamma(\beta)}$	$\log x \geq \varepsilon$	$\lambda = \frac{s_y}{\sqrt{\beta}}, \beta = \left[\frac{2}{C_s(y)}\right]^2, \varepsilon = \bar{y} - s_y \sqrt{\beta}$
Valor Extremo tipo I	$f(x) = \frac{1}{\alpha} \exp\left[-\frac{x-u}{\alpha} - \exp\left(-\frac{x-u}{\alpha}\right)\right]$	$-\infty < x < \infty$	$\alpha = \frac{\sqrt{6} s_x}{\pi}, u = \bar{x} - 0.5772\alpha$

2.6.3.c.- Intervalo de Confianza

En la curva experimental de distribución de frecuencias acumuladas se puede definir, además, el intervalo de confianza a ambos lados de la curva de frecuencia que enmarca una banda de confiabilidad de la estimación realizada. Dichos límites, definen áreas de probabilidad acumulada a ambos lados del promedio de una distribución supuesta en función de la muestra de datos, donde se puede esperar su valor correcto. Con dichos intervalos se pueden trazar las bandas o intervalos de confianza que permiten el control de la(s) variable(s) analizadas (Figura 2.9). El análisis de regiones homogéneas, mejora la estimación de estos límites (Fattorelli & Fernández, 2007).

Estableciendo, a priori, un valor de grado de confianza, (80%, 82%, 85% ó 95%) para cada uno corresponderá un nivel de significancia siendo recomendado como grado aceptable el 80% (Organización Meteorológica Mundial, 2011)

El intervalo de confianza, puede definirse entonces como el rango dentro del cual razonablemente puede esperarse que caiga el valor correcto estimado (o con una cierta probabilidad). Este depende del nivel de confianza, β .

A cada nivel de confianza β , corresponde un nivel de significancia α , dado por:

$$\alpha = \frac{1 - \beta}{2} \quad \text{Ecuación 2-20}$$

Para estimar la magnitud de una variable asociada a un período de retorno T, si el límite superior $U_{T,\alpha}$ y el límite inferior $L_{T,\alpha}$ pueden especificarse ajustando la ecuación del factor de frecuencia:

$$U_{T,\alpha} = \bar{y} + \sigma_y \cdot K_{T,\alpha}^U \quad \text{Ecuación 2-21}$$

y

$$L_{T,\alpha} = \bar{y} + \sigma_y \cdot K_{T,\alpha}^L \quad \text{Ecuación 2-22}$$

Donde $K_{T,\alpha}^U$ y $K_{T,\alpha}^L$, son los números de desvío estándar sobre o bajo la media donde se ubican los límites de confianza superior e inferior, los cuales pueden determinarse para unos datos distribuidos normalmente utilizando la distribución no central t (Kendall & Stuart, 1967). Los mismos factores se utilizan para construir límites de confianza aproximados para la distribución Pearson Tipo III.

El factor más significativo que afecta esta banda es el nivel de confianza que se desee establecer. Se usa frecuentemente el 95%, pero valores entre 70% y 95% son comunes en el diseño hidrológico. Además, estos intervalos de confianza se ven afectador por:

- El tamaño de la muestra con la que se computo la curva de frecuencia, afecta el ancho de la banda. A mayor tamaño de muestra, disminuye el intervalo.
- La probabilidad de excedencia afecta la amplitud del intervalo; el intervalo es menor para valores promedios y se hace mayor en los extremos (probabilidades mayores y menores)
- El coeficiente de asimetría afecta el intervalo de confianza. La asimetría afecta el error estándar, por lo tanto, el ancho de la banda aumenta con el aumento del valor absoluto de la asimetría.

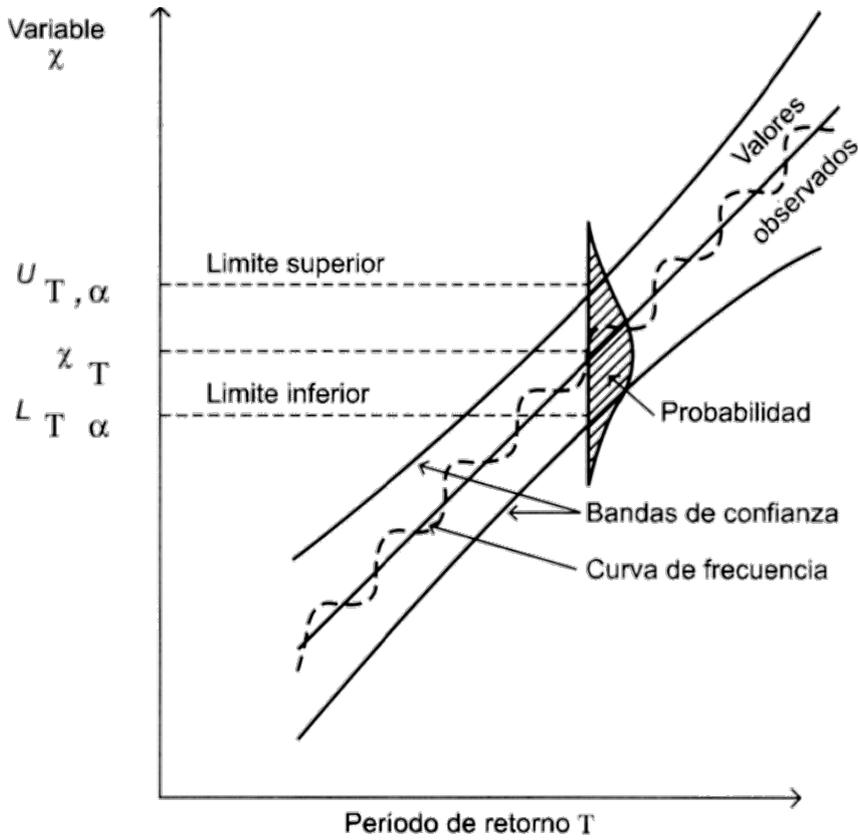


Figura 2.9. Límites de confianza en la estimación de variables para distintas recurrencias (Fuente: Fattorelli & Fernández, 2007)

2.6.4.- RESULTADOS DEL ANÁLISIS LOCAL DE LA PMD PARA DISTINTAS RECURRENCIAS

Sobre la base de datos definida para series de más de 14 años, además, se realizó el análisis estadístico inferencial con objeto de la determinación de la lámina máxima diaria (PMD) con recurrencia asociada, así como su intervalo de confianza. De esta manera se determinaron sobre cada una de las 957 estaciones disponibles, las probabilidades empíricas de cada dato de precipitación máxima diaria anual observada, utilizando la función de distribución de probabilidad empírica de Weibull. Luego, se ajustaron cuatro funciones de distribución de probabilidad teóricas de las cuales a dos de ellas se aplicaron distintos métodos de ajuste, a saber:

- Valores Extremos Generalizados (GEV por sus siglas en ingles), a través de Método de los Momentos y de Máxima Verosimilitud.
- Gumbel a través del Método de los Momentos y de Máxima Verosimilitud.
- Lognormal a través del Método de Máxima Verosimilitud.
- Log Pearson tipo III a través del Método de Momentos.

Sobre estas se realizó la prueba de adecuación Chi Cuadrado (Nikulin, 1973), la prueba estadística en cuestión, consiste en determinar si los datos de la muestra analizada corresponden a una distribución poblacional dada, permitiendo evaluar si la función de distribución de probabilidad ajustada representa a la muestra.

Es de destacar que, sobre la totalidad de estaciones procesadas, las funciones seleccionadas verificaron la prueba Chi-Cuadrado. Por otra parte, al ajustar una función

de probabilidad teórica sobre una muestra (en este caso la precipitación máxima diaria), para cada una de las recurrencias (T) es posible contar con un intervalo de confianza; es decir, que para cada uno de los períodos de retorno analizados no hay un único valor de lámina de lluvia máxima diaria, sino que por el contrario existe un rango de valores posible (con una probabilidad del 95%).

La Tabla 2.11 presenta un listado de ocho estaciones pluviométricas proveniente de la base de datos disponible, las mismas se seleccionaron con base en su disposición espacial y longitud de registros con objeto de permitir observar la variabilidad de la información disponible. Por su parte la Figura 2.10, muestra la relación existente entre la PMD al aplicar la función de distribución de probabilidad (FDP) Lognormal en cada una de las ocho estaciones presentadas como ejemplo en la Tabla 2.11. Es posible observar que, para una recurrencia dada, hay un valor medio de PMD (valor central) asociado a un intervalo de confianza con una significancia del 95%.

Tabla 2.11. Estaciones pluviométricas presentadas como ejemplo del análisis local de la PMD con recurrencia asociada.

Estación	Provincia	Latitud	Longitud	Long. Serie [años]	Registro Máximo PMD [mm]
Roque Sáenz Peña	Chaco	-26,84	-60,45	79	218
Bombal	Santa Fe	-33,45	-61,32	78	180
Pozo Sarmiento	Salta	-23,22	-64,20	62	200
Hernández	Entre Rios	-32,13	-59,70	59	285
Los Reartes	Córdoba	-31,92	-64,58	58	204
Santa Lucia	Corrientes	-29,00	-59,10	44	217
Est. San Martín	Catamarca	-29,45	-65,63	38	119
Fernandez	S. del Estero	-27,99	-63,79	29	205

Al adoptar la función de distribución Lognormal, con parámetros ajustados mediante el empleo del método de Máxima Verosimilitud. Se analizó la sensibilidad de utilizar esta función de distribución de probabilidad en relación a alguna de las otras 3 propuestas, para tal fin se evaluó la variable PMD y su intervalo de confianza para una recurrencia T de 100 años. Se elige dicho valor de recurrencia por ser aquel en donde el intervalo de confianza presenta una mayor dispersión en relación a recurrencias menores. Empleando para la comparación el IC_{100} definido de acuerdo a la Ecuación 2-1.

Es posible demostrar que, a medida que aumenta el período de retorno (T), o sea que la probabilidad de ocurrencia disminuye, aumenta de forma considerable la amplitud de ese intervalo en función de la longitud de la serie y la desviación estándar de la muestra. Este aumento de la incertidumbre para períodos de retorno mayores a 100 años se incrementa notablemente si la longitud de la serie es reducida. Por tal motivo, en este trabajo se adoptó como umbral superior de extrapolación una recurrencia (T) no superior a los 100 años.

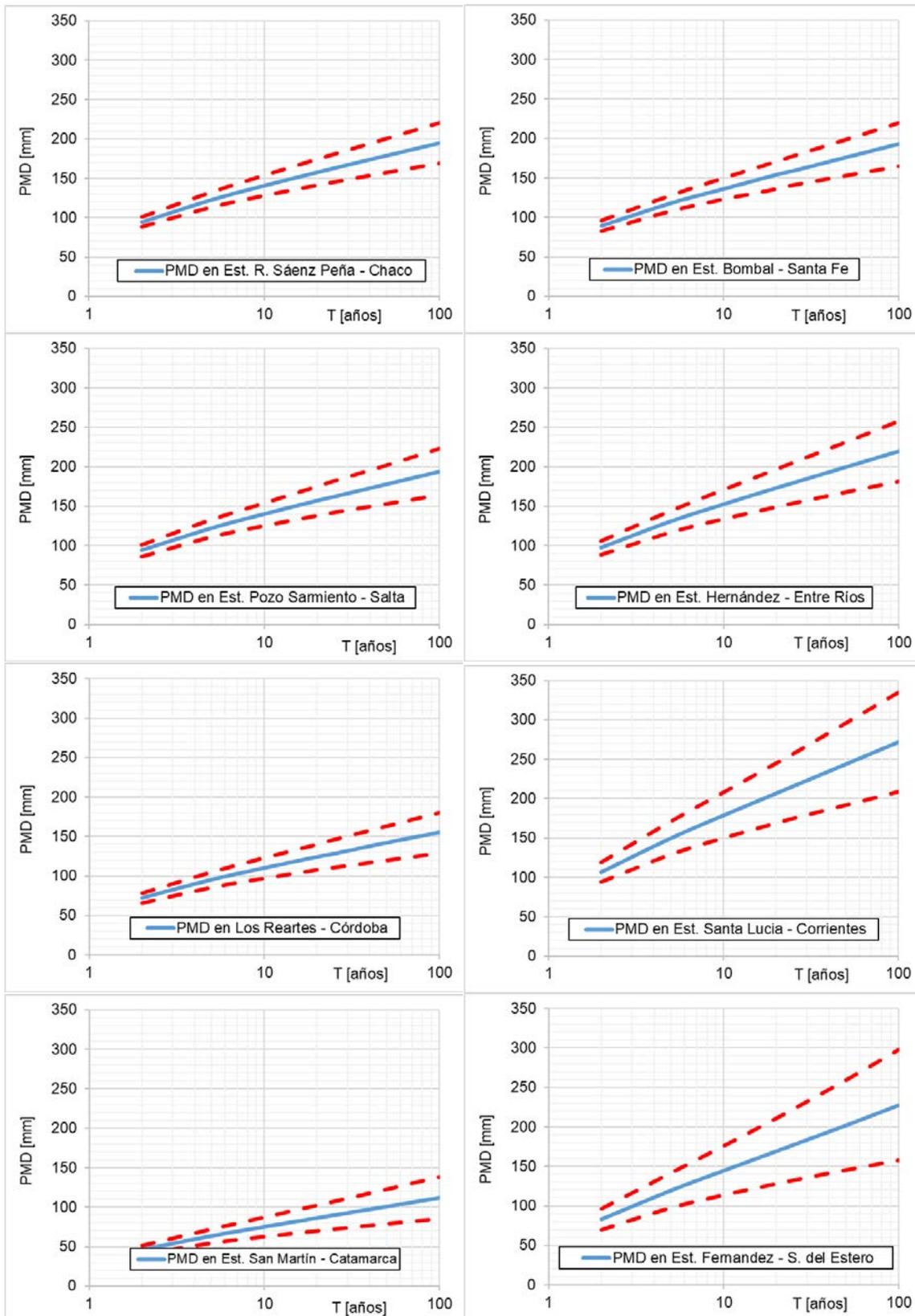


Figura 2.10. Gráficos de PMD con FDP lognormal, para ocho estaciones tomadas como ejemplo de la base de datos pluviométricos.

Tomando como ejemplo la Estación pluviométrica de Pozo Sarmiento en la Provincia de Salta, el valor porcentual de la variación relativa al estimar los valores de PMD con la función de distribución Lognormal alcanza vale 14,9 % para una recurrencia de 100 años. Si se compara esta variación relativa con la máxima diferencia relativa existente entre la estimación realizada tomando como base la función de distribución de probabilidad lognormal y contrastándola contra aquella función de distribución de probabilidad que más diferencia presenta a esta.

En el caso de la Tabla 2.12, la máxima diferencia relativa es 3,5 %. Siempre que el valor de la diferencia relativa esperada al estimar los valores de PMD con la función de distribución Lognormal sea mayor que la diferencia relativa entre estimaciones realizadas con otras funciones de distribución; el intervalo de confianza de la Lognormal incluirá dentro de él a las demás funciones de distribución de probabilidad con una significancia del 95% de certeza. Así, en el caso de la estación seleccionada, la sensibilidad a la utilización de la función Lognormal para representar a la variable PMD es baja.

Tabla 2.12. Diferencia relativa entre estimaciones con base en FDP Lognormal comparada con FDP de mayor diferencia para cada T. Estación Pozo Sarmiento, Salta.

FDP	GEV		Gumbel		Lognormal	Log Pearson III
	Ajuste por Máxima Verosim.	Ajuste por Momentos	Ajuste por Máxima Verosim.	Ajuste por Momentos	Ajuste por Máxima Verosim.	Ajuste por Momentos
T [años]						
100	3,5%	1,0%	2,0%	1,5%	0,0%	1,5%
50	2,2%	0,0%	1,7%	1,1%	0,0%	1,1%
25	1,2%	0,0%	0,6%	0,6%	0,0%	0,6%
20	0,6%	0,0%	0,6%	0,0%	0,0%	0,6%
10	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%	0,0%
5	3,5%	1,0%	2,0%	1,5%	0,0%	1,5%

La Figura 2.11, muestra un análisis similar al descripto realizado para 380 estaciones pluviométricas del total de las 957 indicadas, se observa que en la mayoría de los casos, la diferencia relativa al estimar los valores de PMD con la función de distribución Lognormal es mayor que la máxima diferencia relativa entre estimaciones realizadas con otras funciones de distribución; por lo que es poco sensible a la selección de la función Lognormal como la que define la relación entre PMD con la recurrencia.

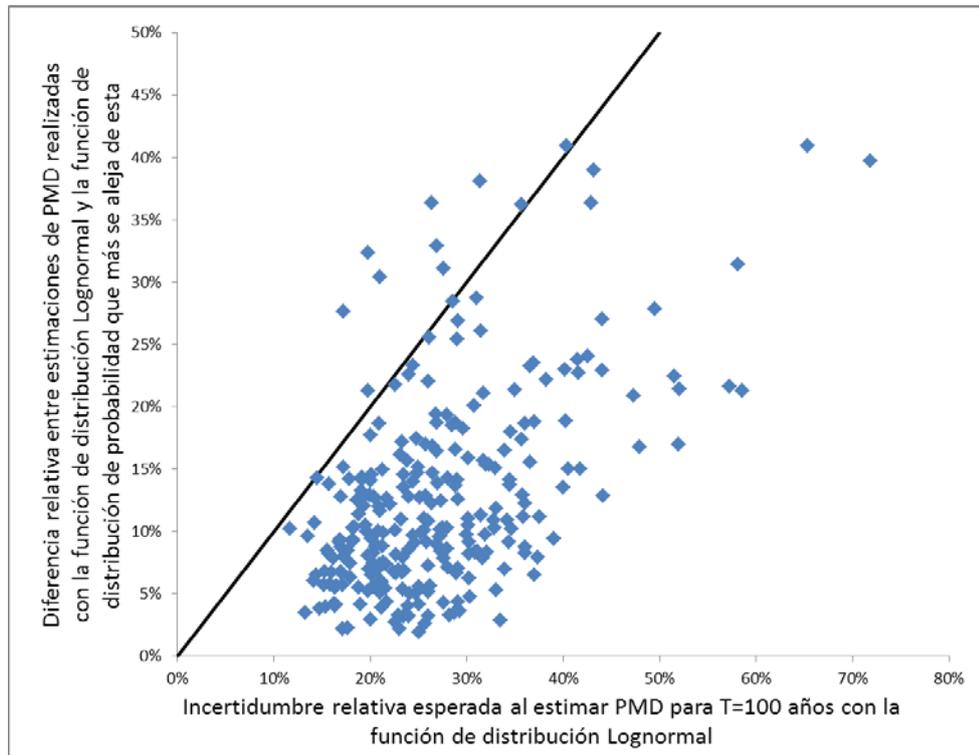


Figura 2.11. Contraste entre la incertidumbre relativa esperada al estimar PMD para T=100 años con la FDP Lognormal y la FDP que más se aleja de esta.

2.7.- ANÁLISIS LOCAL DE VALOR LÍMITE ESTIMADO

2.7.1.- CONCEPTO DE LA PRECIPITACIÓN MÁXIMA PROBABLE

La Precipitación Máxima Probable (PMP), junto con otros valores como la Tormenta Máxima Probable (TMP) y la Creciente Máxima Probable (CMP), constituyen Valores Límites Estimados (VLE), usualmente utilizados en el diseño de estructuras para el control de excedentes que por su vulnerabilidad o implicancia demandan una seguridad mayor.

El concepto de PMP tiene sus orígenes a fines de la década de 1970, luego de que numerosas presas fallarán en distintos lugares del Mundo, lo que llevó a revisar las normas de diseño y, en particular, el sentido probabilístico del componente pluvial de dimensionamiento (Hershfield, 1981). Muchos organismos dedicados a la seguridad de presas aconsejan hoy explícitamente la PMP, como lámina de tormenta de diseño para grandes obras, cuya rotura involucre riesgos importantes (Sugai & Fill, 1990).

La PMP es definida usualmente como el Valor Límite Estimado de precipitación, por lo que se puede definir como la mayor altura de lámina estimada analíticamente para una duración dada que sea físicamente probable considerando las particularidades de una región geográfica.

De la definición anterior resaltan dos conceptos claves que dan lugar al surgimiento de dos corrientes de estudio de dicho valor, a saber:

- a) Máxima: surge de la idea de una barrera física insuperable, que resulta de considerar la constancia de la masa atmosférica terrestre, debido a que el ciclo

hidrológico es cerrado, por lo cual, el monto de lluvia tiene en cada sitio un tope resultante de la interacción de factores meteorológicos. De esta manera la PMP es el límite superior racional de la tasa de precipitación, que se justifica climatológicamente (Mc Kay, 1973 y Chow, et al., 1999).

- b) Probable: asume a la PMP como un evento de probabilidad finita, aunque sumamente baja, de ser excedido (Hershfield, 1981, Bertoni & Tucci, 1993). Esta es la vía en la que se fundan las estimaciones estadísticas, que utilizan distribuciones asintóticas, pues admiten la probabilidad tendiente a cero de sobrepasar la PMP

En el presente trabajo se utilizará el método estadístico, ya que en aquellos casos en los cuales se dispone de suficiente información de lluvia, suele existir consenso en qué esta metodología es más adecuada, sobre todo cuando la información climática que se necesita para el método climatológico, como ser el punto de rocío, vientos dominantes y efectos orográficos, es escasa o bien solo se disponen de datos puntuales que invalidan su aplicación regional.

Se debe tener presente que al momento de determinar la PMP serán muy influyentes la calidad de la información, el conocimiento técnico y la exactitud del análisis. A medida que mejora la información, el conocimiento técnico y el análisis, la PMP se aproximara más al valor de umbral, disminuyendo el rango de incertidumbre asociado a su determinación.

2.7.2.- MÉTODO DE LA ENVOLVENTE

La técnica de Hershfield fue sugerida inicialmente para cuencas de hasta 1000 km², pero con el transcurso del tiempo su uso se ha extendido preferencialmente sobre regiones mucho más bastas.

La técnica se basa en minimizar la probabilidad de ocurrencia de la tormenta, maximizando el factor de frecuencia Φ_y en la ecuación general de Chow (1951)

$$y = \mu_y + \Phi_y \cdot \sigma_y \quad \text{Ecuación 2-23}$$

Donde y es la variable aleatoria (lámina máxima anual de lluvia diaria), μ_y es su media y σ_y su desvío estándar.

El factor de frecuencia se define como el número de desvíos estándar que hay entre el valor considerado y la media, y depende de la recurrencia, del tipo de función de densidad probabilística, de su sesgo y de la longitud de la serie medida.

Como asumimos que la lámina tiende a un límite superior (PMP), habrá una cantidad de desvíos estándar máxima en que el dato puede situarse por arriba de la media, es decir un valor máximo para el factor de frecuencia que será Φ_{PMP} .

$$PMP = \mu_y + \Phi_{PMP} \cdot \sigma_y \quad \text{Ecuación 2-24}$$

Este método estima Φ_{PMP} a partir de los valores de Φ_{n-1} correspondientes a la mayor lámina, y_m , de la serie anual de lluvia de cada puesto en una región:

$$\Phi_{n-1} = \frac{y_m - \mu_{n-1}}{\sigma_{n-1}} \quad \text{Ecuación 2-25}$$

El subíndice $n-1$ simboliza que, al calcular la media y el desvío, se excluye el mayor de los n datos anuales, y_m , maximizando el valor de Φ como se aprecia en la Ecuación 2-25. El efecto de ésta corrección equivale a medir el máximo de lluvia registrado después de que μ_n y σ_n fueron calculados. Simulando cómo se alteran los estadísticos al agregar una lluvia mayor, usando y_m en la serie trunca en vez de PMP en la total.

2.7.2.a.- Correcciones Sugeridas

Hershfield (1961a) recomienda tres tipos de correcciones, tanto para la media μ_n de la serie completa (la cual es empleada como variable independiente de la función envolvente en la representación gráfica y en el cálculo de la PMP) como para el desvío estándar σ_n .

Primero, para contrarrestar la presencia de valores atípicos (outliers, por su traducción del inglés), los factores de ajuste de la media, $F0_\mu$, y del desvío, $F0_\sigma$, se extraen de familias de rectas, que dependen de la extensión de la serie y de las relaciones μ_{n-1}/μ_n y σ_{n-1}/σ_n .

Luego se normalizaron los estadísticos, para llevarlos a una condición equivalente a 50 años de longitud de serie, mediante curvas bidimensionales que dependen del número de datos de la serie (n).

En todos los casos, la imprecisión de la estimación gráfica, en especial al interpolar entre rectas, hizo necesario deducir la forma analítica de las funciones, facilitando también así el trabajo de cómputo posterior. La Figura 2.12 y la Figura 2.13 exhiben los ábacos para $F0_\mu$ y $F0_\sigma$ (se interpoló la línea de 20 años, ausente en el original, apud Caamaño Nelli et al 1999). Por su parte, la Figura 2.14 refleja cómo varían los coeficientes de normalización a 50 años, $F1_\mu$ y $F1_\sigma$, frente al largo de la serie.

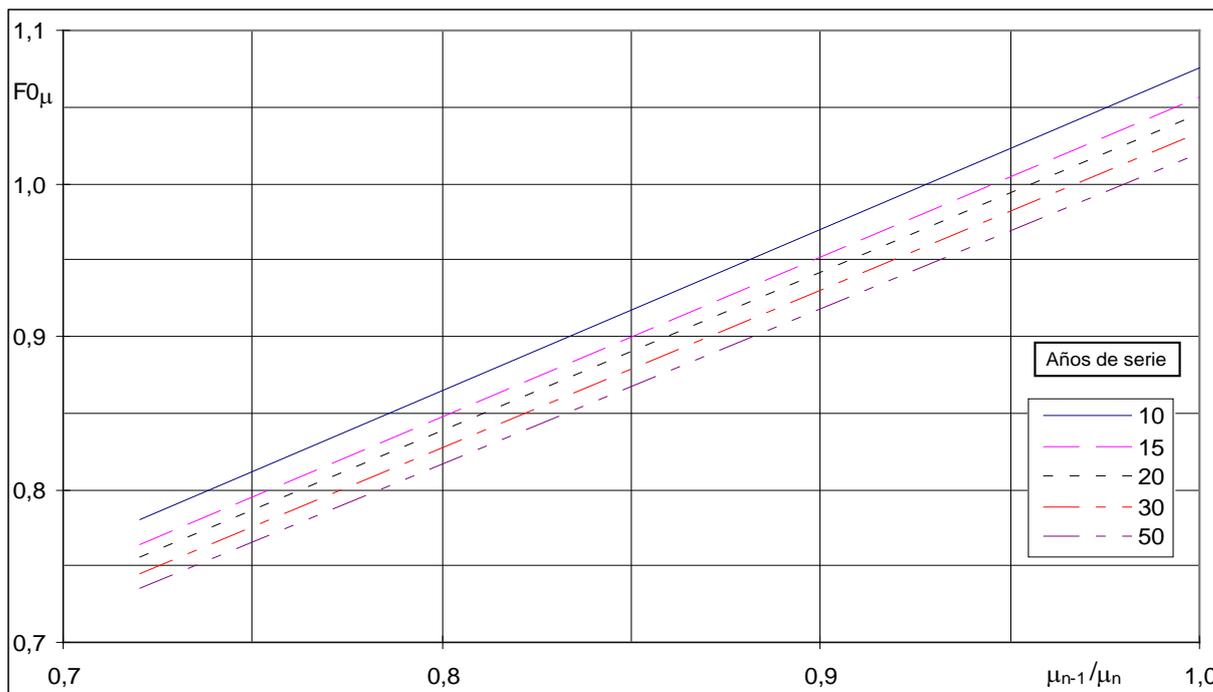


Figura 2.12. Ajuste de la media por máximos atípicos (Adaptado de Hershfield, 1961a)

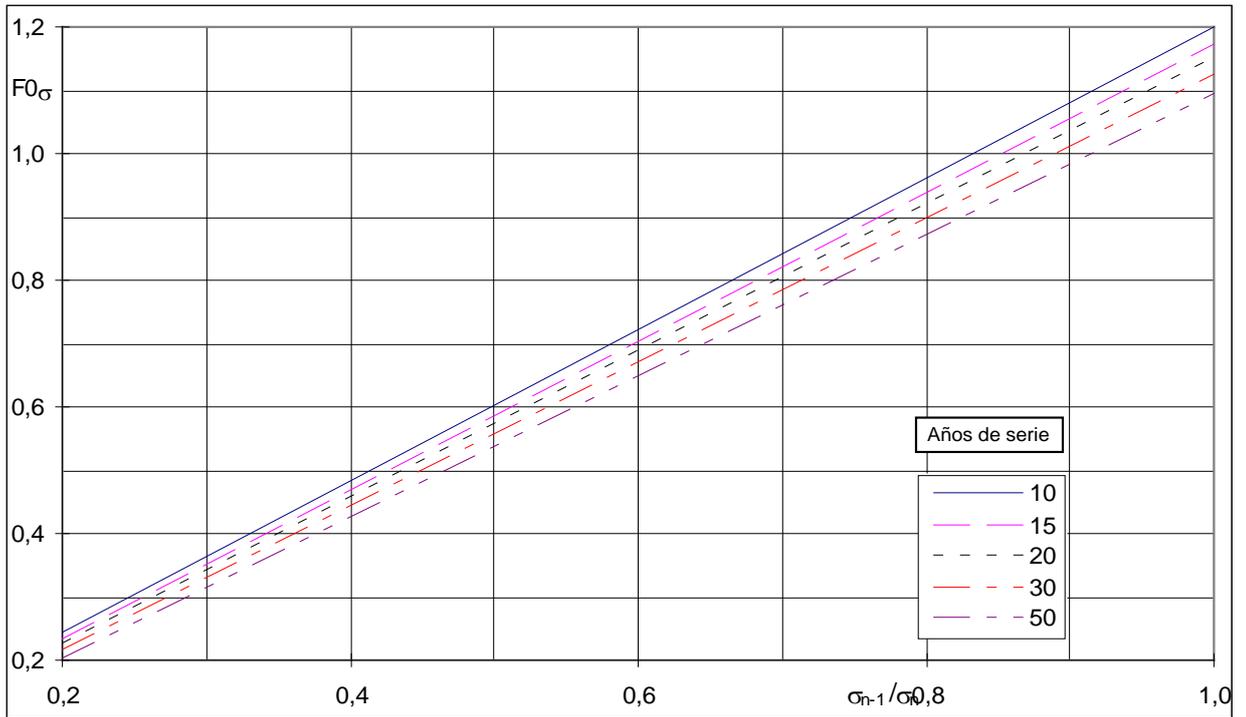


Figura 2.13. Ajuste del desvío por máximos atípicos (Adaptado de Hershfield, 1961a)

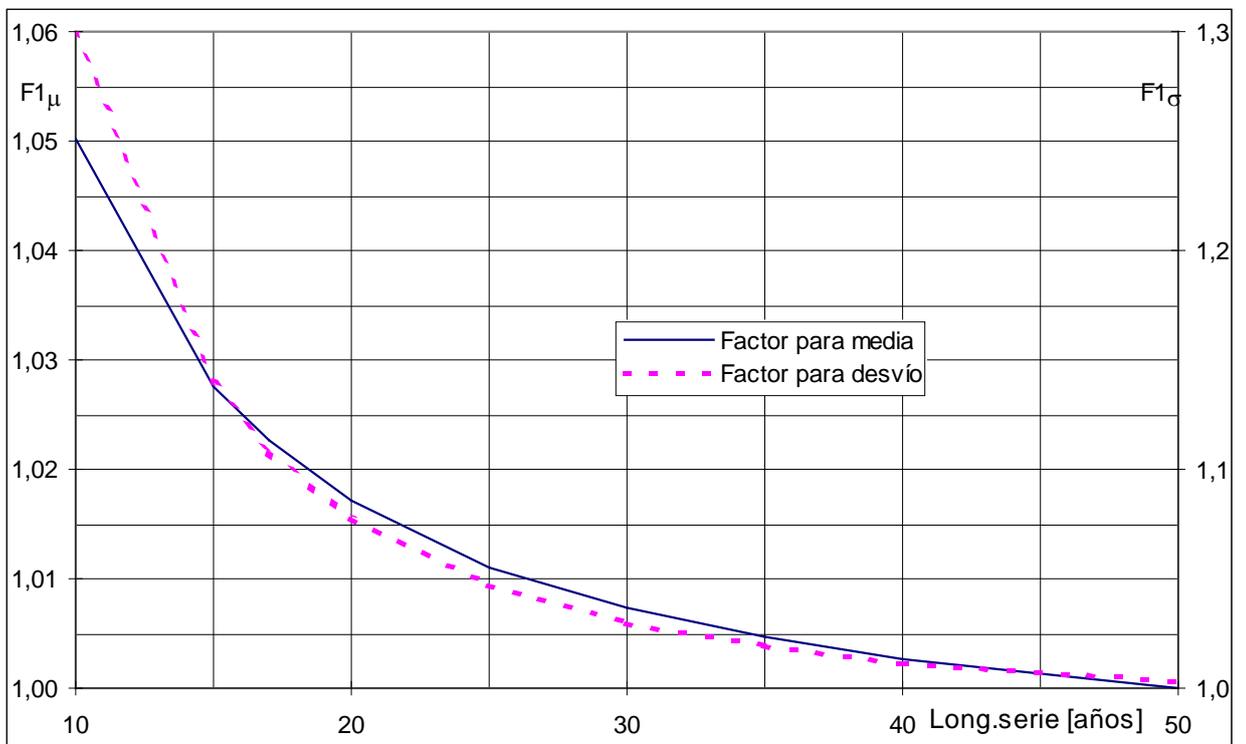


Figura 2.14. Normalización a 50 años de longitud de serie de máximos. (Adaptado de Hershfield, 1961a)

Por último μ_n y σ_n se rectifican conforme a la relación regional entre máximos diarios (medidos en pluviómetros) y máximos pluviográficos en 1440 minutos (móviles a lo largo de cada año), que no cortan los eventos arbitrariamente, al no fijar un horario de medición.

Hershfield propone un coeficiente de corrección de 1,13, pero el valor debería ser el cociente medio de las series pluviográficas de la región y depende del método de cálculo. Trabajos precedentes en la región Central Argentina (García, 1994; Caamaño Nelli et al, 1999 y Bianchiotti, 2012) establecieron dicho coeficiente de corrección en 1,076 determinado como el cociente medio de las series pluviográficas de siete estaciones pluviográficas.

2.7.2.b.- Calibración y Trazado de Envolvente

Una vez que se han realizado las correcciones propuestas por Hershfield, se confecciona un gráfico en ejes cartesianos, donde en el eje de las abscisas se representa a la μ_n (media de la serie) y en el eje de las ordenadas a Φ_{n-1} (factor de frecuencia en base a la serie trunca) de cada estación o punto de registro disponible.

De esta manera será posible contar con una nube de puntos, en la cual cada punto se corresponde a un puesto de medición específico. El análisis de esta información permitirá determinar cuáles de las estaciones de medición generarán el trazado de la posible envolvente regional.

En la necesidad de expresar analíticamente la envolvente del factor de frecuencia, se ensayaron distintas funciones, como ser la exponencial negativa (acotada) y potencial inversa (asintótica) en trabajos precedentes, se dedujo que la más adecuada y coherente con el enfoque estadístico sería la exponencial negativa. Lo anterior se justificó por la obtención de máximos de Φ_{PMP} más razonables y por una impresión visual de mejor ajuste al conjunto (Caamaño Nelli & García, C.M., 1998). De esta manera se obtuvo:

$$\Phi_{PMP} = \Phi_0 \cdot e^{-k\mu_n} \quad \text{Ecuación 2-26}$$

Donde los parámetros, Φ_0 y k , se deducen aplicando la respectiva función a los dos puntos extremos de la muestra, para igualar el número de ecuaciones e incógnitas.

El criterio de envolvente impuesto a la función requerida, lleva a definir los dos pares de puntos seleccionados para deducir los parámetros.

2.7.2.c.- Cálculo de las PMP Locales

Una vez definida la función Φ_{PMP} , los valores de PMP por estación serán calculados mediante el empleo de la Ecuación 2-24, usando los estadísticos corregidos (μ_n , σ_n , Φ_{PMP}) correspondientes a la serie de máximos anuales.

2.7.3.- RESULTADOS DEL ANÁLISIS LOCAL DE LA PMP

Uno de los aspectos más discutidos en la implementación de este enfoque estadístico en los antecedentes mencionados es la predicción del factor de frecuencia Φ_{PMP} ya que el criterio para su determinación es subjetivo y se basa generalmente en estimaciones realizadas sobre datos locales. A continuación se contrasta el empleo tradicional de esta metodología y se propone en primera instancia una nueva alternativa para estimar Φ_{PMP} , de acuerdo a la metodología elaborada por el grupo de investigación del cual conforma

parte esta investigación. Esta alternativa se basa en el análisis de series aleatorias sintéticas largas con 10 mil valores cada una simulando series históricas de lluvia diarias máximas anuales con distribución de probabilidad definida y distintos parámetros estadísticos. El modelo propuesto para estimar Φ_{PMP} se contrasta con resultados generados con la metodología originalmente propuesta utilizando registros de más de 1000 pluviómetros distribuidos en la República Argentina. Una vez validado el modelo Φ_{PMP} propuesto se realizaron las predicciones de la PMP para 1008 estaciones que representan un área que cubre el 31% del territorio Nacional y un 42% de la Argentina Continental.

2.7.3.a.- Estimación del Factor de Frecuencia Φ_{PMP}

Implementación del Método de Hershfield

Como se mencionó anteriormente, la información empleada son series de lluvias máximas anuales en un día pluviométrico. La elección de las mismas fue de algún modo una decisión de compromiso entre la densidad territorial y la extensión de las mediciones, que en algunos sectores debió aceptarse a partir de los 14 años. Esta longitud de serie, cuestionable para otros fines estadísticos, no es aquí un limitante, ya que el método de Hershfield rectifica los parámetros a partir de 10 años, razón por la cual la información empleada para este fin es más extensa que la utilizada en el análisis de estadística inferencial de las precipitaciones máximas diarias con recurrencia asociada.

La selección de la red pluviométrica pasó por pruebas de independencia, estacionalidad y homogeneidad, dejando en pie 1008 puestos de medición, en 12 provincias argentinas, con buena distribución espacial. No se descartaron las series con valores atípicos, pues Hershfield brinda una corrección por este tipo de registros. También se ajustaron los datos para 24 horas desplazables, conforme a lo indicado por el método, pero con un coeficiente propio de esta región.

La presencia de factores de frecuencia elevados de la zona litoral (Santa Fe y Corrientes) se debe presuntamente a que su gran cantidad de estaciones permitió registrar eventos menos frecuentes; o quizá sugiere un vínculo con el clima o la altura, dos de estos puntos (Vera y Pintado y VL López) han definido la envolvente regional cuando solo se contemplaban Córdoba y Santa Fe. Por otra parte, sus indicadores se concentran hacia la derecha del gráfico, indicando una tendencia general que las regiones más húmedas se encuentran hacia la derecha mientras que las áridas y semiáridas se emplazan a izquierda. Por su parte, los valores puntanos merecen un comentario especial, dado que los mismos presentan medias relativamente bajas o emplazadas en la zona central (Salvo la Estación “Estancia La Carolina”, que se encuentra al pie del Cerro Tomolosta)

La concurrencia de mayores valores de μ_n y Φ_{n-1} hace que una posibilidad en la definición de la envolvente conjunta sea tomada por dos de estos puntos, Φ_{PMP} , un análisis pormenorizado termina concluyendo que está definición puede ser dada por la combinación de puntos puntanos y cordobeses (Tabla 2.13 y Figura 2.15).

Tabla 2.13. Estaciones que definen las envolventes Φ_{PMP}

ID	Nombre	Provincia	μ_n	Φ_{n-1}
A	La Tranca	San Luis	53,37	18,32
B	Saladillo	San Luis	87,76	16,42
C	Inriville	Córdoba	107,11	14,31
D	Carolina	San Luis	121,97	10,92
E	Paraná-Corrientes	Corrientes	162,21	4,24

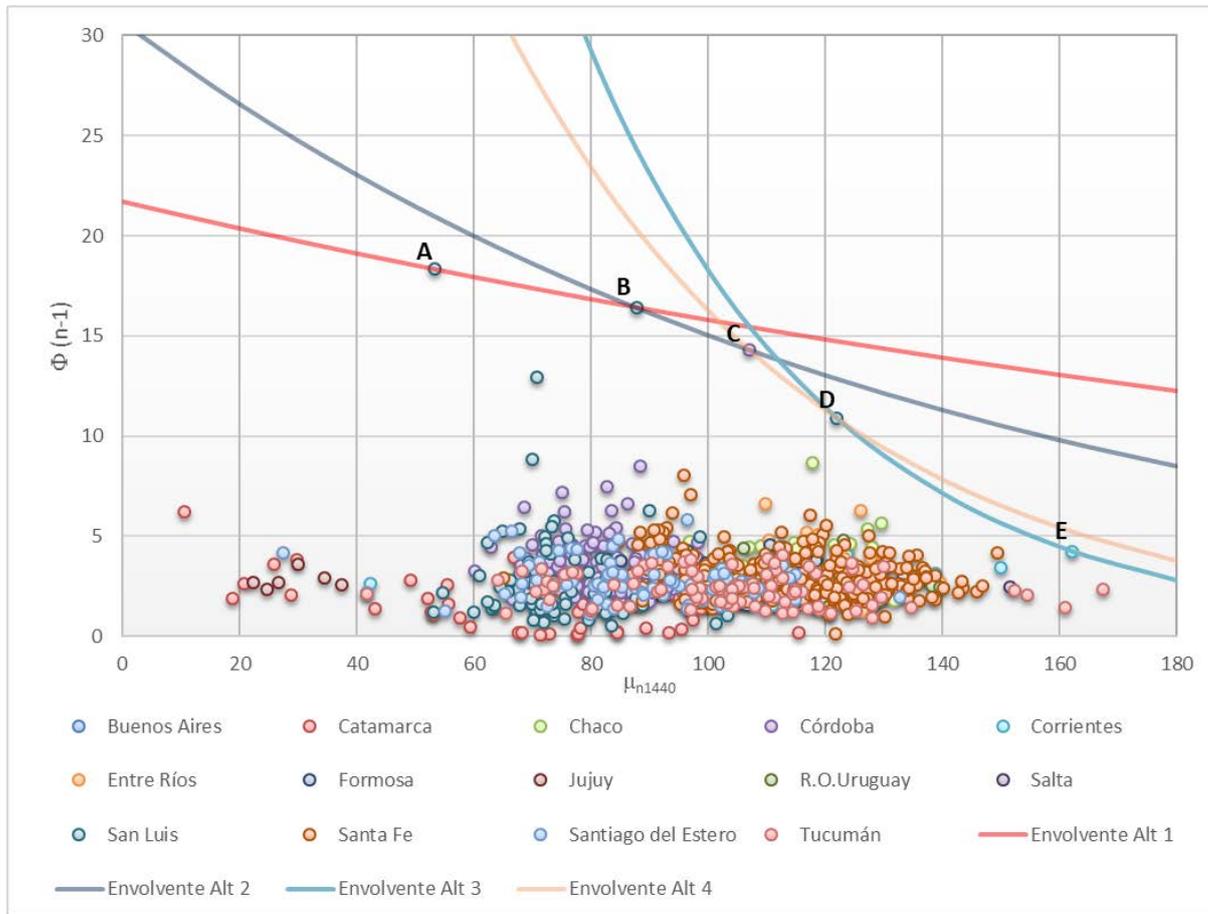


Figura 2.15. Factores de frecuencia vs media, se indican envolventes (Alternativa 1 y Alternativa 2 por cuestiones de escala)

En cambio la adopción de cualquiera de las dos envolventes, genera un aumento de los valores de Φ_{PMP} y PMP, para estaciones de media elevada (por ejemplo aquellas emplazadas en la provincia de Santa Fe) en torno al 10 % de incremento medio en la estimación de la región litoral, generando una disminución sobre los valores estimados de PMP en estaciones de Córdoba del 2,7% en promedio y del 7,1 % promedio en San Luis, demostrando la valía de ampliar el área de cobertura para definir la envolvente regional.

La envolvente exponencial definida mediante la Ecuación 2-26 con las estaciones puntanas (alternativa 1), parte de un nivel inferior ($\Phi_0 = 21,71$, aunque inferior al inicialmente definido con estaciones Cordobesas $\Phi_0 = 30,88$ Caamaño Nelli, et al., 1999a), a las envolventes combinando estaciones de Córdoba y San Luis (alternativa 2)

($\Phi_0 = 30,67$) se aproxima mucho a la originalmente obtenida por Caamaño Nelli, et al., (1999a) las alternativas 3 y 4 evaluadas se desechan por apartarse significativamente de antecedentes publicados en la literatura y por iniciar muy por encima de los valores observados en regiones semiáridas ($\Phi_0 = 191,7$ y $\Phi_0 = 100,8$ respectivamente) siendo su descenso muy pronunciado ($k = 0,023$ y $k = 0,018$ para cada alternativa) muy superior a los $k = 0,003$ y $0,007$ para cada una de las alternativas inicialmente descritas, por ello, las curvas de las alternativas 1 y 2 se cruzan prácticamente en el mismo punto. El lugar de intersección de las alternativas 1 y 2 ($\mu_n = 87,7$ mm; $\Phi_{PMP} = 16,0$), levemente a la izquierda del centro del rango graficado (Figura 2.15). Se adoptó la alternativa 2, para la estimación de los valores de PMP por ofrecer valores similares a los obtenidos en trabajos previos Caamaño Nelli, et al., (1999a). En función de la subjetividad presente en la selección de esta alternativa, en la siguiente sección se presenta un método objetivo mediante el empleo de series sintéticas para la determinación de la envolvente.

Implementación Sintética

La línea de investigación de la cual forma parte el presente trabajo, propone una nueva alternativa para realizar la estimación del factor de frecuencia Φ_{PMP} , mediante el empleo de una metodología “sintética” basada en series generadas de extensa longitud, independizando de esta manera la envolvente resultante de los registros locales disponibles.

Las series sintéticas generadas presentan distribución de frecuencia Lognormal, escogida por su probada representatividad en la pluviometría de la región (Bazzano & Caamaño Nelli, 2015). Se proponen 75 conjuntos de 1000 series de 10 mil años de longitud cada uno condicionando los valores de la media y desvío estándar. Para cada conjunto de datos se toman distintos valores de media y de desvío estándar considerando combinaciones que generan valores de coeficientes de variación entre 0 y 1. Para cada serie se calcula el valor de Φ_{n-1} . A posteriori, para cada conjunto de 1000 series (con idénticos parámetros estadísticos) se determina el valor máximo, medio y los correspondientes a los percentiles 95 y 99 de la estimación de Φ_{n-1} . Aquí se utilizó el valor del percentil 99 % de los 1000 valores de Φ_{n-1} al igual que para Φ_{PMP} .

Analizando la variación de estos valores del factor de frecuencia (Φ_{PMP}) con la media de máximos anuales y el desvío estándar se propone un modelo en función del coeficiente de variación. Finalmente, se evalúa la sensibilidad de los resultados alcanzados a la función de distribución de probabilidad propuesta repitiendo el procedimiento utilizando las funciones Gamma y Gumbel.

La dependencia del estadístico con respecto a la media de valores máximos se presenta en la Figura 2.16, donde también es posible apreciar los efectos del desvío estándar. Se observa el decaimiento de los valores de Φ_{PMP} en función de la media de valores máximos, aunque para un valor dado de la variable el factor de frecuencia crece al incrementarse el desvío estándar. La notoria dispersión de los datos arroja un coeficiente de determinación múltiple muy bajo ($R^2=0,0599$) al ajustar una función exponencial negativa esta responde a la expresión:

$$\Phi_{PMP} = 16,23e^{-0,02\mu}$$

Ecuación 2-27

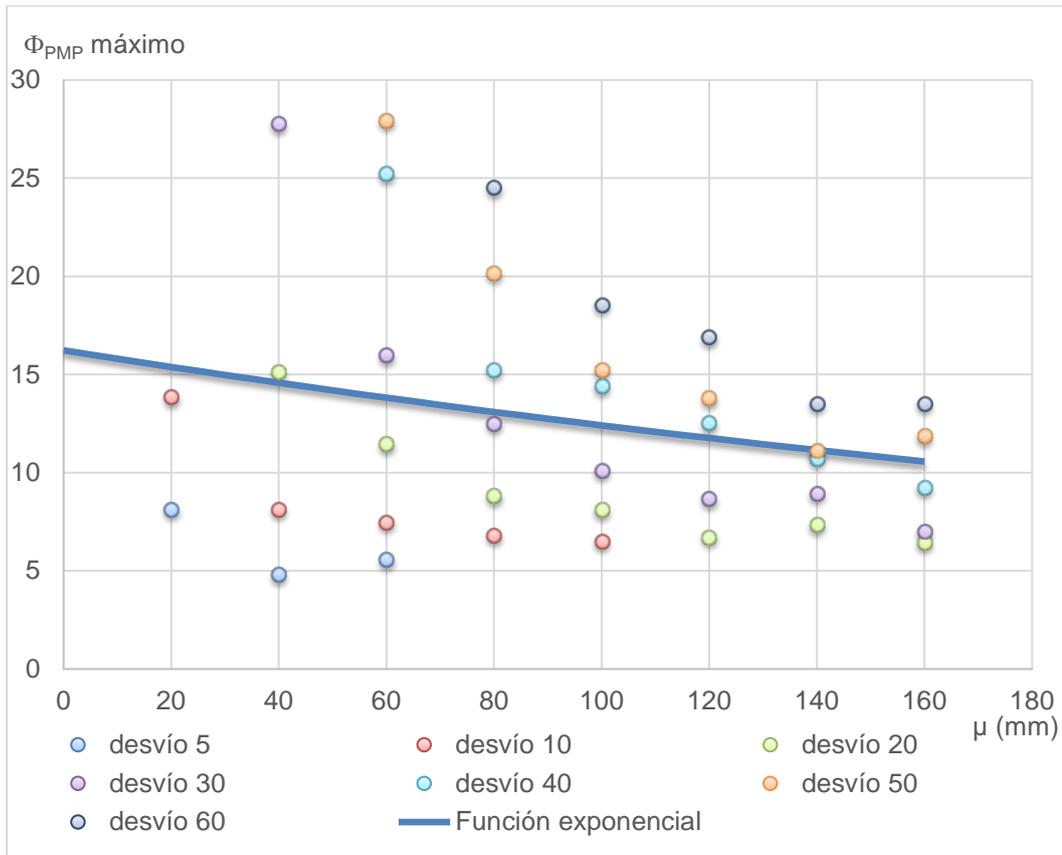


Figura 2.16. Variación de Φ_{PMP} con la media de la serie de máximos según el desvío estándar de las series sintéticas

Con objeto de considerar los efectos del desvío estándar se incluyen los mismos al análisis a través del coeficiente de variación (calculado como la relación entre el desvío estándar y la media). De esta manera se obtiene una expresión que representa la variación de Φ_{PMP} en forma exponencial. La Figura 2.17 grafica la relación existente entre Φ_{PMP} y el coeficiente de variación (C_v); y se observa que a medida que este aumenta, el factor de frecuencia también lo hace. En ella también se representan, los valores medios observados de Φ_{PMP} en cada conjunto de series (1000 series con parámetros estadísticos similares de 10000 valores cada serie), los valores máximos y los valores de percentil 95% y 99%.

Se observa que los valores de Φ_{PMP} estimado, tanto la media como los percentiles 95 y 99, presentan una variación suave con el coeficiente de variación (C_v) con un buen ajuste de un modelo exponencial; mientras que en el caso del máximo el grado de ajuste entre las variables graficadas disminuye. En el caso del percentil 99, este buen ajuste se encuentra representado por un coeficiente de determinación múltiple R^2 mayor a 0,99, lo que indica que el modelo exponencial representa adecuadamente dicha variación. La ecuación que ajusta entre el percentil 99 y C_v responde a la expresión analítica:

$$\Phi_{PMP} = 5,23e^{1,96C_v} \tag{Ecuación 2-28}$$

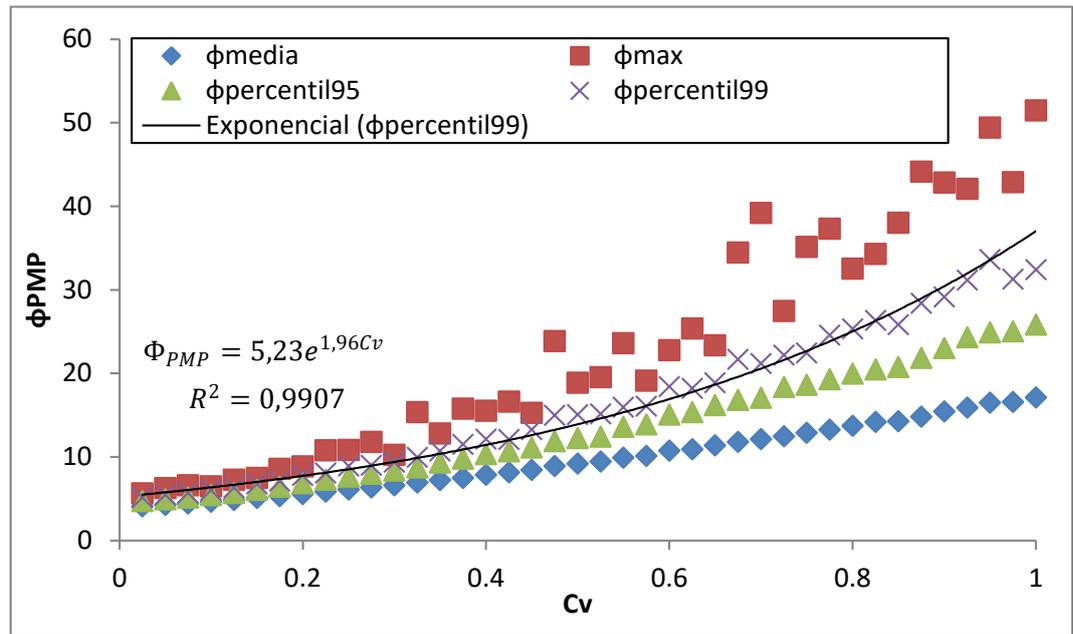


Figura 2.17. Φ_{PMP} obtenido al determinar el valor máximo, medio, percentil 95 y 99 de Φ_{n-1} en las 1000 series en función de los valores del coeficiente de variación (C_v)

Involucrar el desvío estándar en el modelo en forma indirecta a través de coeficiente de variación permite trabajar con una variable mucho más robusta, que se presenta en forma más uniforme en el territorio en un rango de valores comprendido entre 0,3 a 0,4 aproximadamente en la mayor parte del sistema de estudio (Figura 2.18).

La Figura 2.19 muestra la curva ajustada mediante los percentiles 99 de los factores de frecuencia obtenidos según las series sintéticas Lognormal con los puntos de todos los pluviómetros analizados hasta el momento en la región norte y centro de la República Argentina, donde se observa que esta relación se encuentra por encima de todos los pares de valores pares Φ_{n-1} versus C_v observados cumpliendo de esta forma con una característica de envolvente.

Además, se incluyen en la gráfica los resultados análogos de utilizar el mismo número de series sintéticas, con los mismos parámetros estadísticos, pero con funciones de distribución de probabilidad Gamma y Gumbel. En el caso de aplicar la función Gamma, se observa que, aunque se evidencia cierta tendencia exponencial, varios de los pares de valores observados se ubican por encima del modelo calibrado. Por el contrario, los resultados obtenidos con la función Gumbel no presentan una variación con el coeficiente de variación, y en este caso unos pocos valores observados en los pluviómetros se ubican por encima del modelo.

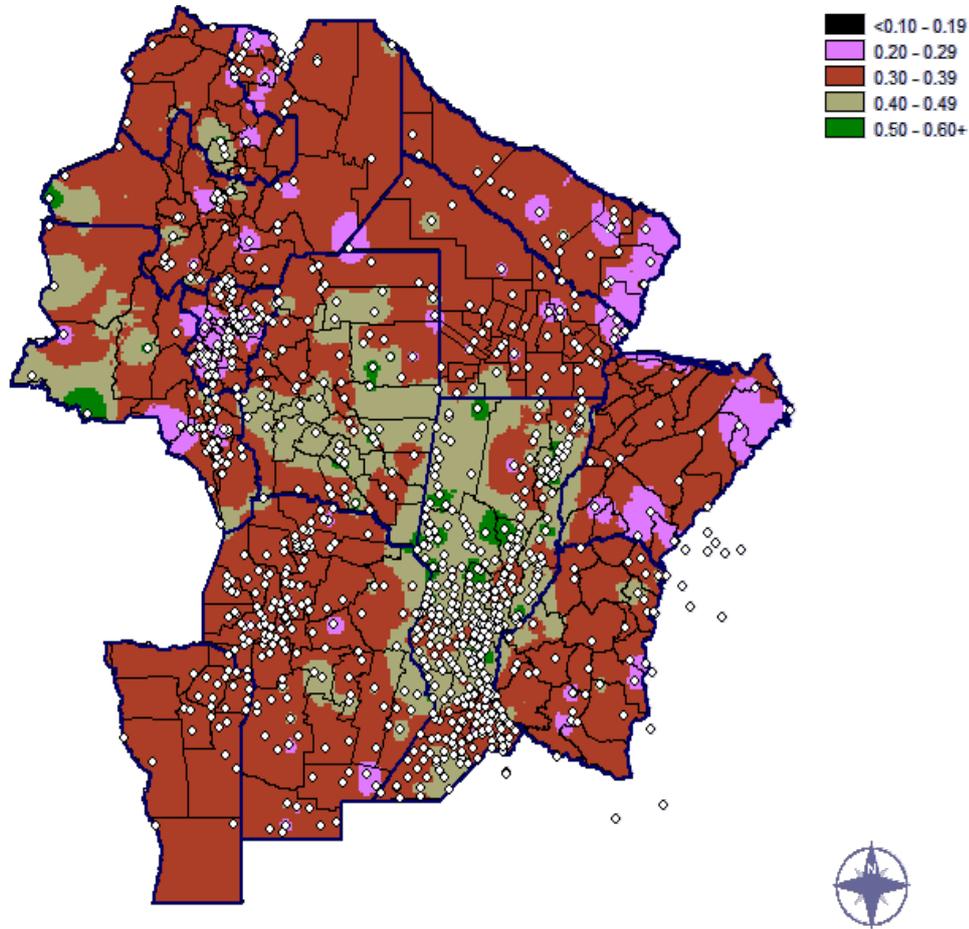


Figura 2.18. Distribución del coeficiente de variación de los máximos diarios de lluvia anual en la República Argentina.

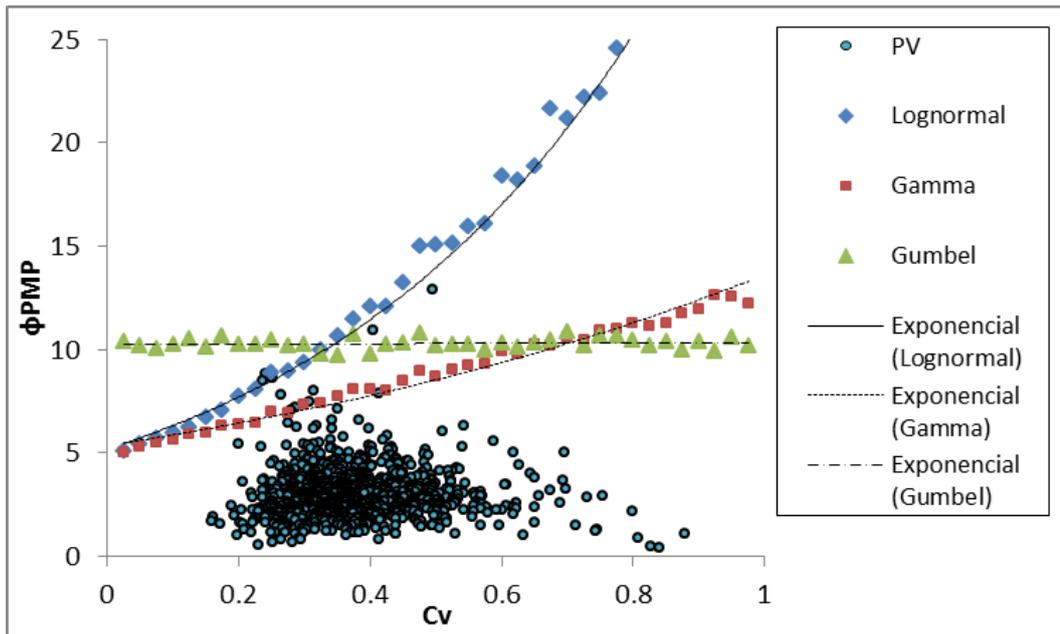


Figura 2.19. Modelo exponencial percentiles 99 de Φ_{PMP} vs Cv obtenido con funciones Lognormal, Gamma y Gumbel. Contraste con los puntos observados en Argentina.

Según el resultado obtenido, el modelo de Φ_{PMP} estimado con la función lognormal muestra un comportamiento adecuado para realizar la estimación de la PMP, en regiones donde su representatividad en pluviometría máxima anual sea verificada, hecho que había sido probado anteriormente para estimar precipitaciones máximas de período de retorno acotado a través de una función i-d-T (Bazzano y Caamaño Nelli, 2015).

Otro aspecto analizado, partir del uso de series sintéticas es la dependencia de los estimadores de Φ_{PMP} con la longitud de las series. Esto se presenta en la Figura 2.20, dicho análisis evidencia la dependencia del estadístico con la longitud de las series empleadas.

Se observa la dispersión de valores de Φ_{PMP} aún con series de 10 mil años de longitud y como varía con una disminución de la longitud de las series. Esto pone en evidencia la exigencia del método de la envolvente en cuanto a la cantidad de datos requeridos si se espera lograr resultados verosímiles.

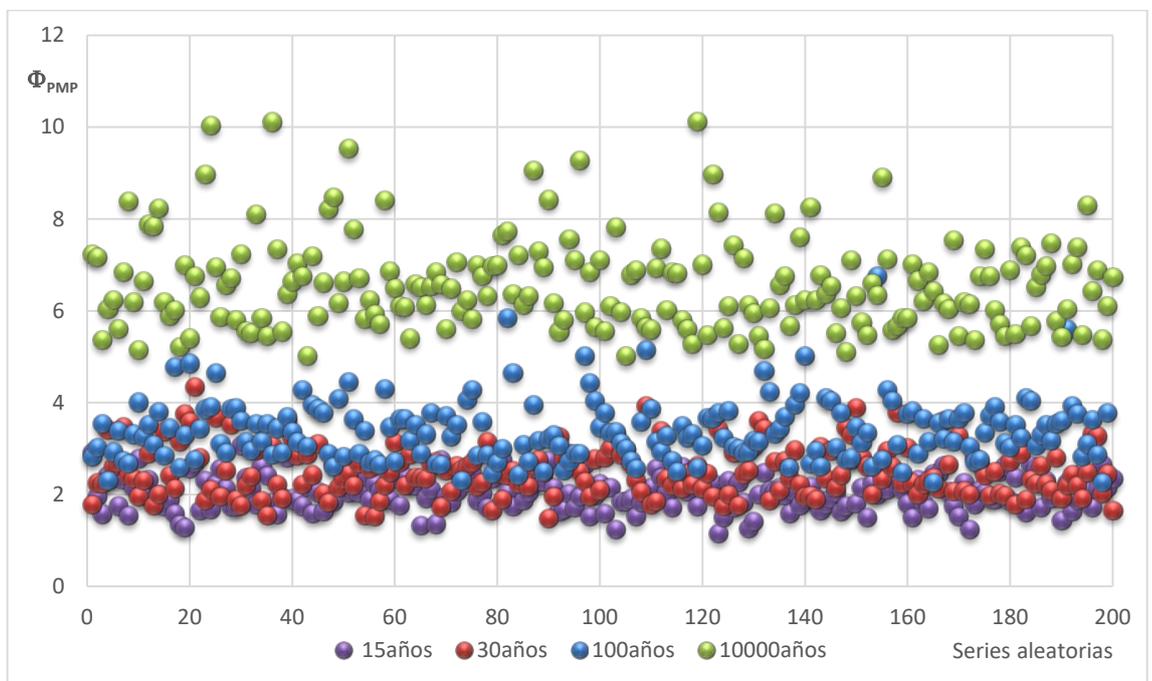


Figura 2.20. Variación del Φ_{PMP} con la longitud de la serie sintética analizada.



UNC

CAPITULO 3.- ANÁLISIS ESPACIAL DE LLUVIAS MÁXIMAS

3.1.- INTRODUCCIÓN

La geoestadística incluye un grupo de técnicas estadísticas basadas en la teoría de procesos espaciales aleatorios, permitiendo encarar el análisis de propiedades que varían en forma sistemática en todas las escalas espaciales. La geoestadística se basa en los modelos de correlación espacial aleatoria, y estiman la autocorrelación espacial siendo este el primer paso del análisis geoespacial. La autocorrelación espacial o la función del variograma, puede aproximarse desde los datos de muestra, pudiendo ser descriptas por funciones matemáticas simples. Los parámetros de estas funciones conducen al segundo paso importante de la predicción geoestadística conocido como Kriging.

La Geoestadística, fue desarrollada a partir de 1950 por la industria minera y más recientemente comenzó a ser extensamente aplicada para el análisis espacial de variables en las ciencias ambientales. Existen numerosos ejemplos de su aplicación en ciencias de la tierra, meteorología, agronomía, hidrología, ecología y en algunos aspectos de ciencias marinas.

Tomando en cuenta y modelando la correlación espacial, la Geoestadística provee predicciones imparciales de variables medioambientales con un conocimiento mínimo de la varianza, de forma que no es realizada por otros métodos.

La técnica general de la predicción es conocida como Kriging, esta requiere un modelo matemático, el cual describe la covarianza espacial, usualmente expresada como el variograma, que en su forma parametrizada se convierte en una herramienta central de la Geoestadística.

El éxito de Kriging y de la predicción espacial del variograma, dependerán de una muestra adecuada sin sesgo y con una configuración espacial adecuada.

Numerosas técnicas han sido propuestas a lo largo de los últimos 100 años para el análisis espacial utilizando la interpolación a partir de la muestra de la información. Algunas dependen de la estratificación de la región en clases discretas y la predicción desde los datos con dichas clases. Los polígonos de Thiessen (Thiessen, 1911), originalmente propuestos para la interpolación del clima desde estaciones aisladas depende también de la discretización del espacio y la predicción desde las estaciones dentro de los polígonos de Thiessen. Al otro extremo se encuentran los modelos de variaciones suavizadas, en los cuales cada punto de muestreo se supone que se encuentra cerca de superficies matemáticas definidas. Estas incluyen suavizados ó “splines” por su terminología en inglés, y formas locales y globales de análisis de tendencia superficial.

Los modelos matemáticos utilizados para representar la covarianza espacial se encuentran basados en presunciones de relaciones determinísticas entre la localización de las muestras y las variables de interés. Ningún modelo puede describir la variación natural en forma completa, y cualquier técnica de interpolación o predicción espacial producirá sobre los resultados un mayor o menor error. Es aquí donde la geoestadística tiene su rol al tratar de proporcionar una estimación sobre estos errores, pero ésta,

también se basa en un modelo subyacente, que incorpora incertidumbre en la estimación. Lo que ha hecho que la geoestadística sea especialmente atractiva es que sus predicciones son en principio no sesgadas y con una varianza o error mínimo y conocido.

3.2.- MUESTREO ESPACIAL

El ambiente es continuo, por lo que sus propiedades no siempre pueden ser medidas en todo el espacio, así información cuantitativa sobre cada propiedad puede derivar solo de las muestras. Mucha información hoy en día puede provenir desde sensores remotos o mediciones muy próximas que cubran toda el área de interés. Muchas fuentes de información pueden resultar en demasiados datos que pueden ocasionar ruido sobre la variable de interés o por el contrario puede beneficiarse de una submuestra, las cuales pueden requerirse para alguno de los siguientes propósitos, a saber:

- a. Para estimar el promedio o el total cuantitativo de una región en particular.
- b. Para predecir valores locales en sitios donde no existen registros.
- c. Para submuestras intensivas provenientes de datos de sensores.

Por lo general, las estimaciones o predicciones en promedio son iguales al valor verdadero, es decir, que no presentan desviación ó sesgo. Un segundo requisito es que las estimaciones o predicciones se encuentran dentro de un error tolerable.

Para el muestreo se debe definir el dominio espacial y la variable de la muestra. Esta puede ser un campo agropecuario o parte de este, una cuenca o un distrito administrativo, etc. Siendo el condicionante que el mismo este definido geográficamente. Cada uno de estos tomados en su conjunto podría constituir el dominio geográfico.

Se deberá definir que parte del material dentro de esa región se considerará en los análisis a realizar. En cada caso se definirá qué parte del entorno será estudiado. Siendo necesario generar una regla o conjunto de reglas que puedan ser seguidas de manera sencilla e inequívoca que se adapten a las circunstancias del estudio. Estas definirán la totalidad del dominio siendo conocido en la estadística “clásica” como la población.

Las propiedades a analizar en el dominio también deberán ser definidas. En el caso en particular de este estudio las mismas son precipitación máxima diaria, para distintas recurrencias o el valor límite estimado de la lluvia máxima. El procedimiento utilizado se presenta en la Figura 3.1, pudiéndose resumir a la misma, en los siguientes puntos:

1. Conformación de base de datos georeferenciados, su ubicación espacial de las distintas estaciones a emplear en los análisis subsiguientes.
2. Depuración de la variable: Detección de datos atípicos, internos y externos.
3. Correlación espacial de la variable: Modelación de la variabilidad espacial determinación de la autocorrelación espacial.
4. Modelado del Variograma, predicción geoestadística.
5. Confiabilidad de la modelación: Validación Cruzada.
6. Generación de grillas georeferenciados con los resultados obtenidos para la variable analizada.

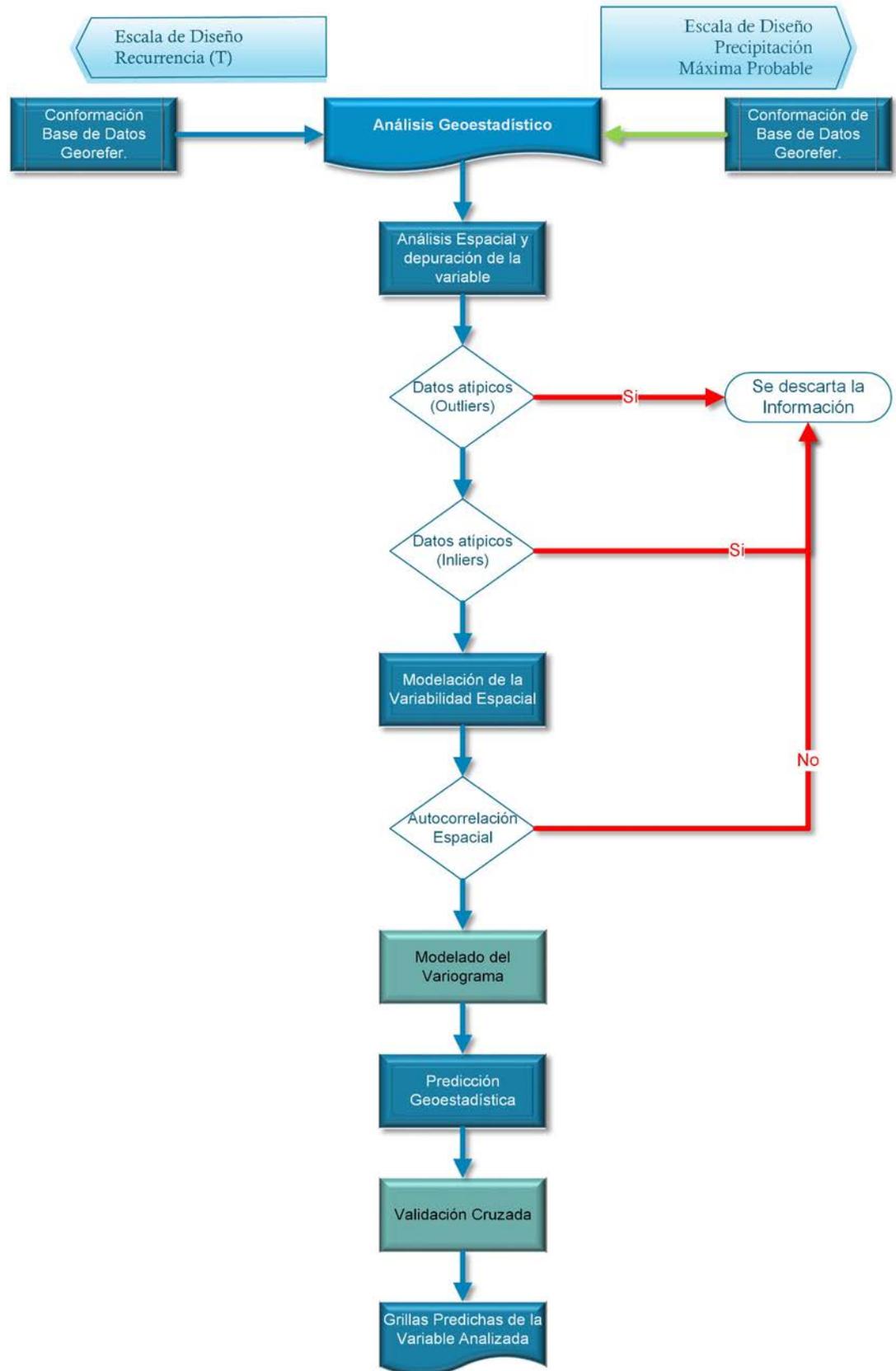


Figura 3.1. Diagrama de flujo del proceso metodológico utilizado para el análisis de la variable de interés.

3.3.- ANÁLISIS ESPACIAL DE VARIABLES MUESTREADAS

Muchos procesos físicos, químicos o biológicos han actuado para crear un aparente estado de aleatoriedad del entorno. La geoestadística práctica trata los resultados como si fueran los resultados de procesos aleatorios correlacionados y se sustenta en suposiciones de estacionalidad.

La variación puede ser tratada como una estacionalidad de segundo orden y representada por las funciones de covarianza. La hipótesis más débil de la estacionalidad intrínseca conduce a un análisis más general basado en el variograma como una descripción de la variación. Cuasi-estacionalidad o límites estacionarios de áreas locales y con suficientes presunciones pueden ser aplicadas localmente. Si existe tendencia hipótesis más complejas serán necesarias, estas usualmente comprenden una combinación de filtros de tendencia determinísticos espacialmente más residuos aleatorios que están espacialmente correlacionados y estacionarios en algún grado

3.3.1.- DISTRIBUCIÓN PROBABILÍSTICA DE LA VARIABLE Y ELIMINACIÓN DE DATOS ATÍPICOS

3.3.1.a.- Distribución de la variable

Un paso importante en el análisis exploratorio de los datos geoestadísticos, es verificar el cumplimiento del supuesto de normalidad de la variable aleatoria representada. Para ello, puede realizarse una estadística descriptiva que incluye la elaboración de gráficos de distribución de frecuencias (histogramas y gráficos de cajas ó “Box-Plot”) y medidas resumen (media, mediana y coeficiente de asimetría) de las variables en análisis. Se considera que una distribución de probabilidad es simétrica y está próxima a la normalidad cuando la media y la mediana tienen valores muy próximos entre si y el coeficiente de asimetría es inferior a 1 (Córdoba, et al., 2014).

3.3.1.b.- Valores atípicos fuera de la distribución (outliers)

La depuración de datos espaciales consiste en la detección y eliminación, tanto de valores atípicos que se encuentran fuera de la distribución del conjunto de datos (outliers) como de atípicos locales (inliers) que indican valores muy diferentes a sus vecinos.

Los valores atípicos (outliers), son observaciones de una variable con valores que se encuentran fuera del patrón general o distribución de probabilidad del conjunto de datos muestrales. La eliminación de estos, previo al análisis, es fundamental para garantizar que las decisiones tomadas a partir del análisis sean las correctas. Estos datos atípicos pueden ser eliminados teniendo en cuenta que el conjunto de datos se limita dentro de un rango de variación razonable donde los valores máximos y mínimos se obtienen desde el conocimiento previo de su distribución. Luego para el conjunto de datos de una variable, se calcula la media (μ) y la desviación estándar (σ) y se identifican los valores que se encuentran fuera de la media $\pm 3 \sigma$. Es posible asumir que el 89% de los datos se encuentran entre la media $\pm 3 \sigma$ cualquiera sea la distribución de la variable. En ocasiones en que los datos estén sesgados como resultado de procesos no aleatorios tales como errores de medición, incertidumbre instrumental, etc., puede justificarse una modificación de estos límites.

Antes de la eliminación de los mismos es recomendable graficarlos de acuerdo a su emplazamiento espacial para visualizarlos. De esta manera será posible identificar si los datos seleccionados para ser eliminados indican algún efecto sistemático, influencia

climática y/o homogeneidad, o por si al contrario se relacionan a errores aleatorios provenientes de otras fuentes.

3.3.1.c.- Valores atípicos locales (inliers)

Lo descripto previamente permite identificar y eliminar los extremos del conjunto de datos que escapan a una determinada distribución, pero no se ocupa de los valores atípicos locales, los cuales son datos que difieren significativamente de su vecindario, pero se sitúan dentro del rango general de variación del conjunto de datos. Para identificarlos existen herramientas estadísticas específicas, tal es el caso del índice de autocorrelación espacial local de Moran (IM) (Moran, 1948). Dado un grupo de datos que pertenecen a diferentes vecindarios, el IM es aplicado a cada dato individualmente y se lo compara respecto a los valores de sus vecinos. De esta manera se obtiene un indicador del grado de similitud o diferencia de cada dato respecto a los valores de sus vecinos. La fórmula del índice de autocorrelación espacial local de Moran es definida por:

$$IM_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma^2} \sum_{j=1, j \neq i}^n w_{ij} (x_j - \mu) \quad \text{Ecuación 3-1}$$

Donde x_i es el valor de la variable X en la posición i, μ y σ^2 son la media y la varianza de la variable X, respectivamente; x_j es el valor de la variable X en todos los otros sitios, donde $j \neq i$; w_{ij} es el peso espacial entre las ubicaciones i y j.

Para el cálculo del Índice de Moran se utilizan redes de conexión que derivan de una matriz de ponderación espacial binaria (W), es decir compuesta por ceros y unos ya que, si la posición j es adyacente a la posición i, el término w_{ij} recibe un peso de 1 y si no, de 0. Otra posibilidad para construir la matriz W es relacionar los elementos con la distancia “l” entre los sitios de manera inversamente proporcional, es decir: $W_{ij}=1/l_{ij}$. Así, valores muy cercanos en el espacio tendrán mayor peso o coeficiente de ponderación. Existen diferentes opciones o alternativas metodológicas para definir el tamaño y la forma de los vecindarios (Dray, et al., 2006). Se considera puntos vecinos a aquellos contiguos ubicados entre un rango de distancia definido por un límite inferior y un límite superior, previamente preestablecido.

El IM se puede estandarizar y su nivel de significación puede ser evaluado en base a una distribución normal estándar. El IM varía entre -1 y 1: cuando la correlación es alta, el coeficiente será cercano a -1 o 1. Valores positivos del IM se corresponden con agrupamiento espacial de los valores similares (ya sean altos o bajos) (autocorrelación positiva), mientras que un valor de IM negativo indica un agrupamiento de valores diferente (por ejemplo, un sitio con valor bajo de la variable se encuentra rodeado de vecinos con valores altos) (autocorrelación negativa). Un valor cercano a cero significa que no existe un patrón espacial o que la dispersión de las observaciones en el espacio es completamente aleatoria.

Para determinar la significancia estadística IM, se calcula el valor-p asociado a la prueba de hipótesis que establece que la correlación de la información de un sitio con la de sus vecinos es nula. El valor-p para un índice determinado debe ser lo suficientemente pequeño para considerar el valor en cuestión como un dato atípico local “inliers” (rechazar la hipótesis nula). Dado que se realiza una prueba de hipótesis para cada uno de los puntos espaciales, se recomienda el ajuste de los valores-p por el criterio de Bonferroni

(Bland & Altman, 1995). De no ajustarse los valores-p por multiplicidad, algún IM podría resultar significativo solo por azar (falsos positivos).

Anselin (1996) propuso visualizar el IM en un diagrama de dispersión que permite evaluar la similitud de un valor observado respecto a sus observaciones vecinas. El eje horizontal se basa en los valores de las observaciones mientras que el eje vertical representa el desfase espacial de la variable que se está analizando, es decir, que se define como desfase a la relación de los valores de una variable referida a una localización respecto de localizaciones vecinas (spatial lags por su traducción en inglés), es decir un promedio de los valores vecinos. Adicionalmente, se puede ajustar y añadir a este diagrama modelos de regresión lineal (Figura 3.2).

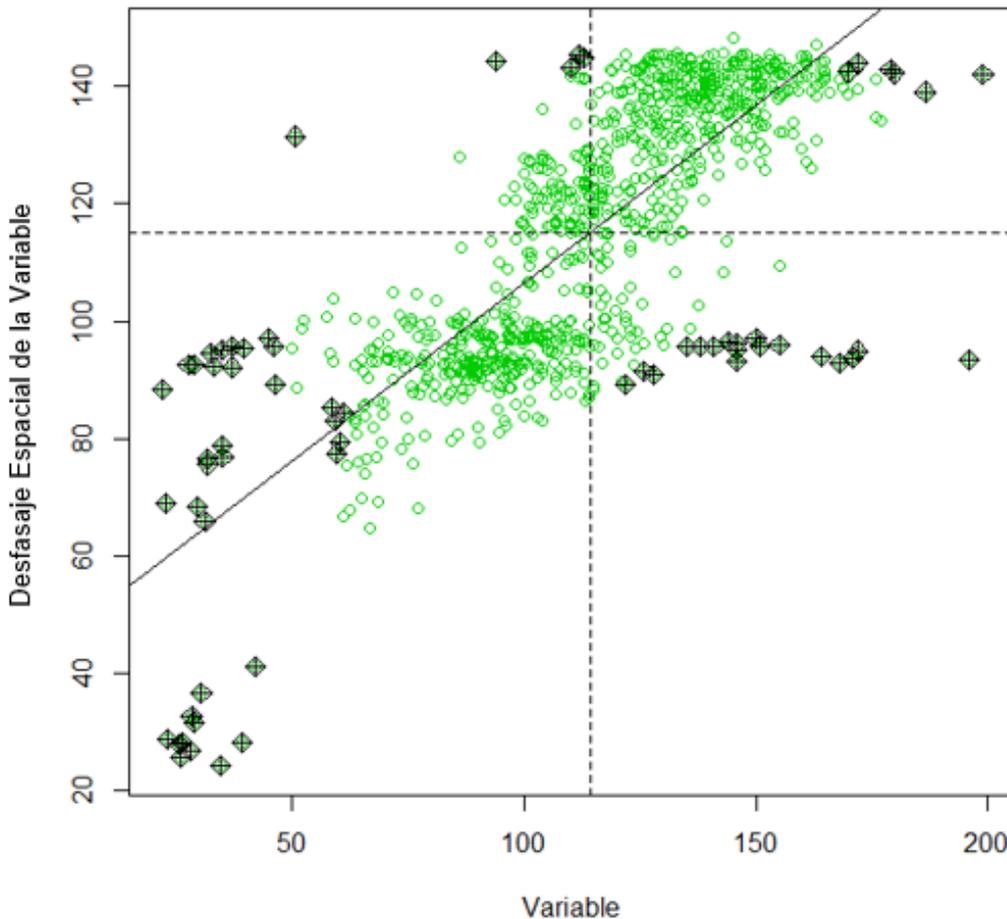


Figura 3.2. Gráfico de dispersión de Moran para la variable Lluvia Máxima Diaria T= 5 años. En negro se representan datos atípicos locales.

Para evaluar la significación estadística del IM se utilizan procedimientos de simulación de Monte Carlo. Las ubicaciones son permutadas para obtener la distribución de los índices bajo la hipótesis nula de distribución aleatoria.

Las funciones `localmoran` y `moranplot` de la librería “spdep” (Bivand, R., 2014) del software R ©, permiten calcular el IM y realizar el gráfico de dispersión de Moran para identificar inliers. Aplicando la función `localmoran` se obtiene el IM y su significancia estadística para cada sitio. La función `moranplot` además de realizar el diagrama de dispersión ajusta un modelo de regresión lineal y calcula una serie de estadísticos de

diagnóstico. Los datos que se alejen de la recta de 45° sugieren sitios que presentan un valor de autocorrelación espacial que es diferente al de su vecindario.

3.4.- CORRELACIÓN ESPACIAL DE VARIABLES ALEATORIAS

Los procesos que actúan sobre el ambiente obedecen a las leyes físicas, y son en ese sentido determinísticos: así las variaciones que observadas provienen de causas físicas. Sin embargo, numerosos procesos se han combinado no linealmente e interactuado para producir el entorno actual en forma caótica, y los resultados son tan complejos que su variación parece aleatoria. En términos geoestadísticos, se consideran las propiedades del suelo, o la lluvia de una región como las realizaciones de un proceso aleatorio con variables que tienen comportamiento aleatorio.

Basado en este punto de vista el valor, por ejemplo, de la lluvia máxima diaria en cualquier lugar, "X", es identificado con coordenadas bidimensionales, siendo sólo una de las posibilidades de dicho valor. Así se asocia a cada uno de los lugares "X" no solo un valor sino un conjunto de parámetros estadísticos como la media, la varianza o momentos de órdenes superiores de una distribución de probabilidades. El valor observado de X es entonces un único valor de dicha distribución, por lo que, el valor de la variable X es tratado como una variable aleatoria, la cual se denota como "Z". El grupo de variables aleatorias para todo X en \mathfrak{R} (dominio real) constituye una función aleatoria, de un proceso aleatorio o de un proceso estocástico.

Una función aleatoria no posee una descripción matemática en el sentido empleado en una función determinística. Sin embargo, esta puede tener "estructura" en donde existe correlación en el espacio, o en el tiempo. Esto significa que valores en diferentes lugares pueden estar relacionados con otro en un sentido estadístico. Intuitivamente, se espera que las características del entorno entre regiones próximas entre si sean similares, mientras que regiones más separadas sean más propensas a no ser similares entre ellas. Este comportamiento espacial se puede representar con una función de autocorrelación.

3.4.1.- FUNCIÓN DE AUTOCORRELACIÓN ESPACIAL

La autocorrelación espacial representa la correlación lineal entre los valores de una variable en una determinada posición con valores de la misma variable en otras posiciones del espacio. Así es posible evaluar si una variable tiende a asumir valores similares en unidades geográficamente cercanas (Anselin, 2001).

Una propiedad de los datos autocorrelacionados espacialmente es que los valores no son completamente aleatorios en el espacio, sino que están relacionados de alguna forma entre si y la magnitud de esa correlación depende de las distancias que los separan (Lee & Wong, 2001).

Para cuantificar la magnitud de la estructuración espacial en una variable, existen estadísticos como el índice de Moran (IM) (Moran, 1948) ya presentado previamente. Otro índice empleado es el C de Geary. Este índice es una medida de la autocorrelación espacial que busca determinar si observaciones adyacentes de un mismo fenómeno son correlativas (Geary, 1954) siendo similar al IM. Varía típicamente entre 0 y 2. Si el valor de una zona en particular no está relacionado espacialmente con el valor en cualquier zona, entonces el valor del indicador será 1. Por otra parte, C está inversamente

relacionado al IM. Asimismo, el IM proporciona un indicador más global, mientras que C es más sensible a las diferencias en zonas adyacentes.

3.4.2.- HOMOGENEIDAD

La homogeneidad subyace en la base de la geoestadística; es la presunción que permite tratar a los datos sobre una región como si estos presentaran el mismo grado de variación. Es posible representar el proceso aleatorio con el modelo:

$$Z(x) = \mu + \varepsilon(x) \quad \text{Ecuación 3-2}$$

Donde μ es la media del proceso y $\varepsilon(x)$ es una cantidad aleatoria con media de cero y una covarianza, $C(h)$, donde h es la separación en el espacio conocida como “lag” o desfase ($h=x_i-x_j$). Asumiendo desde un primer momento que la media $\mu = E[\varepsilon(x)]$, en torno a la cual las relaciones fluctúan, y es constante para todo x y puede ser estimada de la muestra. La covarianza de las variaciones aleatorias es:

$$C(h) = E[\varepsilon(x) \cdot \varepsilon(x + h)] \quad \text{Ecuación 3-3}$$

Lo cual es equivalente a:

$$C(h) = E\{[Z(x) - \mu][Z(x + h) - \mu]\} = E\{[Z(x) - \mu][Z(x + h) - \mu]\} \quad \text{Ecuación 3-4}$$

Donde $Z(x)$ y $Z(x+h)$ son valores de la variable aleatoria Z para el lugar x y $x+h$ y E denota la esperanza. En otras palabras, la covarianza es una función del desfase, h , y de este solamente. Es la auto-covarianza función “auto” porque representa la covarianza de Z consigo misma. A menos que haya alguna ambigüedad, nos referiremos a ella simplemente como la función de covarianza. Esta describe la dependencia entre los valores de $Z(x)$ con la variación del desfase. Si $Z(x)$ tiene una distribución normal multivariable para todas las posiciones entonces la media y la función de covarianza caracterizan completamente el proceso porque todos los momentos de orden superior son constantes.

En el mundo real, a menudo se encuentran situaciones en donde no es posible asumir que la media se mantiene constante, y si es así la covarianza no puede existir. Tal situación no tiene que ser un obstáculo; simplemente es posible debilitar la suposición de homogeneidad de acuerdo al principio de “homogeneidad intrínseca” (Matheron, 1963) el cual postula que las diferencias esperadas son cero.

$$E[Z(x) - Z(x + h)] = 0 \quad \text{Ecuación 3-5}$$

Y la covarianza de los residuos es reemplazada por la varianza de las diferencias para medir las relaciones espaciales:

$$E\{[Z(x) - Z(x + h)]^2\} = 2\gamma(h) \quad \text{Ecuación 3-6}$$

Donde $\gamma(h)$ es la semivarianza para el desfase h , y el gráfico que muestra la evolución de $\gamma(h)$ es el variograma.

Para el proceso homogéneo de segundo orden, la función de covarianza y el variograma son equivalentes.

$$\gamma(h) = C(0) - C(h) \quad \text{Ecuación 3-7}$$

Donde $C(0)=\sigma^2$ es la varianza del proceso.

Un proceso puede aparecer estacionario en una escala dada, podría aparecer como no estacionario en otra escala, es decir, un componente sistemático. A esta escala se podría representar a través del modelo simple dado en la Ecuación 3-8;

$$Z(x) = u(x) + \varepsilon(x) \quad \text{Ecuación 3-8}$$

En cual $u(x)$ es un término de tendencia determinística que reemplaza la media constante, μ . Es su variograma,

$$\gamma(h) = \frac{1}{2}E[\{\varepsilon(x) - \varepsilon(x + h)\}^2] \quad \text{Ecuación 3-9}$$

Ya no es lo mismo que,

$$\gamma(h) = \frac{1}{2}E[\{Z(x) - Z(x + h)\}^2] \quad \text{Ecuación 3-10}$$

De la Ecuación 3-6 se obtiene el variograma corresponde a los residuos de la tendencia.

3.5.- MODELADO DEL VARIOGRAMA

La obtención de estimaciones exactas del variograma son necesarias para obtener predicciones confiables a través de la metodología de Kriging y los subsiguientes mapas, así como para la optimización de los esquemas de muestreo. Los variogramas muestrales se calculan usualmente por el método de los momentos en una secuencia de desfases ó “lags”, y por una o más funciones “autorizadas” de ajuste de estos. Un variograma se puede computar a lo largo de transectas o sobre grillas de intervalos regulares o en contenedores de datos aleatoriamente dispersos.

La exactitud del variograma dependerá del tamaño de la muestra, del número de “lags” en el cual se estima y en el intervalo relativo de “lags” asociados a la escala espacial de la variación, la distribución marginal de la variable, anisotropía y tendencia. Estimadores robustos pueden manejar valores extremos, atípicos. Los variogramas pueden ser limitados (a segundo orden para procesos estacionarios) o ilimitados (solo para procesos intrínsecamente estacionarios), y existen algunas pocas funciones aptas para el modelado.

Los parámetros de estos modelos resumen la variabilidad espacial y son requeridos para los kriging subsecuentes. Computando el variograma en al menos tres direcciones se puede identificar anisotropía si está presente. El diagnóstico incluye la media residual cuadrática y la información proveniente del Criterio de Akaike para seleccionar el mejor modelo de ajuste.

El variograma es la piedra angular de las aplicaciones geoestadísticas. El variograma experimental y cualquiera de los modelos basados en él deben ser precisos. Solo entonces el modelo puede describir la variación de manera fiable. El método de Kriging requiere un variograma, y es asegurando su precisión que será posible obtener por medio

de este método predicciones de mínima varianza. Si el variograma describe pobremente la variación entonces la predicción por medio de Kriging también será pobre, pudiendo el mapa resultante tener poca o nula utilidad. Además, los parámetros del modelo del variograma se pueden utilizar para el diseño de la muestra y las estimaciones del método de Kriging facilitando la toma de decisiones; El cálculo de variogramas experimentales y su modelización no deben ser tratados a la ligera (Oliver & Webster, 2015).

3.5.1.- EL VARIOGRAMA EXPERIMENTAL

El primer paso para convertir la teoría en práctica es estimar el variograma desde una muestra de datos, tal que $z(x_1), z(x_2), \dots$, donde x_1, x_2, \dots denotan la posición de la muestra en un espacio bidimensional. Se asume que dichas posiciones fueron seleccionadas sin sesgo. Ellas no necesitan ser aleatorias, tal el caso de los diseños basados en estimaciones, porque serán tratadas como variables provenientes de un proceso aleatorio. Por lo tanto, es posible adoptar una actitud relajada en cuanto al diseño del muestreo, el cual debe ser sistemático, aleatorio, anidados o alguna combinación de éstos. La ecuación usual de cálculo del variograma se basa en el Método de Matheron de los momentos (Matheron, 1963).

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2m(h)} \sum_{i=1}^{m(h)} \{z(x_i) - z(x_i + h)\}^2 \quad \text{Ecuación 3-11}$$

Donde $z(x_i)$ y $z(x_i+h)$ son valores observados de z en los lugares x_i y x_i+h , y $m(h)$ es el número de comparaciones apareadas con desfase h . Variando h se obtiene un conjunto ordenado de semivarianzas. Éstas constituyen el variograma experimental o de muestra. La forma en implementar la Ecuación 3-11 dependerá de si los datos están regularmente espaciados en una dimensión, están en una cuadrícula regular o están distribuidos irregularmente en dos dimensiones.

3.5.1.a.- Cálculo del variograma a partir de muestreo regular en una dimensión

El muestro regular en una dimensión puede ser horizontal o vertical o a lo largo de transectas. El desfase, h , se convierte en un escalar $h=|h|$ el cual reemplaza h en la Ecuación 3-11. La semivarianza $\hat{\gamma}|h|$, puede ser calculada solo en múltiplos del intervalo. La Figura 3.3, ejemplifica como se realizan las comparaciones entre pares de valores; primero para $h=1$ y luego para $h=2, 3, \dots, n$. Esta resulta en un grupo de semivarianzas, en una dimensión siendo posible graficar el variograma experimental como se muestra en la Figura 3.4. Pueden existir posiciones a lo largo de la transecta donde, por varias razones no existan observaciones. La información perdida no representa un problema, dado que representa menos comparaciones para la Ecuación 3-11.

Las transectas pueden estar alineadas en varias direcciones, para que sea posible identificar la anisotropía al menos se deben usar tres direcciones. El mismo procedimiento deberá utilizarse para computar dichos variogramas, y la Ecuación 3-11 proveerá un grupo separado de estimaciones para cada dirección.

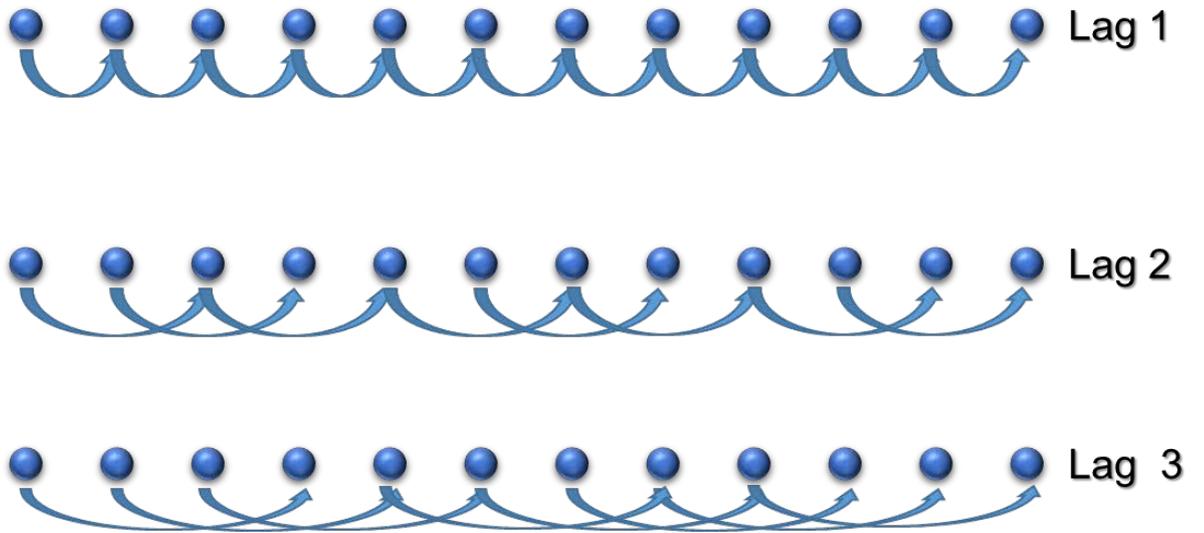


Figura 3.3. Comparación para el cálculo del variograma para tres intervalos de desfase para una muestra regular a lo largo de una transecta.

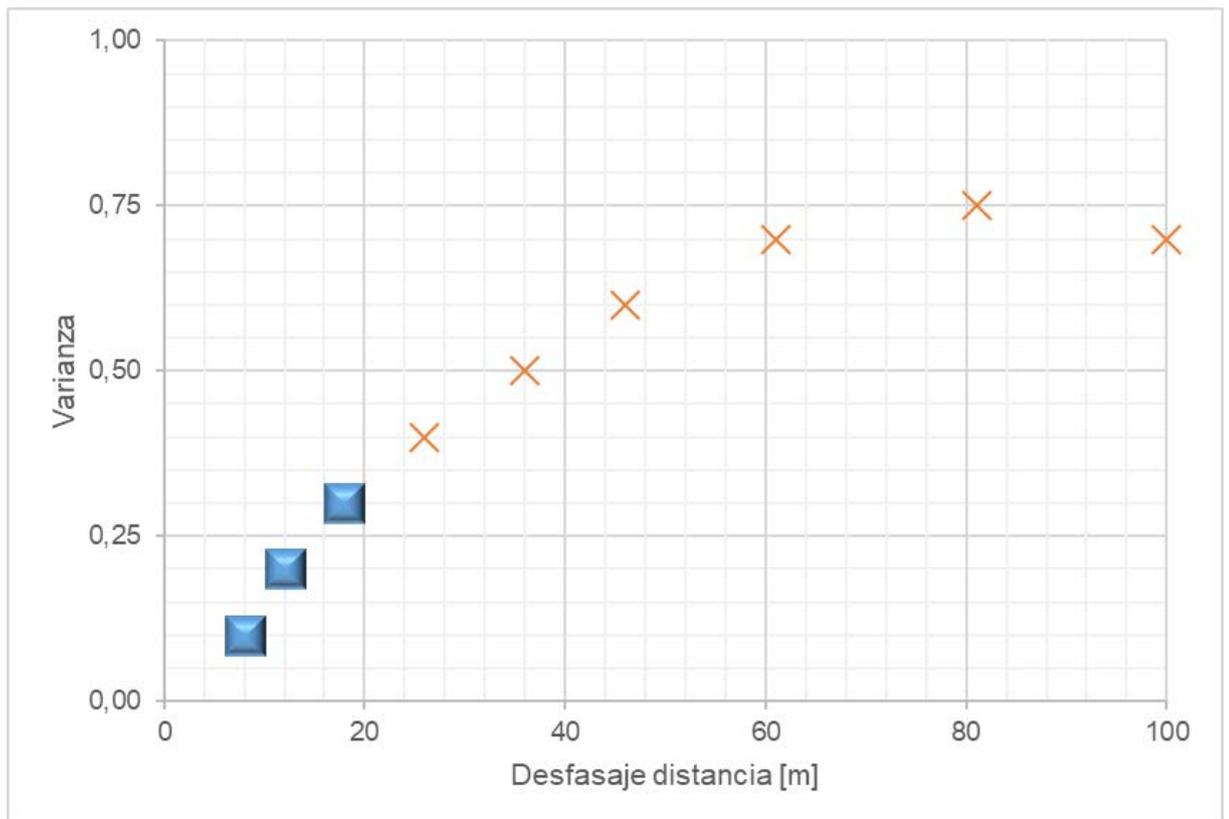


Figura 3.4. Semivariogramas sobre los tres primeros desfases para conformar el variograma muestral (otras posibles semivariogramas se marcan como cruces)

3.5.1.b.- Calculo del variograma desde muestreos regular e irregular en dos dimensiones

Los datos provenientes de una grilla de muestreo regular en dos dimensiones pueden ser analizados en una de tres maneras posibles. La primera, la grilla puede ser tratada como una serie de transectas en dos dimensiones, es una manera en donde se puede investigar la anisotropía, por ejemplo, diferencias direccionales, en la variación. El variograma puede ser calculado como se ha indicado previamente, pero en varias direcciones de la grilla por separado, por ejemplo, a través de filas y columnas de la grilla o sobre las diagonales. El segundo caso, puede calcular el variograma utilizando las siguientes expresiones:

$$\hat{\gamma}(p, q) = \frac{1}{2(m-p)(n-q)} \sum_{i=1}^{m-p} \sum_{j=1}^{n-q} \{z(i, j) - z(i+p, j+q)\}^2 \quad \text{Ecuación 3-12}$$

$$\hat{\gamma}(p, -q) = \frac{1}{2(m-p)(n-q)} \sum_{i=1}^{m-p} \sum_{j=1}^{n-q} \{z(i, j) - z(i+p, j-q)\}^2 \quad \text{Ecuación 3-13}$$

Donde p y q son los desfases a través de las filas y las columnas de la grilla respectivamente. En general, el intervalo del desfase se corresponde con el de la grilla. El variograma es calculado para los lag desde $-q$ a q y desde 0 a p . La salida de este es entonces graficada como un variograma bidimensional (Figura 3.5).

El tercer y último método, permite calcular el variograma sobre todas las direcciones (omnidireccional) para ambos casos de grillas, es decir regular ó irregular. Para una grilla el desfase nominal inicial debe ser el espaciado de la grilla, mientras que para los datos irregularmente dispersos la elección es más amplia debido a que las observaciones pueden estar separadas por desfases potencialmente únicos tanto en la distancia como en las direcciones.

La Figura 3.6 explica cómo es posible obtener semivarianzas sobre todas las direcciones en las dos dimensiones por el posicionamiento de los desfases dentro de los cubos. Se elige un intervalo de desfase nominal en ambas, distancia y dirección como se resalta en gris en la Figura 3.6. El ancho en distancia es designado como w , el cual para datos irregularmente dispersos podría ser la distancia promedio entre puntos de muestreo vecinos. El ancho angular es el ángulo α . Todos los pares de comparaciones que caen dentro de ese contenedor y que contribuyen a $\hat{\gamma}$ se atribuyen a su centroide en H con desfase nominal h , ϑ en donde ϑ es la dirección del desfase. El desfase es usualmente incrementado en saltos de w y ϑ de forma tal que cada par de comparación cae sobre solo uno y nada más que un contenedor. Para calcular el variograma omnidireccional, el ancho angular del contenedor se ajusta a $\alpha=\pi$. Es posible también calcular el variograma en un grupo de direcciones de lag ϑ .

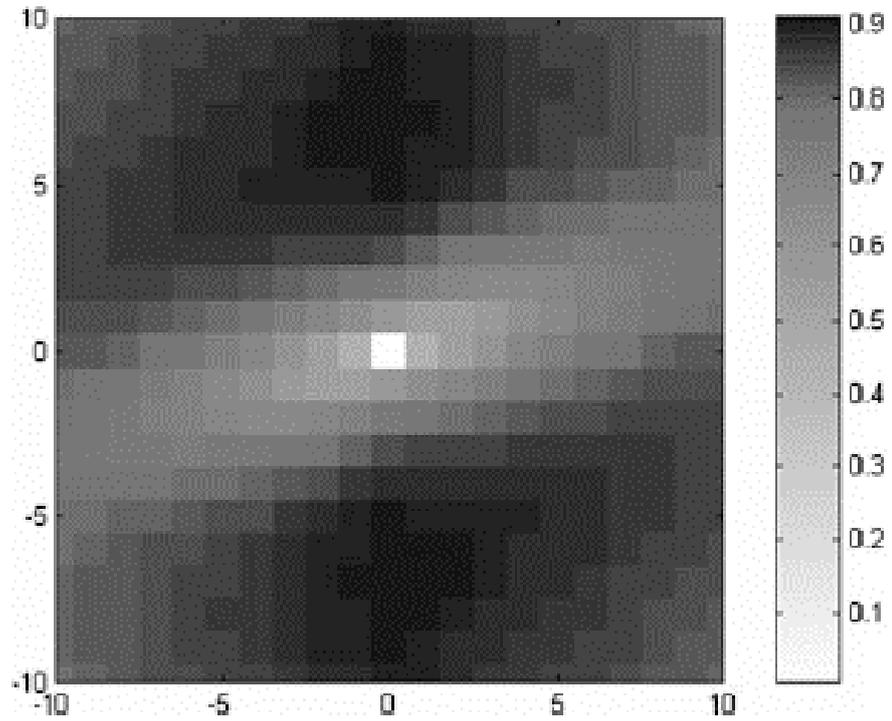


Figura 3.5. Variograma experimental anisótropo de dos dimensiones (Fuente: Oliver & Webster, 2015).

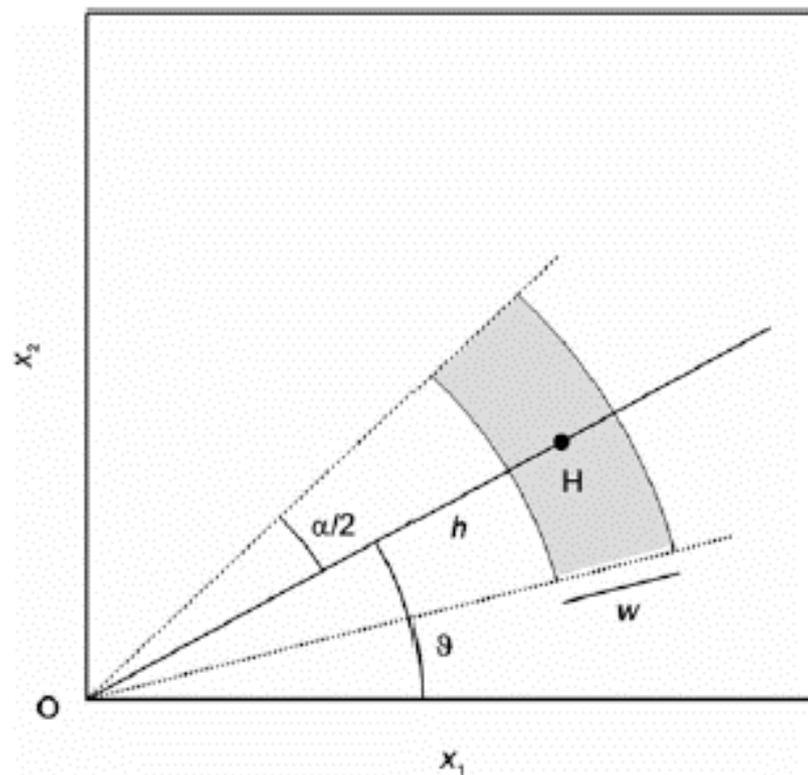


Figura 3.6. Geometría en dos dimensiones para discretizar en lag en cubos por distancia y dirección (Fuente: Oliver & Webster, 2015)

3.5.2.- FACTORES QUE AFECTAN LA CONFIABILIDAD DEL VARIOGRAMA EXPERIMENTAL

3.5.2.a.- Tamaño de la muestra

La exactitud del variograma depende principalmente de contar con una densidad suficiente de datos o una separación adecuada de los mismos. También dependerá del diseño o configuración de la muestra por la manera en que se calcule el variograma. El modelo de función aleatoria nos permitirá obtener las múltiples corridas requeridas por la teoría; tratando cada comparación entre cualquier par de datos como una realización única del proceso. Por lo tanto, para cada intervalo de desfase se requerirán muchas comparaciones para asegurar la confiabilidad de las semivarianzas estimadas. En los intervalos más cortos, es posible contar con algunas pocas comparaciones pareadas para datos bidimensionales.

Cuando el intervalo del desfase entre datos aumenta, quizás el número de comparaciones aumente. A cierta distancia que depende del número de datos el número de pares para la comparación comenzará a disminuir, aunque, las cifras todavía podrían ser mucho más grandes que para los primeros pocos desfases. Los números mayores no implican mayor confiabilidad, quizás, porque el dato individual es empleado repetidamente, y la semivarianza estimada es más o menos correlativa entre una y otra. Como resultado, no se debe confiar en el número de comparaciones como una guía para la fiabilidad de un variograma cuando se tienen muy pocos datos para garantizar la precisión.

3.5.2.b.- Intervalo de muestreo y escala espacial

La elección de un intervalo de muestreo adecuado dependerá de la escala de variación que se desee resolver. Si tiene variogramas pobres de las propiedades de interés o variogramas de datos auxiliares relacionados, es necesario escoger un intervalo de muestreo $\gamma(h)$ que permita obtener al menos cinco estimaciones dentro del rango efectivo. Alternativamente, es posible emplear un variograma existente exacto de una propiedad de interés para determinar así el error del método de Kriging y así establecer un intervalo de muestreo óptimo para dicho método. Si el intervalo del retraso excede de la mitad del rango o rango efectivo de variación, el variograma resultante es probable que sea plano (Figura 3.7); no siendo capaz de capturar la estructura de correlación y por lo tanto no describirá adecuadamente la variación espacial que se presente.

3.5.2.c.- Intervalo del desfase y ancho de la grilla

Como se mencionó previamente, cuando los datos no se encuentran sobre una grilla regular o de intervalos iguales sobre transectas, el paso siguiente es definir un intervalo. Donde están irregularmente dispersos, las comparaciones deben ser agrupadas por distancias como se describió en la Figura 3.6. Se deben escoger ambos parámetros, es decir, la longitud del paso, h , y sus límites, w , dentro de las cuales se evalúan las diferencias cuadráticas para cada paso.

Usualmente las dos son coordinadas, de forma tal que las comparaciones se emplazan dentro de uno y solo un elemento de la grilla. La selección del ancho de los elementos que conforman la grilla requiere de juicio. Si el paso es corto y los elementos de la grilla estrechos entonces habrá muchas estimaciones de $\gamma(h)$, que pueden conducir a un variograma "ruidoso" porque las semivarianzas se calculan a partir de pocas comparaciones. Si en contraste los pasos son grandes y los elementos anchos entonces

podría haber muy pocas estimaciones de las semivarianzas para revelar la forma del variograma. La elección, es así, un compromiso; no siendo recomendable su automatización sin considerar técnicas supervisadas para su establecimiento.

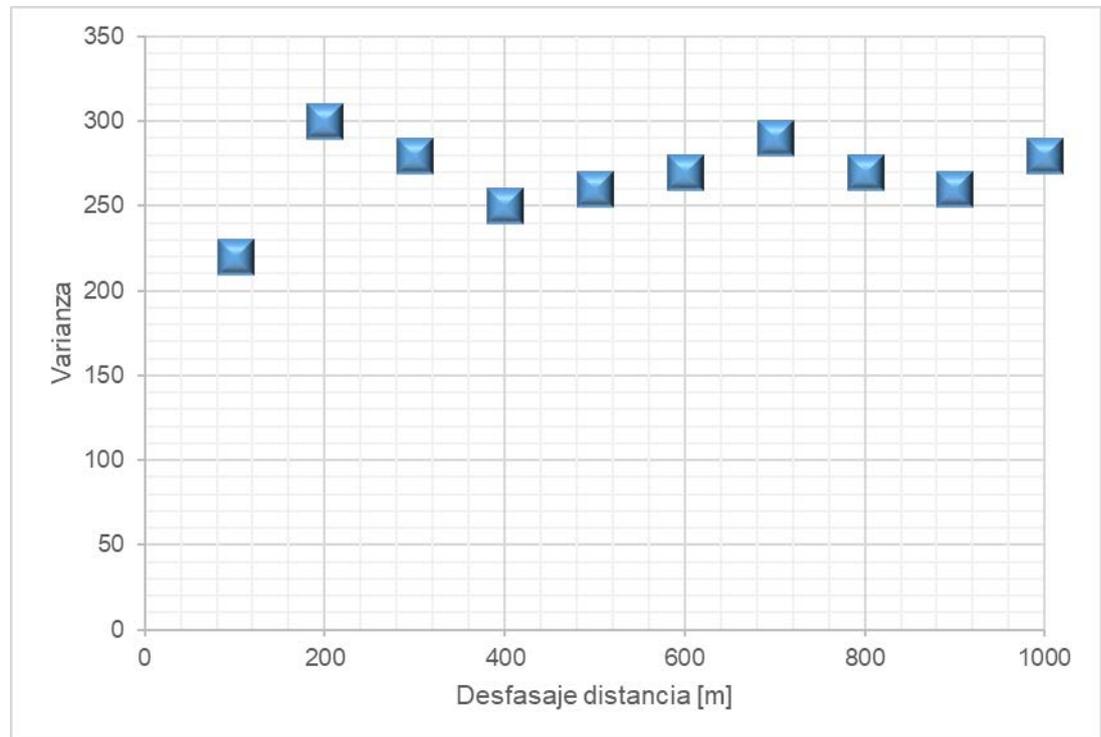


Figura 3.7. Variograma experimental. Variograma considerado como pura “pepita o nugget”

3.5.2.d.- Distribución espacial

El análisis geoespacial no requiere que los datos respondan a una distribución normal. Sin embargo, los variogramas comprenden secuencias de varianzas, y éstas pueden ser inestables cuando los datos están fuertemente sesgados y contienen datos atípicos. Si los datos no poseen una distribución cercana a la normal y poseen un coeficiente de asimetría fuera de los límites ± 1 , debido a una cola larga, debe considerarse transformarlos. Por lo tanto, transformar los datos de alguna manera adecuada, por ejemplo, tomando logaritmos, y examinar los variogramas calculados tanto en bruto como en base a los valores transformados.

3.5.2.e.- Anisotropía

La variación puede variar en una dirección o en otra, es decir, que puede ser anisotropía. Por lo tanto, se debe verificar los datos por fluctuaciones en la dirección de la variación. En muchos casos la anisotropía es tal que podría hacerse isotrópica mediante una simple transformación lineal de las coordenadas espaciales. Imagínese que la región muestreada se coloca sobre una lámina de caucho, que podría estirarse en la dirección en la que la variación parecería ser más corta. Si un estiramiento produce eventualmente una variación que es la misma en esa dirección que en la dirección perpendicular, entonces la anisotropía se conoce como “geométrica”. La ecuación para la transformación se define como:

$$\Omega(\vartheta) = \{A^2 \cos^2(\vartheta - \varphi) + B^2 \sin^2(\vartheta - \varphi)\}^{\frac{1}{2}} \quad \text{Ecuación 3-14}$$

Donde Ω define la anisotropía, φ es la dirección de máxima continuidad y ϑ es la dirección del desfase.

Para un variograma esférico o exponencial, A es el parámetro de distancia en la mayor dirección de continuidad, por ejemplo, la de máximo valor, y B es el parámetro de distancia en la dirección de menor continuidad o de mayor variación del mínimo. Para un variograma ilimitado, los roles de A y B son reversibles, y A es el mayor gradiente en la dirección de la mayor tasa de cambio y B es el menor gradiente en la dirección de menor cambio.

La anisotropía puede también ocurrir en zonas orientadas preferencialmente con diferentes medias que resultan en un cambio de la varianza con un cambio de la dirección y fluctuaciones en el umbral. Esta es conocida como “anisotropía zonal”.

3.5.2.f.- Tendencia

El variograma puede ser calculado con la Ecuación 3-11, Pero sólo se estima el variograma teórico $\gamma(h)$ cuando el proceso subyacente es aleatorio. Típicamente, cuando existe tendencia en el variograma experimental éste aumenta sin límite, y si, además, ésta domina la secuencia experimental entonces el variograma se vuelve cada vez más empinado a medida que la distancia de desfase aumenta. Si se obtienen resultados como los indicados es necesario examinar los datos ajustando polinomios lineales o cuadráticos sobre las coordenadas. Alternativamente, es recomendable mapear los datos mediante algún procedimiento gráfico simple antes de realizar un análisis estadístico; Si el mapa muestra un cambio gradual continuo en toda la región, entonces es un indicativo de la existencia de tendencia con mayor o menor desigualdad.

3.5.3.- MODELANDO EL VARIOGRAMA

El variograma experimental consiste en semivarianzas en un conjunto finito de desfases discretos. Las semivarianzas son estimadas basadas en la muestra; por lo tanto, estas se encuentran sujetas a error, que a su vez varía de estimación en estimación.

Además, la función subyacente es continua para todo h . El siguiente paso en la variografía es ajustar una curva o superficie los valores experimentales, que permita describir las principales características de la secuencia al ignorar la fluctuación errática punto a punto. No servirá ninguna curva o superficie de apariencia plausible; está debe tener una expresión matemática que pueda describir legítimamente las variaciones de los procesos aleatorios. Garantizando varianzas no negativas de las combinaciones de valores, y solo hay unas pocas funciones que puedan realizarlo. Ellas son conocidas como “Condicionales negativos semi-definidos” (CNSD) porque las matrices a las que contribuyen son condicionalmente negativas semi-definidas (Webster & Oliver, 2007).

3.5.3.a.- Características principales del variograma

1. Un aumento de la varianza con un aumento de la distancia de desfase desde la ordenada. En la Figura 3.8 a , el variograma muestra un aumento monótono de la varianza a medida que la distancia lag aumenta. La pendiente muestra el cambio en la autocorrelación espacial o la dependencia entre los puntos de muestreo y el aumento de la distancia de separación. En otras palabras, a intervalos de lag

cortos, $|h|$, las semivarianzas son pequeñas, $\gamma(|h|)$, lo que indica que los valores de $Z(x)$ son similares, y cuando $|h|$ aumenta se vuelven cada vez más disímiles en promedio.

2. Un límite superior, la varianza umbral. Si el proceso es estacionario de segundo orden entonces el variograma alcanzará un límite superior, o varianza umbral, luego del aumento inicial Figura 3.8 b. Para algunos variogramas el umbral permanece constante, mientras que en otros es asintótica. La varianza umbral es también la varianza a priori, σ^2 , del proceso.
3. El rango de correlación o dependencia espacial. Un variograma que llega a su umbral a una distancia lag finita tiene un rango, que es el límite de correlación espacial donde la autocorrelación se convierte en 0, indicado en la Figura 3.8 b como “a”. Lugares más separados que éstos están espacialmente no correlacionados o independientes. Variogramas que se aproximan a su umbral asintóticamente no tienen rangos estrictos, en la práctica, sin embargo, se emplea un rango efectivo en las distancias de lag donde se alcanza 0,95 de su umbral.

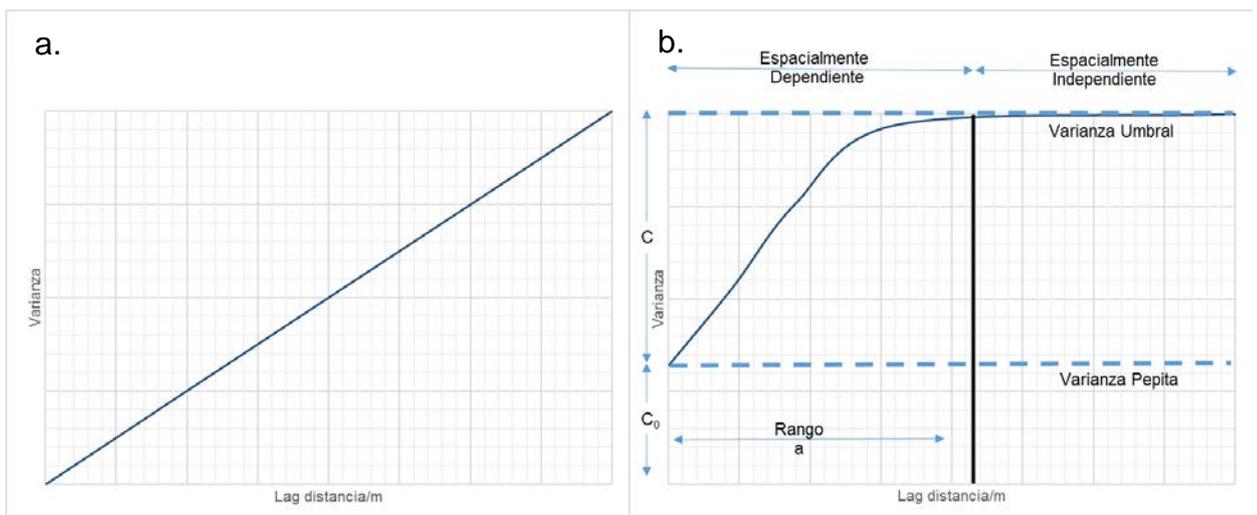


Figura 3.8. Ejemplos de variograma ilimitado (izquierda) y variograma limitado con anotaciones para ilustrar los parámetros de una función modelo limitada (derecha).

4. Variograma ilimitado. El variograma puede aumentar indefinidamente con el aumento de la distancia de lag como se muestra en la Figura 3.8 a. Se describe un proceso que no es de segundo orden estacionario, y la covarianza no existe. El variograma, sin embargo, existe y cumple la hipótesis intrínseca de Matheron, 1963.
5. Una intersección de valor positivo en las ordenadas, varianza pepita (ó nugget en inglés). El variograma a menudo se aproxima a las ordenadas con un valor de intersección positivo conocido como varianza pepita, Figura 3.8 b. Teóricamente, cuando $h=0$ la semivarianza debería ser también 0. El término pepita o “nugget” en este contexto se acuñó en la extracción de oro porque los pepitas de oro parecen ocurrir al azar e independientemente uno del otro. Ellas representan una discontinuidad en la variación y una no correlación de los componentes, porque el contenido de oro ya no se corresponde con el de los sitios vecinos. Para propiedades que varían continuamente en el espacio, tal como la cantidad de vapor de agua de la atmósfera o el pH del suelo, la varianza pepita surge del error

de medición (usualmente un componente pequeño) y variación a distancias menores que el intervalo de muestreo más corto.

6. Anisotropía variación direccional, la variación espacial puede variar de acuerdo a la dirección, como se mencionó anteriormente, se debe tener esto en cuenta en los análisis y modelados.

3.5.3.b.- Funciones modelo de variograma

Existen dos tipos principales de funciones, llamadas limitadas e ilimitadas (Figura 3.8). Se presentarán los tres modelos más populares con sus respectivas ecuaciones, a saber; Función de potencia (ilimitada); Esférico (limitada) y exponencial (asintóticamente limitada). Si ninguno de estos parece ajustarse a los valores experimentales, entonces se pueden incorporar funciones más complejas. Como pueden ser las funciones combinadas simples CNSD.

Teóricamente, el modelo del variograma deberá intersectar a las ordenadas en el origen de acuerdo a la teoría como lo indica la Ecuación 3-15 y la Figura 3.8 a. En la práctica el variograma de frecuencia experimental con frecuencia, generalmente, aparenta acercarse a las ordenadas en algún valor finito. Para hacer que las distintas curvas ajusten se añade un componente pepita a la función pura como las presentadas en la Ecuación 3-15 a Ecuación 3-18 hay una varianza pepita y un componente estructurado. Una función más compleja es requerida cuando hay dos o más escalas distintas de dependencia espacial, por ejemplo, el modelo anidado.

Las ecuaciones para los cuatro modelos se detallan a continuación.

Función potencial. Es una función ilimitada;

$$\gamma(h) = gh^\beta \quad \text{para } 0 < \beta < 2; \quad \text{Ecuación 3-15}$$

Donde g describe la intensidad de la variación y β describe la curvatura. Si $\beta=1$, el variograma es lineal y g representa el gradiente. Los límites 0 y 2 son excluidos porque $\beta=0$ indica varianza constante para todo $h>0$ y $\beta=2$ que la función es parabólica con gradiente cero en el origen. Esto último representa que el proceso no es aleatorio.

Modelo Esférico, este es:

$$\gamma(h) = \begin{cases} c_0 + c \left\{ \frac{3h}{2r} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{r} \right)^3 \right\} & \text{para } 0 < h \leq r \\ c_0 + c & \text{para } h > r \\ 0 & \text{para } h = 0 \end{cases} \quad \text{Ecuación 3-16}$$

Donde c_0 es la varianza pepita, c es la varianza espacialmente correlacionada y el componente r es el rango de la dependencia espacial. La cantidad c_0+c es conocida como la varianza umbral.

Modelo exponencial, responde a:

$$\gamma(h) = \begin{cases} c_0 + c \left\{ 1 - \exp\left(-\frac{h}{a}\right) \right\} & \text{para } 0 < h \\ 0 & \text{para } h = 0 \end{cases} \quad \text{Ecuación 3-17}$$

Donde a es la distancia del parámetro, esta función se aproxima al umbral asintóticamente y, por lo tanto, no tiene un rango finito. A los fines prácticos es usual asignarle un rango efectivo a' .

Modelo esférica anidada, es establecido por la función:

$$\gamma(h) = \begin{cases} c_0 + c_1 \left\{ \frac{3h}{2r_1} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{r_1} \right)^3 \right\} + c_2 \left\{ \frac{3h}{2r_2} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{r_2} \right)^3 \right\} & \text{para } 0 < h \leq r_1 \\ c_0 + c_1 + c_2 \left\{ \frac{3h}{2r_2} - \frac{1}{2} \left(\frac{h}{r_2} \right)^3 \right\} & \text{para } r_1 < h \leq r_2 \\ c_0 + c_1 + c_2 & \text{para } h > r_2 \\ 0 & \text{para } h = 0 \end{cases} \quad \text{Ecuación 3-18}$$

Donde c_1 y r_1 son el umbral y el rango del componente de corto alcance de la variación, y donde c_2 y r_2 son el umbral y el rango del componente de largo alcance. El componente pepita también puede ser incorporado.

Si modelos ajustados tienen el mismo número de parámetros y parecen ajustar bien entonces, se debe seleccionar aquel que posea los residuos cuadráticos más pequeños o la menor media cuadrática. Se pueden intentar ajustar modelos más complejos, pero con las precauciones del caso dado que disminuir la suma de los errores/residuos cuadráticos (SCE) puede ocasionar el aumento de los parámetros del modelo.

$$SCE = \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x})^2 \quad \text{Ecuación 3-19}$$

Siendo x_i el valor observado, mientras \hat{x}_i es el valor ajustado (estimado) por la función, el SCE, representa la variabilidad observada que no es explicada o determinada por el modelo de regresión lineal, mientras más pequeño sea el SCE más próximo se encuentra el ajuste a los datos.

Para asegurar la parsimonia en el ajuste se puede emplear el Criterio de Información de Akaike (AIC por Akaike Information Criterion), si, los modelos tienen un número desigual de parámetros. La AIC se estima por:

$$AIC = \left\{ n \ln \left(\frac{2\pi}{b} \right) + n + 2 \right\} + n \ln R + 2p \quad \text{Ecuación 3-20}$$

Donde n es el número de puntos del variograma, p es el número de parámetros del modelo y R es la media cuadrática de los residuos. La cantidad dentro de las llaves es constante para cualquier variograma experimental, por lo que sólo se necesita la siguiente expresión para el cálculo:

$$\widehat{AIC} = n \cdot \ln R + 2 \cdot p \quad \text{Ecuación 3-21}$$

Seleccionando el modelo en donde la Ecuación 3-21 sea la menor.

3.5.4.- FACTORES QUE AFECTAN LA FIABILIDAD DE LOS MODELOS DE VARIOGRAMA

Existen aspectos operacionales que necesitan ser considerados cuando se calcula el variograma experimental y se ajustan los modelos. Entre los efectos se pueden incluir, una pobre elección del desfase, o del espaciado de la grilla o del máximo desfase, así como el tamaño de la muestra los cuales afectaran la fiabilidad de los parámetros de los modelos a ser empleados en el método de Kriging. El variograma experimental debe ser calculado y modelado sólo en la medida en que se estima con fiabilidad.

3.5.4.a.- Ajuste de Modelos

Aun es controversial en geoestadística el ajuste de los modelos (Oliver & Webster, 2015), sin embargo, es la etapa más importante del proceso para obtener un modelo que se ajuste a la variabilidad espacial de la variable. Existen quienes recurren al ajuste a “ojo”, el cual no es recomendado debido a que las semivarianzas observadas pueden fluctuar demasiado de punto a punto y su exactitud no es constante, lo cual convierte a esta aproximación en irrealizable. El ajuste de modelos mediante programas computacionales de caja negra puede ocasionar resultados pobres debido a que no hay selecciones, juicio o control sobre el proceso. Por lo cual, el procedimiento recomendable recurre a ambos criterios una inspección visual y un ajuste estadístico en etapas, como las que se proponen, a saber:

1. Primero, graficar el variograma experimental.
2. Seleccionar diversos modelos con forma similar y ajustar cada uno de ellos mediante mínimos cuadrados.
3. Graficar los modelos sobre el variograma experimental y evaluar si el ajuste es razonable. Si todos los modelos son plausibles de un buen ajuste, seleccione aquel con la menor suma de los residuos cuadráticos o menor media cuadrática. Si los modelos no tienen igual número de parámetros, entonces emplear el criterio de Akaike y seleccionar el que arroje el menor valor.

3.6.- PREDICCIÓN GEOESTADISTICA: KRIGING

Kriging es un método de predicción geoestadístico, es un predictor lineal no sesgado sobre soportes puntuales o de bloque; mejorado al considerar que los errores predictivos de la varianza son minimizados. Es en la práctica un método de ponderación móvil en el que los pesos dependen del variograma y de la configuración de los puntos de muestreo en el entorno de sus objetivos. El Método Ordinario de Kriging es el más popular, en parte debido a que es un método robusto con respecto a las desviaciones de los supuestos subyacentes. Existen, sin embargo, numerosas tipologías más avanzadas de kriging para tareas específicas.

El ambiente es continuo y la medición de distintas propiedades de este solo se realizan sobre un número finito de emplazamientos. A pesar de ello, usualmente se desea conocer las propiedades del medioambiente, en lugares no monitoreados, o entre medio de emplazamientos monitoreados, para lo cual se generan mapas interpolados a partir de los registros de la propiedad de interés.

Muchos interpoladores matemáticos y regresivos (análisis de superficies tendenciales) han sido utilizados con resultados disímiles para confeccionar mapas a partir de datos

esparcidos en el espacio. Ninguno, sin embargo, provee estimaciones solidas de los errores en las interpolaciones. Kriging, el método geoestadístico de interpolación, hace eso. Además, minimiza los errores siendo mejor en ese sentido, debido a que sus predicciones también son imparciales, a menudo se conoce como un mejor predictor lineal no sesgado (BLUP por sus siglas en inglés).

El término krigeage fue acuñado por P. Carlier en reconocimiento de D.G. Krige pionero e innovador en la estimación de concentraciones de oro y otros metales en campo. Matheron (1963) posteriormente lo introdujo en el idioma inglés como "Kriging", y su tesis doctoral (Matheron, 1963) colocó la técnica en el marco general de la teoría de aleatoriedad. El trabajo de Matheron no se encontraba aislado: Kolmogorov, 1939, 1941, Wold, 1939 y Wiener, 1941 los autores se encontraban cerca de kriging pero más orientados al tiempo que al espacio (Cressie, 1990).

Kriging predice valores en emplazamientos no monitoreados apartir de datos dispersos de muestra basado en un modelo estocastico de variación espacial continua. Esto lo realiza teniendo en cuenta el conocimiento sobre la variación espacial, la cual es representada por el variograma o por la función de covarianza. Kriging ordinario no requiere de más información que aquella proveniente de las coordenadas espaciales de los lugares de registro de información. Es el más popular de los tipos de Kriging, y por una buena razón; debido a que sirve bien en la mayoría de los casos y sus presunciones pueden ser facilmente satisfechas.

3.6.1.- TEORÍA

Kriging ordinario se basa en la hipótesis de que la variación es aleatoria y espacialmente dependiente, y que el proceso aleatorio subyacente es intrínsecamente estacionario con una media constante y una varianza que depende sólo de la separación en la distancia y la dirección entre el lugar los lugares y no en la posición absoluta.

Una predicción Kriged es una suma lineal de datos, que puede ser en una, dos o tres dimensiones. La mayoría de las aplicaciones en ciencias ambientales es en dos dimensiones, por lo que se puede presentar el tema como bidimensional. Se pueden hacer predicciones para puntos (es decir, que tienen el mismo soporte que las mediciones) o bloques.

Supóngase que valores de una variable aleatoria, Z , han sido adquiridos en puntos de muestreo, x_1, x_2, \dots, x_N para N datos dados $z(x_i)$, $i= 1,2,\dots,N$. En el Kriging puntual, se predice Z en cualquier nuevo punto, x_0 , mediante:

$$\hat{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i z(x_i) \quad \text{Ecuación 3-22}$$

Donde λ_i son los pesos. Para garantizar que la estimación es imparcial la suma de los pesos debe ser igual a 1:

$$\hat{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1 \quad \text{Ecuación 3-23}$$

La diferencia esperada es $E|\hat{Z}(x_0) - z(x_0)| = 0$, y la varianza predicha es dada por:

$$\text{var}[\hat{Z}(x_0)] = E\left[\left\{\hat{Z}(x_0) - z(x_0)\right\}^2\right] = 2\sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_i - x_0) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j \gamma(x_i - x_j) \quad \text{Ecuación 3-24}$$

Donde la cantidad $\gamma(x_i - x_0)$ es la semivarianza de Z sobre el punto de muestreo x_i y el punto objetivo x_0 , y $\gamma(x_i - x_j)$ es la semivarianza entre el i -ésimo y j -ésimo punto de muestreo. La semivarianza es derivada desde el modelo de variograma, en parte porque no hay medida de las semivarianzas entre los puntos donde se disponen de datos y los puntos de destino en los que no existen valores observados y en parte porque sólo al hacerlo es posible garantizar que las varianzas no son negativas. Si un punto objetivo también resulta ser un punto de muestreo, el kriging puntual devuelve el valor observado allí y la varianza de estimación es cero. El kriging puntual es un interpolador exacto en ese sentido.

Los profesionales que emplean la información a menudo requieren predecir valores medios en áreas que poseen superficies mayores a las que pueden brindar soporte las observaciones de campo. Para estos casos se requiere emplear Kriging en bloque.

Las fórmulas anteriores para el método puntual ordinario de Kriging se adaptan fácilmente para convertirse en el método por bloques de Kriging. La estimación para cualquier bloque sigue siendo un promedio ponderado de los datos, $z(x_1), z(x_2), \dots, z(x_N)$;

$$\hat{Z}(B) = \sum_{i=1}^N \lambda_i z(x_i) \quad \text{Ecuación 3-25}$$

La suma de los coeficientes como en el caso anterior es 1. La predicción de la varianza $Z(B)$, ahora, es:

$$\text{var}[\hat{Z}(B)] = E\left[\left\{\hat{Z}(B) - z(B)\right\}^2\right] = 2\sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_i, B) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j \gamma(x_i - x_j) - \bar{\gamma}(B, B) \quad \text{Ecuación 3-26}$$

Donde $\bar{\gamma}(x_i, B)$ es el promedio de semivarianza entre el dato del punto x_i y el bloque objetivo B , y $\bar{\gamma}(B, B)$ es la semivarianza media dentro de B , la variación dentro del bloque.

El paso siguiente en Kriging es encontrar los pesos que minimicen la varianza de kriging sujetas a la restricción que su suma sea igual a 1. En la Ecuación 3-22 a Ecuación 3-24 para un punto conducen a un conjunto de $N+1$ ecuaciones con $N+1$ incógnitas.

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_i - x_j) + \psi(x_0) \quad \text{para todo } j \quad \sum_{i=1}^N \lambda_i = 1 \quad \text{Ecuación 3-27}$$

La cantidad $\Psi(x_0)$ es el multiplicador langrangiano introducido para alcanzar la minimización. La solución de las ecuaciones de Kriging proveen los pesos para la Ecuación 3-22, y el predictor de la varianza puede ser obtenido como:

$$\sigma^2(x_0) = \sum_{i=1}^N \lambda_i \gamma(x_i - x_0) + \psi(x_0) \quad \text{Ecuación 3-28}$$

Las ecuaciones de kriging pueden también ser escritas en forma matricial.

3.6.2.- PESOS DE KRIGING

La Ecuación 3-27, muestra que los pesos de kriging dependen del variograma; siendo función de las semivarianzas entre los sitios vecinos, $\gamma(x_i-x_j)$, y los que se encuentran entre cada punto de muestreo y el punto o bloque a predecir, o $\gamma(x_i-x_0)$ o $\bar{\gamma}(B, x_i)$, respectivamente.

Cuando se resuelven las ecuaciones de Kriging en la práctica se encuentra generalmente que solamente los puntos cerca al objetivo poseen un coeficiente de peso significativo pudiéndose no considerar la mayoría de estos. Kriging es visto como un predictor local. Además, significa que sólo los puntos cercanos al objetivo necesitan ser incluidos en los sistemas de Kriging permitiéndole a estos ser más pequeños que uno que incluye todos los puntos de datos N convirtiéndolo en computacionalmente más manejable. Aplicar Kriging al mapeo implica emplear una ventana en movimiento.

3.6.3.- VECINDADES EN KRIGING

La naturaleza local del Kriging ordinario significa que se aceptan presunciones de estacionalidad local (o cuasi), lo que significa que es posible restringir la suposición de estacionalidad de la media a la vecindad de Kriging. Lo que sucede a distancias mayores que las del vecindario es de poca importancia para las predicciones, y las suposiciones subyacentes del método no son violadas en la práctica. Otro aspecto del asunto es de mayor importancia; las predicciones basadas en Kriging y especialmente sus varianzas asociadas dependen mucho de la parte del variograma próxima a la ordenada, es decir, las distancias de desfase o lag más cortas que las distancias entre los puntos objetivo y sus vecinos más próximos. Esto significa que se debe estimar y modelar el variograma bien en esa región. Apoya entonces la idea de dar más peso a las semivarianzas experimentales cercanas al origen cuando se modela el variograma específicamente para kriging.

En la bibliografía no se pudieron encontrar reglas claras para definir el vecindario de Kriging, Oliver & Webster, 2015 proponen la siguiente regla:

1. Si los datos son densos y el variograma está limitado y tiene una pequeña “pepita” sobre la varianza, entonces el radio de los vecinos se puede establecer cerca del rango o rango efectivo del variograma porque los datos más allá del rango tendrán un peso insignificante.
2. Para un variograma el cual presente una “pepita” marcada en la varianza, los radios del vecindario podrían ser mayores que el rango porque los puntos distantes probablemente tendrán peso significativo. Lo mismo se aplica si los datos son escasos y los puntos más allá del rango pueden llevar un peso suficiente para ser importantes.
3. Es posible establecer el vecindario en términos de un número mínimo y máximo de datos cercanos al objetivo; Usualmente los autores recomiendan un mínimo de $n \approx 7$ y un máximo de $n \approx 20$. El mínimo es necesario para los objetivos cercanos a los límites de la región.
4. Si los datos están muy irregularmente dispersos, es una buena práctica dividir el vecindario en octantes para que haya al menos dos puntos en cada uno.
5. Cuando se empiece a analizar nuevos datos es recomendable examinar lo que sucede con los coeficientes del peso de Kriging a medida que cambia el vecindario, especialmente donde los datos están irregularmente dispersos y si se utiliza una ventana en movimiento para el mapeo.

3.6.4.- KRIGING SIMPLE

El Kriging ordinario es el “caballo de trabajo” de la predicción en geoestadística con su asunción de estacionariedad intrínseca fácilmente satisfecha y su robustez frente a las desviaciones de esa suposición. Hay circunstancias en las que es posible basarse en la hipótesis algo más fuerte de la estacionariedad de segundo orden con media constante, que podría conocerse o asumirse. En estas circunstancias es posible mejorar las predicciones mediante el empleo del método del Kriging simple. Las predicciones de Kriging son aun sumas lineales de los datos, pero incorporan la media, μ . La ecuación para Kriging puntual simple responde a:

$$\hat{Z}(B) = \sum_{i=1}^N \lambda_i z(x_i) + \left\{ 1 - \sum_{i=1}^N \lambda_i \right\} \mu \quad \text{Ecuación 3-29}$$

Los coeficientes pesos, λ_i , estos coeficientes son similares a los empleados en Kriging ordinario, aunque ya no están restringidos a que su suma sea unitaria. La inclusión del segundo término de la Ecuación 3-29 asegura que las predicciones sean imparciales. Otro cambio es que se debe trabajar con covarianzas, C, en lugar de las semivarianzas. las ecuaciones a resolver como se expresa en el sistema de puntual simple de Kriging son

$$\sum_{i=1}^N \lambda_i C(x_i, x_j) = C(x_0, x_j) \quad \text{para } j = 1, 2, \dots, N \quad \text{Ecuación 3-30}$$

No es un multiplicador Lagrangiano debido a que se asume que se conoce la media, son solo N ecuaciones con N incógnitas.

La varianza en el Kriging simple es dada por

$$\sigma_{SK}^2(x_0) = C(0) - \sum_{i=1}^N \lambda_i C(x_i, x_0) \quad \text{Ecuación 3-31}$$

Donde $C(0)$ es la varianza del proceso aleatorio.

El Kriging simple puede ser elaborado para predecir valores sobre bloques, B, mayores que el soporte de los datos; se requiere para ese caso reemplazar la covarianza $C(x_0, x_j)$ expresada en el término derecho de la Ecuación 3-30, por el promedio de covarianza (B, x_j) .

Como en el Kriging ordinario, se puede reemplazar N por un valor más pequeño n para Kriging dentro de una ventana en movimiento para el mapeo. Kriging simple, ya sea puntual o en bloque, es más precisa que su contraparte ordinaria, porque no hay ninguna incertidumbre sobre la media, y es en ese sentido que es una mejora. Sin embargo, el Kriging simple está limitado por la necesidad de conocer la media

3.6.5.- KRIGING LOGNORMAL

Los datos ambientales a menudo se aproximan a una distribución lognormal. Convirtiendo los datos a sus logaritmos se produce una distribución la cual es aproximadamente normal y esto conduce al Kriging lognormal. Los datos $z(x_1), z(x_2), \dots$, son transformados a sus correspondientes logaritmos naturales, decimos $y(x_1), y(x_2), \dots$,

los cuales representan una muestra de la variable aleatoria $Y(x) = \ln Z(x)$, la cual es asumida como estacionaria de segundo orden. El variograma de $Y(x)$ es calculado y modelado y entonces empleado con los datos transformados para predecir Y ya sea como punto objetivo o en bloque por Kriging ordinario o simple.

Las predicciones son logaritmos, por lo que se deberán transformar para obtener los valores esperados de acuerdo a la variable procesada.

La retro-transformación de una estimación puntual es bastante directa, Si denotamos la estimación Kriging del logaritmo natural en x_0 como $\hat{Y}(x_0)$ y su varianza $\sigma^2(x_0)$, entonces las fórmulas para la transformación de las estimaciones son, para el Kriging simple;

$$\hat{Z}_{SK}(x_0) = \exp\left\{\hat{Y}_{SK}(x_0) + \sigma_{SK}^2(x_0)/2\right\} \quad \text{Ecuación 3-32}$$

Y para Kriging ordinario;

$$\hat{Z}_{OK}(x_0) = \exp\left\{\hat{Y}_{OK}(x_0) + \sigma_{SK}^2(x_0)/2 - \psi(x_0)\right\} \quad \text{Ecuación 3-33}$$

Donde ψ es el Lagrangiano multiplicador del Kriging ordinario. La estimación de la varianza $\hat{Z}(x_0)$ para Kriging simple es

$$\text{var}_{SK}[\hat{Z}^2(x_0)] = \hat{Z}^2 \exp\left\{\sigma_{SK}^2(x_0)\right\} [1 - \exp\{-\sigma_{SK}^2(x_0)\}] \quad \text{Ecuación 3-34}$$

Obsérvese que la distribución alrededor de cada predicción depende ahora de la predicción en sí y por lo tanto de los valores observados en las proximidades de esta. Siendo las demás cosas iguales, cuanto mayores sean los valores observados, mayor será la varianza de predicción (Papritz & Moyeed, 1999 y Cressie, 1993).

En muchos campos de aplicación los usuarios prefieren trabajar con logaritmos comunes. El variograma para $\log_{10} Z(x)$ reemplaza aquel del $\ln Z(x)$, y la retro-transformación para el Kriging ordinario es dada por:

$$\hat{Z}(x_0) = \exp\left\{\left[\hat{Y}(x_0) \times \ln 10 + 0,5\sigma_Y^2(x_0) \times (\ln 10) - \psi(x_0) \times (\ln 10)\right]\right\} \quad \text{Ecuación 3-35}$$

Journel y Huijbregts, 1978 señalaron que las expresiones de Ecuación 3-32 y Ecuación 3-33 para la transformación posterior, eran sensibles a la lognormalidad y que, en consecuencia, las estimaciones de Z pueden ser sesgadas. Los autores sugirieron chequear el sesgo mediante la comparación de las medias estimadas, \hat{Z} , con la media de los datos, $z(x_i)$, $i=1,2,\dots,N$. Si denotamos la relación de los medios, media $[\hat{Z}]$: \bar{z} , por Q entonces se modifica la Ecuación 3-32 a:

$$\hat{Z}_{SK}(x_0) = Q \exp\left\{\hat{Y}_{SK}(x_0) + \sigma_{SK}^2(x_0)/2\right\} \quad \text{Ecuación 3-36}$$

O en forma similar la Ecuación 3-33 si se emplea el Kriging ordinario. Q siempre se encontrara próximo a 1, por lo cual no sería necesario su empleo (Cressie, 2006).

3.7.- VALIDACIÓN CRUZADA

Los ejemplos anteriores muestran cómo la elección del modelo para un variograma afecta los coeficientes de pesos y las varianzas de Kriging, aunque las predicciones de Kriging sean poco afectadas. Además, considerando aquellos modelos que difieren sustancialmente al incluir la pepita: los umbrales pueden parecer que se ajustan a un variograma experimental igualmente bien, entonces se podría plantear cómo elegir el más adecuado para Kriging. Resulta atractiva entonces utilizar la mínima varianza, pero está alternativa no es recomendable dado que conduce a un falso sentido de seguridad. Más bien, se desea que el modelo conduzca a varianzas que sean correctas, en el sentido de que éstas coinciden con los errores cuadráticos existentes entre las predicciones y los valores verdaderos u observados. Se pueden comparar modelos competidores mediante la predicción de valores con los observados en un conjunto independiente de puntos de muestreo. Es una práctica que desperdiciaría información valiosa, posiblemente muy costosa. La alternativa es realizar las comparaciones mediante validación cruzada.

Asúmase que existen dos o más modelos posibles. Para cada uno de los modelos se deberá proceder como sigue. Se elimina un dato del conjunto y se usa cualquiera de los otros o los circundantes junto a los parámetros del modelo dado para predecir su valor y se calcula su varianza de Kriging. Se regresa dicho dato al conjunto, y se repite el procedimiento para cada uno de los datos remanentes. Las predicciones $\hat{Z}(x_i)$ son comparadas con las observaciones $z(x_i)$, y se pueden calcular los estadísticos a partir de los resultados.

1. Desviación de la media o error medio, ME:

$$ME = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{z(x_i) - \hat{Z}(x_i)\} \quad \text{Ecuación 3-37}$$

Donde N es el número de observaciones, $z(x_i)$ es el valor real, x_i y $\hat{Z}(x_i)$ son los valores predichos;

2. Desviación cuadrática de la media o error medio cuadrático, MSE:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \{z(x_i) - \hat{Z}(x_i)\}^2 \quad \text{Ecuación 3-38}$$

3. Coeficiente desviación media cuadrática, MSDR, calculada a partir de los errores cuadráticos y la varianza de Kriging, $\hat{\sigma}^2(x)$;

$$MSDR = \frac{1}{N} \frac{\sum_{i=1}^N \{z(x_i) - \hat{Z}(x_i)\}^2}{\hat{\sigma}^2(x_i)} \quad \text{Ecuación 3-39}$$

4. Error medio cuadrático normalizado, NMSE, está asociado al segundo momento de la distribución de error, y penaliza los casos con errores grandes en mayor medida que el error medio absoluto.

$$NMSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(\frac{|z(x_i) - \hat{Z}(x_i)|}{z(x_i)} \right)^2$$

Ecuación 3-40

La ME idealmente debería ser 0: Kriging es no sesgado. El valor calculado es un diagnóstico débil debido a que el valor predicho es insensible al cambio del modelo. Es deseable minimizar el MSE en la misma medida que se trata de minimizar la varianza predicha. Se deseará que la MSE sea pequeña, pero éste no es un diagnóstico bueno; dado que no discrimina de una manera tan buena como el MSDR. Idealmente se busca que los errores cuadráticos sean iguales a los correspondientes por la varianza de Kriging, tal que MSDR sea 1. El mejor modelo en este sentido es aquel para el cual el MSDR sea lo más próximo a la unidad.

3.8.- ANÁLISIS ESPACIAL DE PMD CON RECURRENCIA ASOCIADA

En esta sección, se analiza a la Lluvia Máxima Diaria con recurrencia asociada como una variable distribuida en el espacio. Para ello, se trabaja con aquellas recurrencias habitualmente usadas en ingeniería tanto para el proyecto de obras de infraestructura de pequeña y mediana magnitud, así como en planificación territorial, (T=2, 5, 10, 25, 50 y 100 años) y con los parámetros estándar de la estadística descriptiva media y desvío de la serie en logaritmos neperianos.

La Figura 3.9 muestra las actividades realizadas en el análisis espacial que permiten obtener información de las distintas variables analizadas en grillas georeferenciadas de 25 km². El análisis espacial realizado se basa en asumir la aleatoriedad espacial de los distintos procesos por lo que se requiere detección y eliminación de valores atípico, la modelación y predicción espacial de la variable analizada.

A continuación, se describen las distintas actividades realizadas.

3.8.1.- DETECCIÓN Y ELIMINACIÓN DE DATOS ATÍPICOS ESPACIALES

En el Capítulo 2, se analizaron cada una de las variables en forma individual, empleando para ello, técnicas de la estadística descriptiva que incluye la elaboración de gráficos de distribución de frecuencias (histogramas y Box-Plot) y medidas resumen (media, mediana y coeficiente de asimetría) de las variables en análisis.

La Figura 3.11 presenta el análisis inicial sobre la totalidad de las estaciones pluviométricas seleccionadas cuyas series de registros superaron las pruebas estadísticas (957).

Los valores atípicos (outliers), son observaciones con valores que se encuentran fuera del patrón general o distribución del conjunto de los datos muestrales distribuidos en el espacio. La eliminación de éstos, previo al análisis, es fundamental. Éstos pueden ser eliminados fácilmente a través del cálculo de la media (μ) y la desviación estándar (σ) e identificando los valores que se encuentran fuera de la media $\pm 3 \sigma$ para el conjunto de datos de una variable.

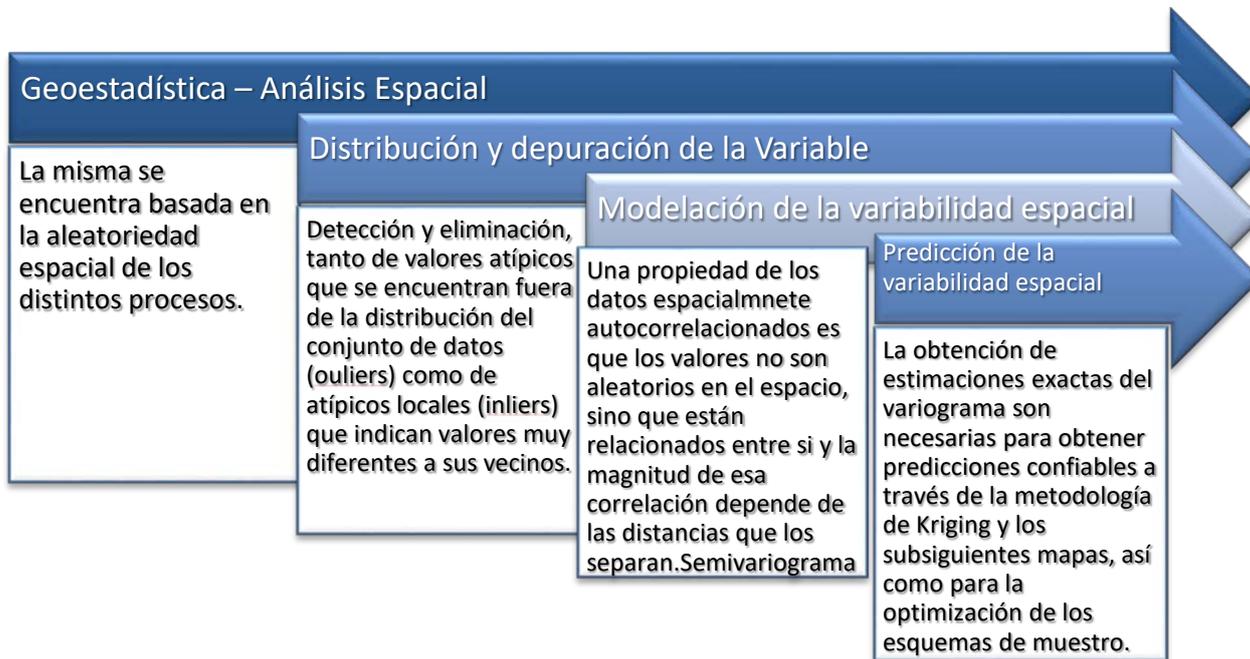


Figura 3.9. Esquema Metodológico para el análisis espacial, mediante el empleo de la geoestadística.

La Figura 3.10 y la Figura 3.11 muestra el análisis sobre la lluvia máxima diaria, para las distintas recurrencias adoptadas considerando la totalidad de las estaciones pluviométricas seleccionadas (957). En todos los casos la media y la mediana son muy próximas entre sí, siendo la diferencia porcentual absoluta entre un 2,0% y un 0,3%, tendiendo a disminuir a medida que aumenta la recurrencia. Los coeficientes de asimetría fueron menores que la unidad, por lo que aquí también es posible asumir una distribución normal.

En lo concerniente a los valores atípicos (Figura 3.10 y Figura 3.11), se aprecia un comportamiento diferenciado entre las recurrencias menores o iguales a 10 años y las superiores, en donde en las primeras la mayoría de los valores atípicos son bajos, mientras que en las segundas tienden a ser superiores, hasta llegar al límite de recurrencia de 100 años en donde todos los valores atípicos se corresponden al intervalo superior.

Lo descrito previamente permite identificar y eliminar los extremos del conjunto de datos que escapan a una determinada distribución, pero no se ocupa de los valores atípicos locales. Estos son datos que difieren significativamente de su vecindario, pero se sitúan dentro del rango general de variación del conjunto de datos.

Para identificarlos se utiliza el índice de autocorrelación espacial local de Moran (IM) (Anselin, 1995). Dado un grupo de datos que pertenecen a diferentes vecindarios, el IM es aplicado a cada dato individualmente y se lo compara respecto a los valores de sus vecinos. De esta manera se obtiene un indicador del grado de similitud o diferencia de cada dato respecto a los valores de sus vecinos.

Para el cálculo del Índice de Moran se utilizan redes de conexión que derivan de una matriz de ponderación espacial binaria (W). Así, valores muy cercanos en el espacio tendrán mayor peso o coeficiente de ponderación. En el presente análisis se estableció una distancia euclidiana de vecindad de 150 km, es decir, se considera puntos vecinos a aquellos contiguos ubicados dentro de este rango predefinido.

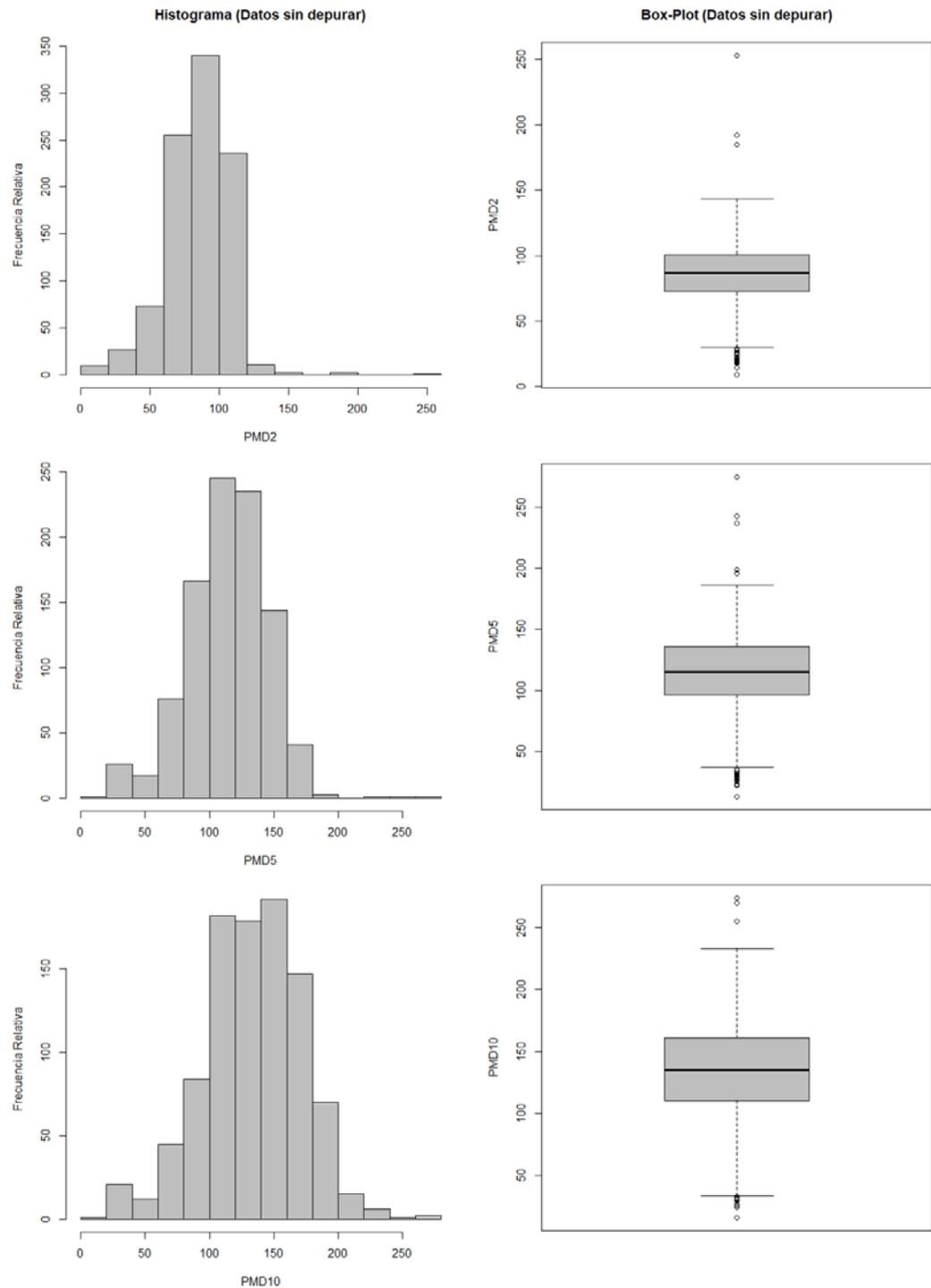


Figura 3.10. Histograma y grafico Box-Plot. PMD de T= 2, 5 y 10 años. 957 Estaciones.

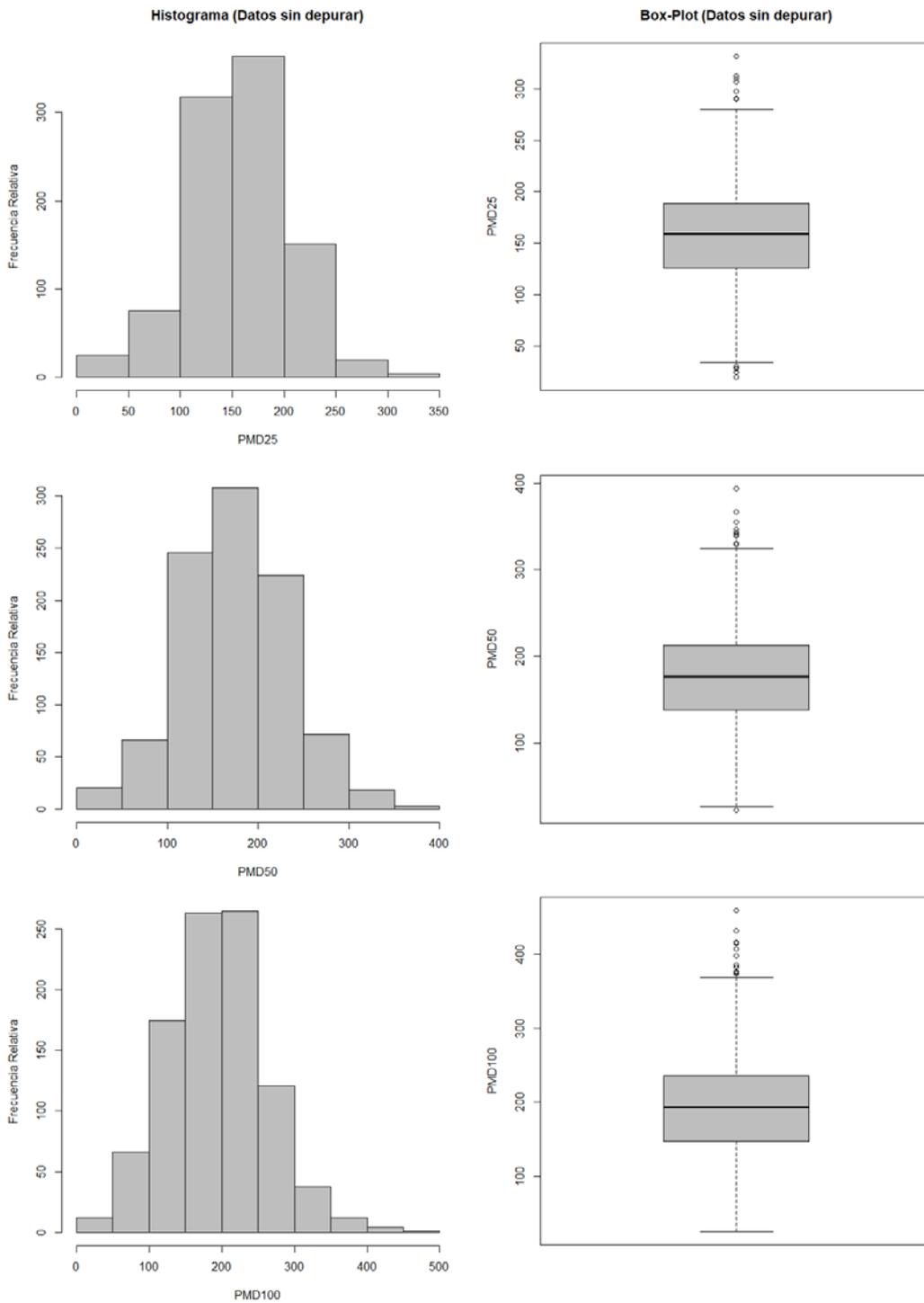


Figura 3.11. Histograma y grafico Box-Plot. PMD de T= 25, 50 y 100 años. 957 Estaciones.

En lo referente a la lámina de lluvia máxima diaria con recurrencia asociada, la Figura 3.12 y la Figura 3.13 evalúan los valores atípicos locales apreciándose una semejanza en el comportamiento de los índices para recurrencias menores a 25 años y otro para aquellas superiores. Anselin (1996) propuso visualizar el IM en un diagrama de dispersión que permite evaluar la similitud de un valor observado respecto a sus observaciones vecinas. El eje horizontal se basa en los valores de las observaciones mientras que el eje vertical representa el desfase espacial de la variable que se está analizando. Adicionalmente, se pueden ajustar y añadir a este diagrama modelos de regresión lineal indicados para cada caso en las figuras presentadas.

El IM se puede estandarizar y su nivel de significación puede ser evaluado basándose en una distribución normal estándar. Los valores positivos del IM se corresponden con agrupamiento espacial de los valores similares (ya sean altos o bajos) (autocorrelación positiva), mientras que un valor de IM negativo indica un agrupamiento de valores diferente (por ejemplo, un sitio con valor bajo de la variable se encuentra rodeado de vecinos con valores altos) (autocorrelación negativa), en la totalidad de los casos analizados el valor de autocorrelación fue positivo para una significancia p -valor $<0,0001$.

Una función aleatoria no posee una descripción matemática en el sentido empleado en una función determinística, por ejemplo, no podemos escribir una ecuación. Sin embargo, esta puede tener “estructura” en donde existe correlación en el espacio, o en el tiempo. Esto significa que valores en diferentes lugares pueden estar relacionados con otro en un sentido estadístico. Intuitivamente, se espera que las características del entorno entre regiones próximas entre sí sean similares, mientras que regiones más separadas entre sí sean más propensas a no ser similares entre sí.

La autocorrelación espacial mide la correlación lineal entre los valores de una variable en una determinada posición con valores de la misma variable en otras posiciones del espacio. Permite evaluar si una variable tiende a asumir valores similares en unidades geográficamente cercanas (Anselin, 2001). Una autocorrelación espacial positiva fuerte significa que los valores de la variable en sitios cercanos geográficamente están altamente relacionados o son muy parecidos entre sí y, consecuentemente, emergen aglomeraciones espaciales de los datos. En otros casos la distribución de la variable de interés puede presentar una autocorrelación débil, o incluso mostrar un patrón de dispersión espacial aleatorio (sin autocorrelación).

Otro índice empleado es el C de Geary. Este índice es similar al IM. Varía típicamente entre 0 y 2. Si el valor de una zona en particular está espacialmente no relacionado con el valor en cualquier zona, entonces el valor del indicador será 1. Por otra parte, C está inversamente relacionado al IM.

La Tabla 3.1, presenta un resumen de parámetros estadísticos de las distintas recurrencias de lámina máxima diaria (PMD) analizadas, es de destacar que en la misma se aprecia la variación de estos, ante la eliminación de los datos atípicos tanto globales como locales, en términos generales se eliminaron entre 70 y 97 estaciones del total de 957 empleadas es decir una reducción entre el 7,3 y 10,1% de la información disponible. Esta reducción de valores atípicos repercutió notoriamente en el rango de registros de cada variable, así como el incremento del IM y respectiva reducción del IC, por lo cual aumentó la autocorrelación espacial luego de la remoción de dichos valores. Otro efecto de este análisis es que la similitud entre los valores de la media y mediana de cada variable se incrementa, así como la aproximación a “0” del coeficiente de asimetría, validando la normalización del fenómeno.

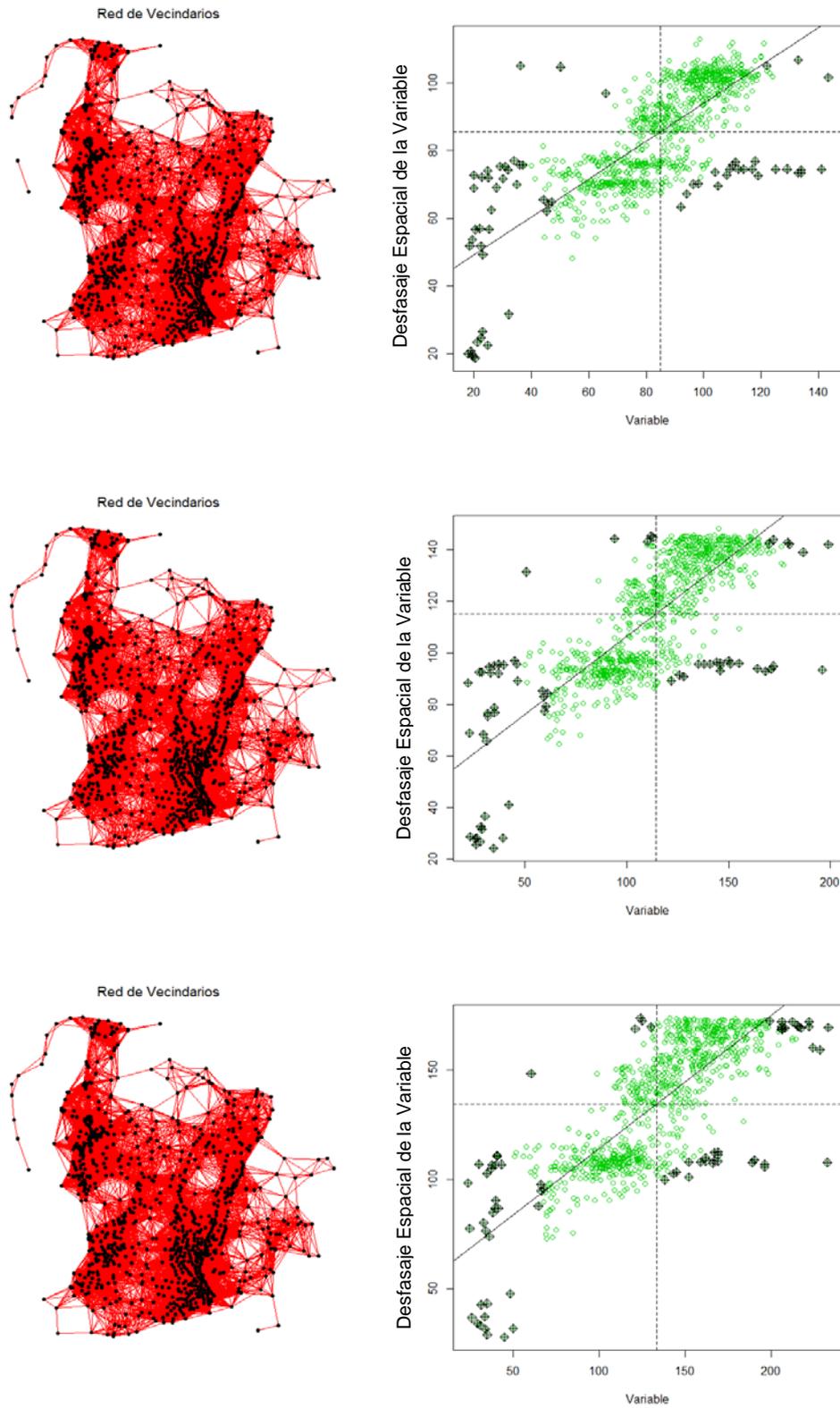


Figura 3.12. Red de vecindarios y grafico de dispersión de Moran, (se consideran datos atípicos locales aquellos marcados en negro) para PMD T= 2, 5 y 10 años.

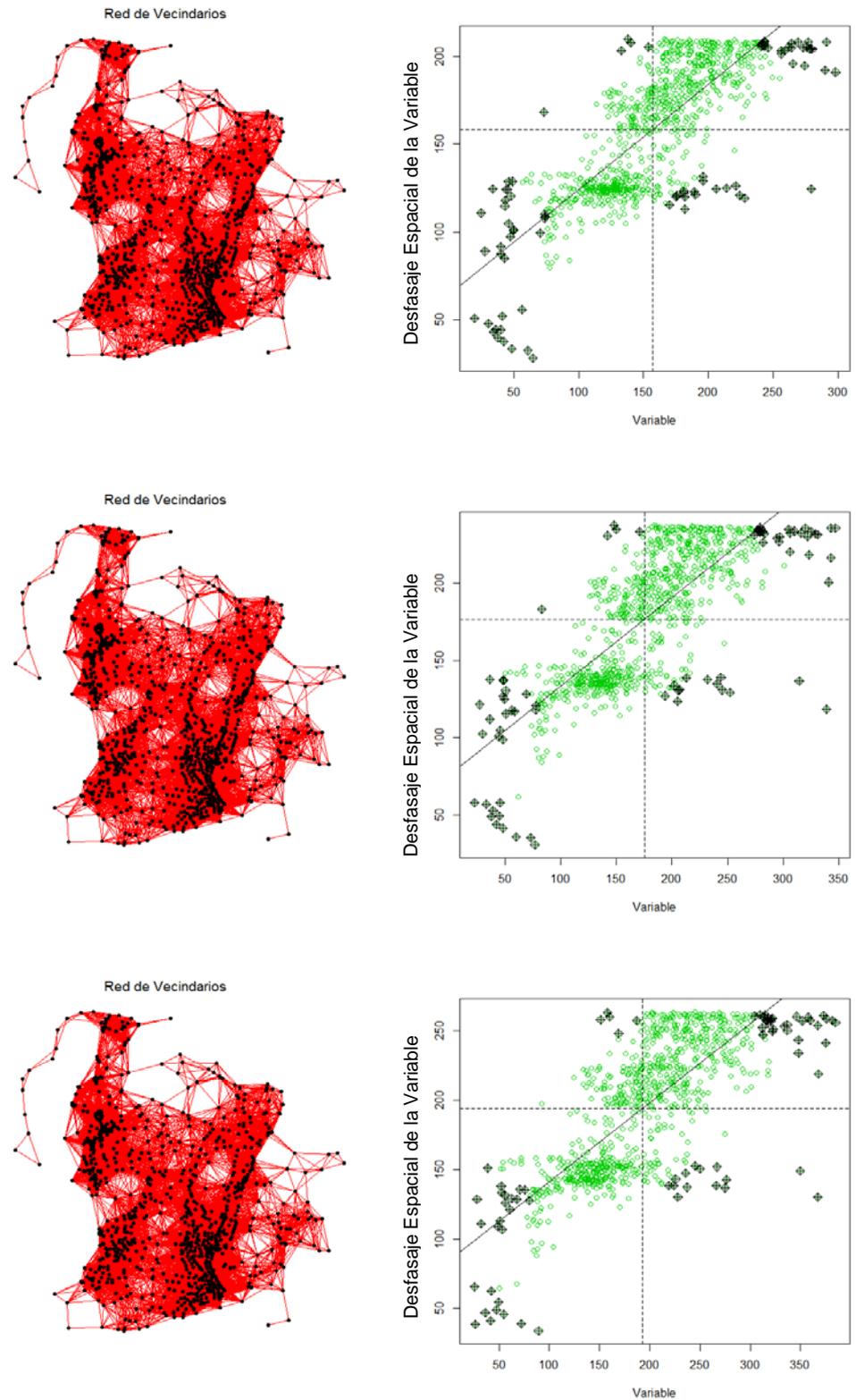


Figura 3.13. Red de vecindarios y gráfico de dispersión de Moran, (se consideran datos atípicos locales aquellos marcados en negro) para PMD T= 25, 50 y 100 años.



Tabla 3.1. Resumen de parámetros estadísticos e Índices de Moran y de Geary, así como comparación con las series obtenidas de la depuración de datos atípicos.

Resumen	PMD2		PMD5		PMD10		PMD25		PMD50		PMD100	
	s/depurar	depurados	s/depurar	depurados	s/depurar	depurados	s/depurar	depurados	s/depurar	depurados	s/depurar	depurados
n	957	883	957	887	957	878	957	861	957	863	957	860
Media	85,26	86,59	114,64	116,23	133,69	134,67	157,91	157,83	176,1	174,64	193,85	190,19
D.E.	22,66	17,54	31,42	25,85	38,4	32,21	48,85	40,44	57,55	47,66	67,11	55,13
Var(n-1)	513,29	307,79	987,11	668,3	1474,27	1037,56	2386,48	1635,05	3312,11	2271,83	4504,03	3038,97
Var(n)	512,75	307,44	986,08	667,55	1472,73	1036,38	2383,99	1633,15	3308,65	2269,2	4499,32	3035,44
Mín	9,06	37,76	13,2	50	16	50,88	19,8	56,75	22,6	50	25,5	50
Máx	253	124	275	177	274	214,03	332	255	394	301	459	318,61
Mediana	87	87,3	115	116	135	135	159	159	176,83	176	193,07	191,89
Asimetría	-0,05	-0,3	-0,22	-0,13	-0,2	-0,08	0,01	-0,03	0,16	-0,02	0,28	-0,03
Kurtosis	4,11	-0,63	1,21	-0,6	0,37	-0,58	0,25	-0,61	0,3	-0,57	0,4	-0,59
IM	0,50	0,65	0,56	0,66	0,59	0,65	0,58	0,64	0,57	0,63	0,56	0,62
p-valor	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
IC	0,49	0,34	0,43	0,34	0,41	0,34	0,42	0,36	0,44	0,38	0,45	0,39
p-valor	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001
O-E	Tendencia Espacial SI SI		Tendencia Espacial SI SI		Tendencia Espacial SI SI		Tendencia Espacial SI SI		Tendencia Espacial SI SI		Tendencia Espacial SI SI	
N-S	NO NO		NO NO		NO NO		NO NO		NO NO		NO NO	
rango	243,94	86,24	261,8	127	258	163,15	312,2	198,25	371,4	251	433,5	268,61
Reduc. Rango	65%		51%		37%		36%		32%		38%	
datos filtrados	74		70		79		96		94		97	
% filtrados	7,7%		7,3%		8,3%		10,0%		9,8%		10,1%	

La detección de tendencias espaciales de la variable es un análisis importante, la forma más sencilla de identificarlas es mediante el graficado de la variable de interés en función de su posición en el espacio, las Figura 3.14 y la Figura 3.15, presentan a modo de ejemplo el análisis realizado, en particular para la recurrencia de lámina de lluvia máxima diaria $T= 50$ años, en el caso de la Figura 3.14, previo a la remoción de datos atípicos mientras que en la Figura 3.15 posterior a su remoción.

Es importante destacar que, en este caso en particular, la influencia de la latitud y longitud, se aprecia en forma previa sobre la primera, situación que se mantiene luego de la remoción, se destaca que a medida que aumenta la recurrencia esta tendencia disminuye, probablemente debido a que valores extremos tienden a un límite superior homogéneo en el espacio. En lo referente a la altitud (Figura 3.16), esta no aparenta influencia alguna, o en su defecto muy débil, pero este análisis se encontrará sesgado por la falta de cantidad de estaciones por encima de los 1000 m snm.

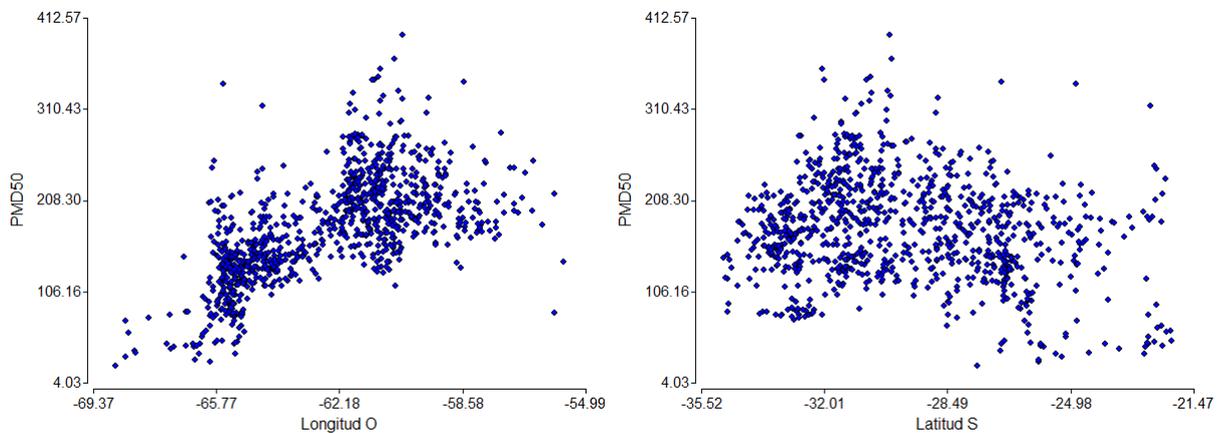


Figura 3.14. Gráficos de la PMD $T = 50$ años, en función de la latitud y longitud. Previo a la depuración de datos atípicos.

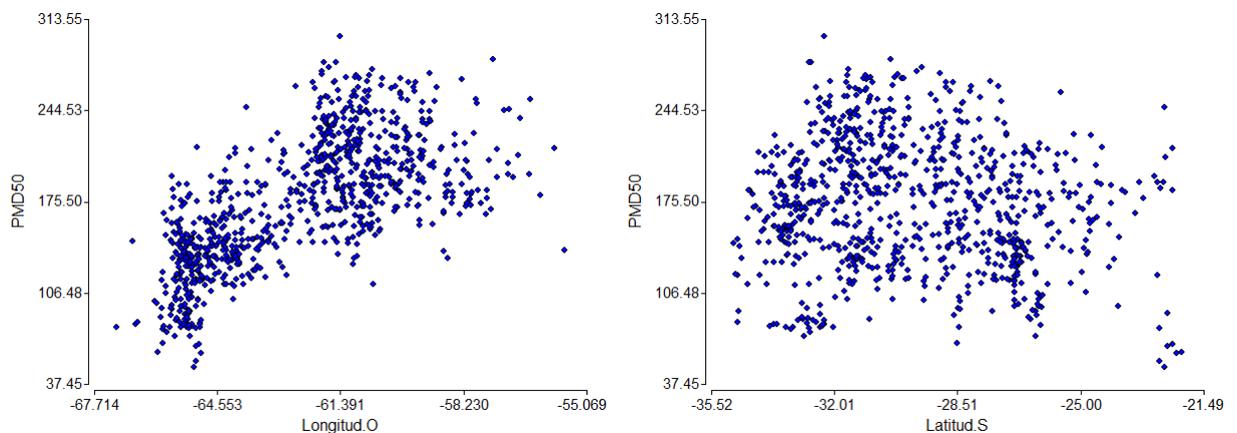


Figura 3.15. Gráficos de la PMD $T= 50$ años en función de la latitud y longitud luego de la depuración de datos atípicos.

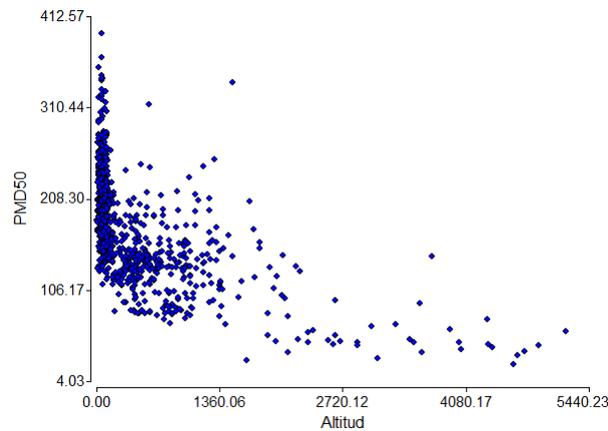


Figura 3.16. Gráfico de la PMD T = 50 años, en función de la altitud. Previo a la depuración de datos atípicos.

Como síntesis, la Figura 3.17 presenta el emplazamiento de las estaciones que superaron el análisis de distribución espacial de variables las láminas de lluvia máxima diaria presentaron un comportamiento similar, arrojando datos atípicos principalmente en la región cordillerana y en aquellas estaciones por encima de los 3000 m snm, por lo cual todos los análisis geoestadísticos subsiguientes en la presente tesis respetaran dicha cota como límite superior de validez de los resultados obtenidos.

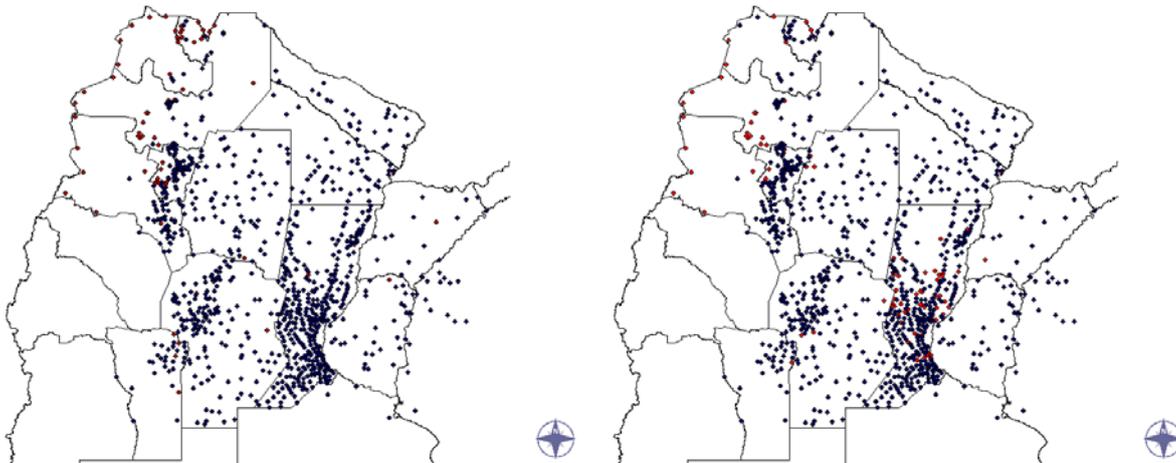


Figura 3.17. Distribución espacial de las estaciones empleadas, en azul aquellas que superaron el análisis de distribución espacial de la variable (PMD T= 2 años, PMD T= 100 años).

3.8.2.- MODELADO DEL VARIOGRAMA

El variograma experimental consiste en semivarianzas en un conjunto finito de desfases espaciales discretos de la variable. Como las semivarianzas son estimadas basándose en la muestra; tienen un error que a su vez varía de estimación en estimación. Además, la función subyacente es continua. El siguiente paso en la variografía es ajustar una curva o superficie sobre los valores experimentales, tal que permita describir las principales características de la secuencia al ignorar la fluctuación errática causada por el efecto del punto a punto.

En este trabajo se procede al ajuste del semivariograma sobre cada una de las variables de interés mediante el empleo del método de mínimos cuadrados ponderados (WLS), para tres funciones, a saber; Exponencial, Esférica y Gaussiana considerando la existencia o no de tendencia, y contemplando, para la primera de estas alternativas, ajustes de primer y segundo orden, es decir por cada variable se ajustaron 9 variogramas en total, seleccionando aquel de mejor ajuste por inspección y en base al Criterio de Información de Akaike (AIC por Akaike Information Criterion), luego de la remoción de los datos atípicos descriptos en el apartado precedente.

La selección del modelo de semivariograma depende del objetivo buscado, si el objetivo del trabajo es comparar los parámetros de semivariogramas entre distintas variables o cambios en el semivariograma con el tiempo o en el espacio, la utilización de modelos diferentes resulta poco útil. Es necesario considerar que, por ejemplo, los rangos del modelo esférico y el exponencial no son directamente comparables. El modelo esférico es el único que posee un umbral (sill por su traducción al inglés) verdadero, ya que tanto el modelo exponencial como el gaussiano alcanzan un umbral de forma asintótica, o lo que es lo mismo, no lo alcanzan nunca. Estos tres modelos se conocen como modelos transicionales porque en ellos se puede estimar el umbral, sea verdadero o no. El modelo lineal no posee un umbral, por lo que no es un modelo transicional.

Los rangos (la distancia a la que se alcanza el umbral) no son, por lo anteriormente expuesto, directamente equivalentes entre modelos. En este caso lo correcto es seleccionar, cuando sea posible, un único modelo con motivo de comparar semivariogramas. El modelo esférico es el más usado, porque tiene un umbral real. En segundo lugar, el exponencial sobre el gaussiano, porque, aunque este último refleja muy bien la continuidad espacial, la interpolación de puntos basada en este modelo es muy exigente con respecto a los valores de entrada, produciendo frecuentemente representaciones graficas alejadas de la realidad. Por último, el modelo lineal es usado para reflejar una pobre estructura espacial, o una estructura cuya dimensión supera el área de estudio.

Si los modelos ajustados tienen el mismo número de parámetros y parecen ajustar bien entonces, se debe seleccionar aquel que posea los residuos cuadráticos más pequeños o la menor media cuadrática, criterio aquí empleado, pero considerando que, al ajustar modelos más complejos, para asegurar la parsimonia en el ajuste se empleó además el criterio AIC.

3.8.2.a.- Homogeneidad

El empleo de técnicas geoestadísticas requiere la asunción de homogeneidad de segundo orden, es decir, al menos la varianza debe ser igual en las diferentes zonas del área de estudio. La falta de homogeneidad puede deberse bien a la existencia de anomalías en el espacio, o bien a la existencia de una tendencia o gradiente espacial cuya dimensión es mayor que el área de estudio.

La exigencia de homogeneidad puede ser un problema a la hora de la interpolación de puntos en el espacio pero no justifica el abandono de la geoestadística a favor de otras técnicas de interpolación, ya que estas son igualmente sensibles a la falta de homogeneidad (Isaaks & Srivastava, 1989).

Existen varias formas de evitar que la no homogeneidad de los datos afecte a la estimación de los puntos. Puede que esta falta de homogeneidad se deba a la existencia detectable de dos poblaciones dentro del mismo espacio de muestreo. En este caso, lo

más conveniente es dividir el espacio en estas dos poblaciones, realizar semivariogramas e interpolaciones para cada una de ellas para posteriormente unir el resultado en un único mapa. Otra aproximación al problema es restringir el radio de búsqueda de vecinos que ayuden a interpolar un valor en una zona no muestreada. Esta aproximación se basa en que en la mayoría de los casos la homogeneidad es “global” pero no se encuentra la homogeneidad “local” con lo que restringiendo el uso de vecinos a distancias convenientemente cortas puede llevar a estimaciones robustas de la variable en el espacio.

Por último, si la homogeneidad está provocada por una tendencia espacial más que por la existencia de dos poblaciones, se puede eliminar dicha tendencia y realizar el semivariograma solo con los residuales. Hay que tener en cuenta que una tendencia espacial puede enmascarar la heterogeneidad local del área de estudio. Es esta heterogeneidad local en la que normalmente se centra el interés. Si se conoce el origen de esta tendencia y se puede modelar, tan solo hay que sustraer a los datos espaciales de dicha tendencia, interpolar puntos usando el semivariograma de los residuos y añadir la tendencia al resultado final. También se puede explorar la tendencia a partir de los propios datos mediante la sustracción de polinomios de primer y segundo grado, lo que fue aquí evaluado.

Bajo estos lineamientos, la Tabla 3.2, presenta las distintas funciones ajustadas y sus respectivos parámetros de ajuste a la lámina de lluvia máxima diaria de recurrencia 50 años, así como los respectivos criterios de comparación, por su parte la Figura 3.18 presenta los distintos ajustes realizados sobre los semivariogramas teóricos, contemplando la existencia de tendencia espacial así como su remoción, al igual que los momentos de primer orden, y los de segundo orden sobre la variable tomada como ejemplo PMD T = 50 años.

Tabla 3.2. Distintas funciones de semivariograma ajustados, PMD T = 50 años (T 1°: Momentos de primer orden; T 2°: Momentos de segundo orden; SCE: Suma del cuadrado del error; Desviación de la media o error medio AIC: Akaike)

Modelo	Umbral [mm ²]	Rango [m]	Pepita [mm ²]	SCE [mm ²]	AIC
Exponencial	9753,52	1905131,51	395,77	0,03	-44,40
Exponencial (T 1°)	966,20	109390,75	320,37	0,0048	-74,13
Exponencial (T 2°)	699,93	49651,10	242,61	0,01	-70,28
Esférica	3058,39	928247,42	399,57	0,03	-45,32
Esférica (T 1°)	830,58	250249,20	403,74	0,01	-61,70
Esférica (T 2°)	553,78	140320,19	377,02	0,01	-68,25
Gaussiana	1939,70	255840,73	533,83	0,08	-31,48
Gaussiana (T 1°)	702,36	99288,15	480,91	0,02	-50,97
Gaussiana (T 2°)	430,19	73836,53	491,06	0,01	-62,92

La Tabla 3.3 presenta un resumen de los distintos semivariogramas obtenidos para cada una de las recurrencias analizadas para la PMD, tal como se destacó en párrafos precedentes se presenta un rasgo de tendencia espacial local en función de la latitud, en tal sentido sobre ellas se consideró esta tendencia a través del empleo de polinomios de 1° y 2° orden, siendo las que ofrecieron mejor ajuste en base al Criterio de Información Akaike y Error Medio Cuadrático aquellas de 1° Orden, prevaleciendo un modelo exponencial sobre el resto.

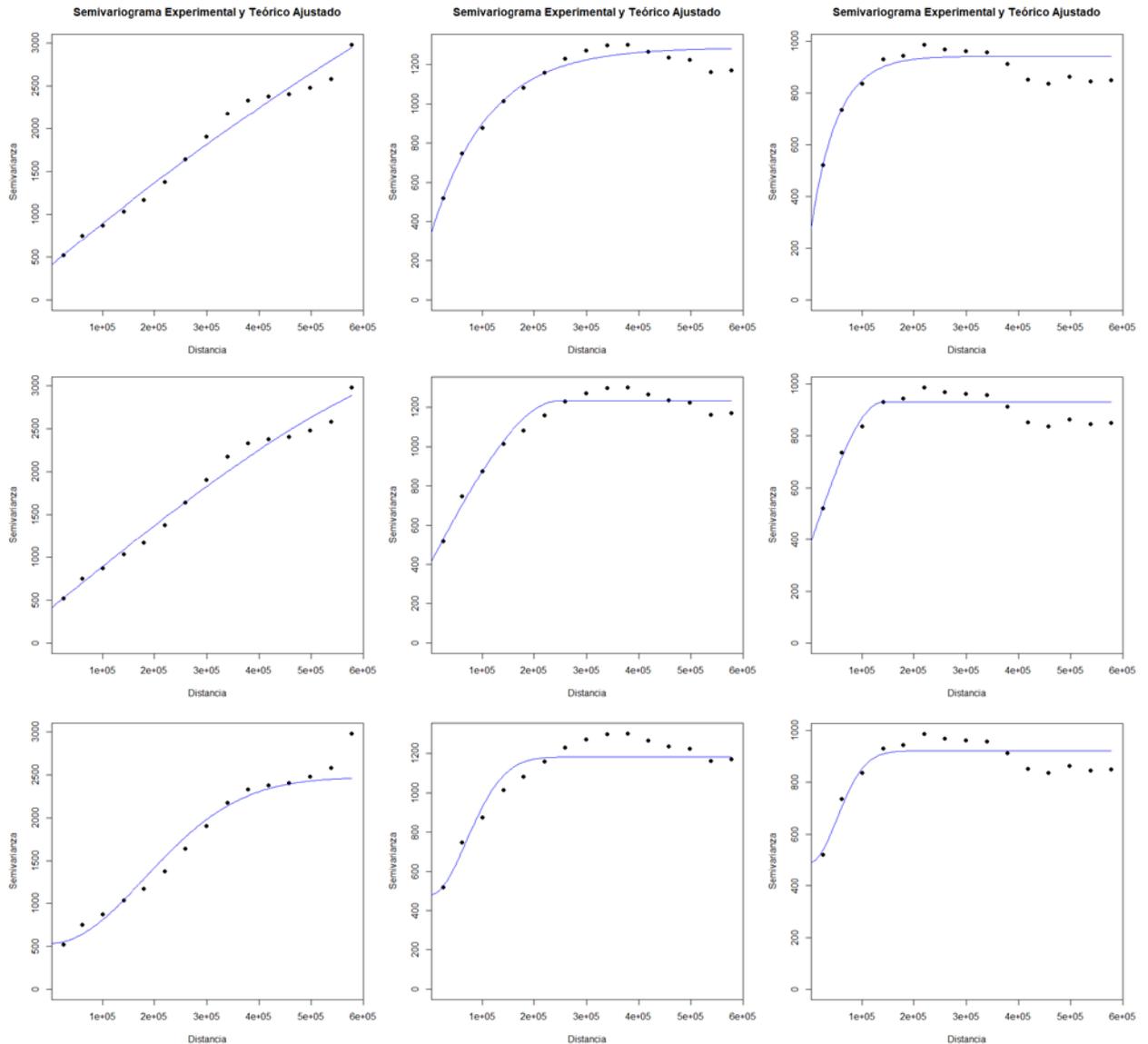


Figura 3.18. Semivariogramas Experimental y Teóricos Ajustados (Lineal, 1° Orden y 2° Orden) de arriba hacia abajo Exponencial, Esférico y Gaussiano.

Tabla 3.3. Resumen de variables y ajustes de semivariogramas seleccionados, así como de sus parámetros (T1°: Tendencia en momentos de primer orden; SCE: suma del cuadrado del error; Desviación de la media o error medio; AIC: Akaike)

Variables	Modelo	Umbral [mm ²]	Rango [m]	Pepita [mm ²]	SCE [mm ²]	AIC
PMD2	Exponencial (T 1°)	102,66	82703,19	35,35	0,00017	-123,78
PMD5	Exponencial (T 1°)	266,37	95731,40	79,52	0,0016	-90,96
PMD10	Exponencial (T 1°)	412,66	100879,25	129,60	0,0024	-84,20
PMD25	Exponencial (T 1°)	690,67	110716,08	217,29	0,0043	-75,59
PMD50	Exponencial (T 1°)	966,20	109390,75	320,37	0,0048	-74,13
PMD100	Exponencial (T 1°)	1313,47	117296,74	456,07	0,01	-71,96

3.8.3.- PREDICCIÓN DE LA VARIABILIDAD ESPACIAL DE LA PMD

La técnica de interpolación utilizada en geoestadística es la de Kriging, su fortaleza estriba en el conocimiento del comportamiento de la variable en el espacio. Así, la forma del semivariograma indica la capacidad predictora que tiene cada punto en función de la distancia que lo separa de otro punto, en el presente trabajo el criterio adoptado fue una distancia euclidiana equivalente a 150 km. Los puntos más allá del rango, es decir cuando el semivariograma se vuelve plano, tienen la mínima capacidad predictora.

A la hora de realizar un Kriging hay que suministrar los parámetros del semivariograma además de decidir la estrategia adecuada para la selección de puntos para la interpolación. Si el número de valores en el espacio es suficiente, disminuir el radio de búsqueda de puntos puede ser la mejor estrategia, ya que evita problemas de homogeneidad, aunque hay que procurar que el radio de búsqueda no sea inferior al rango, ya que no se utilizaría toda la información que proporciona el semivariograma.

Otra decisión a tomar es el tipo de interpolación: puntual o por bloques. Mientras que la interpolación puntual es la que estima el valor de la variable en un punto del espacio, en la interpolación por bloques esta estimación se corresponde con la media de un área predeterminada que rodea a ese punto.

En la mayoría de los casos, la interpolación por bloques (que produce un “suavizado” de las estimaciones) correlaciona mejor con los valores verdaderos, siendo generalmente más exacta que la interpolación puntual (Isaaks & Srivastava, 1989).

El resultado final del Kriging es un mapa con los valores interpolados de las variables. Sin embargo, a diferencia de otras técnicas, la geoestadística permite que cada interpolación lleve asociado un grado de incertidumbre que puede ser representado en el espacio (en forma de varianza o desviación estándar). Por lo tanto, a cada punto del espacio interpolado se le puede asociar una distribución teórica, lo que además permite la posibilidad de realizar simulaciones probabilísticas, representando el resultado del Kriging como la probabilidad de que la variable alcance un determinado valor.

Se optó por desestimar el suavizado proporcionando por un Kriging por bloques, dado el interés de mantener las características provenientes de las estaciones pluviométricas disponibles, por tal motivo se conservó el valor puntual, la Figura 3.19 permite apreciar a la izquierda la predicción de la variable analizada, en este caso la PMD con recurrencia 50 años, mientras que a la derecha la varianza de la misma, se pueden apreciar las características locales de la variable, así como la baja incertidumbre generada en la estimación, salvo en las zonas de borde (sur-oeste del área analizada), si se lo considera como desvío estándar la mayoría de las incertidumbres rondan entre los 20 mm a 35 mm en una estimación del orden entre los 100 a 200 mm de PMD.

3.8.4.- VALIDACIÓN CRUZADA

Existe una forma de comprobar el efecto de todas las decisiones tomadas en los métodos de estimación de la variable en el espacio. El método se conoce como validación cruzada y consiste en eliminar un valor de la variable, calcular el semivariograma correspondiente y estimar el valor eliminado a partir de dicho semivariograma. Si esto lo hacemos uno por uno con todos los valores de las variables, finalmente podremos representar todos los valores interpolados frente a sus valores observados.

La Tabla 3.4 presenta los resultados de la validación cruzada realizada sobre todas las variables, mientras que Figura 3.20, presenta un ejemplo de una de ellas más precisamente la PMD T = 50 años, dejando el resto para su visualización en el anexo digital de la presente tesis doctoral.

El beneficio real de una validación cruzada es el de obtener una señal de aviso. El estudio de los resultados de la validación cruzada debe concentrarse en los aspectos negativos, es decir, los errores muy abultados o áreas con evidente sobre o subestimación. No se deben utilizar los residuales de la validación cruzada para la mejora automática del modelo de variograma, ya que podría llevar a un modelo “mejorado” que produzca peores resultados. En todos los casos los modelos seleccionados explicaron entre el 80 y 85% de la muestra.

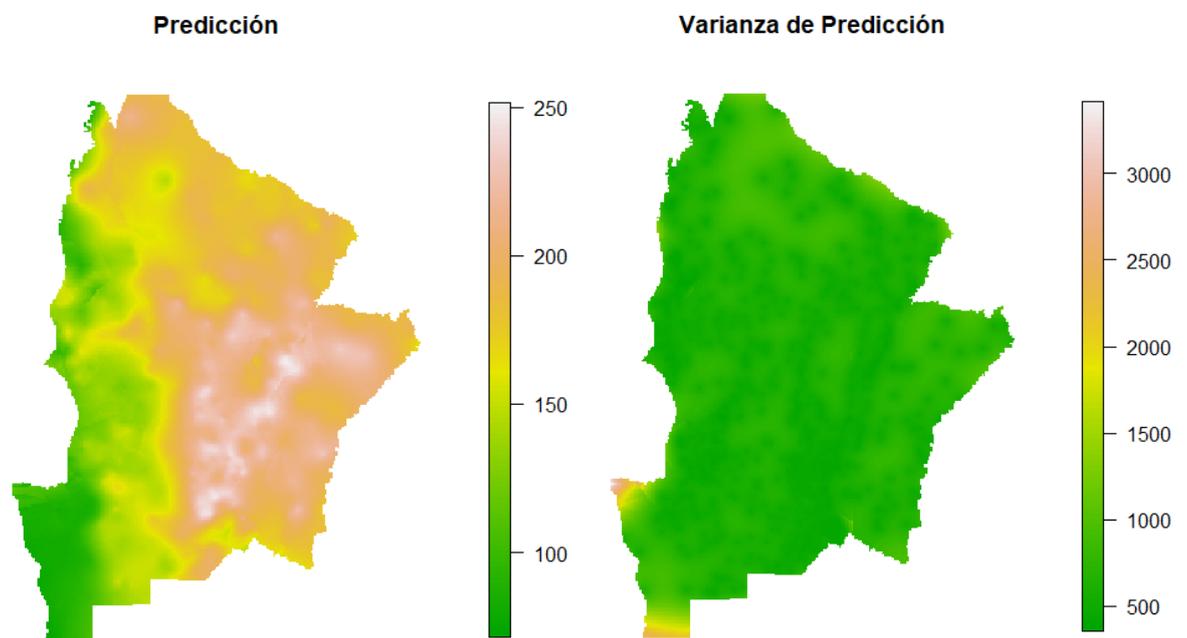


Figura 3.19. Predicción PMD T 50 años, semivariograma Exponencial (Momento 1° Orden), izquierda: predicción; derecha: varianza de la predicción.

Tabla 3.4. Parámetros de Estimación basados en la validación cruzada en todos los casos considerando tendencia en momento de 1° orden.

Variable	Modelo	ME	MSE	MSDR	NMSE	Pearson	p-valor
PMD2	Exponencial	2,00E-02	7,71E+01	8,78	1,13	0,87	<0,0001
PMD5	Exponencial	0,06	163,81	12,8	1,11	0,87	<0,0001
PMD10	Exponencial	-0,06	268,17	16,38	1,14	0,86	<0,0001
PMD25	Exponencial	0,23	450,12	21,22	1,17	0,85	<0,0001
PMD50	Exponencial	0,29	675,41	25,99	1,20	0,84	<0,0001
PMD100	Exponencial	-0,02	936,74	30,61	1,22	0,83	<0,0001

ME: Error Medio [mm²].

MSE: Error Medio Cuadrático [mm²]

MSDR: Coeficiente de Desviación Media Cuadrática

NMSE: Error Medio Cuadrático Normalizado [mm²]

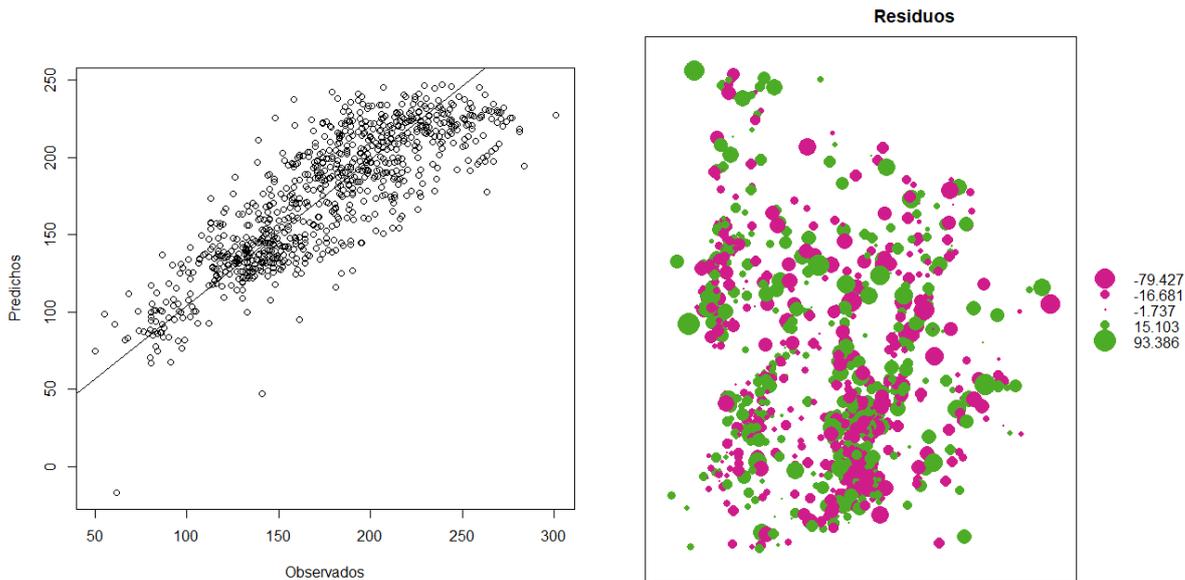


Figura 3.20. Validación cruzada del método de Kriging PMD T 50 años. Los residuos indicados se condicen en la posición geográfica de las estaciones empleadas.

3.9.- ANÁLISIS ESPACIAL DEL VALOR LIMITE ESTIMADO PMP

Continuando la metodología propuesta para la PMD, descrita en el apartado precedente y considerando que el Valor Límite Estimado (VLE) correspondiente a la Precipitación Máxima Probable (PMP), responde como una variable distribuida en el espacio. Con objeto de la obtención de grillas georeferenciadas de dicha variable, adoptando como tamaño de estas 25 km², en base al criterio de homogeneidad de la variable precipitación, básicamente se verifica en primera medida la aleatoriedad del proceso analizado, la detección y eliminación de valores atípicos tanto locales como externos, la modelación de la variable estudiada y su posterior predicción espacial, además se analizara espacialmente la metodología propuesta para la estimación de los factores de frecuencia.

3.9.1.- DISTRIBUCIÓN DE LA VARIABLE Y ELIMINACIÓN DE DATOS ATÍPICOS

La Figura 3.21, presenta el análisis inicial sobre la totalidad de las estaciones pluviométricas seleccionadas, sobre las cuales se determinó la PMP, tanto con la envolvente proveniente de la metodología de Hershfield (alternativa 2), como la propuesta por el método “sintético”, seleccionadas y que superaron los análisis estadísticos (1008). Solo se presentan los resultados sobre la estimación de 1 (un) día, dado que la estimación de 24 horas surge de la aplicación de un coeficiente regional (1,076) el cual no modifica los resultados de este análisis al aplicarse por igual a todas las estaciones.

Analizando el histograma de frecuencia, para las PMP estimadas con ambas metodologías, en el primero de los casos la media y la mediana son muy próximas entre sí, siendo la diferencia porcentual absoluta de solo un 2,5 %, mientras que la misma comparación para la metodología “sintética” alcanza un 12,3 %. Con coeficientes de asimetría menor que la unidad (0,45) en la metodología original (alterativa 2), y mayor a la unidad (1,75) para la metodología “sintética”, considerándose en ambos casos que es posible asumir una distribución normal.

Al observar los valores atípicos (outliers), es de destacar en los gráficos Box-Plot, que en el caso de la alternativa 2 (Figura 3.21 superior derecha) los mismos presentan valores atípicos en ambos extremos, es decir, tanto por encima como por debajo, aunque en el caso de la metodología “sintética”, todos los valores de datos atípicos son superiores a los del intervalo considerado (Figura 3.21 inferior derecha). Lo descripto previamente permite identificar y eliminar los extremos del conjunto de datos que escapan a una determinada distribución, pero no se ocupa de los valores atípicos locales. Estos son datos que difieren significativamente de su vecindario, pero se sitúan dentro del rango general de variación del conjunto de datos.

Para identificarlos se utilizó idéntica metodología a la presentada previamente, mediante el empleo del índice de autocorrelación espacial local de Moran (IM) (Anselin, 1995). Utilizándose redes de conexión que derivan de una matriz de ponderación espacial binaria (W). Así, valores muy cercanos en el espacio tendrán mayor peso o coeficiente de ponderación, en el presente análisis se estableció una distancia euclidiana de vecindad de 150 km, es decir, se considera puntos vecinos a aquellos contiguos ubicados dentro de este rango predefinido.

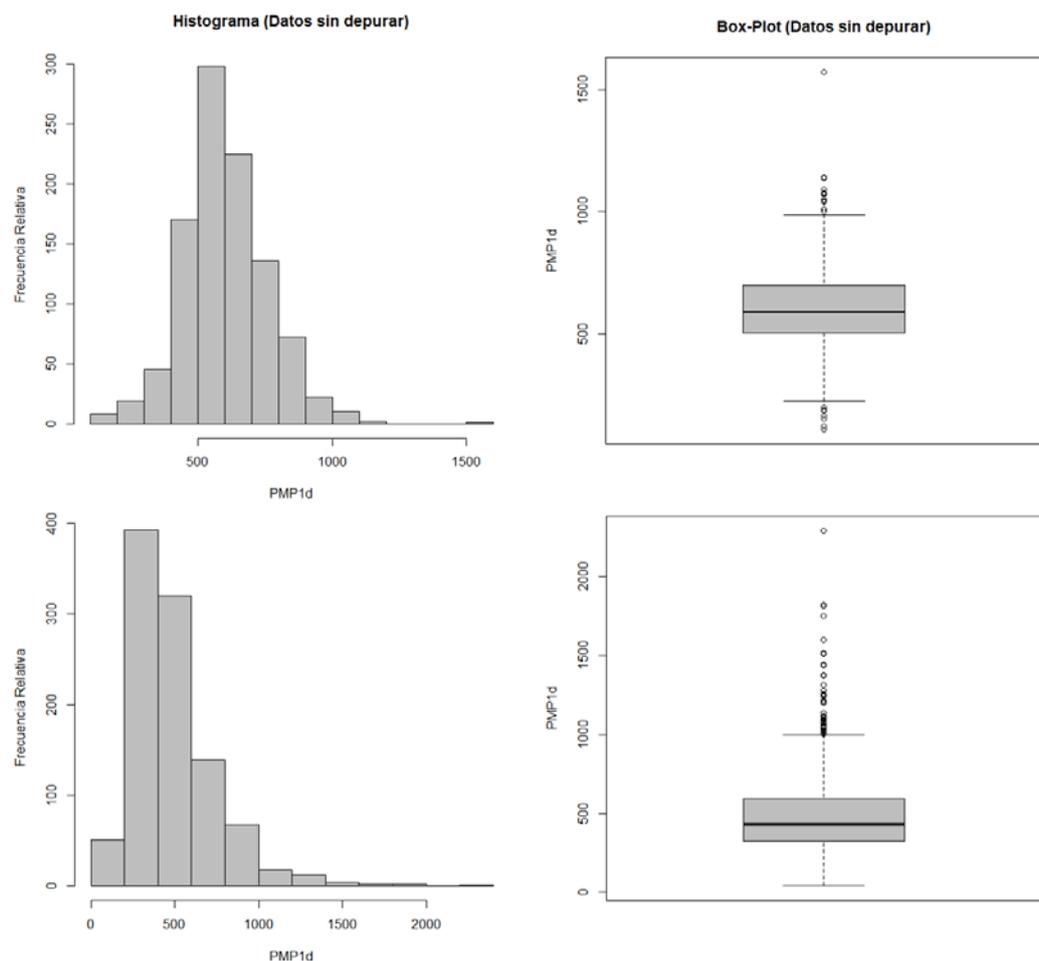


Figura 3.21. Histogramas y grafico Box-Plot PMP 1 día alternativa 2 (superior) PMP 1 día “sintética” (inferior), sin depurar, 1008 estaciones.

La Figura 3.22, permite apreciar la evaluación tanto en la conformación de la red de vecindarios así como el gráfico de dispersión del índice de Moran (IM), para los valores de PMP de 1 día, estimados con ambas metodologías. En lo referente a la precipitación máxima probable estimada en base a la alternativa 2, la evaluación de los valores atípicos locales indicaría una mayor concentración de valores correlacionados en el espacio (Figura 3.22 superior derecha), a diferencia de la metodología “sintética” que tendría una tendencia de mayor dispersión en el espacio similar a la observada (considerando la diferencia de magnitud) en el análisis efectuado sobre la Precipitación Máxima Diaria con recurrencia asociada.

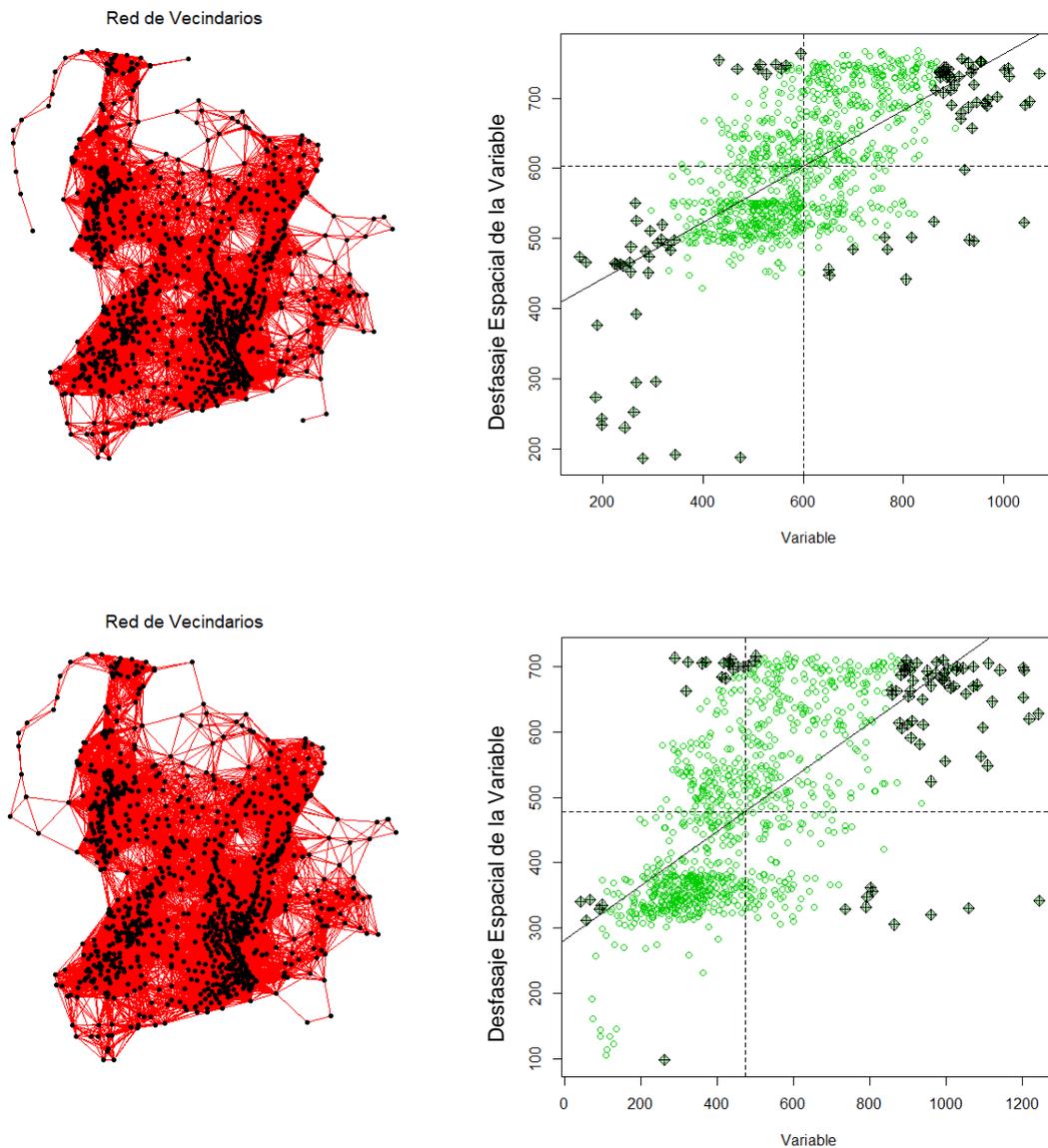


Figura 3.22. Red de vecindarios y gráfico de dispersión de Moran, (se consideran datos atípicos locales aquellos marcados en negro) para la PMP 1 día alternativa 2 (superior) PMP 1 día “sintética” (inferior)

La Tabla 3.5, presenta un resumen de parámetros estadísticos de la Precipitación Máxima Probable estimada mediante las dos metodologías descritas además de la adecuación de acuerdo a la duración (PMP 24 horas). Al igual que en los casos tratados al analizar la Precipitación Máxima Diaria con recurrencia asociada, se destaca que ante la eliminación de los datos atípicos tanto globales como locales, repercute notoriamente en el rango de registros de cada variable, así como el incremento del IM y la respectiva reducción del IC. Se eliminaron 132 y 126 estaciones tanto para la metodología de Hershfield como en la Sintética del total de 1008 empleadas, es decir una reducción entre el 13,1 y 12,5 % de la información disponible respectivamente.

Esta reducción de valores atípicos aumentó la autocorrelación espacial, sobre todo en lo concerniente a la metodología sintética de determinación de la envolvente del Φ_{PMP} . Otro efecto de este análisis es que la similitud entre los valores de la media y mediana de cada variable se incrementa, así como la aproximación a “0” del coeficiente de asimetría, validando la normalización del fenómeno.

Tabla 3.5. Resumen de parámetros estadísticos e Índices de Moran y de Geary, así como comparación con las series obtenidas de la depuración de datos atípicos, para la PMP de 1 día y 24 horas determinadas de acuerdo a la metodología de Hershfield y Sintética.

Resumen	PMP 1día (Hershfield)		PMP 24h (Hershfield)		PMP 1día (Sintética)		PMP 24h (Sintética)	
	S/dep.	Dep.	s/dep.	Dep.	s/dep.	Dep.	s/dep.	Dep.
n	1008	876	1008	876	1008	882	1008	882
Media	603,3	595,8	649,1	641,0	488,84	440,59	525,9	473,99
D.E.	156,74	119,1	168,6	128,1	252	172,77	271,1	185,87
Var(n-1)	24568,7	14183,9	28434,8	16415,9	63503,5	29849,7	73496,2	34546,7
Var(n)	24544,4	14167,7	28406,6	16397,1	63440,5	29815,8	73423,3	34507,5
Mín	109,0	296,8	117,2	319,3	41,0	72,4	44,1	77,9
Máx	1571,9	904,5	1691,0	973,1	2293,6	934,6	2467,5	1005,4
Mediana	588,3	586,1	632,9	630,5	429,2	411,9	461,8	443,1
Asimetría	0,45	0,22	0,45	0,22	1,73	0,46	1,73	0,46
Kurtosis	1,72	-0,54	1,72	-0,54	5,6	-0,35	5,6	-0,35
IM	0,38	0,46	0,38	0,46	0,37	0,51	0,37	0,51
p-valor	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001	0,001
IC	0,62	0,54	0,62	0,54	0,64	0,49	0,64	0,49
p-valor	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001	<0,0001
O-E	Tendencia Espacial Parcial		Tendencia Espacial Parcial		Tendencia Espacial		Tendencia Espacial	
N-S	NO	NO	NO	NO	NO	SI	NO	SI
rango	1462,9	607,7	1573,8	653,7	2252,6	862,1	2423,4	927,5
Red. Rango datos filtrados	58%		58%		62%		62%	
	132		132		126		126	
% filtrados	13,1%		13,1%		12,5%		12,5%	

3.9.2.- MODELADO DEL VARIOGRAMA

Se procedió al ajuste del semivariograma sobre cada una de las variables de interés mediante el empleo del método de mínimos cuadrados ponderados (WLS), de tres funciones, a saber; Exponencial, Esférica y Gaussiana considerando tanto la existencia de tendencias como su falta y contemplando, para la primera de estas alternativas, ajustes de primer y segundo orden, es decir por cada variable se ajustaron 9 variogramas, seleccionando aquel de mejor ajuste por AIC, luego de la remoción de los datos atípicos descriptos en el apartado precedente.

3.9.2.a.- Homogeneidad

La Tabla 3.6 presenta un resumen de los distintos semivariogramas obtenidos para cada una de las variables analizadas, al igual que con el análisis de Precipitaciones Medias Diarias, se aprecia un rasgo de tendencia espacial local en función de la latitud, en tal sentido sobre ellas se consideró esta tendencia a través del empleo de polinomios de 1° y 2° orden, siendo las que ofrecieron mejor ajuste en base al Criterio de Akaike y Suma de Cuadrados del Error aquellas de 1° Orden, prevaleciendo a diferencia de las PMD analizadas previamente, el modelo esférico sobre el resto.

Tabla 3.6. Resumen de variables y ajustes de semivariogramas seleccionados, así como de sus parámetros (Hers.: Hershfiel; Sint.: Sintética; SCE: Suma del cuadrado del error; AIC: Criterio Información Akaike)

	Modelo	Umbral [mm ²]	Rango [m]	Pepita [mm ²]	SCE [mm ²]	AIC
PMP1d (Hers.)	Esférico (T 1°)	6944,13	399803,09	5627,58	0,49	-4,74
PMP 24h (Hers.)	Esférico (T 1°)	6944,23	399819,67	5627,61	0,49	-4,74
PMP 1d (Sint.)	Esférico (T 1°)	13634,65	352632,80	8511,54	1,24	9,22
PMP 24h (Sint.)	Esférico (T 1°)	15780,16	352633,32	9850,9	1,66	13,61

La Tabla 3.7, por su parte presenta las distintas funciones ajustadas y sus respectivos parámetros correspondientes a la PMP de un día obtenidas mediante el empleo de la técnica "sintética", así como los respectivos parámetros de comparación, en donde se aprecia la clara ventaja del modelo de semivariograma esférico de 1° orden.

Tabla 3.7. Distintas funciones de semivariograma ajustados, PMP 1 día (sintética) (T 1: Momentos de primer orden; T 2: Momentos de segundo orden SCE: Suma del cuadrado del error; AIC: Akaike)

Modelo	Umbral [mm ²]	Rango [m]	Pepita [mm ²]	SCE [mm ²]	AIC
Exponencial	48525,50	643401,43	7913,90	8,79	38,60
Exponencial (T 1°)	15983,15	176052,80	7668,28	2,98	22,38
Exponencial (T 2°)	10141,28	100428,22	7587,94	2,55	20,02
Esférica	27566,91	620698,00	8134,3	5,68	32,06
Esférica (T 1°)	13634,65	352632,80	8511,54	1,24	9,22
Esférica (T 2°)	8757,79	256413,13	8736,73	2,19	17,76
Gaussiana	23732,46	251230,12	10094,83	5,74	32,21
Gaussiana (T 1°)	11737,74	148042,97	9796,08	3,98	26,72
Gaussiana (T 2°)	7440,91	105727,92	9629,33	3,38	24,25

Por último, la Figura 3.23 presenta los distintos ajustes realizados y contrastados contra el semivariograma teórico, para la variable PMP 1 día, considerando la presencia de tendencia espacial, su ausencia, así como momentos de primer orden y de segundo orden, del simple análisis visual se observa el buen ajuste en términos generales de todos los modelos empleados, destacándose aquellos de 1° Orden, por lo que el criterio de selección utilizado se establece en función del Criterio de Información Akaike y del SCE, resultando el modelo esférico, como el más apto.

También es importante resaltar que en todos los modelos empleados la dependencia espacial establecida por el valor de umbral parcial se encuentra comprendido para el primer orden entre los 117 a 159 km, mientras que el modelo seleccionado se establece en aproximadamente 136 km.

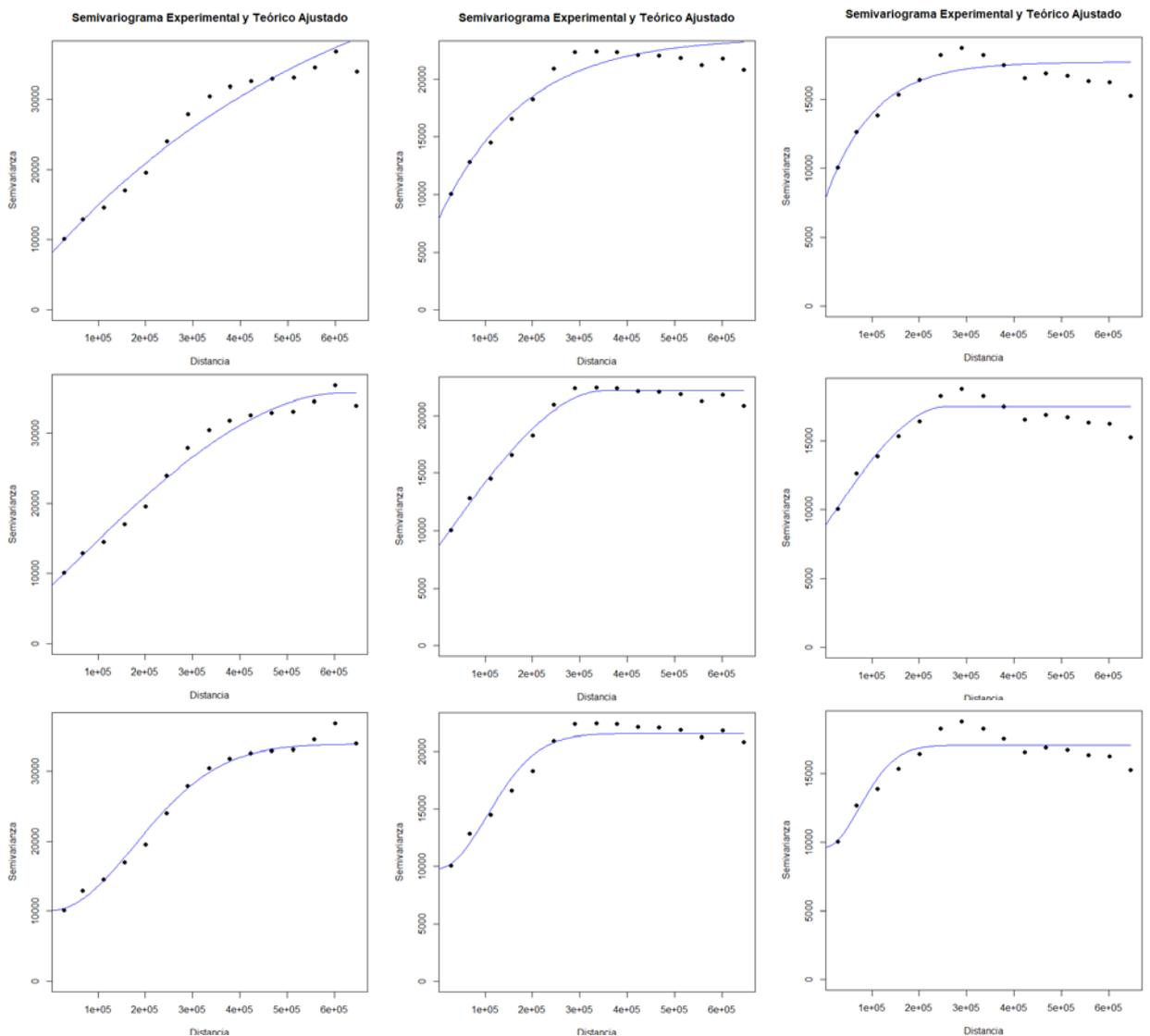


Figura 3.23. Semivariogramas Experimental y Teóricos Ajustados (Lineal, 1° Orden y 2° Orden) de arriba hacia abajo Exponencial, Esférico y Gaussiano.

3.9.3.- PREDICCIÓN GEOESTADÍSTICA DE LA PMP

Como se presentó la técnica de interpolación utilizada en los análisis geoestadísticos es la de Kriging, optándose por desestimar el suavizado por bloques, dado el interés existente en preservar las características provenientes de las estaciones pluviométricas disponibles, permitiendo conservar sus valores puntuales.

La Figura 3.24, permite apreciar a izquierda la predicción de la variable analizada, en este caso la Precipitación Máxima Probable (PMP) de 1 día establecida mediante la metodología “sintética”, mientras que a la derecha la varianza de la misma, es posible apreciar las características locales de la variable analizada, así como la baja incertidumbre generada en la estimación, salvo en las zonas de borde (sur-oeste del área analizada). Si se lo considera como desvío estándar la mayoría de las incertidumbres rondan los 100 mm a 150 mm en una estimación del orden entre de 300 a 700 mm de PMP, es decir una diferencia porcentual entre el 20 y el 30 %.

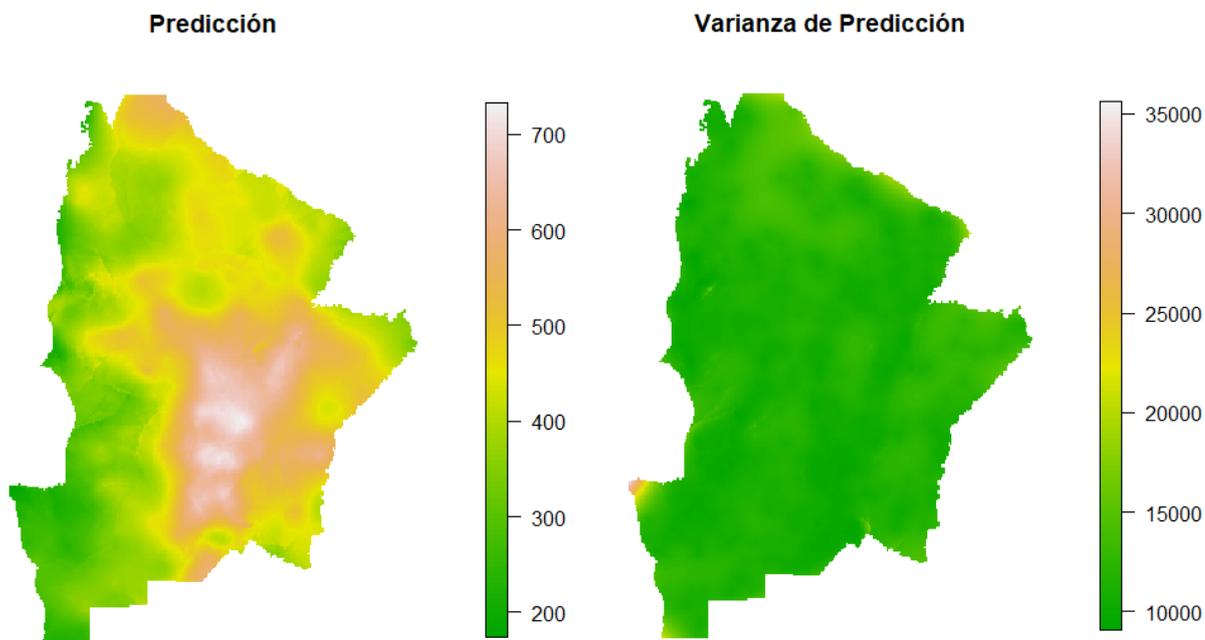


Figura 3.24. Predicción PMP 1 día “Sintética”, semivariograma Esférico (Momento 1° Orden), izquierda: predicción; derecha: varianza de la predicción realizada.

3.9.4.- VALIDACIÓN CRUZADA

El método de validación cruzada consiste en eliminar un valor de la variable, calcular el semivariograma correspondiente y estimar el valor eliminado a partir de dicho semivariograma, proceso el cual se repite en manera aleatoria. La validación realizada con ambas metodologías demuestra que independientemente de la metodología empleada, el ajuste del semivariograma es adecuado tanto para 1 día como para 24 horas (Tabla 3.8). Aunque la diferencia entre semivariogramas es notoria, en el caso de la dependencia espacial, el modelo sintético duplica el tamaño del umbral, aunque el rango se mantiene en valores similares, por su parte dicho semivariograma explica el 74 % de la muestra contra el 69% de semivariograma obtenido por medio de la envolvente de Hershfield.

Tabla 3.8. Parámetros de estimación por validación cruzada.

Variable	Función	ME	MSE	MSDR	NMSE	Pearson	p-valor
PMP1d (Hers.)	Esférico (T 1°)	0,03	7440,04	86,26	1,07	0,69	<0.0001
PMP 24h (Hers.)	Esférico (T 1°)	0,37	8585,28	92,66	1,24	0,69	<0.0001
PMP 1d (Sint.)	Esférico (T 1°)	-0,10	13757,77	117,29	1,23	0,74	<0.0001
PMP 24h (Sint.)	Esférico (T 1°)	0,84	15361,96	123,94	1,19	0,75	<0.0001

Hers.: Hershfiel.
 Sint.: Sintética; SCE
 ME: Error Medio [mm²].
 MSE: Error Medio Cuadrático [mm²].
 MSDR: Coeficiente de Desviación Media Cuadrática.
 NMSE: Error Medio Cuadrático Normalizado [mm²].

Las Figura 3.25 y Figura 3.26 representan todos los valores interpolados frente a sus valores observados, así como el contraste de estos a través de sus residuos tanto para la PMP de un día como de 24 horas. Así como lo realizado con ambas metodologías para la determinación de la envolvente, en ambos casos el ajuste es aceptable, aunque en el caso de la metodología sintética, los residuos son mayores principalmente en regiones afectadas por las condiciones de borde, o por valores límites estimados máximos localmente, los cuales probablemente se encuentren influenciados por condiciones locales (caso del centro provincia de la Santa Fe).

El beneficio real de una validación cruzada es el de obtener una señal de aviso. El estudio de los resultados de la validación cruzada debe concentrarse en los aspectos negativos, es decir, los errores muy abultados o áreas con evidente sobre o subestimación. No se deben utilizar los residuales de la validación cruzada para la mejora automática del modelo de variograma, ya que podría llevar a un modelo “mejorado” que produzca peores resultados.

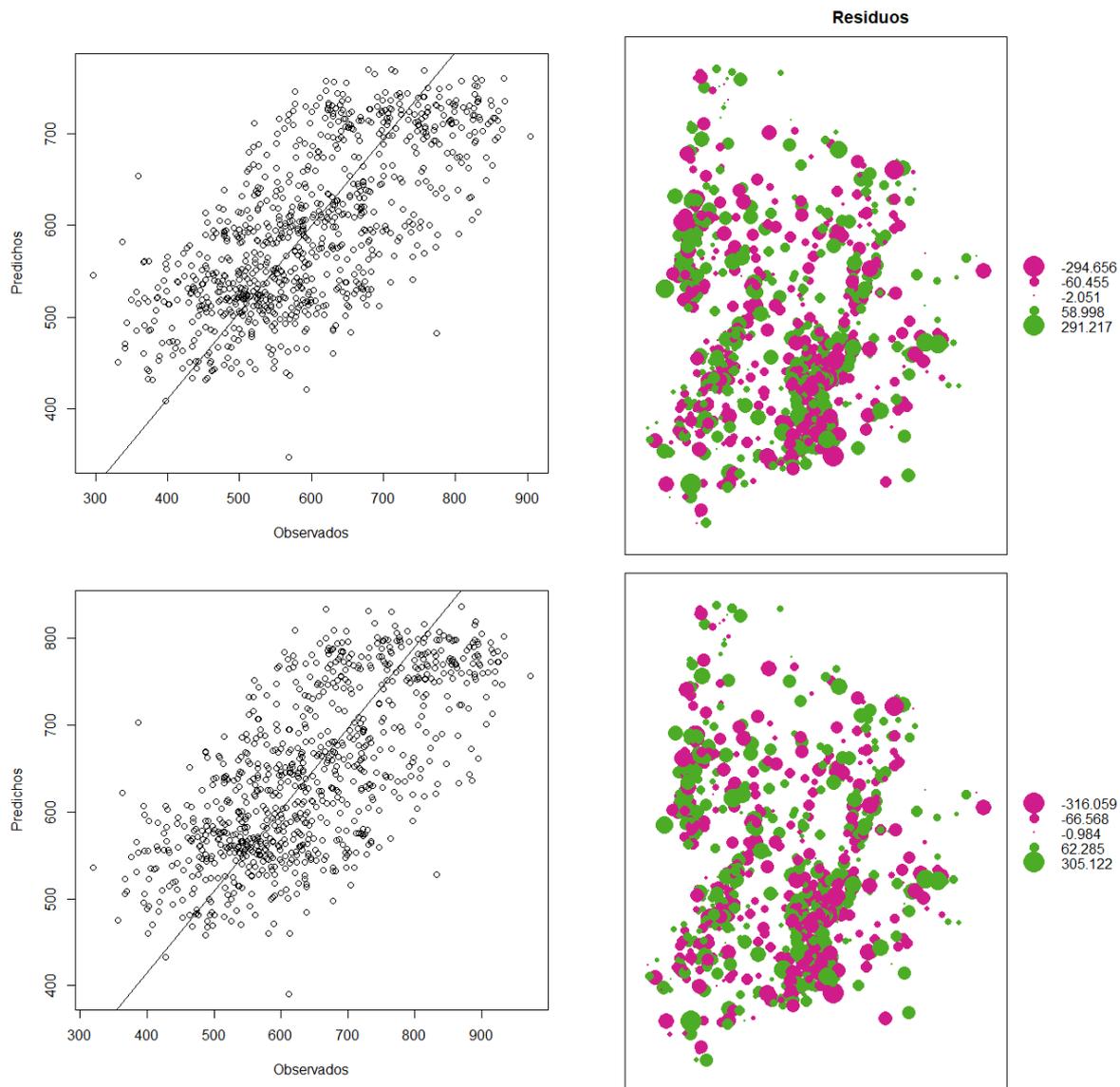


Figura 3.25. Validación cruzada para kriging PMP 1 día (superior) y 24 hora (inferior) original de Hershfield. Los residuos indicados se condicen con la posición geográfica de las estaciones empleadas.

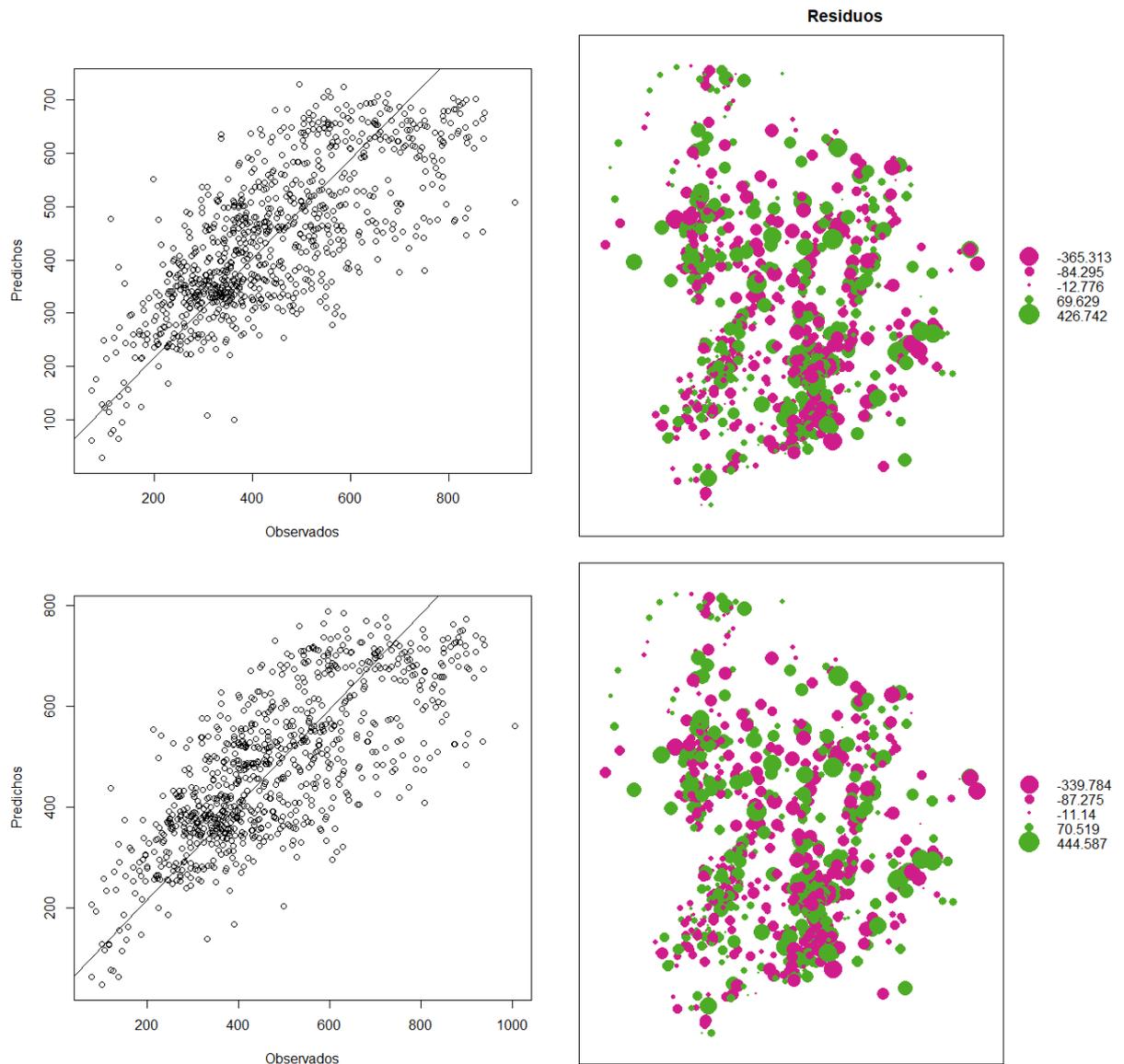


Figura 3.26. Validación cruzada para kriging PMP 1 día (superior) y 24 hora (inferior) empleo de la metodología “sintética” para determinación de la envolvente. Los residuos indicados se condicen con la posición geográfica de las estaciones empleadas.

3.9.5.- CONTRASTE DE RESULTADOS

Definir cuál será el patrón de diseño a adoptar a nivel regional es una consideración cualitativa sobre ambas metodologías, orientándose principalmente hacia la selección de la metodología “sintética” para la estimación del Φ_{PMP} .

La Figura 3.27, muestra los valores de Precipitación Máxima Probable estimados con el método de Hershfield (envolvente regional) y con el método de Hershfield utilizando la metodología sintética para estimar Φ_{PMP} . El rango de valores que alcanza la PMP evidencia su gran variabilidad en el territorio analizado, caracterizado por la presencia de varios regímenes de precipitación, lo cual es mucho más notorio mediante el empleo de la metodología “sintética”. En la Figura 3.27 se aprecia que la metodología original de la envolvente regional entrega valores mucho más uniformes en el espacio comprendidos

entre 380 y 730 mm en toda la extensión analizada para 1 día y entre 400 y 838 mm para 24 horas, mientras que un mayor reflejo de la variabilidad espacial de dicho umbral lo establece la metodología “sintética” en donde los valores varían entre 180 mm a 730 mm en toda la extensión del territorio pero con núcleos de máxima en la región central de Santa Fe y este de Córdoba, así como láminas máximas para 24 horas comprendidas entre 190 mm y no más de 830 mm con similar distribución espacial.

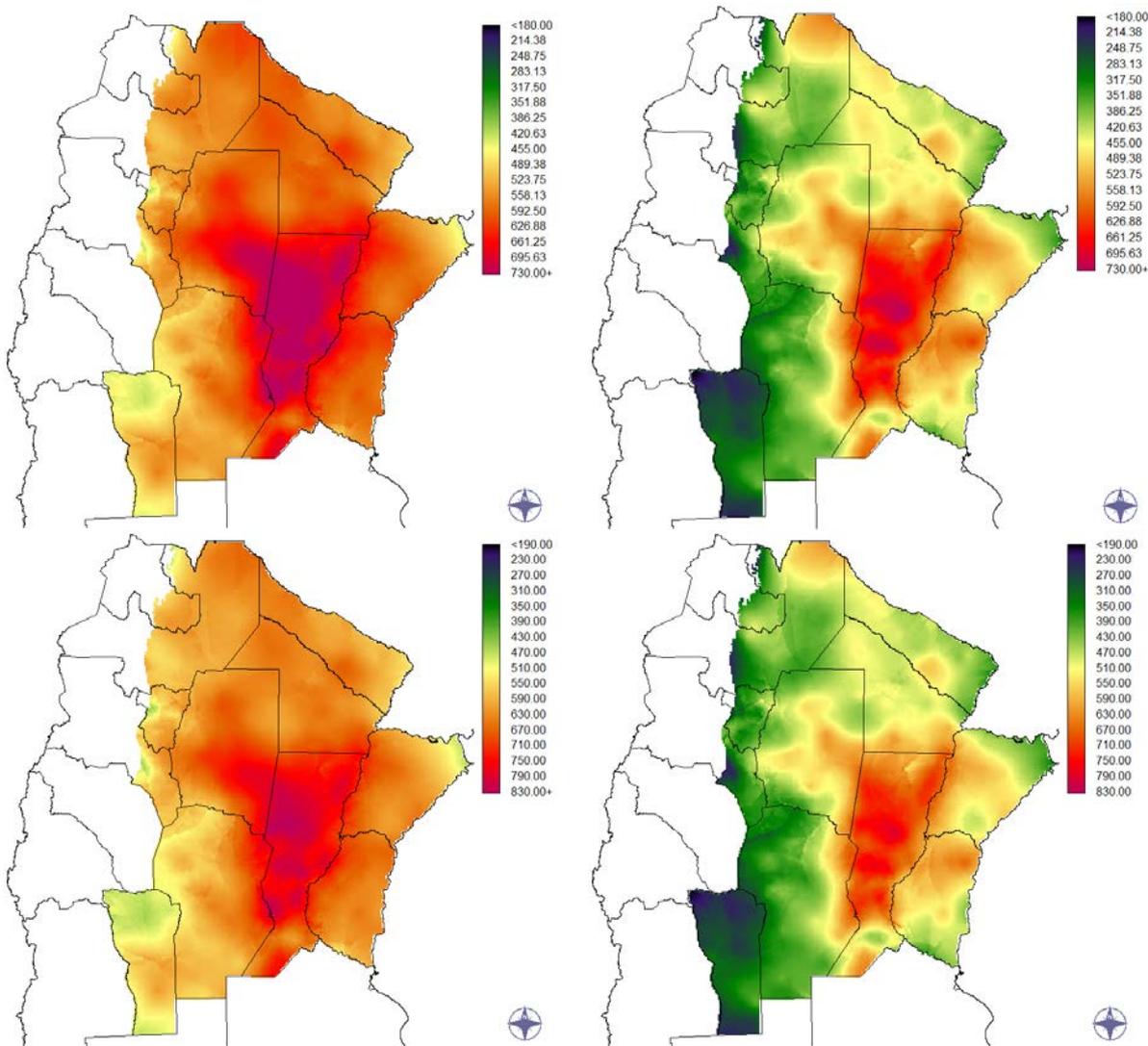


Figura 3.27. Valores de Precipitación Máxima Probable de un día (superior), y 24 horas (inferior) en la República Argentina estimados con el método de Hershfield (envolvente regional, izquierda) y con el método de Hershfield utilizando la metodología sintética para estimar Φ_{PMP} (Derecha).

En promedio la relación entre los valores de Precipitación Máxima Probable Diaria estimados con el método de Hershfield (envolvente regional) y con el método de Hershfield utilizando la metodología sintética para estimar Φ_{PMP} es 1,3 registrándose valores inferiores en la zona de máximos (centro de Santa Fe y Este de Córdoba) lo que indicaría una similitud en la estimación de valores máximos por ambas metodologías, aunque claramente desfavorable para la metodología de Hershfield para valores mínimos (Figura 3.28).

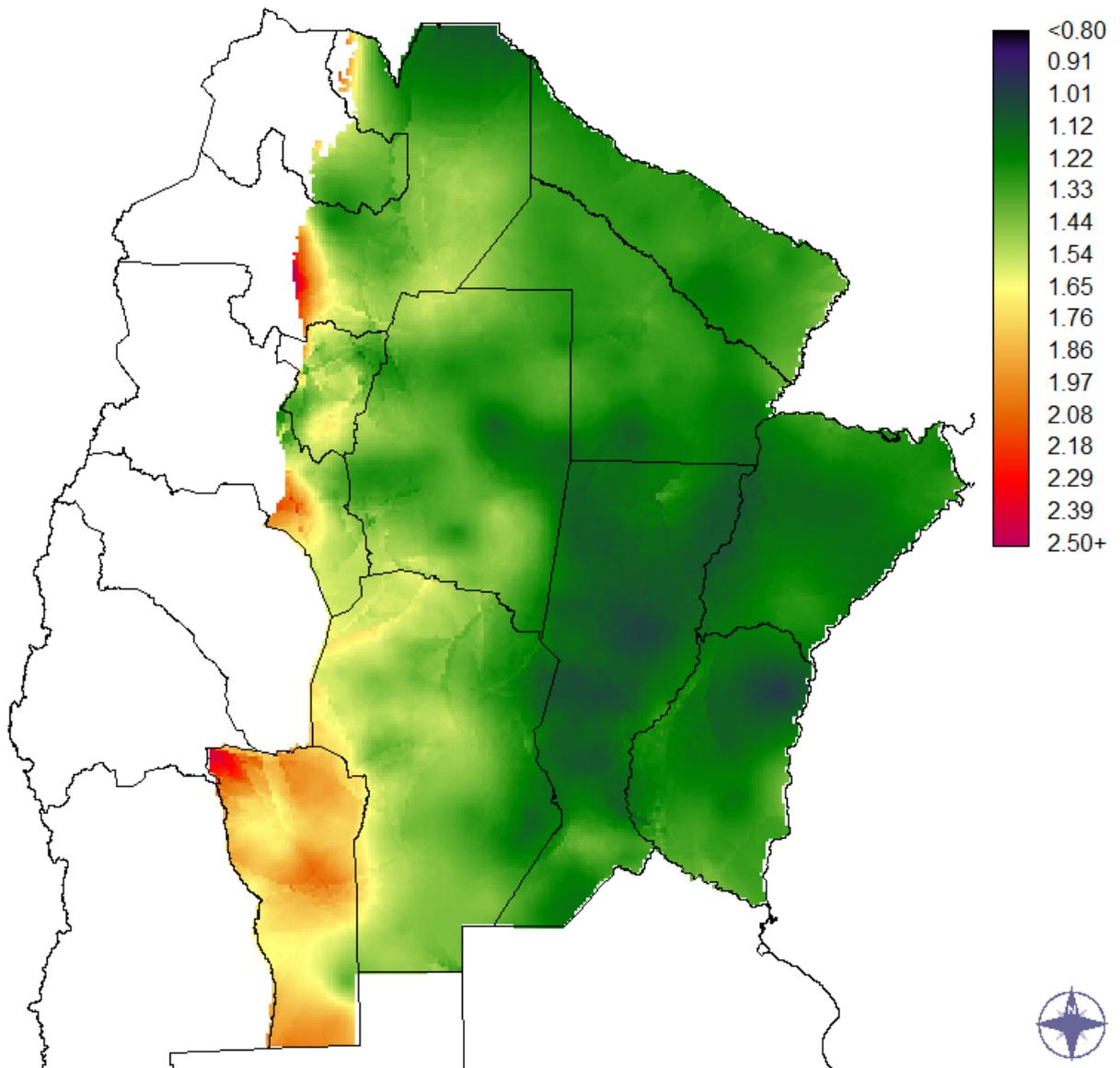


Figura 3.28. Relación entre los valores de Precipitación Máxima Probable Diaria estimados con el método de Hershfield (envolvente regional) y con el método de Hershfield utilizando la metodología sintética para estimar Φ_{PMP} .

Otra forma de evaluar la mejor opción es contrastarlas con la lámina de lluvia máxima diaria anual con período de retorno 100 años (PMD T= 100). Los valores de Precipitación Máxima Probable Diaria estimados con el método de Hershfield (envolvente regional) en promedio son 3,5 veces superiores que los valores de PMD T= 100 (Figura 3.29 izquierda), aunque con una alta variabilidad en las zonas semiáridas del área de estudio.

Por otra parte, los valores de Precipitación Máxima Probable estimados con el método de Hershfield utilizando la metodología sintética para estimar Φ_{PMP} es en promedio 2,6 veces la PMD T= 100. La relación derivada de las series sintéticas entre PMP y PMD T= 100 es de 2,3, pero considerado además que su distribución espacial es mucho más homogénea, considerando dicho criterio de homogeneidad la metodología sintética es la recomendada aquí como patrón (Figura 3.29 inferior).

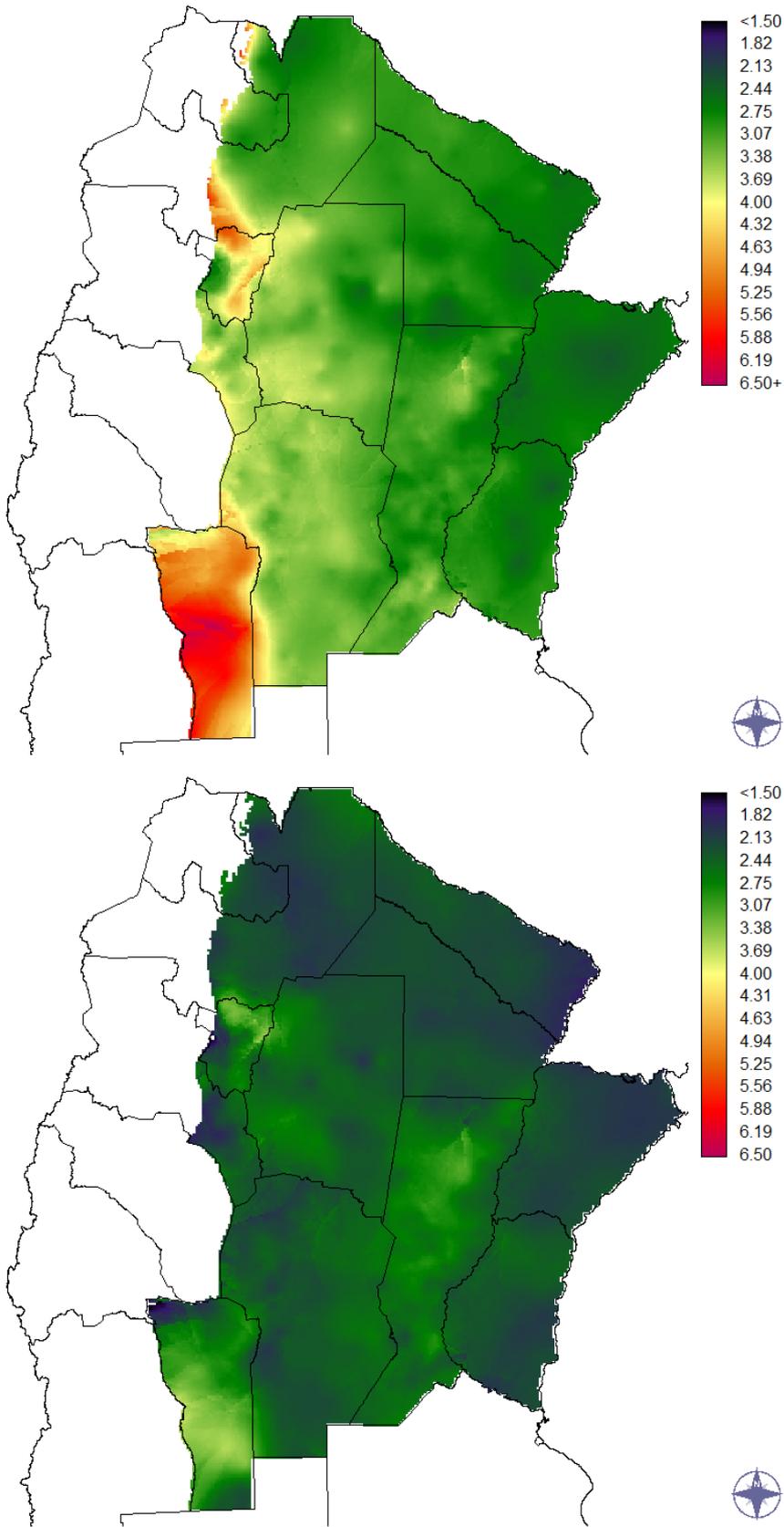


Figura 3.29. Comparación entre la PMP vs PMD T= 100. Superior envolvente regional de Hershfield, Inferior metodología "sintética".

CAPITULO 4.- ANÁLISIS ESPACIAL DE PRECIPITACIONES CON FINES DE SU EMPLEO EN UN SISTEMA DE GESTIÓN DE AMENAZAS HIDROLÓGICAS

4.1.- INTRODUCCIÓN

En los últimos años, la provincia de Córdoba se ha visto afectada por eventos meteorológicos severos que han causado inundaciones repentinas con consecuencias trágicas y daños en la infraestructura pública y privada de la región.

Ante esta situación, la identificación y detección de efectos asociados al análisis de severidad de estos eventos son el punto de partida para adoptar decisiones operativas correctas, a fin de disminuir el impacto que podrían causar las lluvias intensas.

En conjunto con el INA-CIRSA se ha desarrollado una aplicación en línea denominada SGA (Sistema de Gestión de Amenazas) con la finalidad de ser empleada como parte activa en los Sistemas de Alerta Temprana por lluvias, operados por el Ministerio de Gobierno de la Provincia de Córdoba a través de la Secretaría de Gestión de Riesgo Climático y Catástrofes de la cual depende Defensa Civil de la Provincia.

4.1.1.- ANÁLISIS DE VALORES EXTREMOS. APLICACIÓN A LA FUNCIÓN INTENSIDAD DURACIÓN RECURRENCIA

La severidad de los eventos de lluvias extremas se cuantifica por su probabilidad de ocurrencia. Como la probabilidad de ocurrencia de una lluvia depende de su persistencia, hace falta establecer la relación entre las tres variables, la intensidad $i_{d,T}$, la duración, d , y el período de retorno o recurrencia, T .

Para definir la ecuación genérica de la relación intensidad-duración-recurrencia (i-d-T) existen distintos enfoques. Los más difundidos son: las funciones de distribución probabilística (FDP), las fórmulas empíricas, un modelo conceptual o procedimientos combinados.

Caamaño Nelli y García (1999) propusieron un modelo para estimar la relación i-d-T a partir de series de máximos anuales de láminas de lluvias de distintas duraciones, basado en la distribución lognormal de los valores máximos de lluvia anual de cada duración considerada. El algoritmo denominado como modelo DIT, se basa en una estimación algebraica del factor de frecuencia normal, que incorpora la duración de la lluvia en forma analítica, dando así un sentido conceptual a los parámetros y permitiendo su transposición a estaciones pluviométricas a partir de estaciones pluviográficas base.

Este es un método de trasposición mediante zonalización en donde la región se divide en zonas homogéneas asociadas a cada pluviógrafo, según variaciones de lluvia media anual, ubicación y altitud. Al transferir la función a un pluviómetro, sus parámetros sufren (a diferencia de la extrapolación clásica) una alteración debida a la peculiaridad climática de cada lugar. Para reflejar ese efecto, es necesario que los componentes locales estén explícitos en la ecuación i-d-T.

4.1.1.a.- Análisis de la Relación i-d-T

La intensidad media de lluvia caída $i_{d,T}$, se define como el cociente entre la altura caída, $h_{d,T}$, y la duración, d , de precipitación considerada:

$$i_{d,T} = \frac{h_{d,T}}{d} \cdot \frac{60 \text{ minutos}}{\text{hora}} \quad \text{Ecuación 4-1}$$

El factor final transforma las unidades comunes de d (minutos) y h (mm) para dar i en mm/hora. Los subíndices señalan que las variables dependen de la duración y del intervalo de retorno, T (años).

Las altura se puede plantear como producto de la lámina diaria h_T , de recurrencia T (acumulada en el pluviómetro entre fechas de registro sucesivas, a la misma hora) por un factor de proporcionalidad, $R_{d,T}$ (que tiene recurrencia mayor que T):

$$h_{d,T} = R_{d,T} \cdot h_T \quad \text{Ecuación 4-2}$$

Y, de la Ecuación 4-1 y la Ecuación 4-2 resulta:

$$i_{d,T} = \frac{R_{d,T} \cdot h_T \cdot 60}{d} \quad \text{Ecuación 4-3}$$

O bien,

$$\ln i_{d,T} = \ln R_{d,T} + \ln h_T + \ln 60 - \ln d \quad \text{Ecuación 4-4}$$

La forma factorial permite trasponer la Ecuación 4-3 a estaciones pluviométricas, donde la lámina diaria, h_T , es el único dato. Pero para estimar la intensidad se debe poner en forma explícita este dato y el factor $R_{d,T}$. Se asume por hipótesis que las láminas de lluvia máximas, de duración dada, son reflejadas por funciones de densidad lognormales. Tal decisión, razonable pero arbitraria, debe ser validada en cada caso.

Por definición, si una variable observada x , es lognormal, la variable transformada $y = \ln x$ se distribuye normalmente. La integral de la distribución normal no es invertible, porque carece de solución analítica. Es decir, no es posible estimar analíticamente el valor de la variable a partir del período de retorno, que es la operación requerida en el diseño de obras hidráulicas. Para calcular la magnitud de eventos extremos en estos casos, Chow, (1951) propuso la ecuación general de frecuencia hidrológica:

$$y = \mu_y + \sigma_y \cdot \Phi_y \quad \text{Ecuación 4-5}$$

donde es μ_y la media de la serie, σ_y su desvío estándar y Φ_y el factor de frecuencia. Este último está definido como el número de desviaciones estándar del dato menos la media, Φ_y depende del período de retorno, del tipo de función de distribución, su sesgo y, si lo tiene, de la longitud de la serie. Por su distribución normal, $y = \ln x$ es simétrica, por lo que el factor de frecuencia varía solo con la recurrencia y es también normalmente distribuido.

Así, Φ_y se puede obtener a partir de T de las tablas de la variable normal estándar, pero esto anula la posibilidad de arribar a una solución analítica de la Ecuación 4-3 e implica una pérdida de exactitud al interpolar datos tabulados para recurrencias altas. Caamaño

Nelli y García, (1997) dedujeron la ecuación que permite reemplazar factor de frecuencia normal por período de retorno, dando solución a este problema:

$$\Phi_y = 2,584458 \cdot (\ln T)^{\frac{3}{8}} - 2,252573 \quad \text{Ecuación 4-6}$$

4.1.1.b.- Modelo DIT

Asumiendo que la probabilidad de ocurrencia de máximos anuales de láminas de lluvia sigue distribuciones lognormales, cualquiera sea su duración, se obtiene de la Ecuación 4-4 que:

$$\ln h_{d,T} = \mu_d + \sigma_d \cdot \Phi_y \quad \text{Ecuación 4-7}$$

$$\ln h_T = \mu + \sigma \cdot \Phi_y \quad \text{Ecuación 4-8}$$

Siendo μ_d , μ las medias de los logaritmos de las láminas de duración de d y 1 día y σ_d , σ las correspondientes desviaciones estándar.

Definiendo que $\Delta\mu = \mu_d - \mu$ y que $\Delta\sigma = \sigma_d - \sigma$ resulta de la Ecuación 4-2, la Ecuación 4-7 y la Ecuación 4-8:

$$\ln R_{d,T} = \Delta\mu + \Delta\sigma \cdot \Phi_y \quad \text{Ecuación 4-9}$$

Si los valores de h_T y $R_{d,T}$ en la Ecuación 4-8 y la Ecuación 4-9 se rempazan en la Ecuación 4-4 se tiene:

$$\ln i_{d,T} = \sigma \cdot \Phi_y + (\Delta\mu - \ln d) + \Delta\sigma \cdot \Phi_y + (\mu + \ln 60) \quad \text{Ecuación 4-10}$$

La Ecuación 4-10 fue reordenada para resaltar cuales de sus términos dependen de la recurrencia ($\sigma \cdot \Phi_y$), de la duración ($\Delta\mu - \ln d$), de ambas variables ($\Delta\sigma \cdot \Phi_y$) o de ninguna ($\mu + \ln 60$). La igualdad se cumple aun si las láminas no se distribuyen lognormalmente, pero en ese caso se debe plantear el factor de frecuencia de forma distinta que en la Ecuación 4-6. Este algoritmo exhibe varias condiciones deseables: sigue un modelo estadístico, reúne las tres variables en una expresión analítica e identifica la influencia de la lluvia diaria en el vínculo. Admitiendo iguales cocientes $R_{d,T}$ entre láminas en la zona representada por un pluviógrafo, esta última propiedad avala la transposición de la función i - d - T a cada estación pluviométrica incógnita, mediante la sustitución de los valores de μ y σ del puesto base en cada una, para incorporar las características locales de la lluvia.

La objeción que cabe al modelo propuesto radica en que no incluye en forma explícita la duración, a diferencia de lo que ocurre con la recurrencia gracias a la Ecuación 4-6. Se conocen valores de $\Delta\mu$ y $\Delta\sigma$ para persistencias de lluvias prefijadas, pero no su variación con d . Es decir, que la Ecuación 4-10 representa, en realidad, una familia de distribuciones normales, no una superficie i - d - T tridimensional continua.

Con el objeto de obtener una función continua, se efectuó un análisis casuístico, mediante regresiones lineales entre $\Delta\mu$ y diversas funciones δ_y de la duración. Los ensayos mostraron fuerte correlación para una estructura de δ_y similar a la de Φ_y :

$$\delta_y = (\ln d)^q \quad \text{Ecuación 4-11}$$

En cambio, no fue factible reflejar en forma sencilla la débil e irregular fluctuación de $\Delta\sigma$ con la persistencia. Ante esto, en una hipótesis adicional, se extendió la similitud citada, para estimar en conjunto todos los términos afectados por la duración de la lluvia como sigue donde α , β y γ : son parámetros para ajustar por regresión lineal contra δ_y .

$$\sigma \cdot \Phi_y + \Delta\mu - \ln d = \alpha \cdot \Phi_y + \beta \cdot \delta_y + \gamma \quad \text{Ecuación 4-12}$$

En consecuencia, de Ecuación 4-10 y Ecuación 4-12, resulta

$$\ln i_{d,T} = A \cdot \Phi_y - B \cdot \delta_y + C \quad \text{Ecuación 4-13}$$

Siendo:

$$A = \sigma + \alpha$$

$$B = -\beta$$

$$C = \mu + \ln 60 + \gamma$$

Es de resaltar que la Ecuación 4-13 presenta tres términos independientes entre sí, lo que proviene de la hipótesis de independencia entre duración, explicitada mediante δ_y y recurrencia, incluida en la fórmula de Φ_y . Finalmente el algoritmo resultante para DIT presenta tres parámetros: A, B, C.

La estimación del exponente q en las estaciones pluviográficas que se utilizaron para calibrar el modelo (Caamaño Nelli y Dasso, 2003), arrojó valores próximos a $5/3$, razón por la cual se consideró que la evidencia empírica permitía asignar un valor fijo a q y el modelo DIT se asume como un modelo de 3 parámetros (Caamaño Nelli, et al., 2012). A y C son parámetros que incorporan las características de la lluvia local, mientras que B, es un parámetro zonal proveniente de las estaciones pluviográficas base.

Una vez que DIT ha sido calibrado para un pluviógrafo, la extrapolación a las estaciones pluviométricas asociadas consiste en sustituir dos estadísticos (de los logaritmos de láminas diarias máximas), la media (μ) y el desvío estándar (σ) de la serie pluviográfica de la estación base, que son términos de los parámetros C y A respectivamente, por los correspondientes de la serie de la estación pluviométrica.

4.1.1.c.- Transposición de lluvias con objetivos de diseño

La escasez espacio-temporal de registros de lluvia de alta frecuencia, exige aprovechar los datos generados en distintos lugares, y a veces distantes, de la región bajo análisis. En particular, esto ocurre con las lluvias intensas, cuyos rasgos más relevantes se trasladan para ser utilizados con fines de diseño.

Sin embargo, los datos no deberían transferirse directamente, porque ello equivaldría a desconocer las particularidades locales del punto receptor. Las técnicas racionales de adaptación de valores o de algoritmos de cálculo, desde el lugar de medición al de utilización, bajo hipótesis verosímiles de homogeneidad climática, se conocen como métodos de transposición.

Estos métodos pueden ser clasificados según la naturaleza de la variable transferida (series numéricas o parámetros) o bien tomando como criterio el enfoque del problema que da origen a la estimación.

Métodos paramétricos

En éstos las constantes se calibran por regresión sobre datos puntuales, pudiéndose clasificar en:

- Equiparación: es la alternativa más rígida, pues admite valores inmutables con la posición del lugar de análisis, y busca definirlos por regresión de datos puntuales.
- Regionalización: asume que la variable a transferir es una función regional de rasgos físicos y/o climáticos de cada punto, cuyos parámetros se obtienen por regresión.

Métodos no paramétricos

Constatan a priori requisitos de similitud para el traspaso directo, estos métodos se pueden clasificar en:

- Interpolación: acepta una evolución espacial predecible, generalmente lineal, de la variable transferida. Así, la estimación local es un promedio ponderado de datos de varias estaciones.
- Extrapolación: considera que los puestos de registros representan completamente las características de sendas zonas homogéneas, cuyo conjunto abarca toda la región. La transposición dentro de una zona prescinde de la estimación de las ternas i-d-T en las restantes zonas.

Métodos mixtos

Complementan las ventajas de las dos tipologías descriptas anteriormente.

Zonalización: combina una división zonal (igual que para la extrapolación) con una transferencia paramétrica (similar a la regionalización) dentro de cada zona (Figura 4.1).

4.1.1.d.- Regionalización

Este enfoque de la transposición parte de suponer que la variable a transferir depende de los rasgos físicos y/o climáticos de cada punto, a través de una ecuación que tiene validez regional. Los parámetros de esa función se obtienen por regresión entre la variable dependiente y uno o más datos de puestos de registro y se emplean luego para estimarla en lugares donde es incógnita. Las variables independientes elegidas deben explicar la variación de la lluvia y ser factibles de obtener fácilmente. La ecuación más eficiente será la que permita estimar con menos error la variable a transferir e incluya el menor número de variables independientes.

Tucci, (1993) propone 6 fases de desarrollo en la regionalización de variables:

- a. Estudio de la naturaleza de la variable y recopilación de la información;
- b. Determinación del tipo de ecuación a regionalizar;
- c. Regresión entre valores conocidos para obtener sus parámetros;
- d. Verificación de la necesidad de dividir en zonas hidrológicamente homogéneas;
- e. Definición de la función regional;
- f. Mapeo de valores específicos cuando sea necesario.

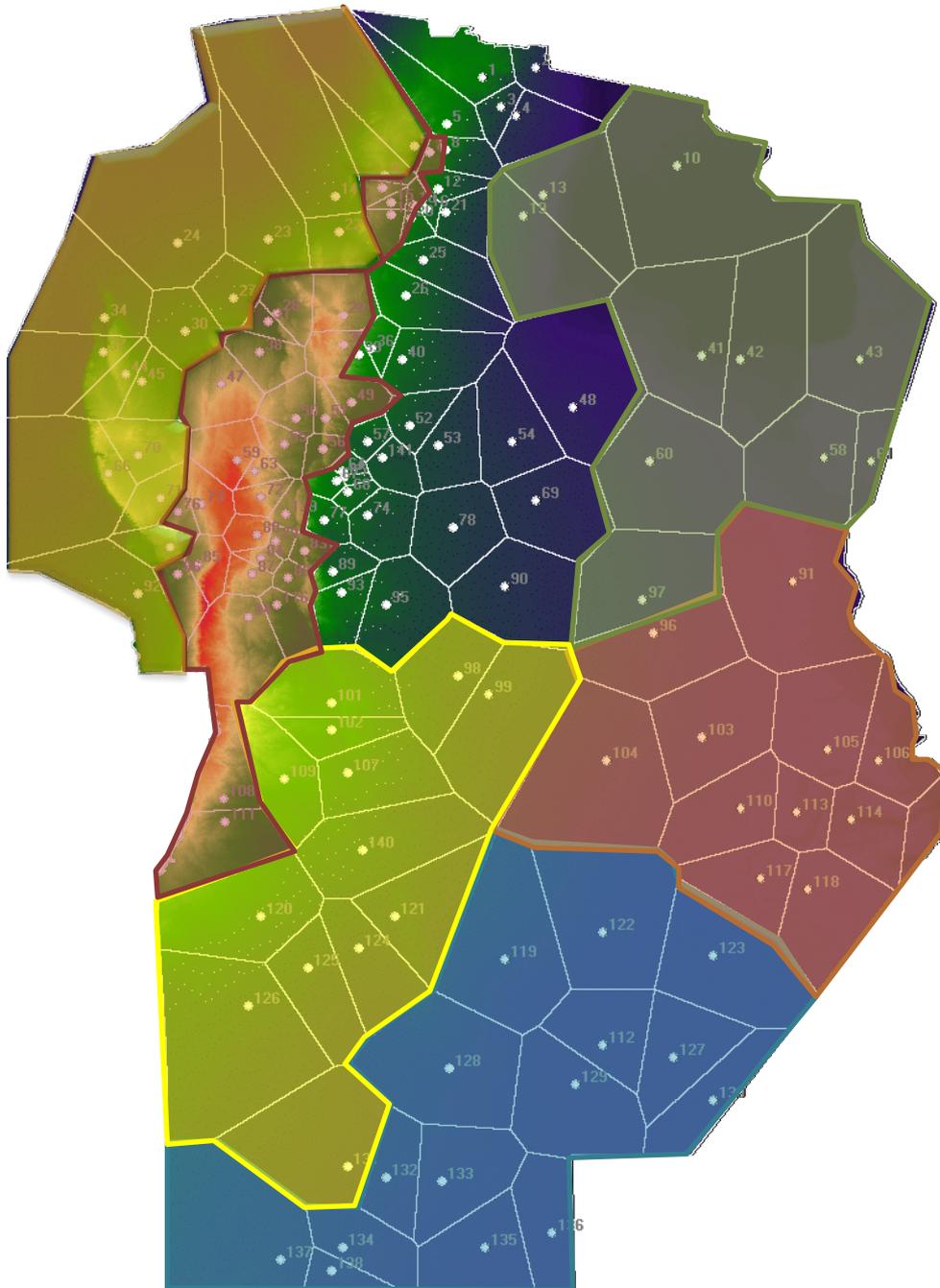


Figura 4.1. Distribución original de polígonos de Thiessen y Zonas, para las 141 estaciones consideradas sobre el territorio de la provincia de Córdoba (Fuente: Caamaño Nelli & Dasso, 2003).

En la evaluación de estos eventos futuros/hipotéticos a emplear como patrones de diseño hidrológico, se considera que el primer paso es calcular la altura precipitada de lluvia o la intensidad media respectiva, aun cuando previamente sea necesario establecer para qué condiciones se efectuará la estimación.

Estas condiciones son dos: la duración del evento y su probabilidad de ocurrencia. La primera surge de las características físicas de la cuenca de aporte al punto de interés. La segunda es una solución de compromiso entre el riesgo que se considere admisible y el costo que se esté dispuesto a pagar.

Esta última denota un valor concreto de frecuencia relativa o de período de retorno o bien se refiere al mayor chubasco previsible para el lugar. De modo que, para predecir la lámina (o la intensidad) de una lluvia de diseño, se necesita una función intensidad-duración-recurrencia (i-d-T), o un procedimiento para deducir como fuera presentado el Valor Límite Estimado o PMP.

Los algoritmos adoptados para computar la i-d-T y la PMP han sido justificados a lo largo del desarrollo metodológico. Son el Modelo DIT y el método de Hershfield, respectivamente, coherentes entre sí por su enfoque estadístico-deductivo y por el empleo general de la ecuación de frecuencia de Chow y el factor de frecuencia como forma de expresar la probabilidad del dato.

El DIT plantea la relación i-d-T para un pluviógrafo y la forma objetiva de transferirla a un punto de la misma zona meteorológica que aquel. El método de Hershfield deduce la PMP local de una envolvente regional, de modo que el valor obtenido no requiere transposición.

Para llevar a cabo dicha tarea, en esta tesis doctoral se emplea un Sistema de Información Geográfica que permite el análisis espacial de las variables, empleando el método de Kriging para la generación de las grillas correspondientes a las variables hidrometeorológicas necesarias, que luego son empleadas para la generación tanto de funciones i-d-T, PMD y PMP para el área de cobertura sobre la cual se esté trabajando.

4.2.- SISTEMA DE ADQUISICIÓN DE DATOS A TIEMPO REAL

En sus orígenes en 1986, la red de estaciones de medición hidrometeorológicas del INA-CIRSA fue ideada para la concreción de estudios de investigación. La red original constaba de 10 estaciones en la cuenca del río San Antonio y 2 puestos de medición en la cuenca del río Cosquín (Colladon & Velez, 2011).

En octubre de 2009, comenzó la primera etapa de instalación y puesta en marcha de las estaciones adquiridas por el Gobierno de la Provincia de Córdoba las cuales fueron instaladas en las cabeceras de los principales sistemas hídricos del territorio serrano de la Provincia (15 unidades hidrológicas en total). Actualmente, el sistema telemétrico está conformado por 60 estaciones remotas de tecnología ALERT, con sensores de lluvias y algunas que incorporan niveles de río, de las cuales 39, son propiedad del Gobierno de la Provincia de Córdoba y 21 del INA-CIRSA con sensores además de otras variables (Figura 4.2).

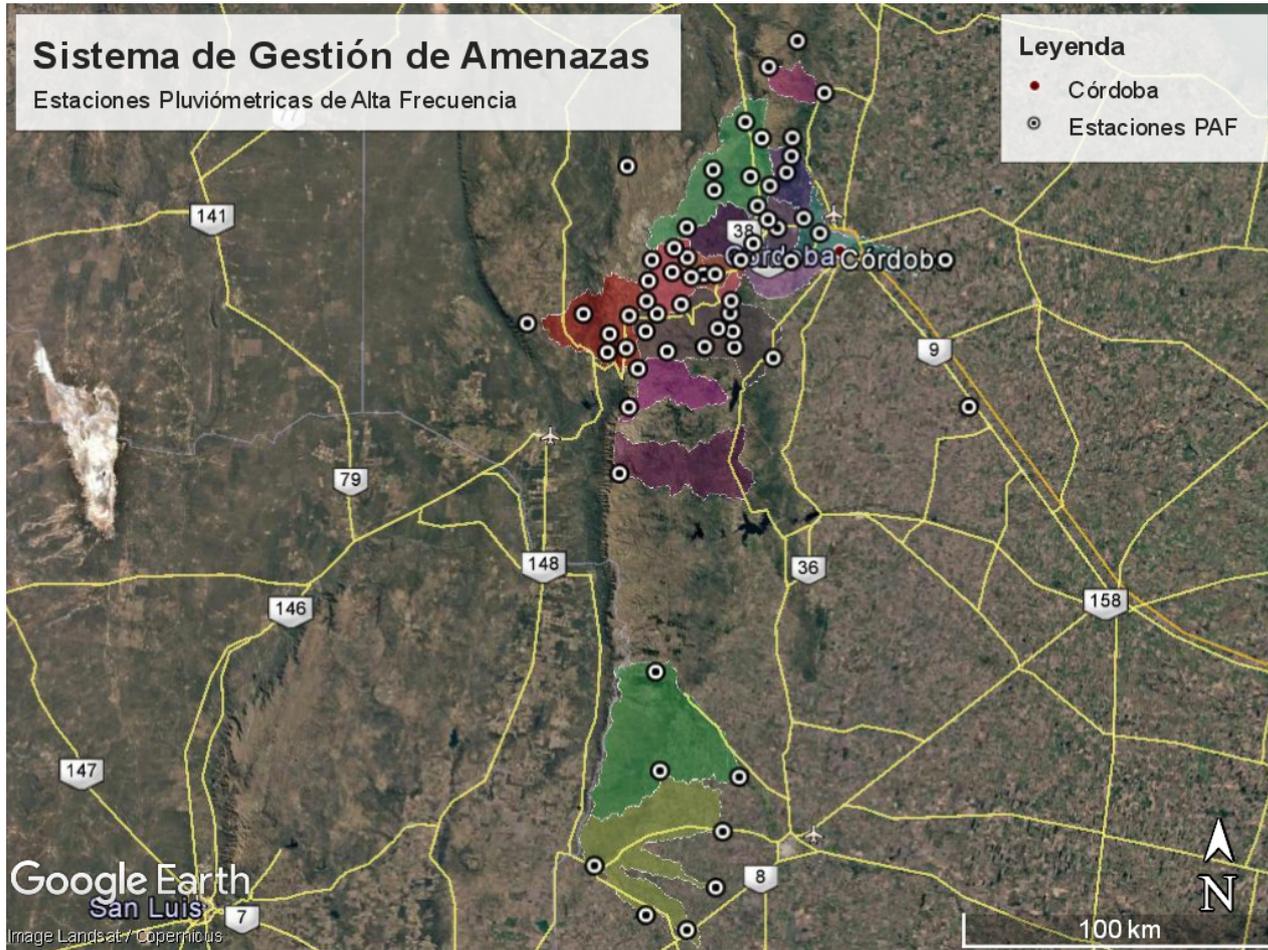


Figura 4.2. Sistema de Estaciones Telemétricas ALERT (PAF) de la Provincia de Córdoba y Principales Unidades Hidrológicas monitoreadas

Operan como una única red con visualización y gestión de los datos en tres Centrales simultáneamente (dos en el INA-CIRSA sede Villa Carlos Paz y una en la Secretaría de Gestión de Riesgo y Catástrofes Climáticas de la Provincia de Córdoba). Las estaciones instaladas en campo responden a la Tecnología ALERT (el acrónimo se corresponde por sus siglas en a Automated Local Evaluation in Real Time) desarrollada inicialmente en la década de 1970 por el Servicio Meteorológico Nacional de Estados Unidos de Norteamérica y utilizada hoy por el Geological Survey (Servicio Geológico de EEUU), del Cuerpo de Ingenieros del Ejército de los Estados Unidos de Norteamérica, además de otras numerosas agencias estatales de dicho país, así como organizaciones internacionales.

Existe un gran número de tipos y fabricantes de hardware y software de alerta, pero todos ellos están diseñados para cumplir con un conjunto común de criterios de comunicación. Debido a esto, la mayoría de los equipos y programas son intercambiables, lo que ha permitido a la competencia mejorar el rendimiento y reducir los costes. Esta tipología se ha convertido con el transcurso del tiempo en un estándar en la recopilación de datos del ambiente en tiempo real debido a su exactitud, confiabilidad y relativo bajo costo.

4.2.1.- SECUENCIA DE LA MEDICIÓN HIDROLÓGICA

A pesar de que los procesos hidrológicos varían continuamente en el tiempo y en el espacio, son usualmente medidos como muestras puntuales, es decir, mediciones hechas a través del tiempo en lugares fijos del espacio. Por ejemplo, la lluvia varía de manera continua en el área de una cuenca, pero un pluviómetro mide la lluvia en un punto concreto. La información resultante forma una serie de tiempo, útil para el análisis estadístico.

En años recientes, se ha progresado en la medición de muestras distribuidas a lo largo de una línea o área en el espacio, en un momento específico del tiempo. La información resultante de estas mediciones forma lo que se conoce como una serie espacial y es objeto de los análisis de esta tesis. Las muestras distribuidas se pueden medir a cierta distancia del fenómeno que está siendo observado, lo que se denomina percepción remota. Sin importar si la información se mide como una serie de tiempo o como una serie espacial, siempre se sigue una secuencia similar que comprende los siguientes pasos:

- Dado un fenómeno hidrológico (Ejemplo: precipitación)
 1. Percepción.
 2. Registro.
 3. Transmisión.
 4. Traducción.
 5. Edición.
 6. Almacenamiento
 7. Recuperación e Interpretación
- Usuario de la Información.

Estos pasos son descriptos a continuación:

1. Percepción: Un sensor es un instrumento que convierte el nivel o intensidad del fenómeno en una señal observable. Los sensores pueden ser directos o indirectos. Un sensor directo mide el fenómeno mismo, tal cual ocurre en el pluviómetro de almacenamiento; un sensor indirecto mide una variable relacionada con el fenómeno. Muchas variables hidrológicas se miden indirectamente, incluyendo caudales, temperatura, etc.
2. Registro: Un registrador es un aparato o procedimiento que se utiliza para preservar la señal producida por un sensor. El registro manual involucra simplemente a un observador que toma notas del sensor para referencias futuras. La mayor parte de la información de lluvia disponible es tomada por observadores que leen el nivel en pluviómetros de almacenamiento cada día. El registro automático requiere de un aparato que acepte la señal del sensor y la almacene en una gráfica de papel o un soporte magnético.
3. Transmisión: Es la transferencia de un registro desde un sitio remoto hacia un lugar central. La transmisión puede efectuarse rutinariamente como en el cambio de una gráfica o cinta de un registrador a intervalos regulares (desde



un día a varios meses de duración) y el transporte de los registros hacia el lugar central. El caso de las estaciones ALERT la transmisión se produce en tiempo real a través de señales de radio en VHF (muy alta frecuencia), satélites o líneas telefónicas. Pueden ser comandadas por las estaciones remotas, que emiten automáticamente, o bien por la estación central que “encuesta” al equipo registrador cuando la información se necesita; el aparato de registro tiene la información almacenada electrónicamente y la envía hacia el sitio central en forma inmediata. Los transmisores de VHF operan con ondas electromagnéticas de longitudes de onda relativamente cortas, las cuales viajan directamente sobre la superficie terrestre con la ayuda de estaciones repetidoras; la transmisión de información a través de satélites usa ondas de radio las cuales son reflejadas por el satélite, cuya posición está fija con relación a la superficie de la Tierra.

4. Traducción: Es la conversión de un registro desde su forma original, dada por el instrumento de campo, a un registro computarizado para almacenamiento electrónico permanente.
5. Edición: Es el proceso de verificar los registros traducidos a la PC con el fin de corregir cualquier error obvio que pueda haber ocurrido durante cualquiera de los pasos previos. Algunos errores comunes incluyen desaciertos en la sincronización automática de las medidas registradas e información perdida en la transmisión y en la traducción, la cual puede ser recuperada analizando directamente el registro hecho en el campo.
6. Almacenamiento: La información editada se almacena en un archivo de información computarizada. Estos archivos contienen muchos millones de datos hidrológicos, sistemáticamente compilados en archivos indexados por la localización y secuenciados por el tiempo de la medición.
7. Recuperación e Interpretación: La información puede ser recuperada por parte de los usuarios, ya sea en una forma legible para la PC, como una cinta magnética o un disco flexible, o una lista de papel.

El Sistema de Gestión de Amenazas SGA, desarrollado centra su atención en los puntos 4 a 7 así como la interface de interpretación del fenómeno por parte del usuario final, en este caso el público y los organismos de Defensa Civil.

4.2.2.- SISTEMAS DE RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN EN TIEMPO REAL PARA SISTEMAS RÍOS-LAGOS

La recolección y transmisión de información en tiempo real puede usarse para pronosticar crecientes en grandes sistemas ríos-lagos. Estos sistemas se utilizan para dar información a un modelo de pronóstico de crecientes existente. Esta información es de dos tipos: a) elevaciones del nivel de agua en varios sitios del sistema, y b) lluvia en una red de pluviómetros de alta frecuencia (PAF) para las aguas de drenaje alrededor del lago.

Un modelo general de estos sistemas se representa en la Figura 4.3, y consta de:

- a. Estaciones de adquisición de información meteorológica, del tipo de unidad terminal remota (RTU, según la sigla en inglés) instaladas en lugares de aforo del río.

- b. Unidades de interfase de microondas de radio UHF o VHF, del tipo unidad terminal de microondas (MTU) localizadas en lugares repetidores de microondas, los cuales convierten las señales de radio en señales de microondas.
- c. Una estación central de control, que puede estar o no ubicada dentro de la cuenca.

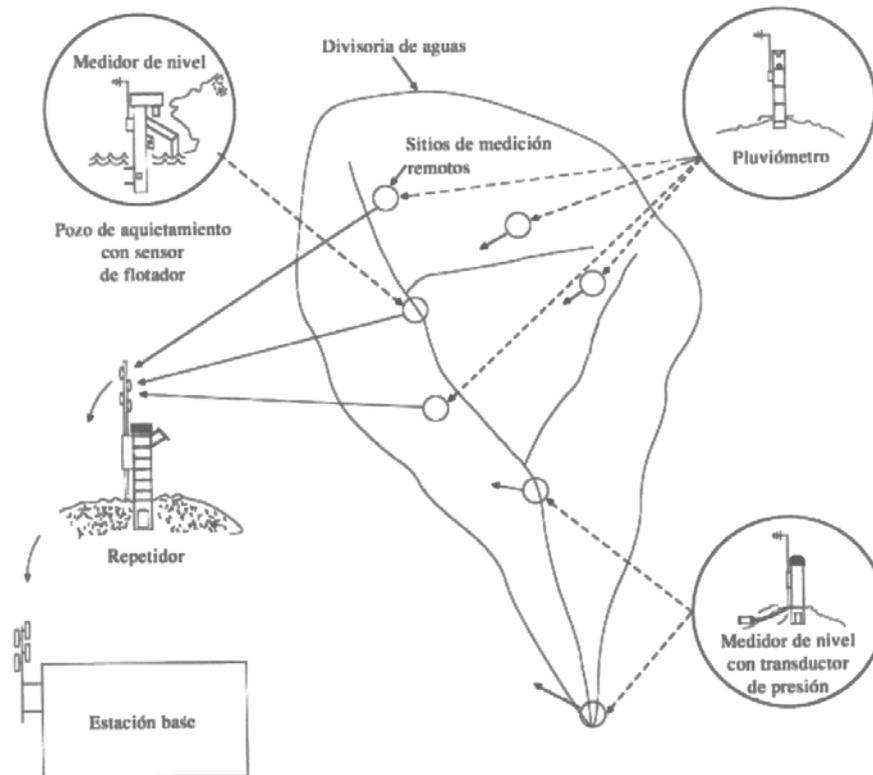


Figura 4.3. Esquema de una Red de Medición Remota (tomado de Chow, et al., 1999)

4.2.3.- SISTEMA DE ALERTA TEMPRANA PARA INUNDACIONES EN ÁREAS URBANAS

Debido al potencial de ocurrencia de crecientes rápidas severas y la consecuente pérdida de vidas en muchas áreas urbanas a través del mundo, el conjunto de estaciones y estación base basadas en Tecnología ALERT se han construido y puesto en ejecución como parte de los sistemas de alerta temprana de crecientes y lluvias en distintos lugares del mundo. Estos son sistemas de reporte de eventos en tiempo real que están compuestos por sitios de medición remotos, con estaciones repetidoras de radio para transmitir la información a una estación base. El sistema total se usa para recolectar, transportar y analizar la información, para luego hacer pronósticos de inundación con el fin de maximizar el tiempo de aviso a los ocupantes de la planicie de inundación. Un sistema similar al descrito se encuentra en funcionamiento en la zona serrana de la Provincia de Córdoba.

Cada una de las estaciones remotas (ver Figura 4.4) tiene un pluviómetro a cangilón, el cual genera una entrada digital a un transmisor cuando 1 mm de lluvia pasa a través del embudo. Siempre que una de las cubetas bascula, se hace una transmisión a la estación base. Cada pluviómetro es completamente auto contenido y consiste en un tubo vertical cilíndrico, que actúa como cubierta para el pluviómetro, el montaje de la antena, la batería y los circuitos electrónicos.

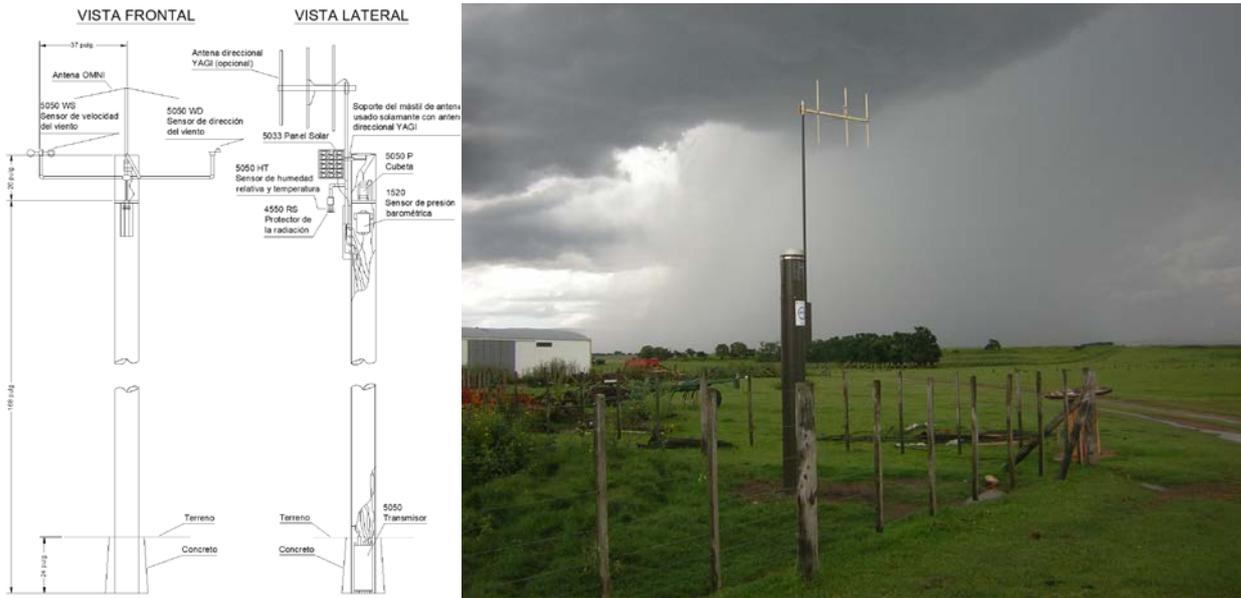


Figura 4.4. Izquierda corte típico de una estación de tecnología ALERT. Derecha Estación 5400 "Piedra Blanca".

Algunas estaciones remotas tienen tanto medidores de lluvia como de nivel de río. Las estaciones remotas pueden incluir un pozo de quietamiento o un transductor de presiones representativos del nivel de agua. El transductor de presión mide los cambios de nivel de agua por encima del orificio del sensor de presión. El transductor electrónico de presión diferencial compensa los efectos debidos a cambios en temperatura y en presión barométrica con una precisión del 1 % en el rango de medidas. Las estaciones repetidoras automáticas, localizadas entre las estaciones remotas y la estación base, reciben la información en VHF desde las estaciones remotas, verifican la validez de la información y la transmiten de igual manera hasta la estación base.

Las señales de radio recibidas son transformadas desde su forma análoga de radio a un formato digital y luego son enviadas al computador de la estación base a través de un puerto de comunicaciones. Después de que se ha verificado la calidad de la información, ésta se ordena y se archiva, ya sea en disco duro o flexible. Una vez que el archivo de información se completa, ésta puede utilizarse o guardarse para análisis posterior.

4.3.- SISTEMA DE GESTIÓN DE AMENAZAS

4.3.1.- DESCRIPCIÓN GENERAL DEL SISTEMA Y SUS PRINCIPALES FUNCIONALIDADES

El Sistema de Gestión de Amenazas (SGA) es una aplicación en línea desarrollada por el doctorado en conjunto con el INA-CIRSA para la Gestión y Evaluación de Amenazas Hidrológicas en base a la información suministrada por el Sistema de Adquisición de Datos Hidrometeorológico descrito en los párrafos precedentes.

La ingesta de la información del sistema se realiza de manera automática y es procesada en base a algoritmos previamente establecidos, y supervisada por un equipo de profesionales del INA-CIRSA. A lo largo del presente trabajo se hará hincapié en lo desarrollado, en lo concerniente a la regionalización de valores extremos con fines de

evaluación de la severidad de eventos pluviométricos intensos, de todas maneras se hará una breve descripción de las capacidades del SGA, el cual a los fines prácticos posee definidos 4 niveles de acceso (Figura 4.5), a saber:

- Nivel de Acceso Libre: Orientado al público en general, el acceso se realiza a través de la página web del Instituto Nacional del Agua (Figura 4.6) o en su defecto a través de una aplicación del universo Android (INA-CIRSA SGA), brindando acceso a mapas de evaluación de amenaza hidrológica, por cuenca o región. Además, provee información en tiempo real a través de mapas que muestran los milimetrajes y niveles de río de la última hora, 3, 6, 12 y 24 horas. Permitiendo la generación de reportes, así como la consulta de reportes históricos.
- Nivel Operador: De carácter restringido orientado a los operadores de Defensa Civil y usuarios preestablecidos por parte del Ministerio de Gobierno de la Provincia de Córdoba, se adiciona a lo ya indicado en el nivel precedente la evaluación de severidad local, la visualización de los resultados de modelos de pronóstico de nivel de río para cuencas determinadas, visualización de limnigramas, hidrogramas, pluviogramas y hietogramas, así como el estado general del sistema entre otras funcionalidades operativas.
- Nivel Supervisor, Acceso restringido al equipo de supervisión, se adiciona la capacidad de gestión de estado de estaciones y sensores (activa, inactiva o mantenimiento), capacidad de validar o invalidar datos ingresados y/o reportes generados, definición de umbrales de amenaza, acceso a la base de datos históricos, visualización de registros, etc.
- Nivel Administrador, nivel de acceso pleno al sistema, capacidad de definición de ecuaciones y/o modelos hidrológicos a emplear, alta y baja de usuarios en sus diferentes niveles, definición de envío de correos electrónicos automáticos ante distintas situaciones del sistema, capacidad de modificación de la base de datos, etc.

4.3.1.a.- Consulta de Amenazas a Tiempo Real

La primera herramienta de evaluación de situación con la cual cuenta el SGA es la evaluación de amenazas a tiempo real, la cual se determina con base a la estimación de la precipitación media areal, la cantidad de estaciones pluviométricas de alta frecuencia (PAF) instaladas, el tamaño y la pendiente media de la cuenca, la ventana temporal de observación que varía en función de la cuenca, así como el monitoreo de los niveles de los cursos de agua, en aquellas cuencas que lo dispongan (Figura 4.7 y Figura 4.8).

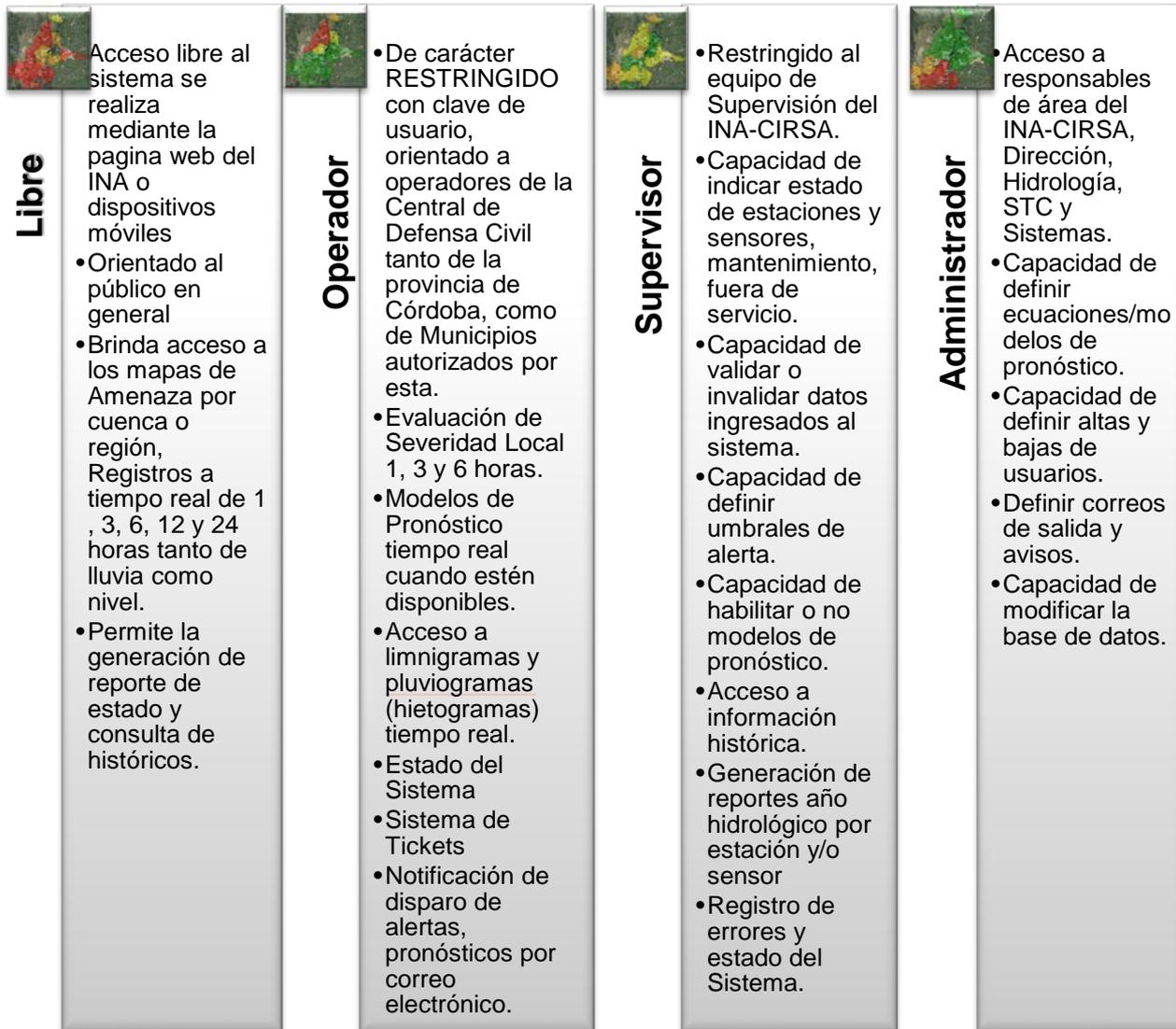


Figura 4.5. Esquema general de niveles de usuario y acceso al Sistema de Gestión de Amenazas (SGA).

Esta estimación se encuentra orientada no tanto a eventos severos sino a aquellos eventos de magnitud y frecuencia ordinarias que podrían ocasionar inconvenientes a bañistas y/o a obras de infraestructura de pequeña magnitud (tal el caso de vados y pasarelas), se han establecido 4 niveles de amenaza, identificados mediante una escala de colores, los cuales se establecen en forma automática cada 30 minutos, a saber:

- Nivel Normal (Verde): No se registran lluvias o las mismas son de muy baja intensidad en la cuenca, zona o región monitoreada.
- Nivel Ordinario (Amarillo): Precaución, lluvias persistentes en la unidad hidrológica monitoreada.
- Nivel Moderado (Naranja): Lluvias continuas, amenaza de crecientes en los cursos de agua, extremar las medidas de precaución.
- Nivel Elevado (Rojo): Amenaza elevada de crecientes significativas, se debe monitorear de manera conjunta los sensores de nivel en aquellas cuencas que los dispongan.

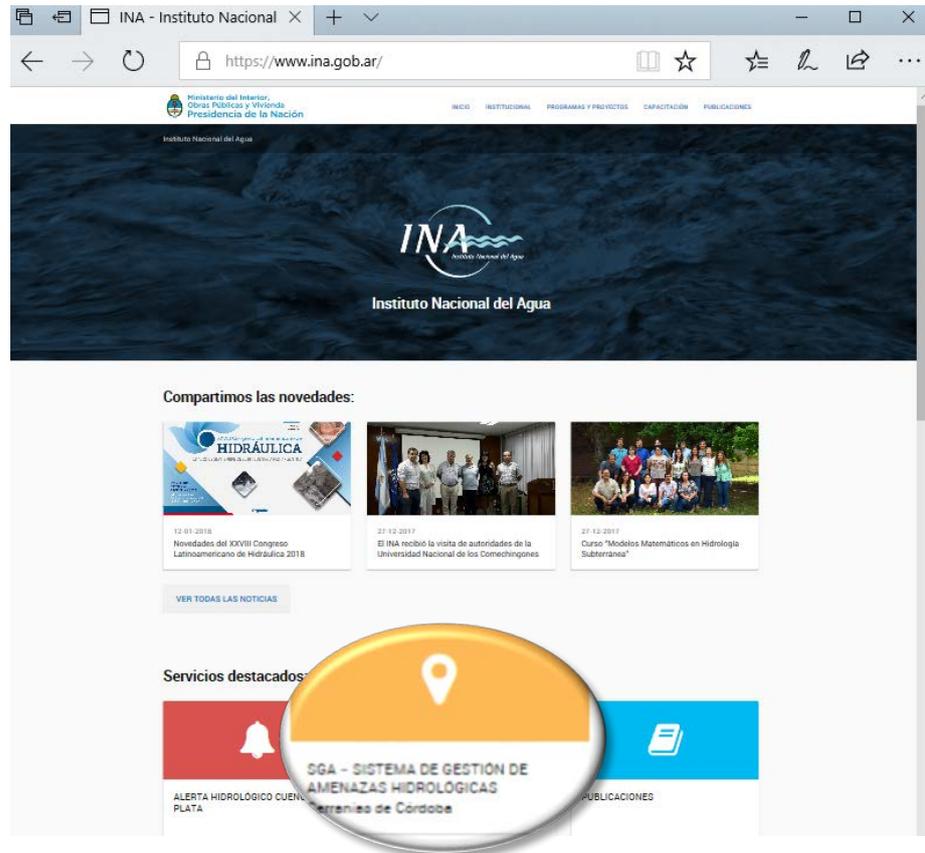


Figura 4.6. Página de acceso en línea al Sistema de Gestión de Amenazas (www.ina.gov.ar)

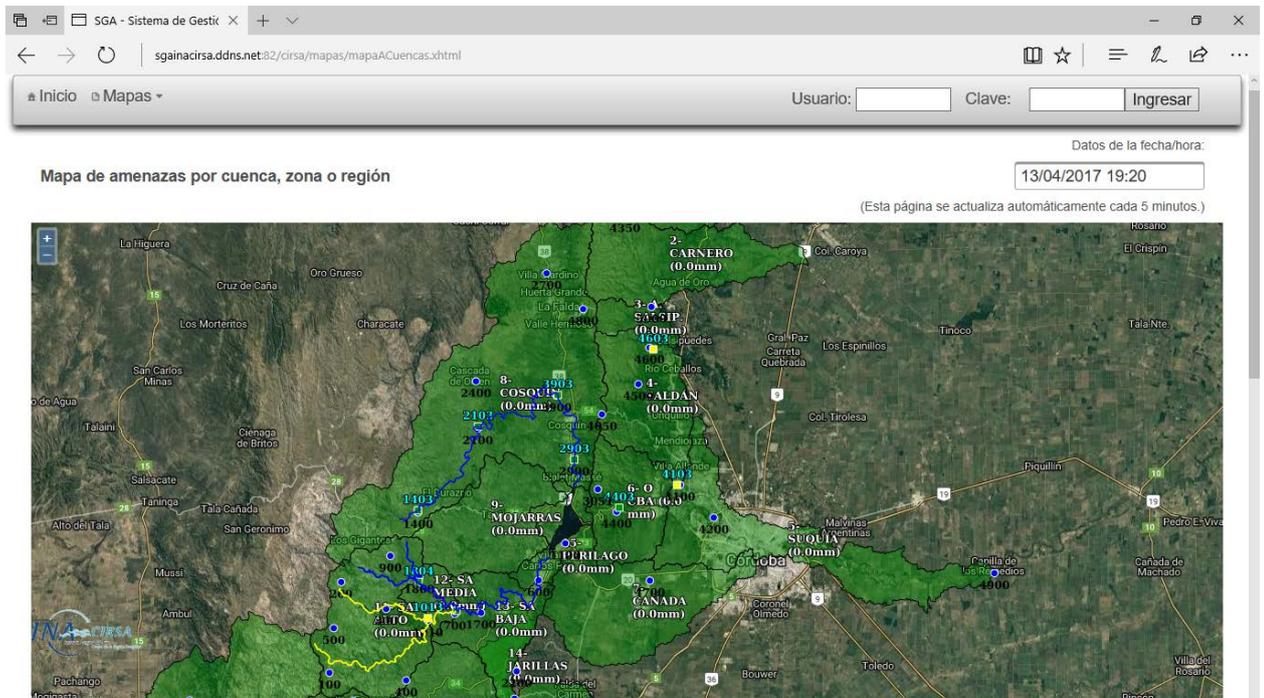
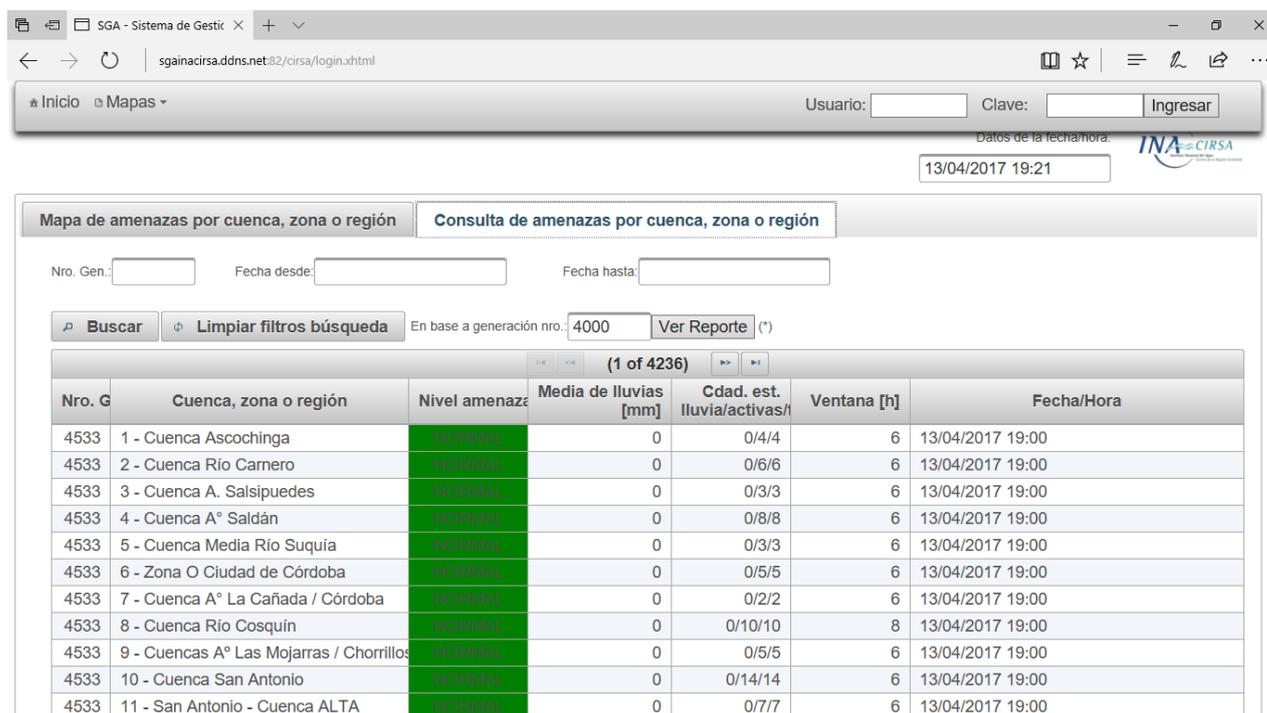


Figura 4.7. Ejemplo de pantalla del SGA de mapas de amenaza. Los círculos azules representan los PAF, mientras que los cuadrados y trazos los niveles de río.



Nro. G	Cuenca, zona o región	Nivel amenaza	Media de lluvias [mm]	Cdad. est. lluvia/activas/h	Ventana [h]	Fecha/Hora
4533	1 - Cuenca Ascochinga	NORMAL	0	0/4/4	6	13/04/2017 19:00
4533	2 - Cuenca Río Carnero	NORMAL	0	0/6/6	6	13/04/2017 19:00
4533	3 - Cuenca A. Salsipuedes	NORMAL	0	0/3/3	6	13/04/2017 19:00
4533	4 - Cuenca A° Saldán	NORMAL	0	0/8/8	6	13/04/2017 19:00
4533	5 - Cuenca Media Río Suquia	NORMAL	0	0/3/3	6	13/04/2017 19:00
4533	6 - Zona O Ciudad de Córdoba	NORMAL	0	0/5/5	6	13/04/2017 19:00
4533	7 - Cuenca A° La Cañada / Córdoba	NORMAL	0	0/2/2	6	13/04/2017 19:00
4533	8 - Cuenca Río Cosquín	NORMAL	0	0/10/10	8	13/04/2017 19:00
4533	9 - Cuencas A° Las Mojarras / Chorrillos	NORMAL	0	0/5/5	6	13/04/2017 19:00
4533	10 - Cuenca San Antonio	NORMAL	0	0/14/14	6	13/04/2017 19:00
4533	11 - San Antonio - Cuenca ALTA	NORMAL	0	0/7/7	6	13/04/2017 19:00

Figura 4.8. Ejemplo de pantalla del SGA, de los reportes tabulados de amenaza.

4.3.1.b.- Consulta de mapas de precipitación y niveles de río en tiempo real

El SGA posee la capacidad de presentar en tiempo real el milimetraje acumulado en los PAF, en tiempo real, así como los niveles de los cuerpos de agua en aquellos cursos y embalses que dispongan de limnómetro. La visualización se realiza a través de mapas georeferenciados y en lapsos temporales de 1 hora, 3 horas, 6 horas y 24 horas desde el momento de realizada la consulta, los mismos se actualizan a tiempo real (Figura 4.9).

4.3.1.c.- Consulta de pluviogramas, hietogramas, limnigramas e hidrogramas

Otro módulo de consulta que puede operar tanto en tiempo real como diferido es aquel que permite visualizar los pluviogramas, es decir el registro de la lluvia acumulada en función del tiempo en una determinada estación, así como su equivalente en intensidad [mm/h] o hietograma (Figura 4.10), así como los gráficos en función del tiempo en una determinada estación de nivel normalmente llamados limnigramas o eventualmente si se dispone de curvas H-Q presentar los correspondientes hidrogramas (Figura 4.11).

4.3.1.d.- Consulta de milimetraje en el año hidrológico

Considerando el año hidrológico comprendido para la región serrana de Córdoba, entre el 1° de julio y el 30 de junio del año subsiguiente, el SGA puede entregar una tabla resumen en donde es posible observar los milímetros totales diarios, el total mensual, el total anual, el máximo diario, así como los días con lluvia y la clase de precipitaciones en función de rangos preestablecidos.

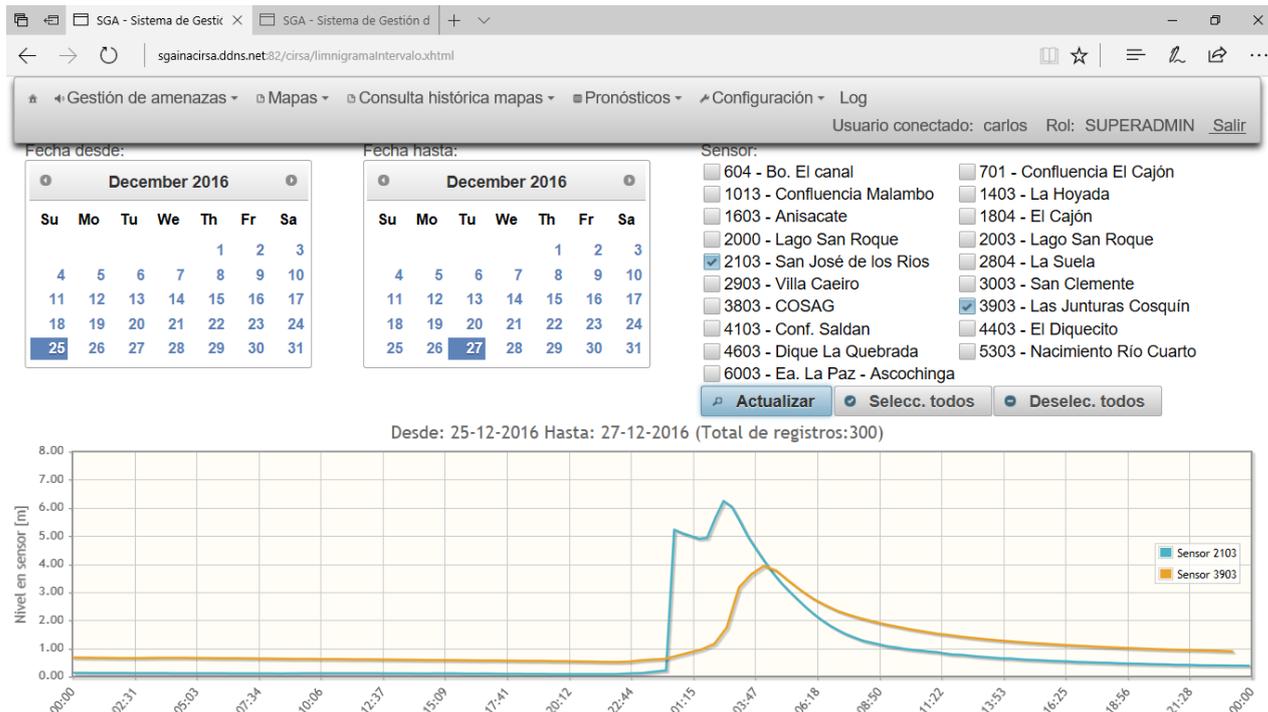


Figura 4.11. Ejemplo de limnigrama para las estaciones que se encontraban en funcionamiento en la cuenca del río Cosquín el 25/12/2016

4.4.- EVALUACIÓN DE SEVERIDAD LOCAL

Si bien la evaluación de la amenaza a nivel de cuenca permite a los tomadores de decisión gestionar la Defensa Civil ante el acontecimiento de eventos hidrológicos frecuentes, resta determinar y/o evaluar qué tan severo es un evento que se esté registrando. Ante la carencia de registros históricos en la mayoría de las cuencas monitoreadas por el SGA, es que se recurrió a la aplicación de los patrones de diseño obtenidos de la regionalización a un fin inédito, “la evaluación de la severidad local a tiempo real”, que si bien no brinda información cuantitativa permite obtener una interpretación cualitativa de la severidad del evento observado en función de su desarrollo en el espacio (cuenca) así como en el tiempo (intensidad).

A tal fin se empleó el Modelo DIT así como la Precipitación Máxima Probable (PMP), pero abordándolo desde un enfoque geoestadístico a diferencia de la técnica de zonalización originalmente propuesta por los autores del Modelo DIT, en los apartados subsiguientes se presentará dicha adaptación y su aplicación al SGA:

4.4.1.- IMPLEMENTACIÓN DEL MODELO DIT, PARA LA REGIONALIZACIÓN DE FUNCIONES I-D-T

La lluvia de diseño es un acontecimiento ficticio futuro, cuya intensidad media “i” es la máxima esperable para una duración “d” y una recurrencia o período de retorno T, preestablecidas. El principal uso de esta abstracción es evaluar el caudal de proyecto de una obra (o una acción) asociada a riesgo hídrico, cuando esto no es posible a partir de registros de descarga. Para arribar a esa intensidad crítica es necesario, entonces,

conocer la relación de dependencia que ella tiene con la duración y el período de retorno de la lluvia.

Dicha relación i-d-T puede responder a fundamentos teóricos o empíricos y se han planteado algoritmos diversos para describirla. Uno de éstos es el DIT, el cual resulta conveniente por sustento conceptual, expresión analítica continua y lo sencillo que es adaptarlo a condiciones locales cuando se lo transpone.

El DIT exhibe una flexibilidad equivalente a la de las mejores alternativas empíricas, debido a que, al igual que éstas, fue planteado inicialmente como un modelo de cuatro parámetros. La metodología aquí propuesta permite regionalizar las familias de curvas i-d-T para cualquier punto dentro del territorio bajo análisis con una resolución espacial de 25 km². Para ello se produce al análisis geoestadístico y conformación de los mapas temáticos de los parámetros constitutivos del modelo DIT, es decir, A, B y C, así como de los parámetros de las series pluviométricas de logaritmos neperianos de los datos pluviométricos disponibles, es decir, la media y el desvío de las mismas con los cuales será posible considerar las características pluviométricas locales en función de la mayor cobertura espacial de estos instrumentos en el territorio bajo análisis. Obteniéndose como resultado cinco mapas de parámetros que mediante la aplicación del algoritmo DIT, permitirán obtener la grilla espacial de valores para la duración y recurrencia deseada.

En síntesis, considerando la Ecuación 4-13 constitutiva del modelo DIT, y recordando sus principales parámetros, $A = \sigma + \alpha$, $B = -\beta$ y $C = \mu + \ln 60 + \gamma$ e incorporando las características locales proveniente de la información pluviométrica y redefiniendo A' y C', al incorporar los logaritmos neperianos del desvío (σ) y la media (μ') pluviométricos respectivamente se obtiene:

$$A' = A - \sigma + \sigma' \rightarrow A' = \alpha + \sigma' \quad \text{Ecuación 4-14}$$

$$C' = C - \mu + \mu' \rightarrow C' = \gamma + \ln 60 + \mu' \quad \text{Ecuación 4-15}$$

4.4.1.a.- Región e información de ensayo

Si bien la aplicación directa de esta metodología es sobre el territorio de la Provincia de Córdoba, el área experimental abarca el centro y el norte de Argentina, con objeto de disponer de la mayor densidad espacial de puntos periféricos de medición, para reducir las influencias de “borde” en los análisis geoestadísticos.

En lo referente a la información pluviográfica disponible Caamaño Nelli, et al., 2012 habían recopilado 28 estaciones con funciones i-d-T, de las cuales en el presente trabajo se emplearon 22, así como 957 estaciones pluviométricas, que al abarcar una mayor densidad espacial y territorial, reducen los efectos de borde de los ajustes posteriores de los parámetros sobre el territorio de la provincia de Córdoba (Tabla 4.1 y Figura 4.12).

Dentro de las estaciones pluviográficas empleadas, se encuentran las 7 originalmente utilizadas para el desarrollo del modelo DIT en la Provincia de Córdoba.

4.4.1.b.- Evaluación de la tendencia espacial

La forma más simple de detección de tendencias espaciales consiste en graficar a las variables de interés en función de sus coordenadas incluyendo su altitud sobre el nivel del mar.

Considerando los tres parámetros principales del modelo DIT y teniendo en cuenta la baja densidad espacial de los mismos no se comprobó la existencia de tendencia alguna sobre estos parámetros (Figura 4.13).

Tabla 4.1. Estaciones pluviográficas empleadas que contaron con los parámetros constitutivos del modelo DIT, empleados para su regionalización.

	Nombre	Longitud	Latitud	Altitud [m snm]	In Media	In Desvío	A	B	C
1	Ceres	-61,95	-29,88	90	4,255	0,374	0,291	0,144	5,211
2	Laboulaye	-63,37	-34,12	139	4,340	0,335	0,394	0,161	5,219
3	Marcos Juárez	-62,12	-32,70	112	4,444	0,387	0,410	0,147	5,108
4	Córdoba Obs.	-64,18	-31,40	424	4,248	0,344	0,337	0,159	5,193
5	Río Cuarto	-64,27	-33,08	425	4,277	0,357	0,356	0,148	5,003
6	La Suela	-64,58	-31,63	943	4,186	0,417	0,365	0,136	4,955
7	Villa Dolores	-65,13	-31,95	571	3,971	0,323	0,318	0,171	5,059
8	Rafaela	-61,55	-31,18	97	4,496	0,365	0,309	0,125	5,044
9	Rosario	-60,78	-32,92	24	4,549	0,340	0,270	0,131	5,085
10	Pergamino	-60,56	-33,93	63	4,273	0,223	0,352	0,153	5,057
11	La Rioja	-66,80	-29,38	439	3,244	0,517	0,363	0,146	4,543
12	Chapetón	-60,33	-31,57	12	4,621	0,405	0,269	0,184	5,690
13	Famailá	-65,40	-27,06	366	4,570	0,284	0,352	0,140	5,433
14	Resistencia	-59,05	-27,45	55	4,670	0,324	0,252	0,123	5,253
15	Salta	-65,48	-24,85	1.228	4,271	0,348	0,336	0,130	4,797
16	Formosa	-58,23	-26,21	65	4,650	0,283	0,269	0,121	5,134
17	Sgo.del Estero	-64,30	-27,76	201	4,266	0,389	0,369	0,133	5,007
18	S.M. Tucumán	-65,11	-26,84	366	4,546	0,287	0,336	0,118	4,943
19	Concordia	-58,02	-31,38	41	4,637	0,321	0,404	0,133	4,976
20	C. del Uruguay	-58,24	-32,48	18	4,585	0,313	0,295	0,138	5,120
21	Paraná	-60,48	-31,79	69	4,594	0,390	0,358	0,127	4,883
22	Reconquista	-59,68	-29,20	51	4,639	0,382	0,352	0,159	5,247

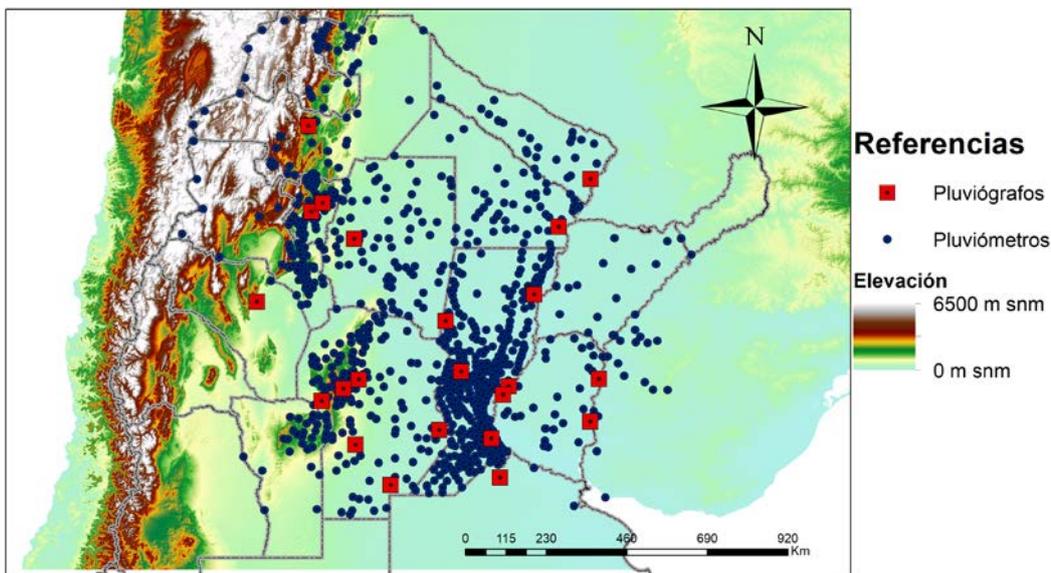


Figura 4.12. Región de análisis, indicado estaciones pluviográficas en donde se dispone de los parámetros constitutivos del modelo DIT y estaciones pluviométricas.

En principio solo B parecería tener cierta influencia la latitud en sentido norte-sur, (Figura 4.14), aunque de un análisis preliminar era de esperar que ésta se viera sobre el parámetro C, considerando que el mismo se encuentra en función de la media, cosa que no sucedió como se puede apreciar en la Figura 4.15.

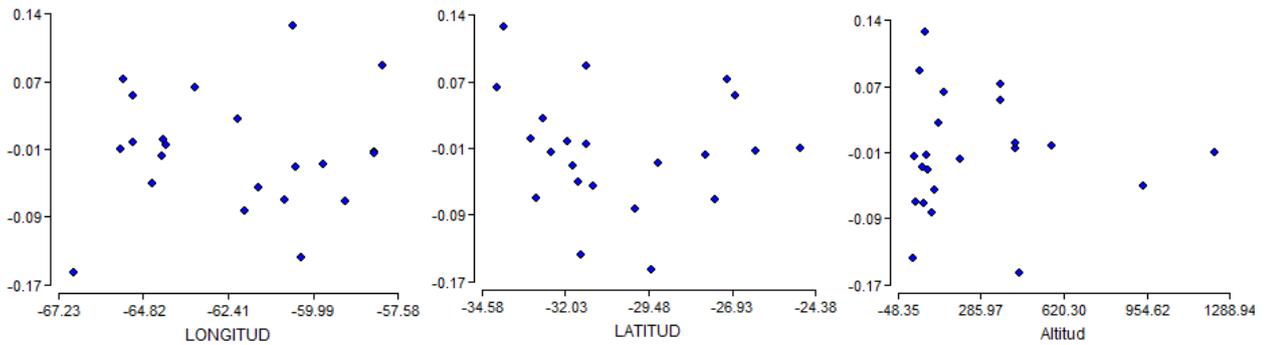


Figura 4.13. Evaluación tendencia espacial sobre A eje de las abscisas, Modelo DIT

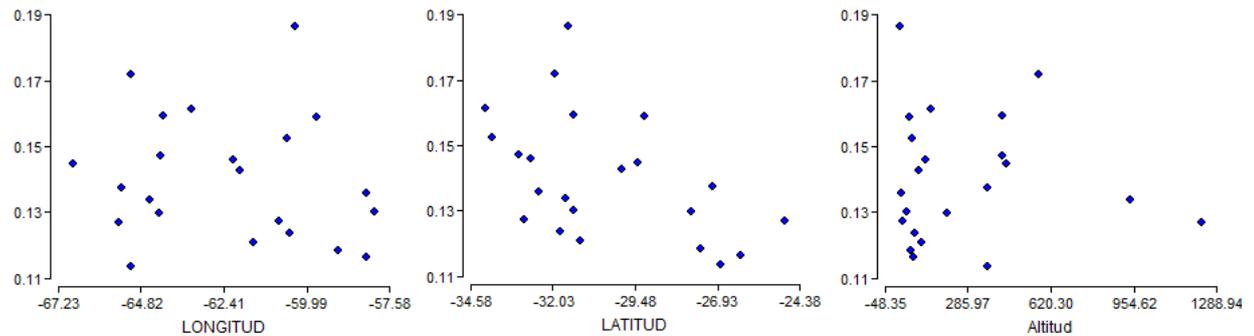


Figura 4.14. Evaluación tendencia espacial sobre B eje de las abscisas, Modelo DIT

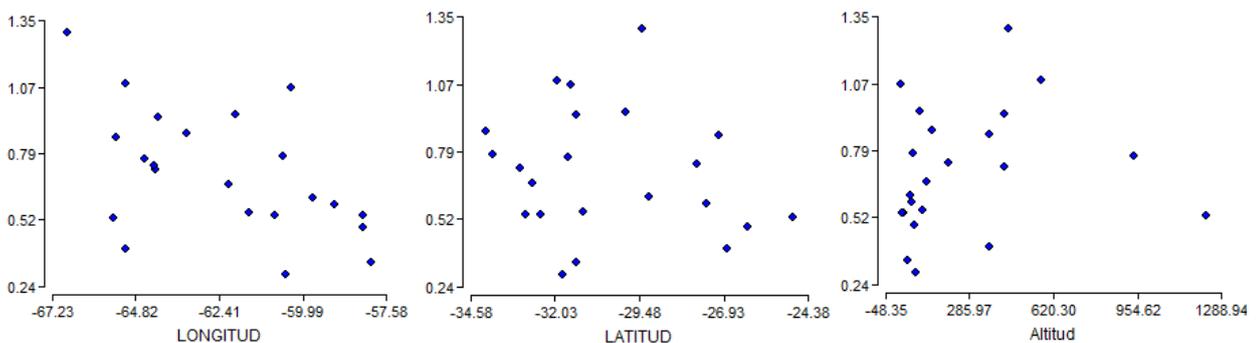


Figura 4.15. Evaluación tendencia espacial sobre C eje de las abscisas, Modelo DIT

4.4.1.c.- Evaluación de la autocorrelación espacial local de las variables

El índice de autocorrelación espacial local de Moran (Anselin, 1995) es aplicado individualmente a cada punto del espacio y es una herramienta útil para determinar la similitud o diferencia entre el valor de una observación respecto al de sus vecinos, siendo estandarizado y contrastado su nivel de significancia en base a una distribución normal estándar.

En síntesis, la autocorrelación espacial mide la correlación lineal entre los valores de una variable en una determinada posición con valores de la misma variable en otras posiciones del espacio. Una propiedad de los datos autocorrelacionados espacialmente es que los valores no son aleatorios en el espacio, sino que están relacionados entre sí

y la magnitud de esa correlación depende de las distancias que los separan, que en los casos bajo análisis fue como mínimo 200 km y máximo 500 km debido a la baja densidad espacial de puntos de muestreo.

Si la distribución de la variable de interés muestra un patrón aleatorio o una autocorrelación débil, entonces no hay autocorrelación, el índice de Geary (IG) se encuentra relacionado inversamente al de Moran (IM), pero no es idéntico, La Tabla 4.2 permite observar que en el caso de las variables del modelo DIT, no se detecta autocorrelación espacial, es decir, que las variables son aleatorias en todos los caso, esta conclusión no puede ser tomada como concluyente por la baja densidad espacial de puntos de observación considerados.

Tabla 4.2. Índices de autocorrelación espacial sobre los parámetros del modelo DIT

	Estadístico	p-Valor	Estadístico	p-Valor	Estadístico	p-Valor
Variable	A	A	B	B	C	C
IM	-0,17	0,917	-0,01	0,309	0,09	0,066
IG	1,15	0,897	0,96	0,369	0,89	0,163

4.4.1.d.- Ajuste de un modelo de variabilidad espacial sobre A

Se consideraron distintas alternativas de modelos que permitieran ajustar al semivariograma empírico, se adoptó como criterio de selección tanto el visual como el Criterio de Información de Akaike (AIC), siendo el adoptado el ajuste exponencial ordinario sin consideraciones de efectos tendenciales.

El semivariograma experimental es presentado en la Tabla 4.3 así como los parámetros del semivariograma teórico y sus parámetros de ajuste presentados en la Tabla 4.4. Con este semivariograma definido, cada dato espacial es una realización de un proceso aleatorio y se lo asocia a una distribución de probabilidad normal dado que como se demostró no se registra tendencia espacial alguna.

A partir de los parámetros del semivariograma teórico ajustado se realizó la interpolación mediante Kriging y se obtuvieron mapas de contorno de la variable, la dimensión de cada bloque utilizada fue de 5 km x 5 km, es decir 25 km². Los mapas generados muestran la variabilidad espacial (Figura 4.16).

Tabla 4.3. Semivariograma Experimental, parámetro “ α ” del Modelo DIT

Pares Puntos	Distancia [m]	Semivarianza
6	66453	0,0046
12	136975	0,0022
14	201662	0,0042
24	266729	0,0100
26	338951	0,0100
27	420859	0,0050

Tabla 4.4. Semivariograma Teórico Ajustado (exponencial ordinario), para el parámetro “ α ” del Modelo DIT (SCE: Suma del cuadrado del error; AIC: Criterio de Akaike)

Modelo	Umbral [mm ²]	Rango [m]	Pepita [mm ²]	SCE [mm ²]	AIC
Exp. Ordinario	0,01	2339247	0,0033	0,0	-192,98

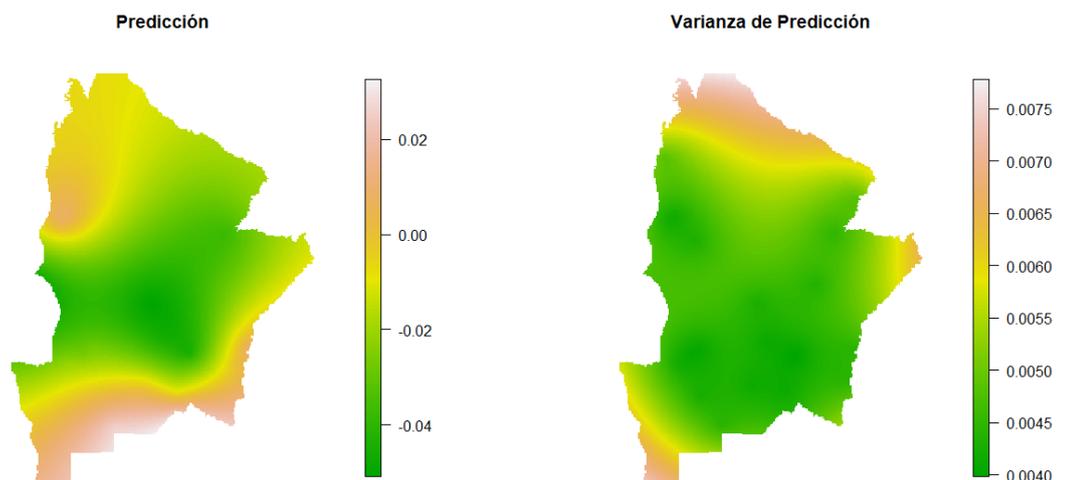
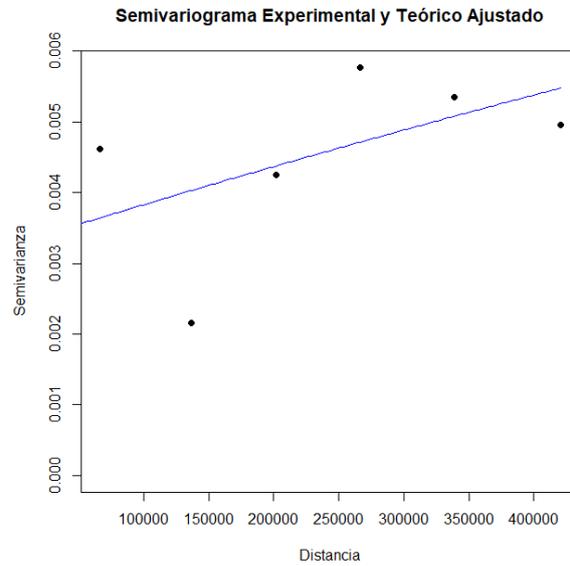


Figura 4.16. Semivariograma Experimental y Teórico ajustado, debajo predicción y su varianza (grilla 25 km²), para toda el área completa bajo análisis (α)

La validación cruzada se utiliza para evaluar los resultados de un análisis geoestadístico y garantizar que son independientes de la partición entre datos de validación y prueba. La metodología consiste en repetir y calcular la media aritmética obtenida de las medidas de evaluación sobre diferentes particiones y diferentes posiciones en el espacio de las mismas, si bien la Figura 4.17 permite apreciar la gran dispersión de los valores predichos y observados, es importante resaltar la falta de distribución espacial de la información, pero considerando que el área de interés es la provincia de Córdoba, en el gráfico de la derecha se aprecia que coincide con la zona de menores residuos.

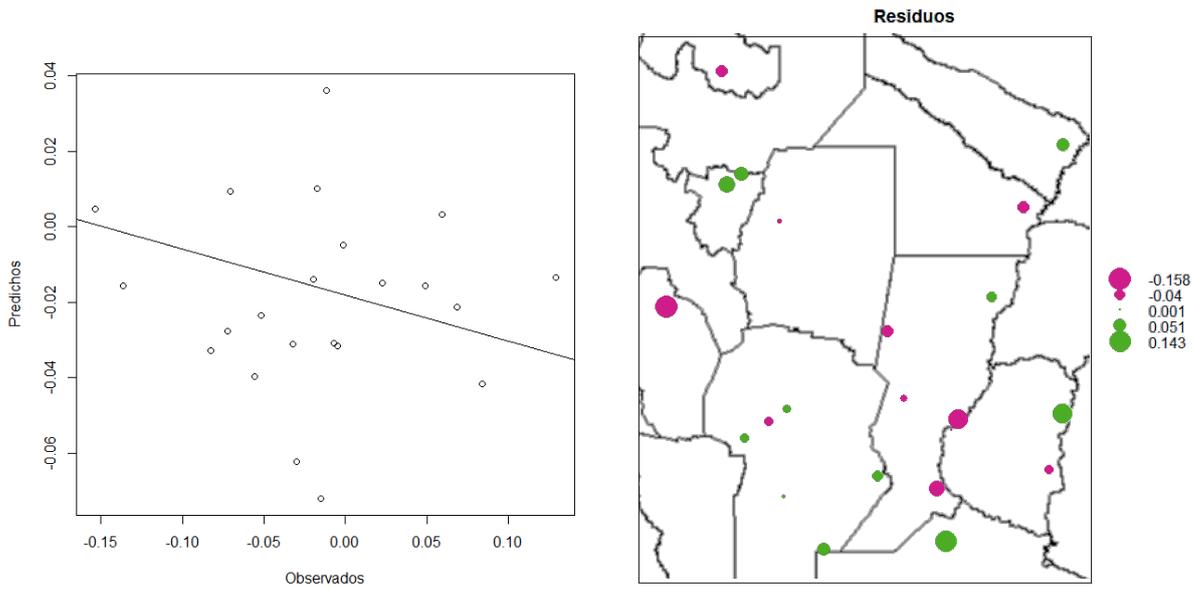


Figura 4.17. Evaluación de la predicción, izquierda predichos vs observados, derecha grafico de residuos sobre los pluviogramas para el parámetro “ α ”.

Por último, recordando las características constitutivas del modelo DIT e incorporando la información pluviométrica al incorporar el desvío (σ') de los logaritmos neperianos de los datos pluviométricos, se obtiene una grilla georeferenciada de resolución 25 km² del parámetro A' así como su desvío el cual da una idea del error de la predicción (Figura 4.18), que en lo concerniente a la provincia de Córdoba, arroja valores relativamente bajos, solamente afectados por efectos de borde en el extremo sur-oeste, precisamente en la zona de falta de información pluviográfica, pero manteniéndose relativamente constante en el resto del territorio Provincial.

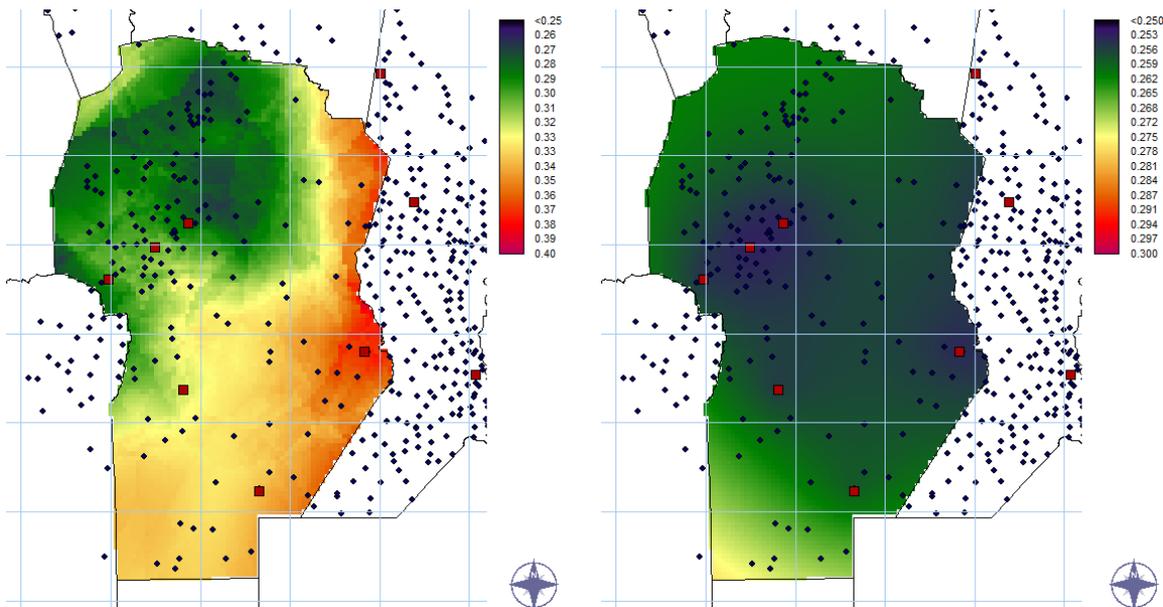


Figura 4.18. Izquierda parámetro A' del modelo DIT, derecha Desvío Estándar de la predicción. Regionalización para la provincia de Córdoba.

4.4.1.e.- Ajuste de un modelo de variabilidad espacial sobre B

Al igual que en el caso de A se consideraron distintas alternativas de modelos que permitieran ajustar al semivariograma empírico, empleando criterios idénticos en ambos casos, solo variando que al haberse detectado una leve tendencia con la altitud el modelo seleccionado considera dicha influencia, por lo que con esta estrategia las coordenadas espaciales son incorporadas en la estructura del modelo, permitiendo que el término de error aleatorio sea eliminado del sesgo producido por esa tendencia. El semivariograma experimental seleccionado, es presentado en la Tabla 4.5 así como los parámetros del semivariograma teórico, mientras que sus parámetros de ajuste son presentados en la Tabla 4.6.

Tabla 4.5. Semivariograma Experimental, parámetro B del Modelo DIT

Pares Puntos	Distancia [m]	Semivarianza
6	66453	0,00046
12	136975	0,00036
14	201662	0,00030
24	266729	0,00025
26	338951	0,00016
27	420859	0,00028

Tabla 4.6. Semivariograma Teórico Ajustado (Esférico de Universal 1° orden), para el parámetro B del Modelo DIT. (SCE: Suma del Cuadrado del error; AIC: Criterio de Información de Akaike)

Modelo	Umbral [mm ²]	Rango [m]	Pepita [mm ²]	SCE [mm ²]	AIC
Esf. Univ. 1 Ord.	0,00024	132863	0,00016	0,0	-218,21

A partir de los parámetros del semivariograma teórico ajustado se obtendrá la interpolación mediante Kriging del mapa de contorno de la variable, el área de homogeneidad de la grilla se mantuvo en 25 km². Los mapas generados muestran la variabilidad espacial (Figura 4.19), así como la varianza de la predicción.

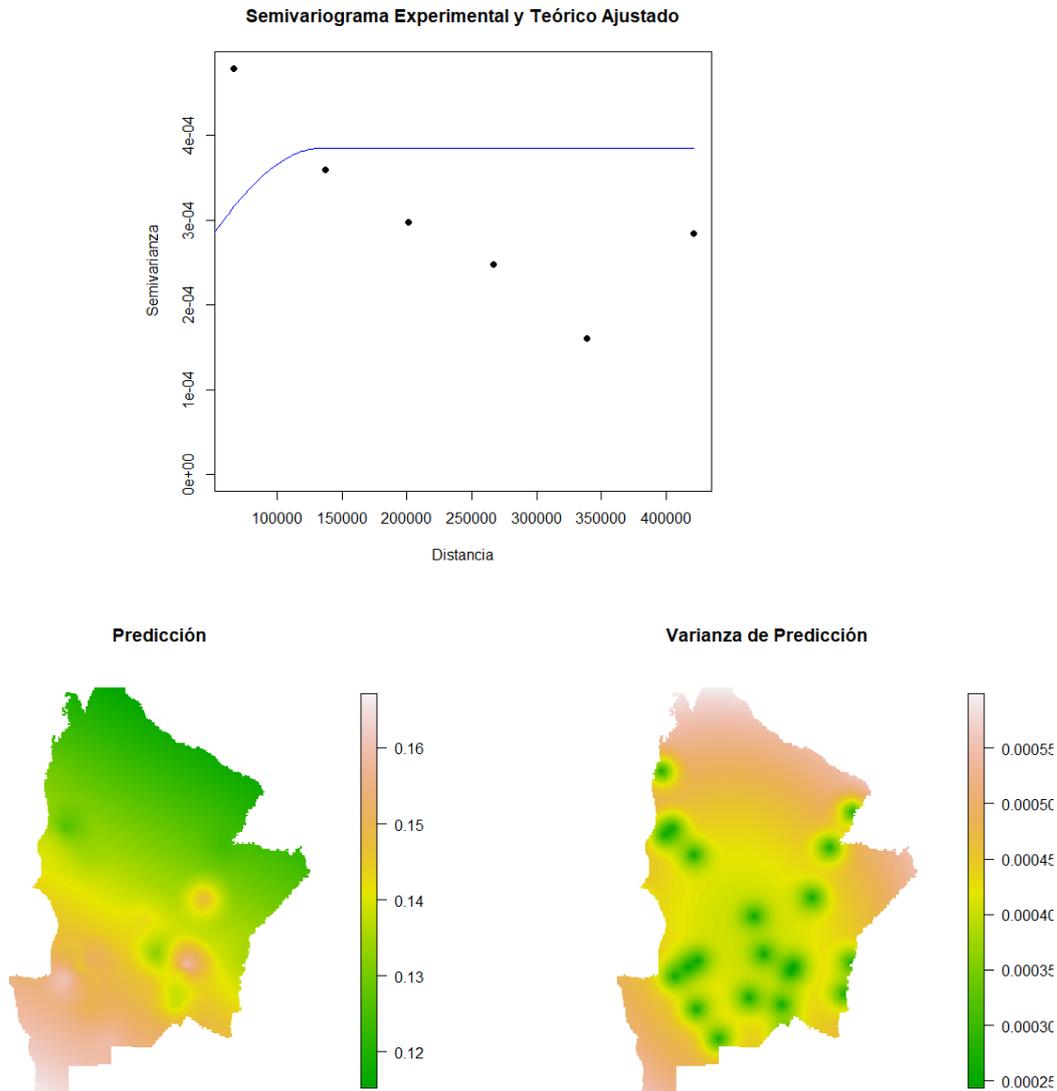


Figura 4.19. Semivariograma Experimental y Teórico ajustado, debajo, predicción y varianza (grilla 25 km²), para toda el área completa bajo análisis (B).

La validación cruzada evalúa los resultados obtenidos, la Figura 4.20 permite apreciar que la dispersión de los valores predichos y observados es mucho menor que la observada para el coeficiente A, al igual que en el dicho caso y considerando que el área de interés es la provincia de Córdoba, en el gráfico de la derecha se aprecia que coincide con la zona de menores residuos, encontrándose un dato atípico en la estación pluviográfica de Formosa, surgiendo la inquietud si la misma se debe a características locales y/o a un error de la estimación.

Considerando las características constitutivas del modelo DIT, B no requiere la incorporación de variables provenientes de la pluviometría por lo cual, su grilla georeferenciada se encuentra altamente influenciada por su característica local, la cual puede apreciarse en la Figura 4.21 así como su desvío en la provincia de Córdoba, en

este caso en particular, la influencia sobre la zona de emplazamiento de la estación es mucho más marcada.

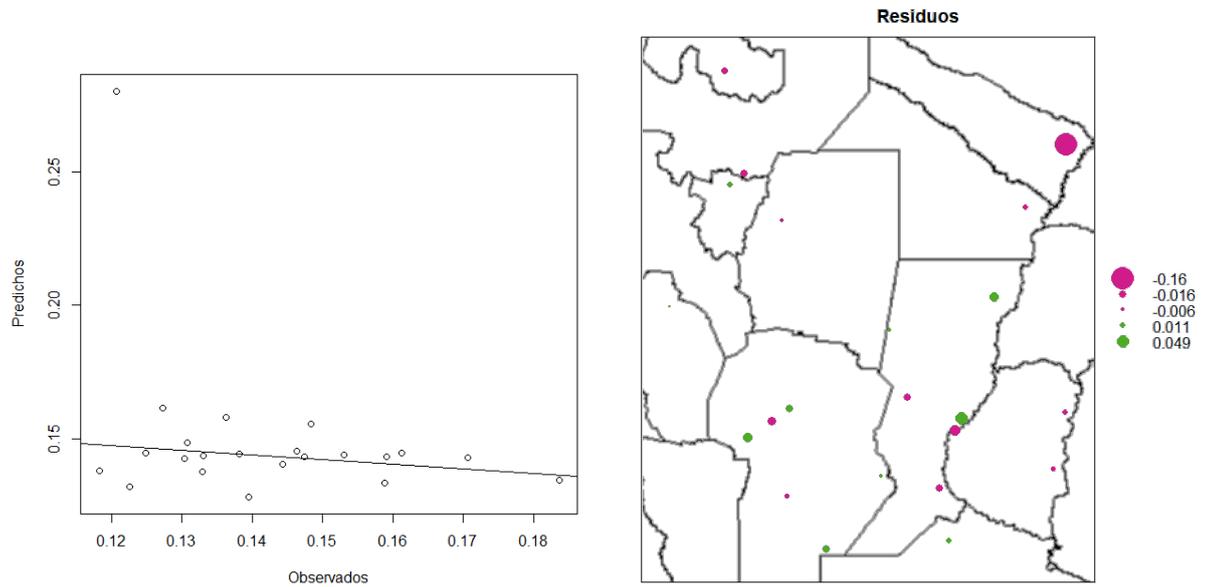


Figura 4.20. Evaluación de la predicción, izquierda predichos vs observados, derecha grafico de residuos sobre los pluviografos para el parámetro B.

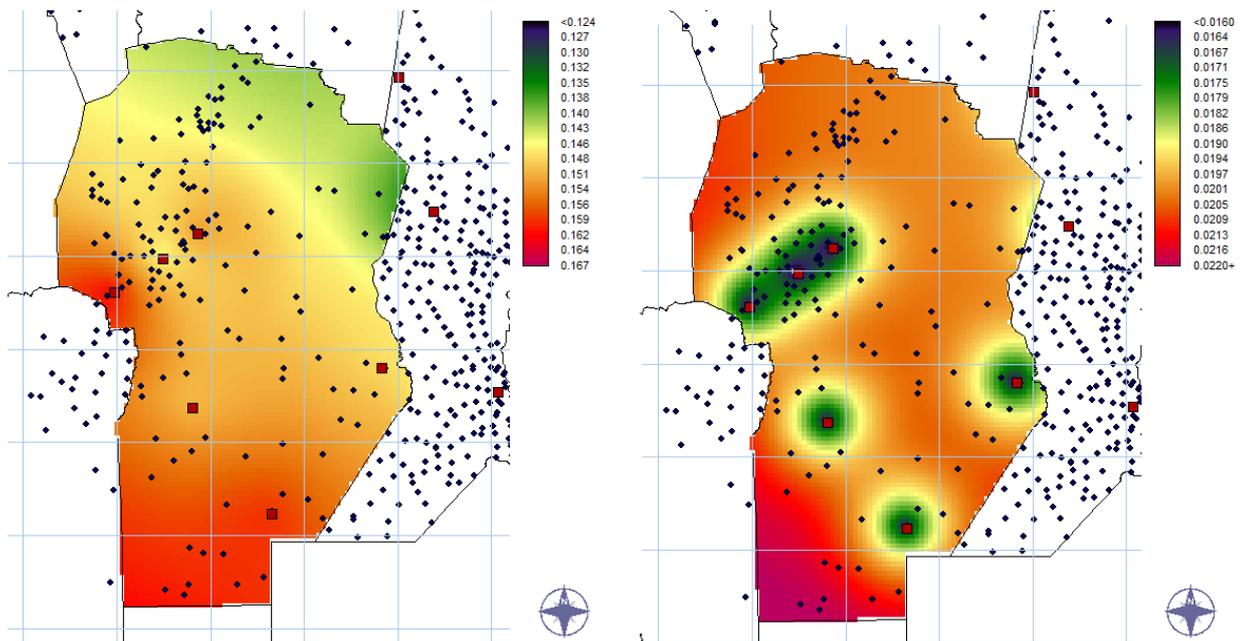


Figura 4.21. Derecha parámetro B del modelo DIT, izquierda Desvío Estándar de la predicción. Regionalización para la provincia de Córdoba.

4.4.1.f.- Ajuste de un modelo de variabilidad espacial sobre C

En el caso del parámetro C, se consideraron distintas alternativas de modelos que permitieran ajustar al semivariograma empírico sin considerar tendencia, por lo cual el ajuste seleccionada respondió más precisamente al exponencial ordinario, empleando idénticos criterios de selección.

El semivariograma experimental es presentado en la Tabla 4.7, así como los parámetros del semivariograma teórico y sus parámetros de ajuste presentados en la Tabla 4.8.

Tabla 4.7. Semivariograma Experimental, parámetro “ $\gamma + \ln 60$ ” del Modelo DIT

Pares Puntos	Distancia [m]	Semivarianza
6	66453,99	0,09
12	136975,58	0,05
14	201662,85	0,05
24	266729,50	0,05
26	338951,51	0,07
27	420859,95	0,06

Tabla 4.8. Semivariograma Teórico Ajustado (Exponencial Ordinario), para el parámetro “ $\gamma + \ln 60$ ” del Modelo DIT

Modelo	Umbral [mm ²]	Rango [m]	Pepita [mm ²]	SCE [mm ²]	AIC
Exp. Ord.	0,03	701622,25	0,06	$1,3 \times 10^{-12}$	-158,16

A partir de los parámetros del semivariograma teórico ajustado se interpoló mediante Kriging el mapa de contorno de la variable, el área de homogeneidad de la grilla se mantuvo al igual que en los casos anteriores en 25 km². Los mapas generados muestran la variabilidad espacial (Figura 4.22), así como la varianza de la predicción.

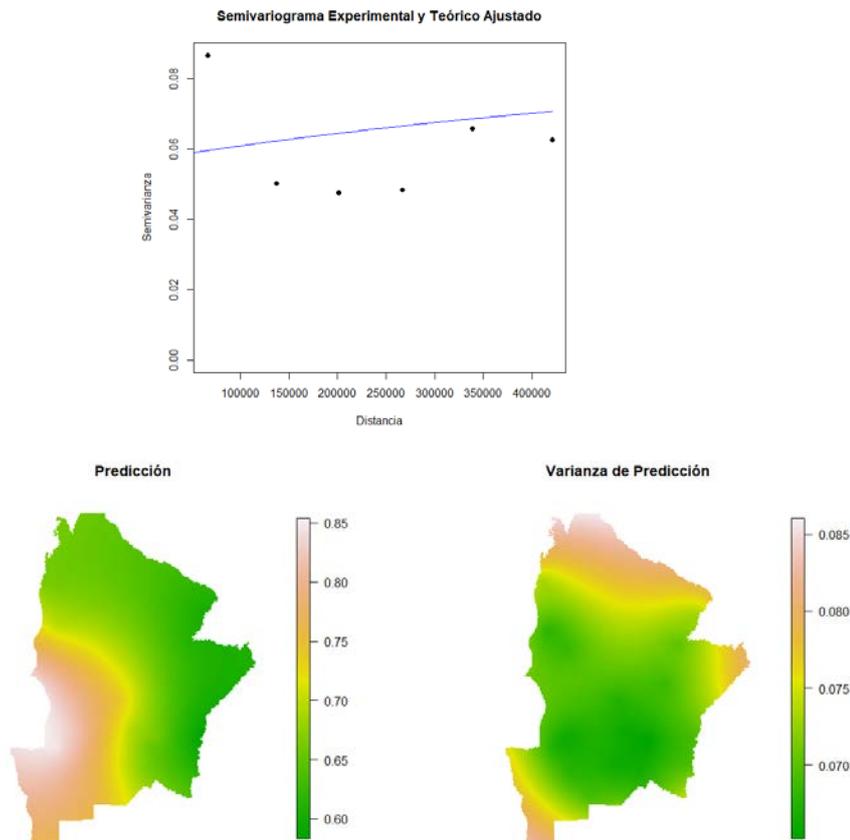


Figura 4.22. Semivariograma Experimental y Teórico ajustado, debajo, predicción y varianza (grilla 25 km²), para toda el área completa bajo análisis (“ $\gamma + \ln 60$ ”)

Nuevamente se emplea a la validación cruzada para evaluar los resultados obtenidos, la Figura 4.23 permite apreciar que la dispersión de los valores predichos y observados es mucho menor que la observada para el coeficiente A, aunque es notoria la influencia de las condiciones de borde para el suroeste del territorio provincial, en el gráfico de la derecha se aprecia que coincide con las estaciones emplazadas en la Provincia, con aquellas de menores residuos en la estimación.

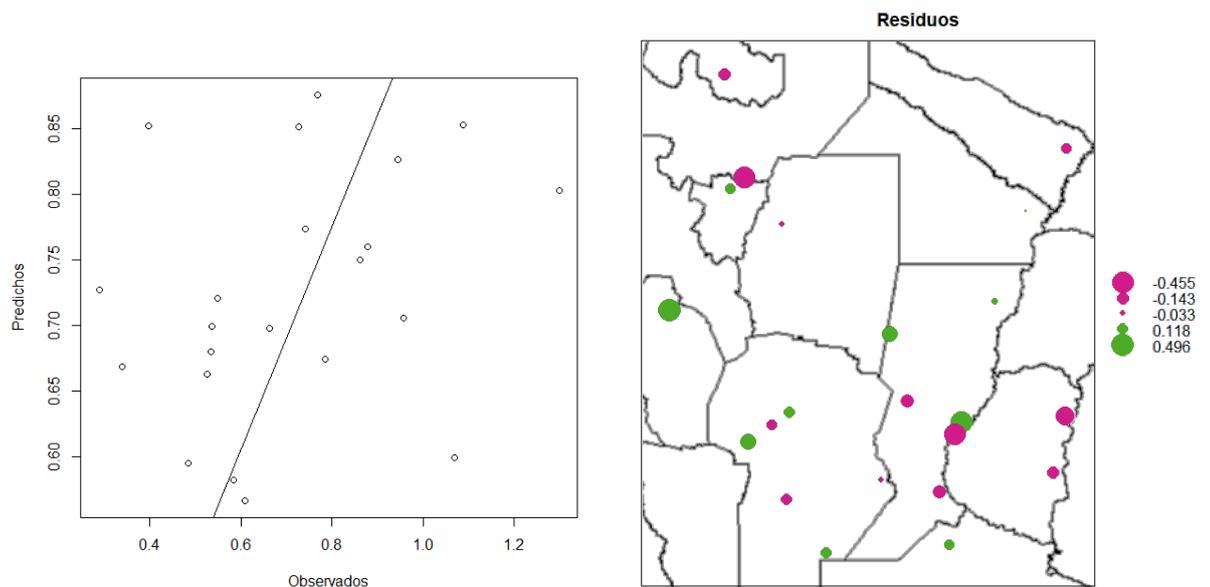


Figura 4.23. Evaluación de la predicción, izquierda predichos vs observados, derecha grafico de residuos sobre las estaciones pluviográficas para el parámetro “ $\gamma + \ln 60$ ”.

Por último, recordando las características constitutivas del modelo DIT e incorporando la información pluviométrica al incorporar los logaritmos neperianos de la media (μ), se obtiene una grilla georeferenciada de resolución 25 km² del parámetro A' así como su desvío el cual aporta el error de la predicción (Figura 4.24), que en lo concerniente a la provincia de Córdoba, arroja valores relativamente bajos, solamente afectados por efectos de borde en el extremo suroeste, precisamente en la zona de falta de información pluviográfica, pero manteniéndose relativamente constante en el resto del territorio Provincial.

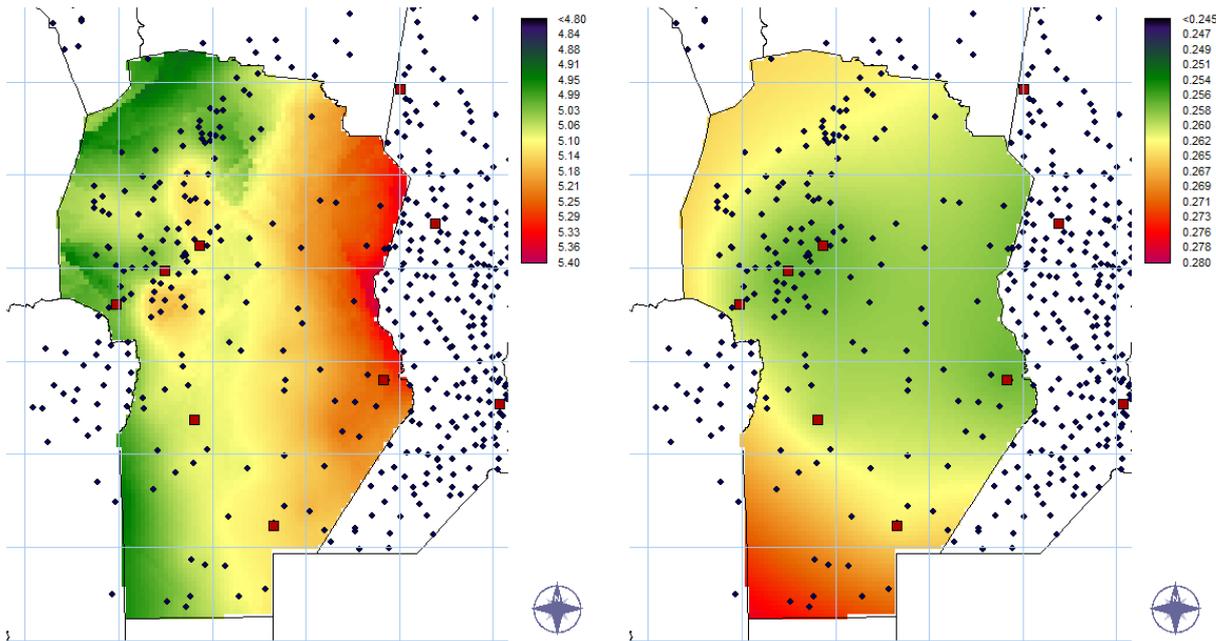


Figura 4.24. Derecha parámetro C' del modelo DIT, izquierda Desvío Estándar de la predicción. Regionalización para la provincia de Córdoba.

4.4.1.g.- Evaluación de Umbrales de Severidad local

Las obras de infraestructura, así como la delimitación del límite del dominio público del privado, en lo concerniente a los recursos hídricos es determinada mediante la estimación de crecidas de recurrencia asociada, es decir, una medida de diseño hidrológico.

Esta medida es una solución de compromiso entre costo y seguridad. Con este criterio, no sería razonable usar siempre un valor límite estimado (VLE). De hecho, la Precipitación Máxima Probable o PMP, se emplea únicamente para dimensionar grandes obras, cuya destrucción implica grave riesgo para vidas humanas o bienes materiales.

Por otra parte, no es posible atribuir a la PMP una probabilidad de ocurrencia o un período de retorno, puesto que, por tratarse del mayor evento previsible, se supone que sucederá una sola vez en toda la existencia del sistema, es decir, en una cantidad de milenios indefinidamente prolongada. En consecuencia, la PMP se usa como un valor determinístico, aun cuando el método de estimación tenga un fundamento estadístico.

Para estructuras de menor envergadura, los costos llevan a plantearlas en proporción con eventos más frecuentes, cuya recurrencia puede ser estimada. A medida que el tamaño de la obra y, por lo tanto, el período de retorno a emplear disminuye, este enfoque probabilístico da lugar a procedimientos más consistentes.

No hay una norma general para encuadrar las construcciones hidráulicas según su magnitud. Una posible clasificación es la de la U.S National Academy of Sciences, (1983, en función de los efectos potenciales de falla. Para presas, delimita tres categorías, asociándolas a la capacidad del vertedero y, en última instancia, a la de almacenamiento o a la altura.

Chow, et al., (1999) comparan, sólo a título ilustrativo, ya que no se corresponden entre sí, escalas basadas en el valor límite estimado y en la recurrencia. Ubican, con respecto a ellas los niveles de diseño para distintos tamaños de estructuras (Figura 4.25).

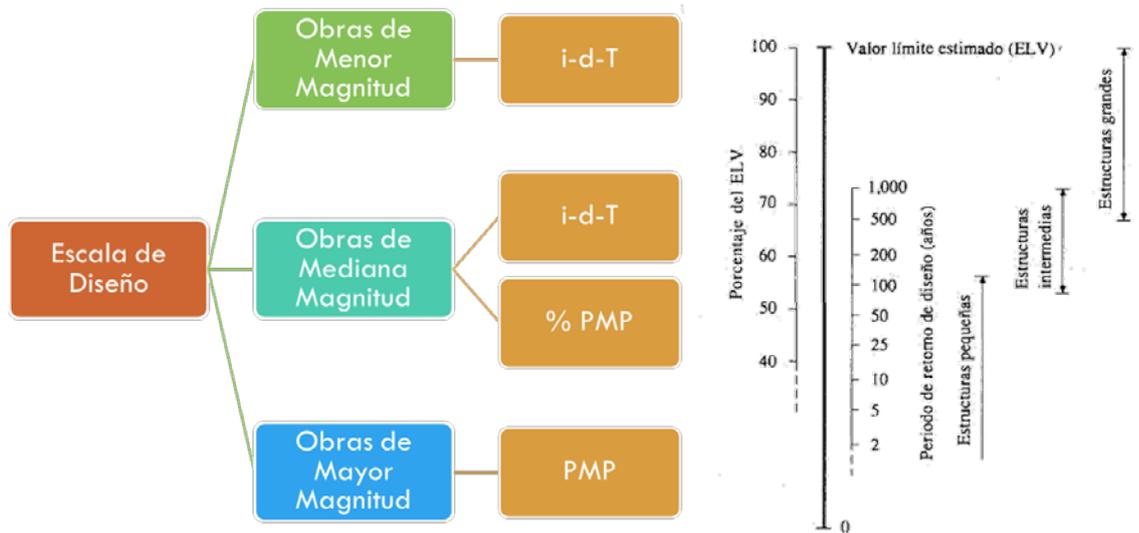


Figura 4.25. Contraste de escalas y niveles de diseño (adaptado de Chow, et al., 1999)

La división por magnitud de estructuras bajo riesgo depende de aspectos muy diversos: daños por falla, vulnerabilidad debida a las dimensiones de la obra, e importancia de la amenaza, su recurrencia o una fracción del valor límite. Aunque están relacionados, no hay correspondencia unívoca entre estos aspectos.

En base a estos criterios y considerando que solo la cuenca del río San Antonio cuenta con suficiente longitud de tiempo de registros para la elaboración de modelos de pronóstico de crecida a tiempo real, es que en el contexto del SGA se decidió evaluar la intensidad de lluvia como patrón de severidad local, ya que si bien la recurrencia de un evento pluviométrico no puede asociarse directamente a la recurrencia de una crecida, permite tener una información muy valiosa en cuanto al posible orden de magnitud del resultado de ésta. A tal fin mediante el empleo del Modelo DIT, se determinaron cuatro niveles de severidad (Tabla 4.9) asociados tanto a la recurrencia como a la duración (1 hora, 3 y 6 horas).

Tomando la expresión constitutiva del modelo DIT (Ecuación 4-13) y operando con los Sistemas de Información Geográfica (SIG), es posible mediante el empleo de las grillas de parámetros A', B y C' (Ecuación 4-14 y Ecuación 4-15) obtener nuevas grillas de precipitación con recurrencia y duración asociadas (Figura 4.26 a Figura 4.28), de las cuales se extraen los valores que determinaran los respectivos niveles para cada una de las estaciones, dichos valores fueron contrastados con la metodología de zonificación propuesta por Caamaño Nelli y García, (1999), con objeto de validar los resultados.

Si bien en la metodología original de zonificación los parametros constitutivos A, B y C se mantienen constantes a lo largo de la zona de influencia, al contrastar las estimaciones obtenidas mediante zonificación contra los análisis espaciales a través de geoestadística las diferencias porcentuales medias estuvieron entre un 5% y un 14 %, manteniéndose constante al aumentar la recurrencia, pero incrementándose con la duración (Tabla 4.10).

Tabla 4.9. Niveles de Severidad determinados en función de la recurrencia de lluvia para duraciones de 1, 3 y 6 horas.

Nivel de Severidad (Color)	Recurrencia Asociada [años]	Descripción
Normal (Verde)	< 2	Situación normal de lluvias frecuentes de baja intensidad.
Moderada (Amarillo)	$2 \geq T < 5$	Situación moderada de lluvias que podrían ocasionar crecidas de magnitud con baja probabilidad de afectación de infraestructura ribereña.
Alta (Naranja)	$5 \geq T < 10$	Situación de riesgo alta, lluvias que podrían generar crecidas de magnitud con probabilidad de afectación de infraestructura ribereña y/o urbana
Muy Alta (Rojo)	$T \geq 10$	Situación de riesgo muy alta, lluvias que podrían generar crecidas de magnitud con alta probabilidad de afectación de infraestructura ribereña y/o urbana.

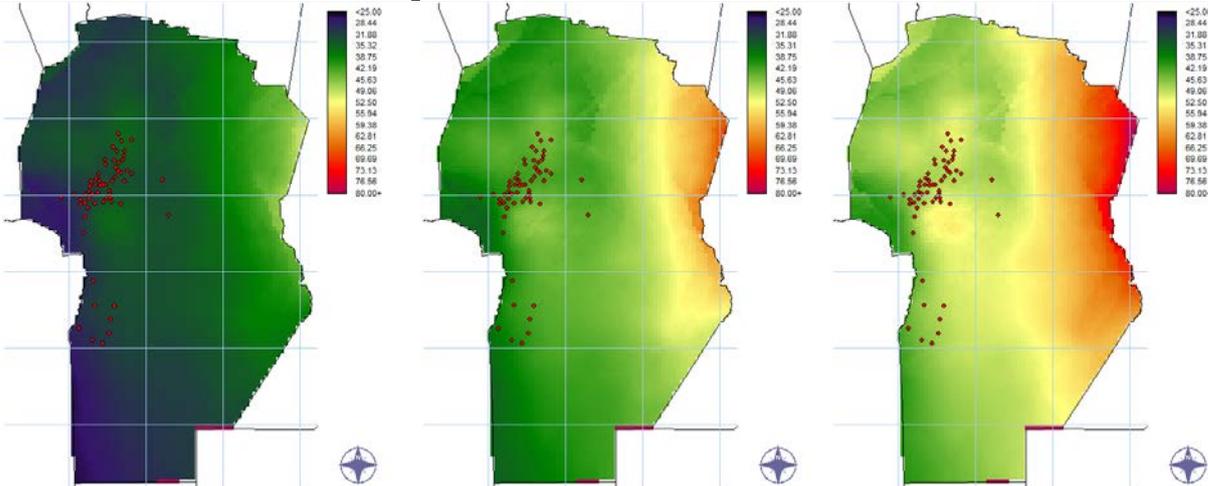


Figura 4.26. Precipitación [mm]. d= 1 h T = 2, 5 y 10 años. En rojo se indican PAF.

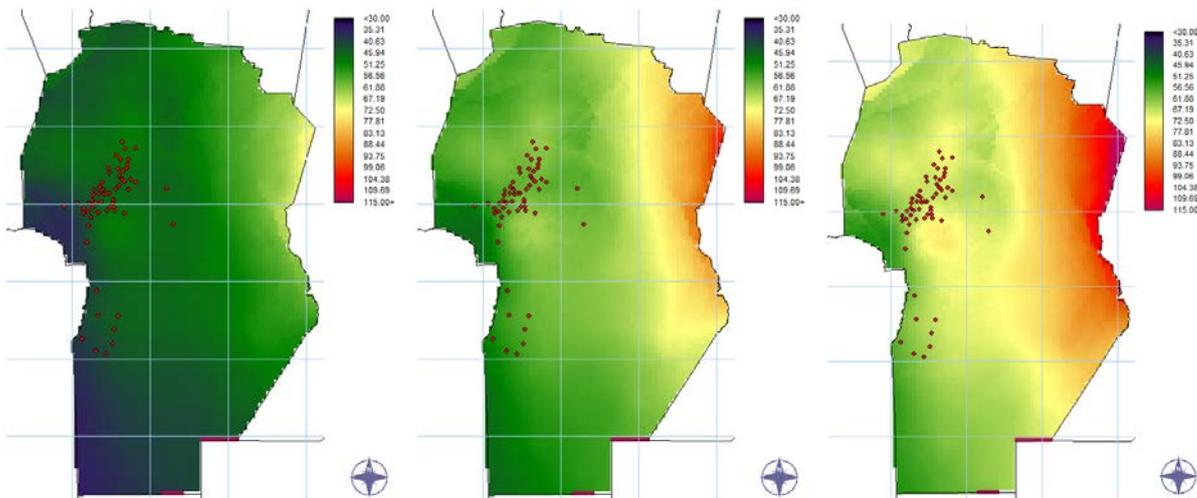


Figura 4.27. Precipitación [mm]. d= 3 h T = 2, 5 y 10 años. En rojo se indican PAF.

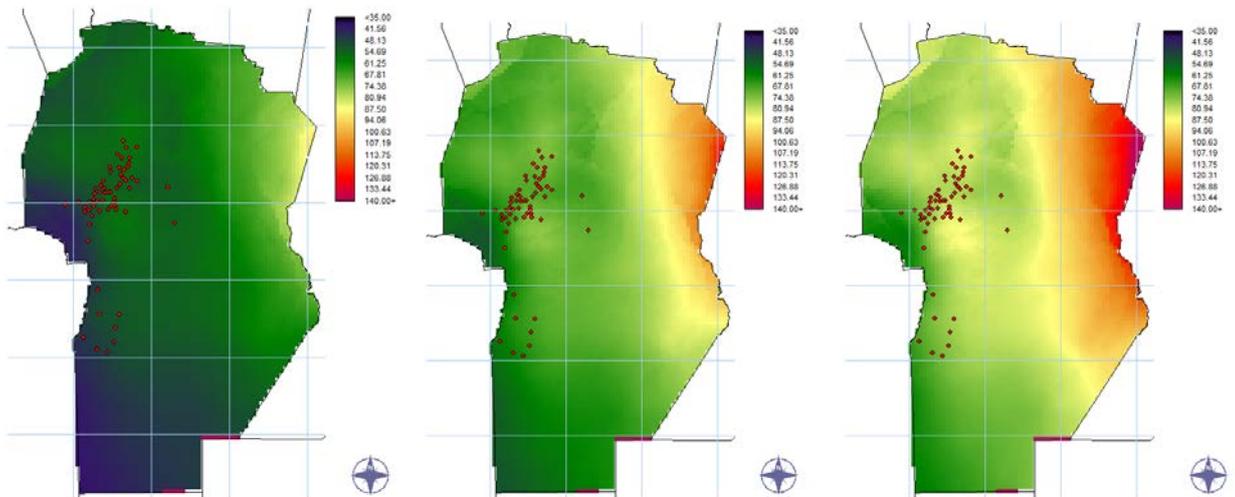


Figura 4.28. Precipitación [mm]. d = 6 h T = 2, 5 y 10 años. En rojo se indican PAF.

Tabla 4.10. Diferencia relativa entre valores regionalizados y zonificados del modelo DIT para recurrencias de 10, 5 y 2 años y duraciones de 1, 3 y 6 horas

Estadísticos	T10_h6	T5_h6	T2_h6	T10_h3	T5_h3	T2_h3	T10_h1	T5_h1	T2_h1
Media	-13%	-13%	-14%	-9%	-10%	-11%	-5%	-5%	-6%
Mediana	-14%	-14%	-11%	-10%	-10%	-7%	-4%	-4%	-2%
Desvío Estándar	0,16	0,16	0,18	0,13	0,13	0,15	0,11	0,10	0,12
Máxima Dif.	22%	20%	16%	19%	14%	13%	23%	16%	8%
Mínima Dif.	-75%	-67%	-55%	-62%	-55%	-45%	-47%	-40%	-33%

Por otra parte la Figura 4.29, permite apreciar que las mayores diferencias entre los valores predichos por la metodología original de zonificación y el análisis espacial se produce en aquellas estaciones que se encuentran en la zona de frontera entre zonificación, manteniéndose relativamente uniforme en la metodología de análisis espacial geoestadístico propuesto en la presente tesis doctoral.

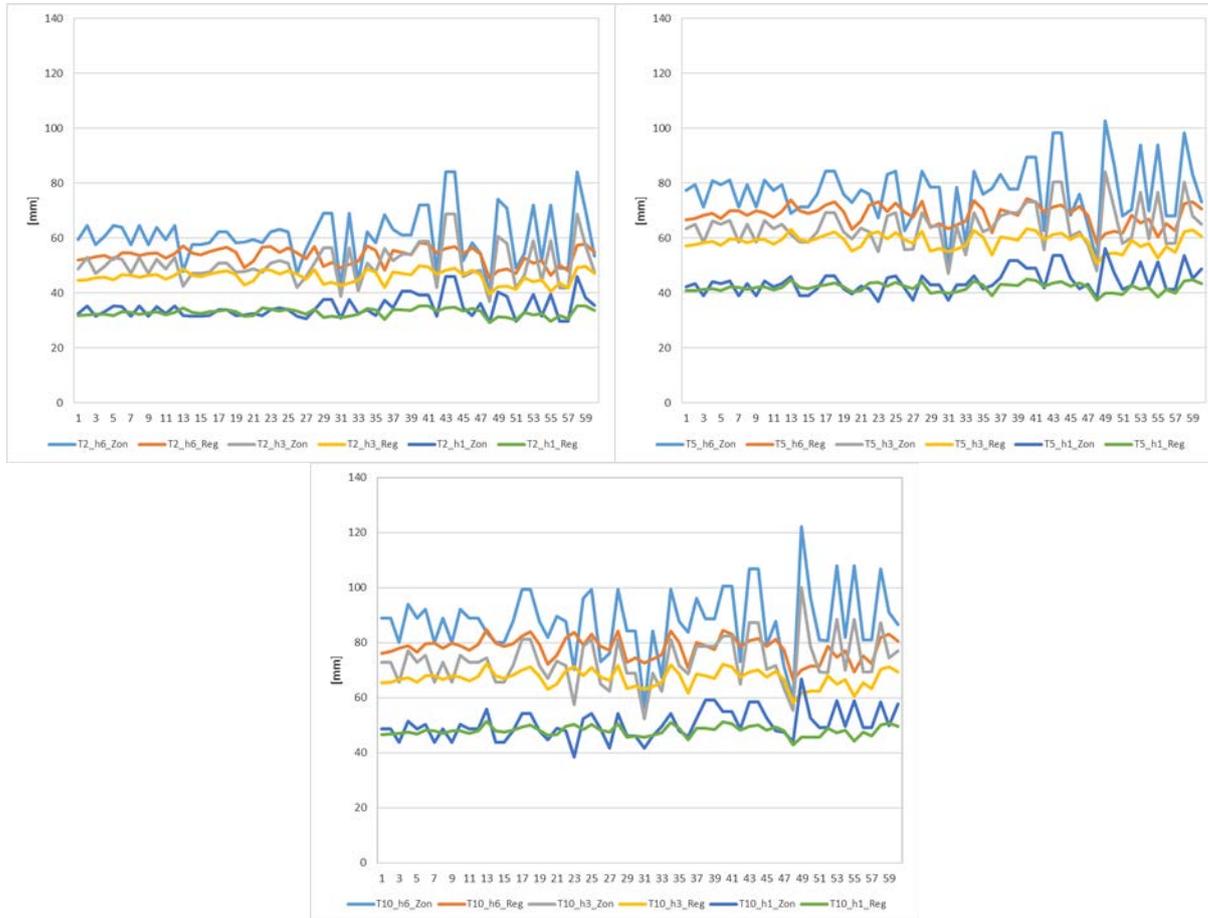


Figura 4.29. Contraste gráfico sobre estaciones de las estimaciones regionalizadas y zonificadas del modelo DIT, recurrencias de 2,5 y 10 años duraciones de 1, 3 y 6 horas.

Es importante destacar que para aplicar la zonificación es necesario recurrir a algunas de las estaciones pluviométricas preexistentes que pueden o no coincidir con los puntos de interés, en la metodología de análisis espacial geostatístico es independiente de la existencia de un pluviometro, sino que los valores son obtenidos de las grillas georeferencias para el punto de interés, las Figura 4.30 a Figura 4.32 permiten observar las diferencias porcentuales entre una y otra metodología para cada recurrencia y duración analizada.

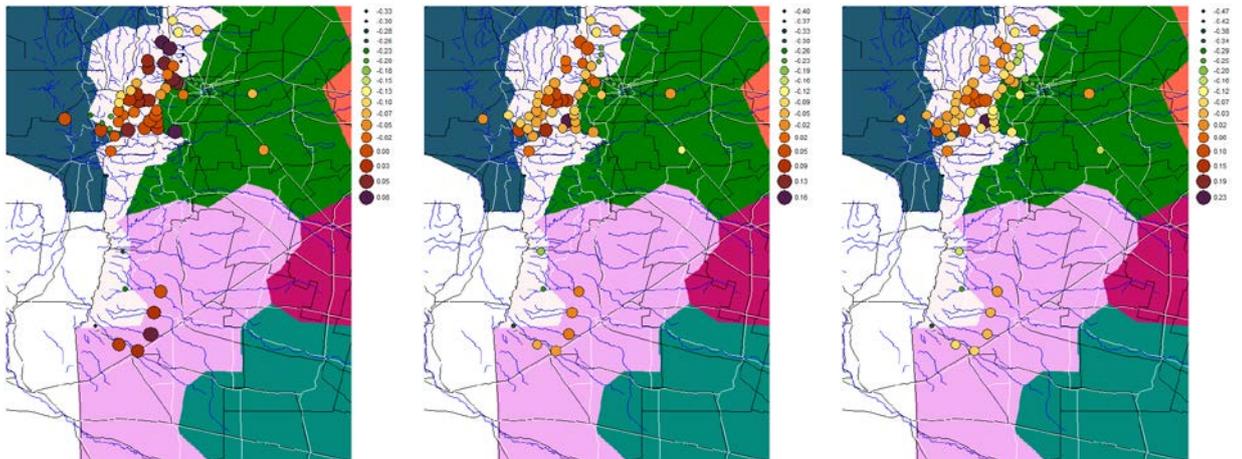


Figura 4.30. Distribución de diferencias entre estimación mediante regionalización y zonificación, T: 2, 5 y 10 años y d = 1 hora, se indican las zonas.

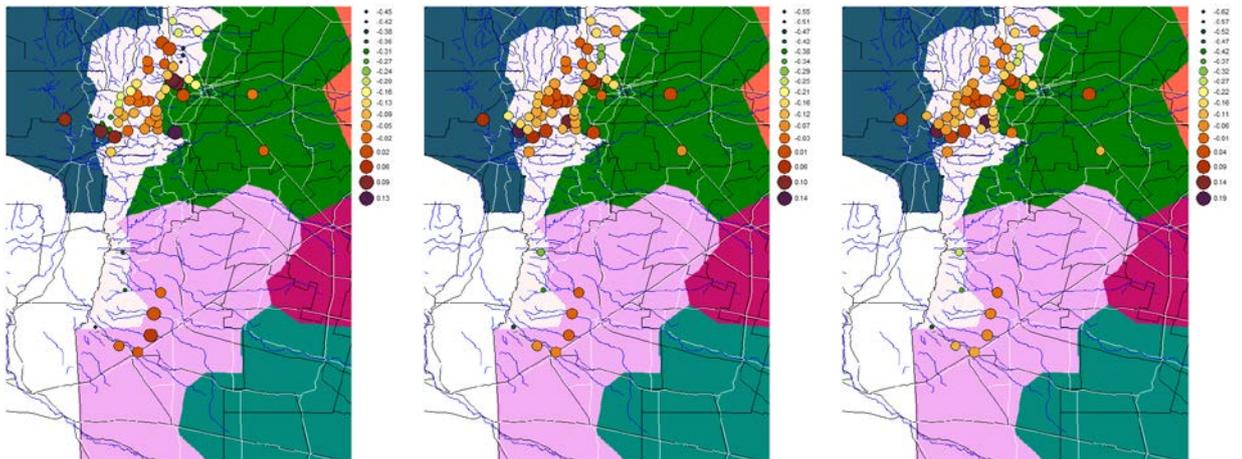


Figura 4.31. Distribución de diferencias entre estimación mediante regionalización y zonificación, T: 2, 5 y 10 años y d = 3 hora, se indican las zonas.

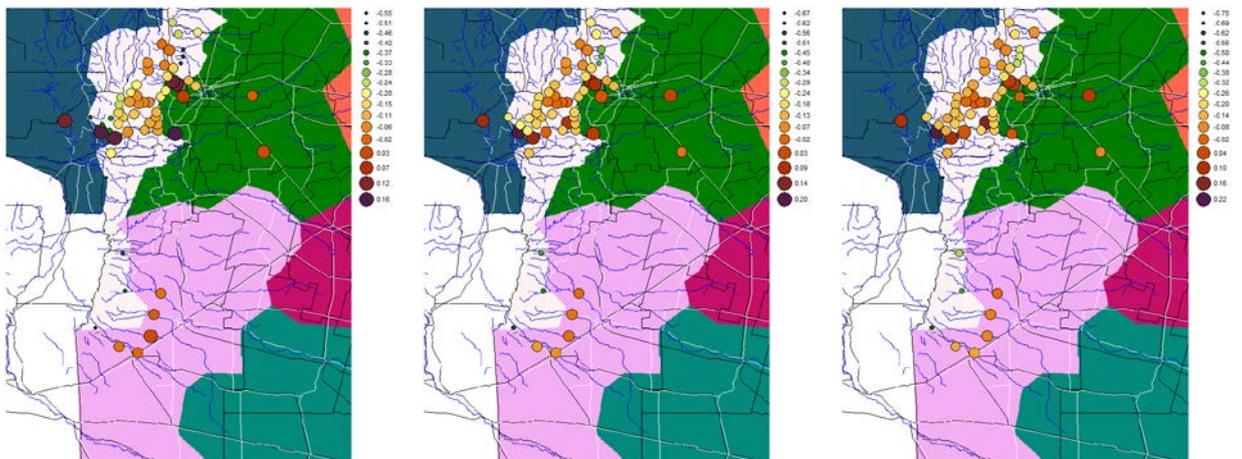


Figura 4.32. Distribución de diferencias entre estimación mediante regionalización y zonificación, T: 2, 5 y 10 años y d = 6 hora, se indican las zonas.

4.4.2.- EVALUACIÓN DE SEVERIDAD LOCAL CON BASE A LOS VALORES LÍMITES ESTIMADOS PMP

Si bien se puede asociar una recurrencia a la PMP (adoptando una función de densidad dada) solo tiene significado académico, pues, por referirse a un evento poco probable, invalida la extrapolación, al resultar varios órdenes de magnitud superiores a la longitud de la muestra.

En la provincia de Córdoba en base al análisis regional presentado para la PMP varían de poco más de 250 mm al oeste del territorio provincial hasta los 650 mm al este para duración de un día, estos valores aumentan hasta casi 700 mm en caso de 24 horas, esta duración se adoptó como patrón de contraste sobre las distintas estaciones pluviométricas de alta frecuencia (PAF) instaladas principalmente en la región serrana, sobre estas los mm oscilan entre 320 y 401 mm (Figura 4.33).

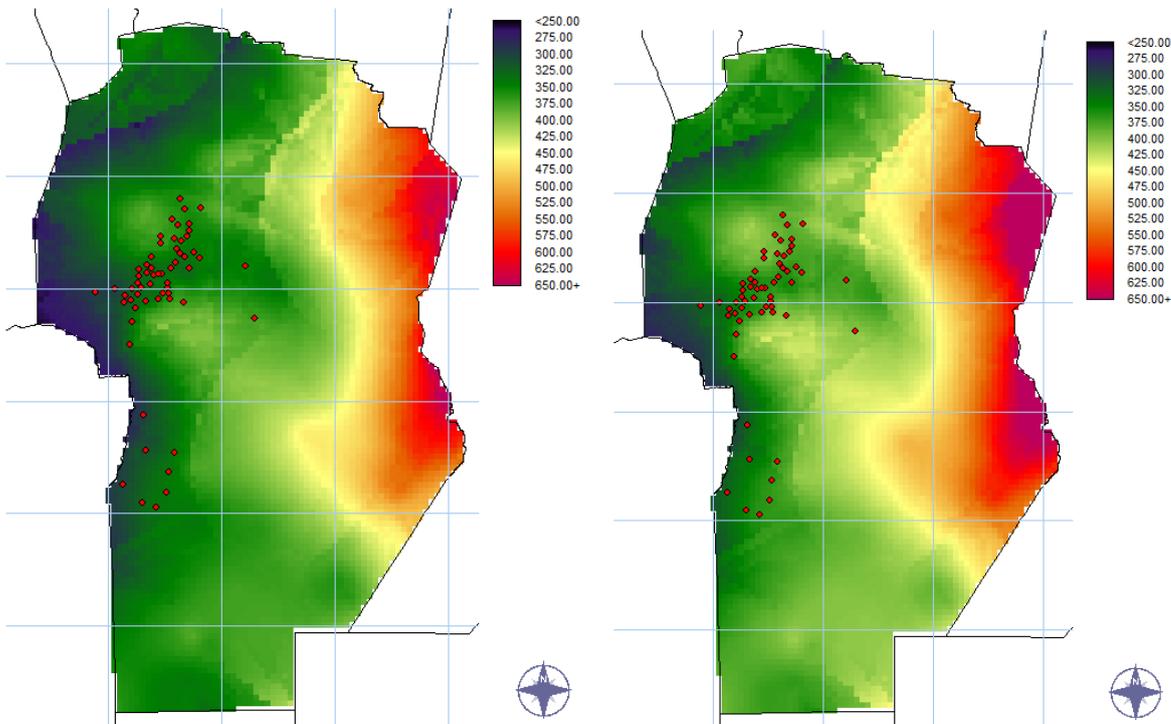


Figura 4.33. Grillas de Precipitación Máxima Probable sobre la provincia de Córdoba. 1 día (izquierda), 24 horas (derecha). En los puntos rojos se indican PAF.

4.4.3.- SEVERIDAD LOCAL, SOBRE ESTACIONES PLUVIOMÉTRICAS DE ALTA FRECUENCIA

En síntesis, sobre cada una de las estaciones pluviométricas de alta frecuencia (PAF) instaladas en la provincia de Córdoba (Figura 4.34) y operadas mediante el empleo del Sistema de Gestión de Amenazas (INA-SGA), se establecieron los umbrales de severidad en base al modelo DIT y los valores de Precipitación Máxima Probable en 24 horas (PMP).

Esta información es contrastada en forma automática con los registros pluviométricos en tiempo real durante la ocurrencia de eventos severos y mostrados como un porcentaje, con el objeto de obtener una medida no sólo de severidad sino de criticidad de la

ocurrencia en tiempo real de dichos eventos que podrían ocasionar daños de extrema magnitud por crecidas repentinas.

La Tabla 4.11 permite identificar las 60 estaciones pluviométricas que componen el sistema discriminando sus respectivos umbrales de alerta, para ellos, se consideraron duraciones de 6, 3 y 1 hora así como el valor de referencia de la Precipitación Máxima Probable de 24 horas. Las recurrencias empleadas para cada duración fueron 10 años para la condición severidad roja, 5 años para condición naranja y 2 para amarilla.

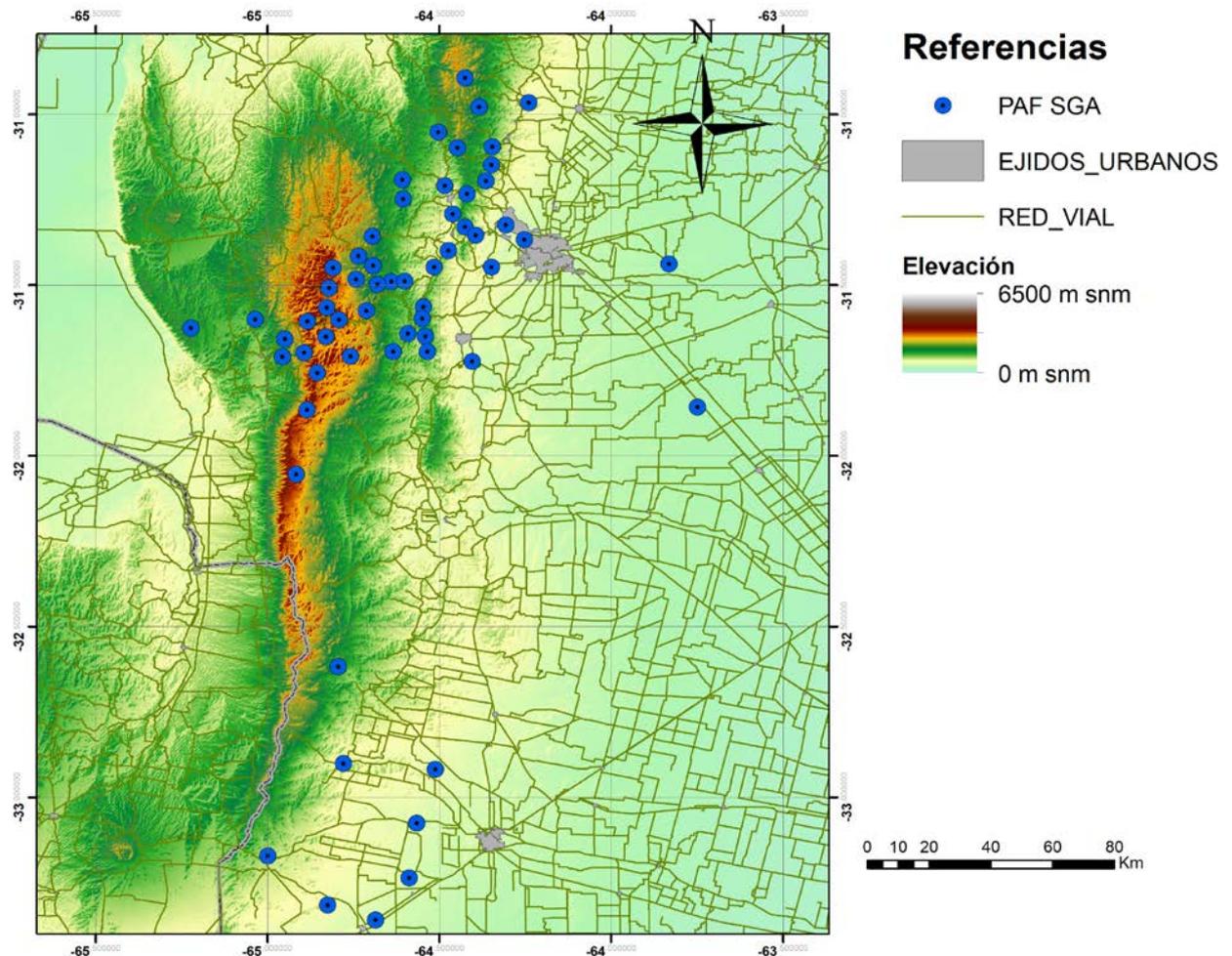


Figura 4.34. Emplazamiento de estaciones Pluviométricas de Alta Frecuencia (PAF) de tecnología ALERT en la Provincia de Córdoba.



Tabla 4.11. Estaciones Pluviométricas de Alta Frecuencia, junto a los valores de umbrales determinados, todos los valores indicados en milímetros (R: T= 10 años; N: T= 5 años, A: T= 2 años)

Nombre	Lat. S	Long. W	Umbrales para duraciones de 6, 3 y 1h [mm]									PMP 24h
			R6h	N6h	A6h	R3h	N3h	A3h	R1h	N1h	A1h	
Santo Tomás	31,57	64,83	76	67	52	65	57	45	47	41	32	354
Puesto Pereyra (Los Gigantes)	31,45	64,81	77	67	52	66	58	45	47	41	32	354
La Casita	31,48	64,74	78	68	53	66	58	45	47	41	32	358
Cañada Larga (Copina)	31,58	64,71	79	69	54	67	59	46	48	42	32	358
El Galpón	31,51	64,82	77	67	52	66	57	45	47	41	32	355
Bo. El Canal	31,45	64,51	80	70	55	68	60	47	48	42	33	363
Confluencia El Cajón	31,49	64,64	80	70	55	68	60	47	48	42	33	360
Puesto Garay	31,42	64,74	78	68	54	67	58	46	47	41	32	362
Confluencia Malambo	31,50	64,68	80	70	54	68	60	46	48	42	33	362
CIRSA - Villa Carlos Paz	31,40	64,47	79	69	55	68	59	47	48	42	33	362
Las Ensenadas (El Cóndor)	31,60	64,79	77	68	53	66	58	45	47	41	32	357
La Hoyada	31,36	64,69	79	70	54	68	59	47	48	42	33	379
Anisacate	31,72	64,40	85	74	57	72	63	49	51	45	35	401
La Quebrada	31,49	64,60	80	70	55	68	60	47	48	42	33	360
El Cajón	31,44	64,69	79	69	54	67	59	46	47	42	33	357
San José de los Ríos	31,25	64,60	80	70	55	68	60	47	48	42	33	398
San Bernardo	31,56	64,55	82	72	56	70	61	48	49	43	33	368
Observatorio Bosque Alegre	31,60	64,55	84	73	57	71	62	48	50	44	34	375
Pampa de Olaen	31,19	64,61	79	70	55	68	60	47	48	42	33	399
Escuela Ceferino Namuncurá	31,87	64,88	72	63	49	63	55	43	46	41	32	363
Paso de las Piedras	31,65	64,83	75	66	52	65	57	44	47	41	32	354
Villa Giardino	31,05	64,50	82	72	57	70	62	49	50	44	34	394
La Suela	31,64	64,59	84	73	57	71	62	48	50	44	34	377
Villa Caeiro	31,29	64,46	79	70	55	68	60	47	48	43	33	376
San Clemente	31,69	64,63	83	73	56	71	62	48	50	44	34	377
Rep. Cerro Minero San Roque	31,33	64,42	79	69	55	68	60	47	48	43	34	369
Parque Nacional El Condorito	31,71	64,76	77	68	53	66	58	45	48	42	32	359
Santa Ana	31,65	64,54	84	74	57	72	63	49	51	44	34	386
Villa Rafael Benegas	31,66	64,95	73	64	50	63	55	43	46	40	31	338
La Posta	31,61	64,88	75	65	51	64	56	44	46	40	32	346
La Palmita	31,71	64,96	73	63	49	63	55	43	46	40	31	341
Puesto El Manzano	31,70	64,89	74	65	50	64	56	44	46	41	32	348
Puesto Las Calles Pampa de Achala	31,76	64,85	76	66	51	66	57	45	47	41	32	361
COSAG	31,69	64,53	84	74	57	72	63	49	51	44	34	393
Las Junturas Cosquín	31,21	64,48	80	71	56	69	60	48	49	43	34	391
Puesto López	31,60	65,04	71	62	48	62	54	42	45	39	30	324
Pan de Azúcar	31,23	64,42	80	70	55	69	60	48	49	43	34	379
Confluencia Saldan-Suquía	31,32	64,31	79	70	55	68	60	47	49	43	34	370
Chateau	31,37	64,25	78	68	54	67	59	47	48	43	34	372
Ea. Las Minas	30,89	64,42	84	74	58	72	64	50	51	45	35	387
Carape	30,98	64,38	83	73	58	71	63	50	51	45	35	385

Tabla 4.11. Estaciones Pluviométricas de Alta Frecuencia, junto a los valores de umbrales determinados, todos los valores indicados en milímetros (R: T= 10 años; N: T= 5 años, A: T = 2 años)

Nombre	Lat. S	Long. W	Umbrales para duraciones de 6, 3 y 1h [mm]									PMP 24h
			R6h	N6h	A6h	R3h	N3h	A3h	R1h	N1h	A1h	
El Diquecito	31,35	64,39	79	69	55	68	60	47	48	43	34	369
Capilla Buffo	31,19	64,36	81	71	56	69	61	48	50	44	35	378
Dique La Quebrada	31,15	64,35	81	72	57	70	62	49	50	44	35	382
Camino de Las Sierras	31,45	64,35	79	69	54	68	59	47	48	42	33	360
Camino El Cuadrado	31,10	64,45	81	72	57	69	61	48	49	44	34	388
Capilla de los Remedios	31,44	63,83	77	68	54	67	59	47	48	42	33	377
Los Arroyitos	31,63	65,22	66	58	45	58	51	40	43	37	29	320
Tres Árboles	32,05	64,92	70	62	48	62	54	42	46	40	31	366
Alpa Corral	32,62	64,79	71	63	49	62	55	43	46	40	31	322
Los Chañaritos	33,32	64,82	71	62	47	62	54	41	46	40	30	354
Nacimiento Río Chocancharava (Río IV)	32,92	64,51	79	68	53	68	59	46	49	43	33	372
Piedra Blanca	32,90	64,78	75	65	51	65	57	44	47	41	32	339
Cuatro Vientos	33,08	64,57	77	67	52	67	58	45	48	42	32	369
Achiras	33,17	65,00	69	60	46	61	53	41	44	39	30	332
Las Vertientes	33,24	64,59	75	65	50	65	57	44	48	41	32	367
Arroyo Del Gato	33,36	64,68	72	63	48	63	55	42	46	40	31	365
Candongga	31,10	64,35	82	72	58	70	62	49	50	44	35	380
Ea. La Paz - Ascochinga	30,97	64,24	83	73	58	71	63	50	51	45	35	394
INTA - Manfredi	31,86	63,75	81	71	55	69	61	47	50	43	34	401

4.5.- EJEMPLOS DE APLICACIÓN DURANTE LA TEMPORADA 2016/17

Los criterios antes descriptos pudieron ser aplicados operativamente por primera vez, en el Sistema de Gestión de Amenazas durante la temporada 2016/2017, en ella se registraron 10 eventos que permitieron comprobar la valía de la cuantificación propuesta, así como evaluar la respuesta de las distintas cuencas al acontecimiento de eventos de relativa severidad. La Tabla 4.12, muestra el listado completo de eventos registrados, en los apartados subsiguientes se realizará una descripción de aquellos que representaron una amenaza cierta tanto por su magnitud como su repercusión pública.

Por fortuna, es bueno mencionar que durante la temporada no se registraron eventos de la severidad de aquellos acontecidos en 2015 en la zona de Sierras Chicas, pero se espera brindar con esta herramienta un preaviso a la población con objeto de salvaguardar vidas, de acontecer eventos de igual o mayor severidad al antes mencionado, en principio los resultados obtenidos con esta aplicación inédita han sido prometedores, permitiendo a los tomadores de decisión contar con una herramienta de evaluación a tiempo real de los datos provenientes de campo.



Tabla 4.12. Listado de eventos que superaron los umbrales de severidad establecidos, temporada 2016/2017. Sistema de Gestión de Amenazas

N	Fecha	Duración [HH:MM]	Precipitación [mm] – Estación
1	8-dic-16	07:45	61 [mm] Estación 3700 / 110 [mm] Estación 5060
2	26-dic-16	06:00	100 [mm] Estación 1400 / 76 [mm] Estaciones 900 y 4800 / 75 [mm] Estación 2700 / 70 [mm] Estación 2400 / 65 [mm] Estación 5900 / 58 [mm] Estación 2100
3	6-ene-17	05:15	83 [mm] Estación 2300 / 58 [mm] Estación 2800 / 58 [mm] Estación 4200
4	9-ene-17	04:00	64 [mm] Estación 6000 / 63 [mm] Estación 2700
5	14-ene-17	03:00	68 [mm] Estación 400
6	15-feb-17	02:15	83 [mm] Estación 2200 / 69 [mm] Estación 2800 / 67 [mm] Estación 2300 / 54 [mm] Estación 600
7	21-feb-17	01:15	51 [mm] Estación 3000
8	24-feb-17	01:30	51 [mm] Estación 200
9	6-mar-17	01:00	51 [mm] Estación 4200
10	28-mar-17	03:15	77 [mm] Estación 400

4.5.1.- EVENTO DEL 8 DE DICIEMBRE DE 2016

Primer evento de significancia detectado en la zona de cobertura del Sistema de Gestión de Amenazas del INA-CIRSA, el desarrollo del evento se dio de oeste a este principalmente sobre la zona Serrana y las cuencas de los ríos Santa Rosa, Espinillos Anizacate, Cuenca Alta San Antonio y Cosquín (Figura 4.35).

Mientras que la evolución temporal en sólo dos estaciones de las 60 que conforman la red registraron valores próximos a los umbrales preestablecidos, la Figura 4.36, la Figura 4.37 y la Figura 4.38, permiten apreciar la evolución temporal de dicho evento, se puede apreciar como las estaciones 3700 y 5060 alcanzan distintos umbrales de severidad, en primera medida la estación 5060 con 34 mm en 1 hora, y hasta alcanzar un máximo de 95 mm en 6 horas a las 03:00 del día 8 de diciembre.

La Figura 4.39 permite apreciar la discretización del evento en ambas estaciones cada 15 minutos alcanzando un total precipitado de 110 mm para la estación 5060 y 63 mm para la estación 3700.

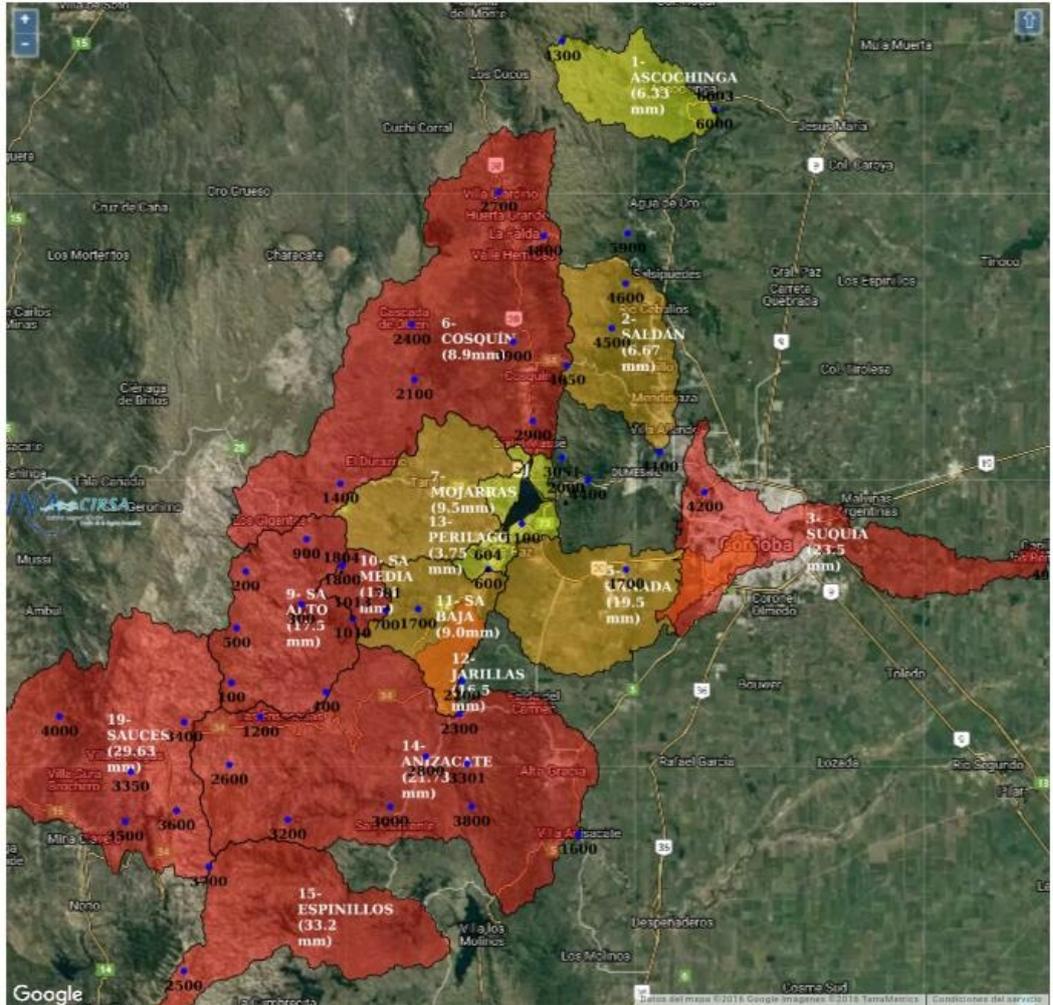


Figura 4.35. Situaciones de amenaza establecidas por el INA-SGA, 8 de diciembre de 2016. (Fuente: www.ina.gov.ar)

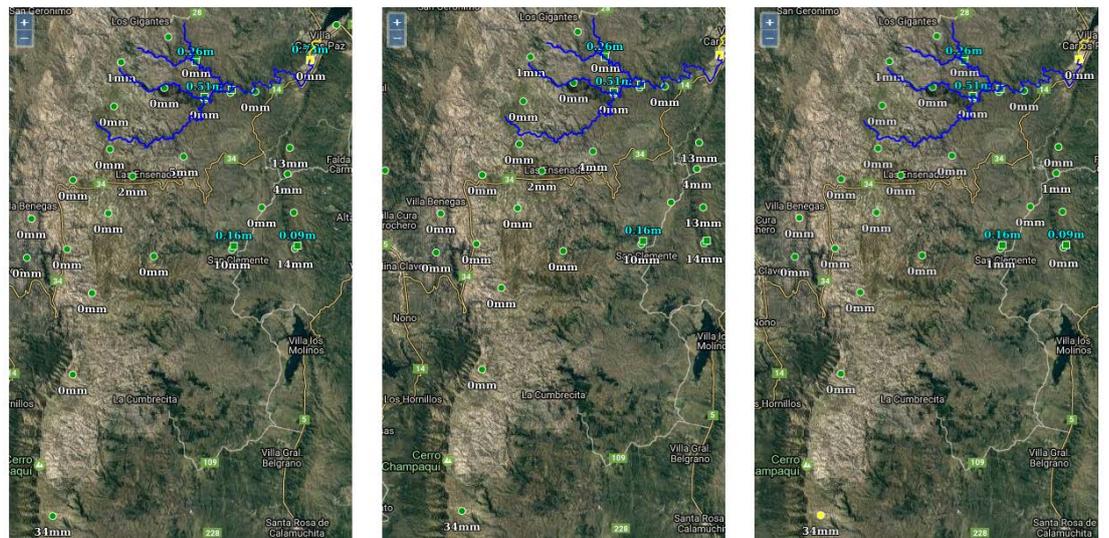


Figura 4.36. Precipitación 7/12/2016 22:00, SGA 6, 3 y 1 hora Estación 5060 “Tres Arboles” 34 mm en 1 hora (Amarillo).

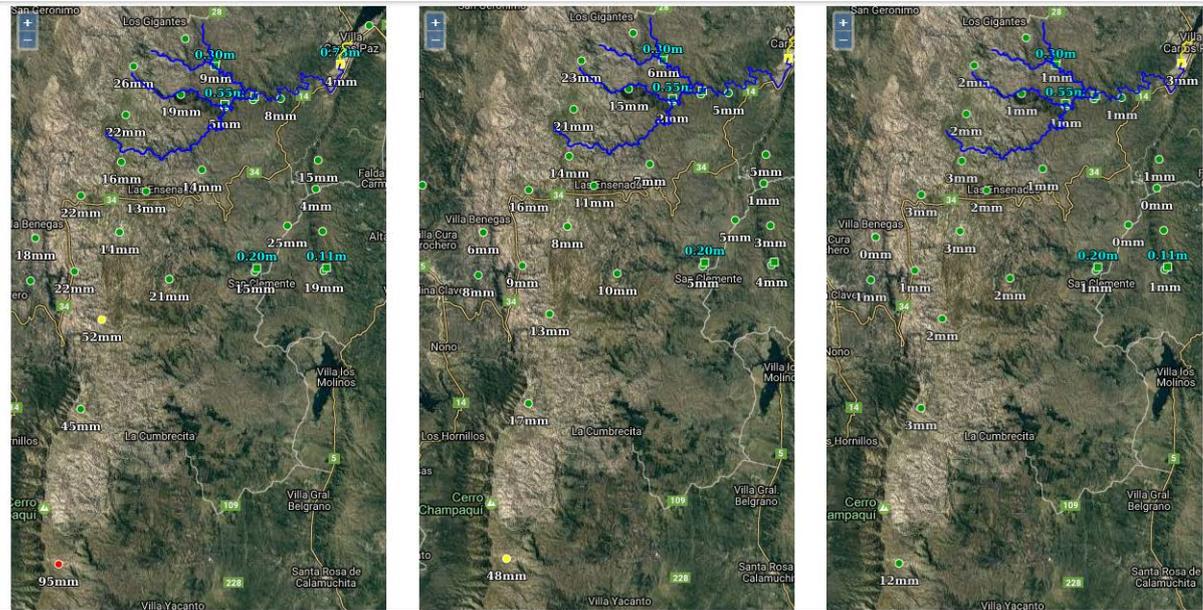


Figura 4.37. Precipitación 8/12/2016 3:00, SGA 6, 3 y 1 hora Estación 5060 “Tres Arboles” 95 mm en 6 horas (Rojo), 48 mm en 3 horas (Amarillo), Estación 3700 “Pto Las Calles” 52 mm en 6 horas (Amarillo).

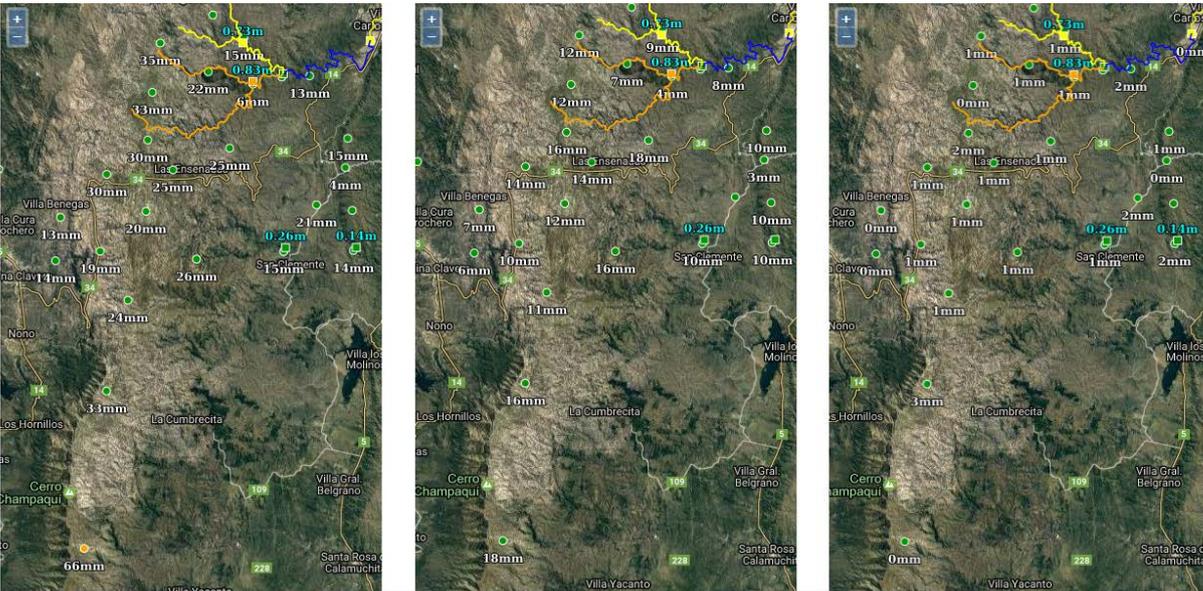


Figura 4.38. Precipitación 8/12/2016 6:00, SGA 6, 3 y 1 hora Estación 5060 “Tres Arboles” 66 mm en 6 horas (Naranja)

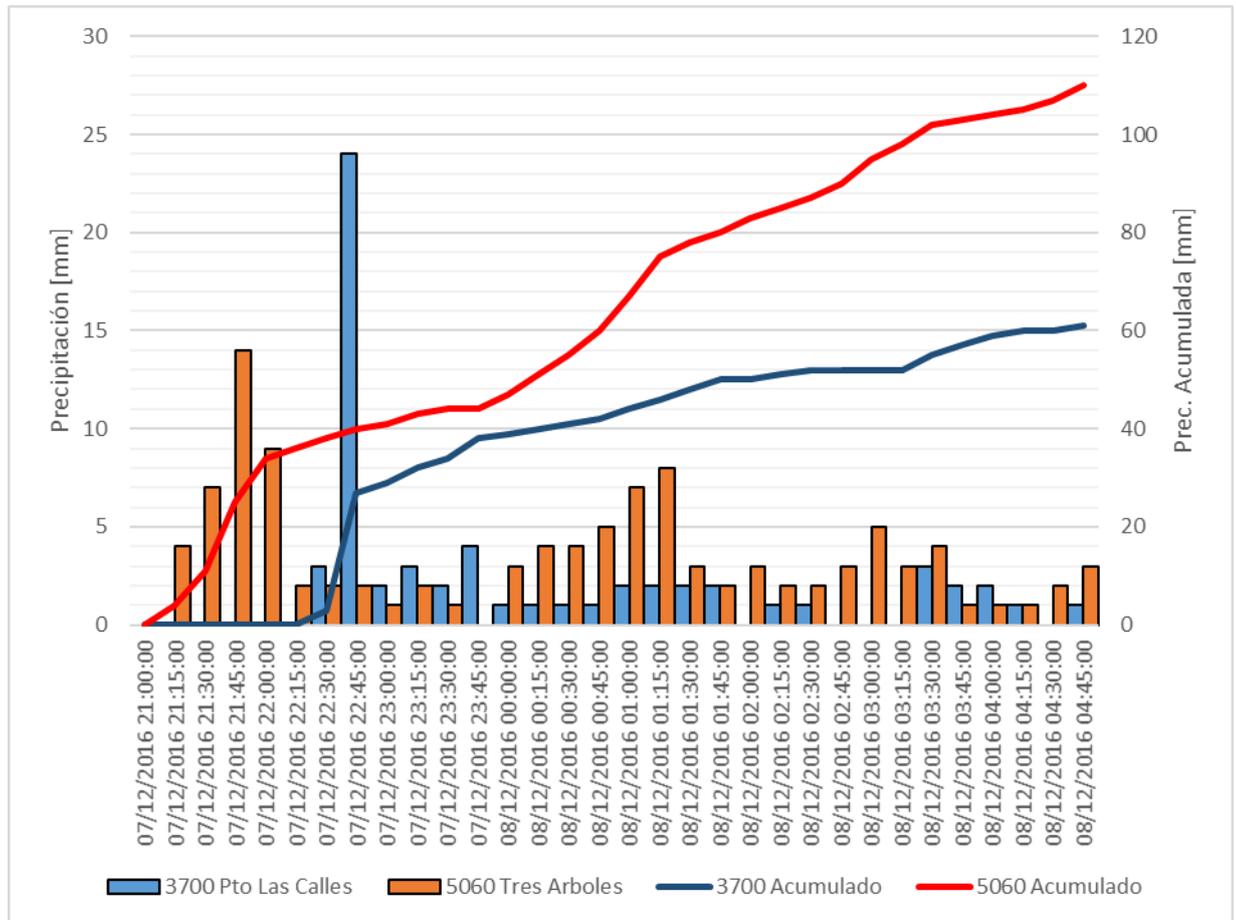


Figura 4.39. Precipitación cada 15 minutos estaciones 3700 “Puesto Las Calles” y 5060 “Tres Arboles”, 7 y 8 de diciembre de 2016.

4.5.2.- EVENTO DEL 26 DE DICIEMBRE DE 2016

Evento de significancia detectado en la zona Norte del área cobertura del Sistema de Gestión de Amenazas del INA-CIRSA, el desarrollo del evento se dio de suroeste a noreste principalmente sobre la zona Serrana del Valle de Punilla en las cuencas de los ríos San Antonio (Cuenca Alta) y Cosquín (Figura 4.40), ocasionando una de las crecidas de mayor nivel de la temporada en la cuenca del río Cosquín.

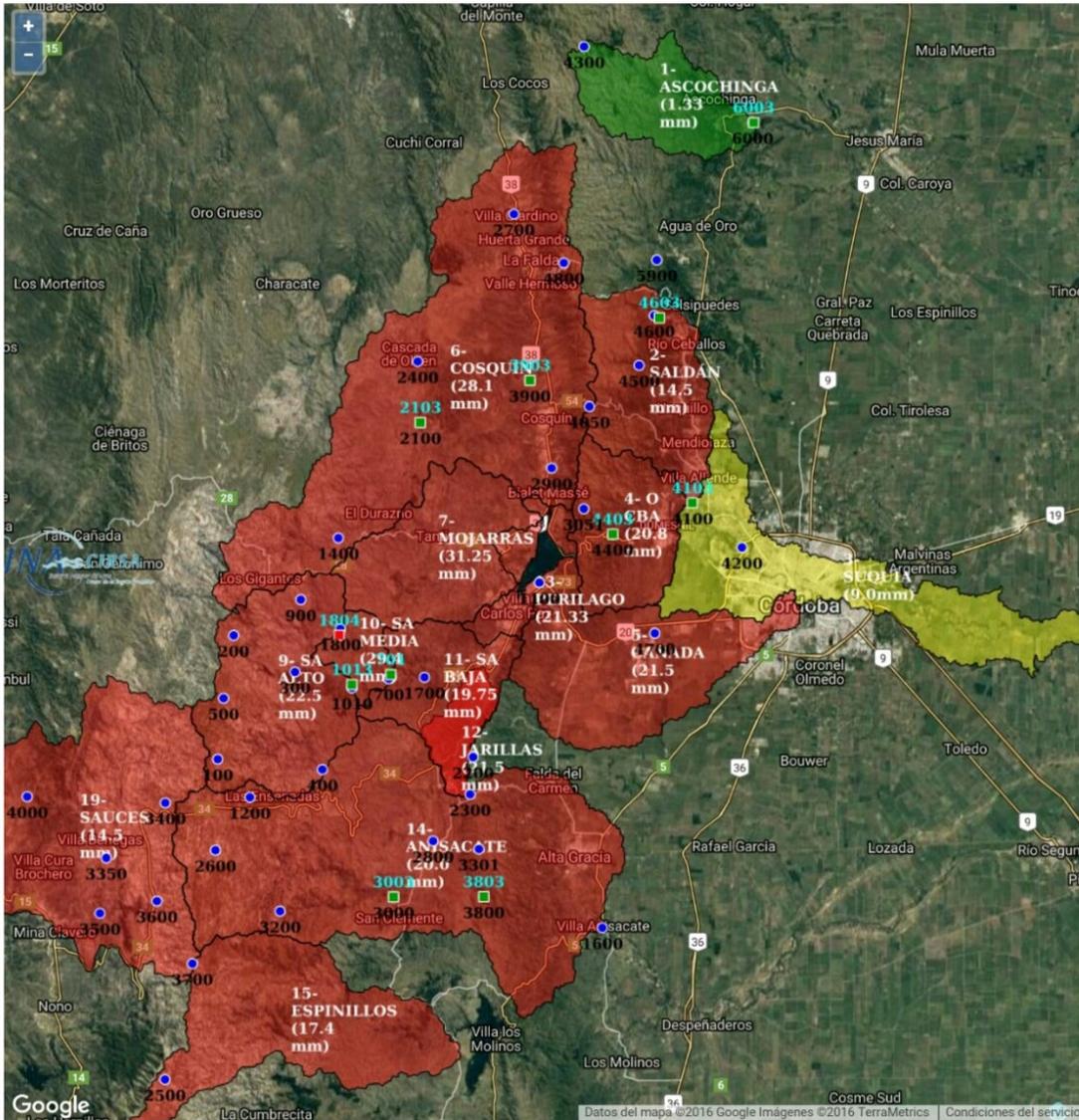


Figura 4.40. Situaciones de amenaza establecidas por el INA-SGA, 26 de diciembre de 2016. (Fuente: www.ina.gov.ar)

Inicialmente el evento presentó su núcleo sobre las estaciones 900 “Puesto Garay” y 1400 “La Hoyada”, en las cuales se registraron en poco menos de 1 hora 58 y 53 mm respectivamente valores que significaron alcanzar un valor de milimetraje superior a recurrencia 10 años para dicha duración y en 3 horas se alcanzaron los umbrales de 5 y 2 años de tiempo de retorno respectivamente (Figura 4.41). Al evolucionar temporalmente el evento los mayores milimetrajes comenzaron a registrarse al noreste de los iniciales alcanzándose en 6 horas milimetrajes de 100 mm para la estación 1400 y 76 mm para la estación 900 (Figura 4.42), por su parte los milimetrajes en la zona de Sierras Chicas alcanzaron los umbrales de 5 años de tiempo de retorno con valores comprendidos entre 65 y 76 mm (Figura 4.43).

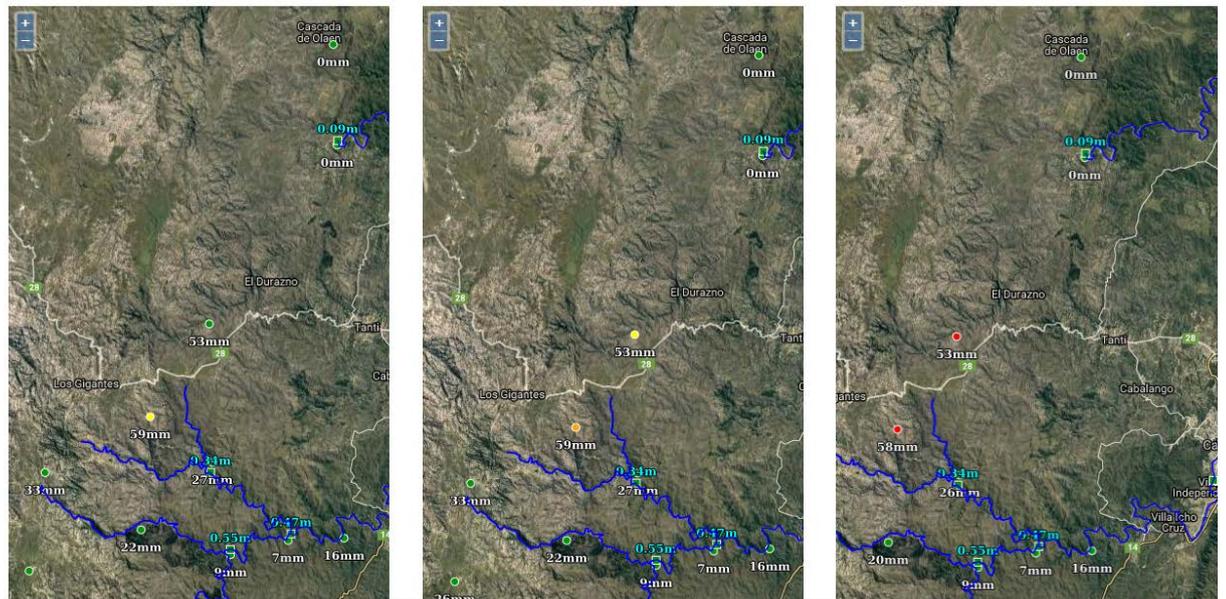


Figura 4.41. Precipitación 25/12/2016 22:00, SGA 6, 3 y 1 hora, registros en 1 hrs Est. 1400 “La Hoyada” 53 mm (Rojo), Est. 900 “Puesto Garay” 58 mm (Rojo).

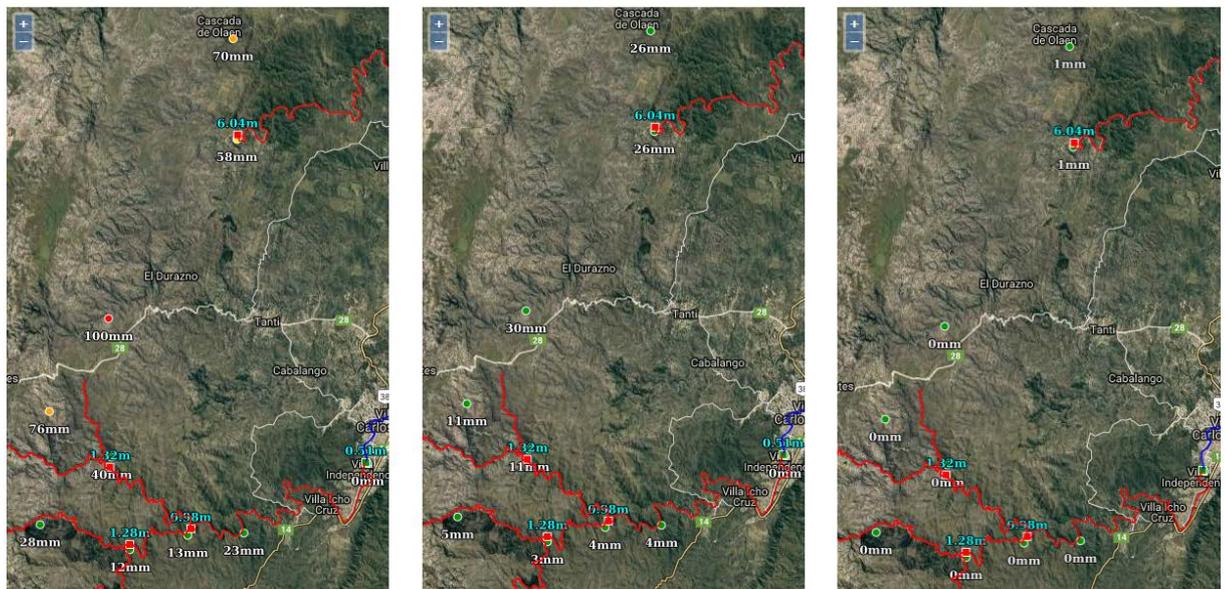


Figura 4.42. Precipitación 26/12/2016 03:00, SGA 6, 3 y 1 hora, registros en 6 hrs Est. 1400 “La Hoyada” 100 mm (Rojo), Est. 900 “Puesto Garay” 76 mm (Naranja), Est. 2400 “Pampa de Olaen” 70 mm (Naranja), Est. 2100 “San Jose de los Ríos” 58 mm (Amarillo)

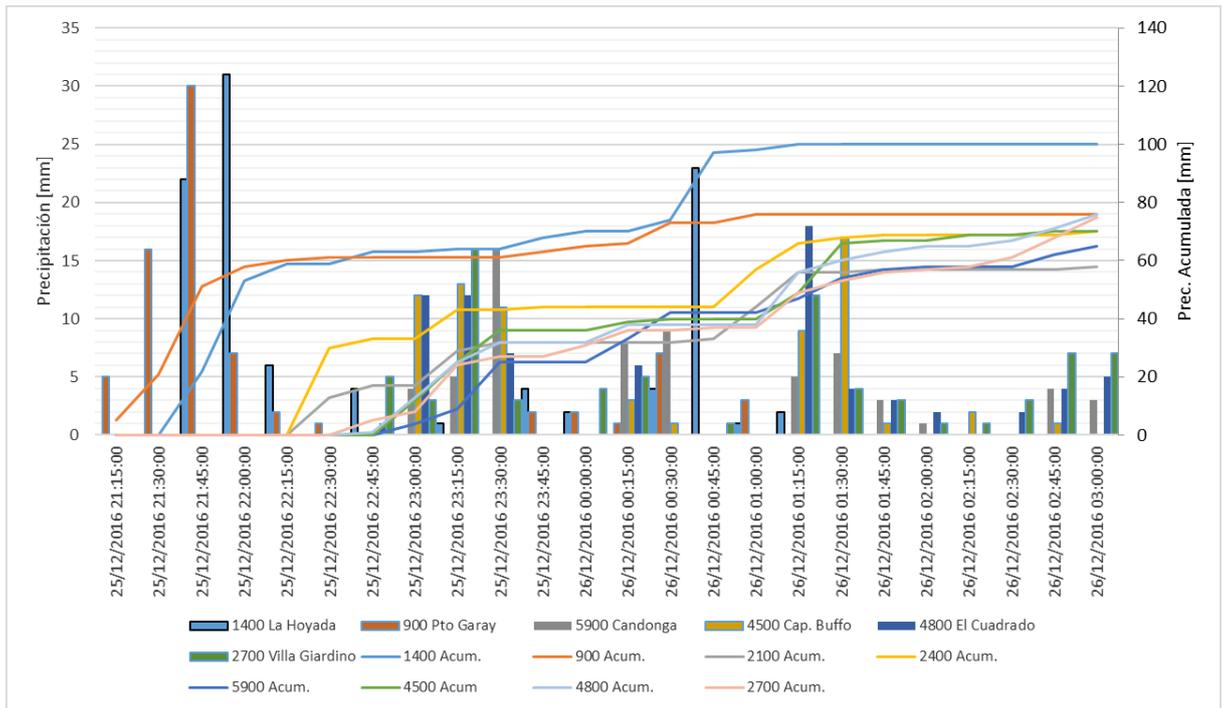


Figura 4.44. Precipitación cada 15 minutos estaciones que alcanzaron umbrales de severidad, 25 y 26 de diciembre de 2016.

4.5.3.- EVENTO DEL 6 DE ENERO DE 2017

Evento que permite apreciar el concepto de riesgo hidrológico debido a acciones antrópicas, si bien el evento presento su máxima intensidad en el área Serrana en la Estación de “Bosque Alegre” y “La Suela”, en donde se registraron poco más de 60 mm en 45 minutos, los mayores efectos concernientes a la severidad del evento se registraron en la ciudad de Córdoba, en donde la Estación “Chateau” registro 54 mm en poco menos de 1 hora (Figura 4.45 y Figura 4.46).

De acuerdo a reportes periodísticos, la intensa lluvia que se abatió el viernes 6 de enero a la tarde sobre la capital cordobesa produjo anegamiento de viviendas, cortes de calles y evacuados (Figura 4.47).

Por su parte, el periódico “La Voz del Interior” hace referencia a que una automovilista de 36 años debió ser rescatada por personal de la Brigada de Explosivos de Córdoba en momentos en que su auto era arrastrado por el agua.

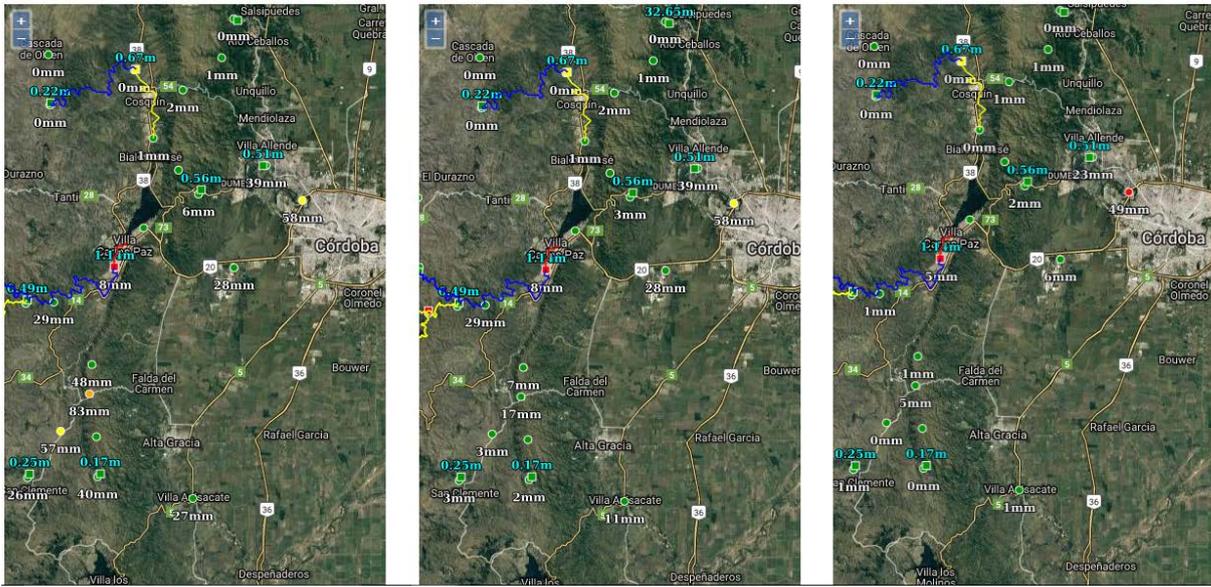


Figura 4.45. Precipitación 6/01/2017 18:00, SGA 6, 3 y 1 hora, registro en 1 hrs Est. 420 “Chateau” 49 mm (Rojo), registros en 6 horas Est. 2300 “Bosque Alegre” 83 mm (Naranja), Est. 2800 “La Suela” 58 mm (Amarillo)

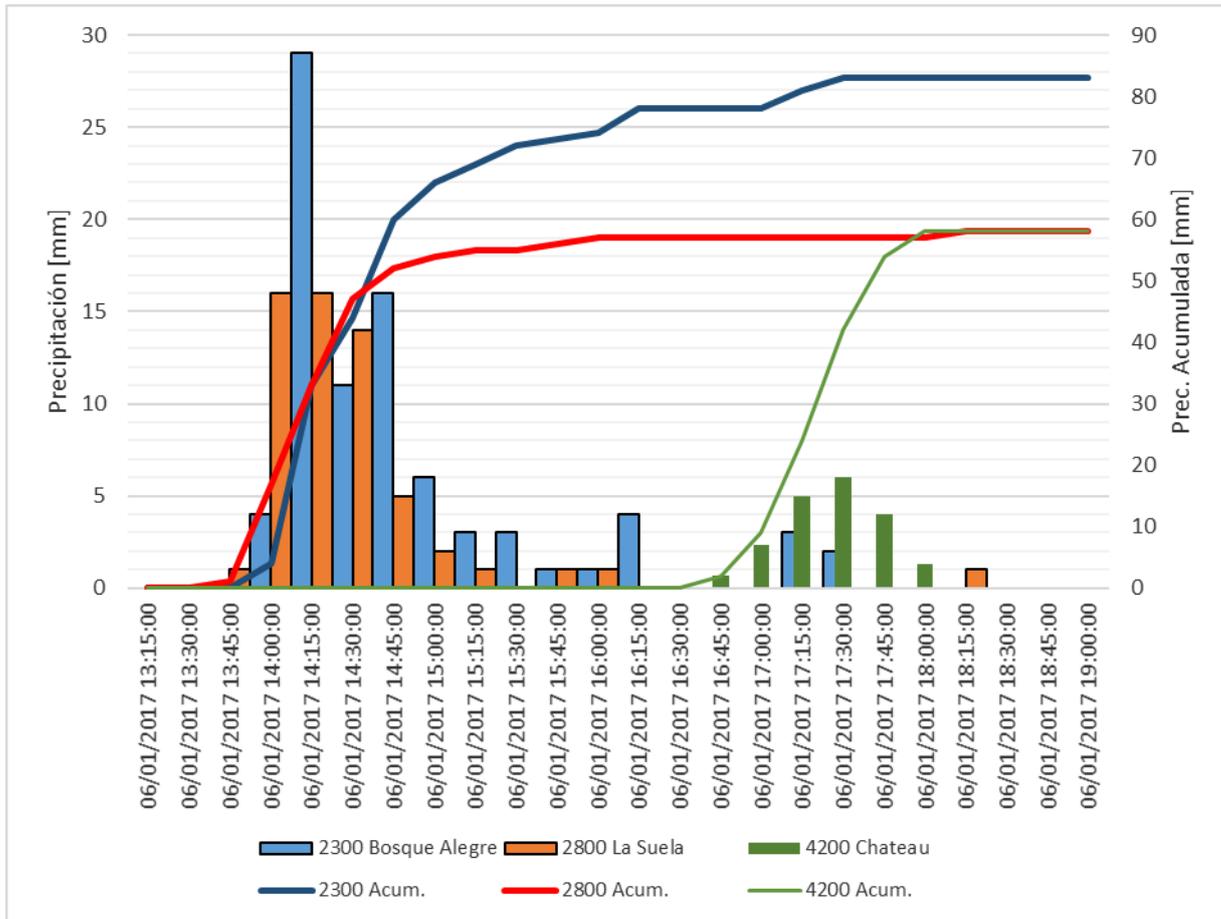


Figura 4.46. Precipitación cada 15 minutos estaciones que alcanzaron umbrales de severidad, 6 de enero de 2017.



Figura 4.47. Calle Ituzaingo Centro de la Ciudad de Córdoba 6 de enero de 2017
(Fuente: www.cadena3.com.ar)



Figura 4.48. Vehículo arrastrado por la corriente cuando circulaba por Av. Sagrada Familia y Costanera de la ciudad de Córdoba (Fuente: La Voz del Interior, 6/01/2017)

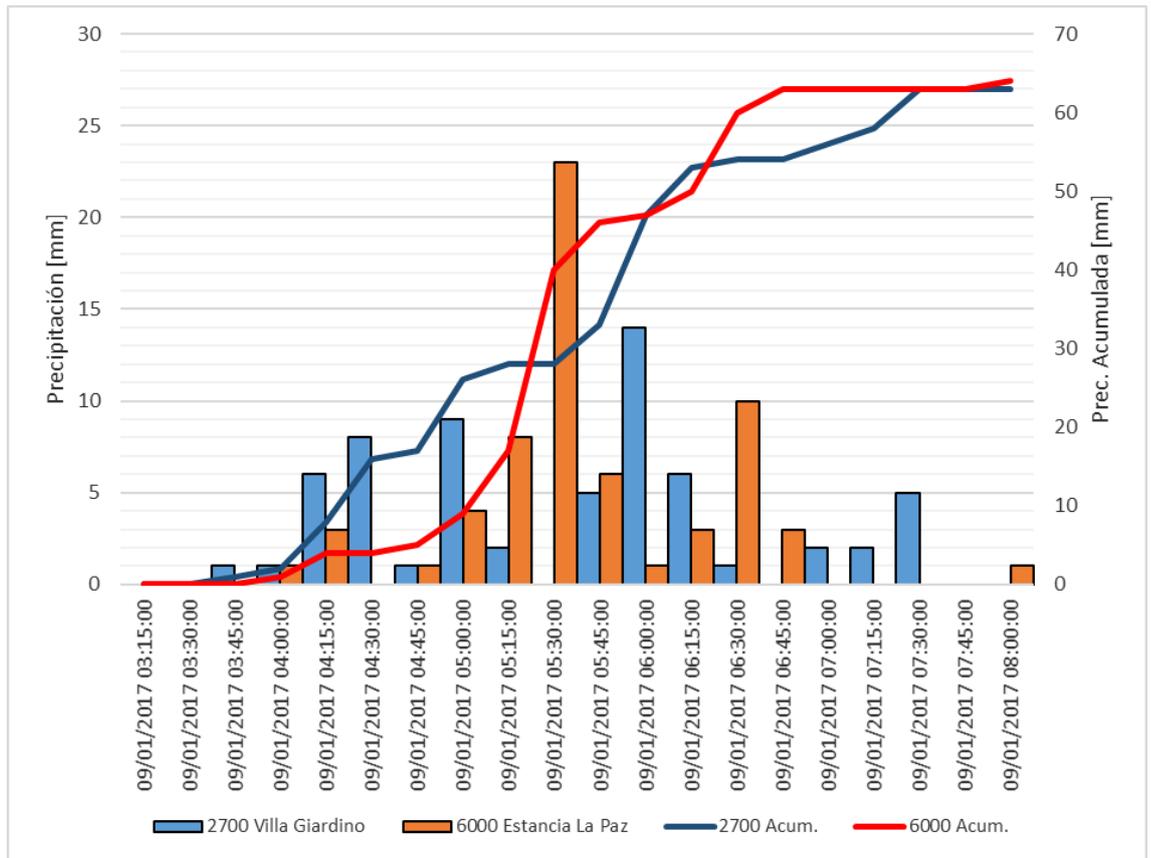


Figura 4.50. Precipitación cada 15 minutos estaciones que alcanzaron umbrales de severidad, 9 de enero de 2017.



Figura 4.51. Balneario “Siete Cascadas” La Falda Provincia de Córdoba 9/01/2017 (Fuente: www.eldiariodecarlospaz.com)

4.5.5.- EVENTO 15 DE FEBRERO DE 2017

Evento que permite apreciar la existencia de un núcleo convectivo al sureste de la ciudad de Villa Carlos Paz, alrededor de las 19:00 horas del día 15 de Febrero comienza a precipitar intensamente sobre las estaciones emplazadas en la cuenca del río Anizacate, al sur de la Ciudad, su alta intensidad y milimetraje hacen que en las estaciones “La Suela” y “San Bernardo” emplazadas en áreas rurales, registren casi 50 mm en 30 minutos (Figura 4.52 y Figura 4.53).

Alrededor de las 20:30 el núcleo convectivo se emplaza ya con menor intensidad sobre la Ciudad, ocasionando serios inconvenientes en algunas arterias que actuaron de canales de conducción del excedente precipitado (54 mm en total), el impacto de dicha precipitación se vio magnificado por la condición urbana del área afectada y la baja capacidad de infiltración y retención de las aguas (Figura 4.54), vale la pena destacar que los registros se aproximan a los milimetrajes de diseño de las obras de conducción de los excedentes pluviales en áreas urbanas, lo que denota al menos un subdimensionado de estas o su total inexistencia.

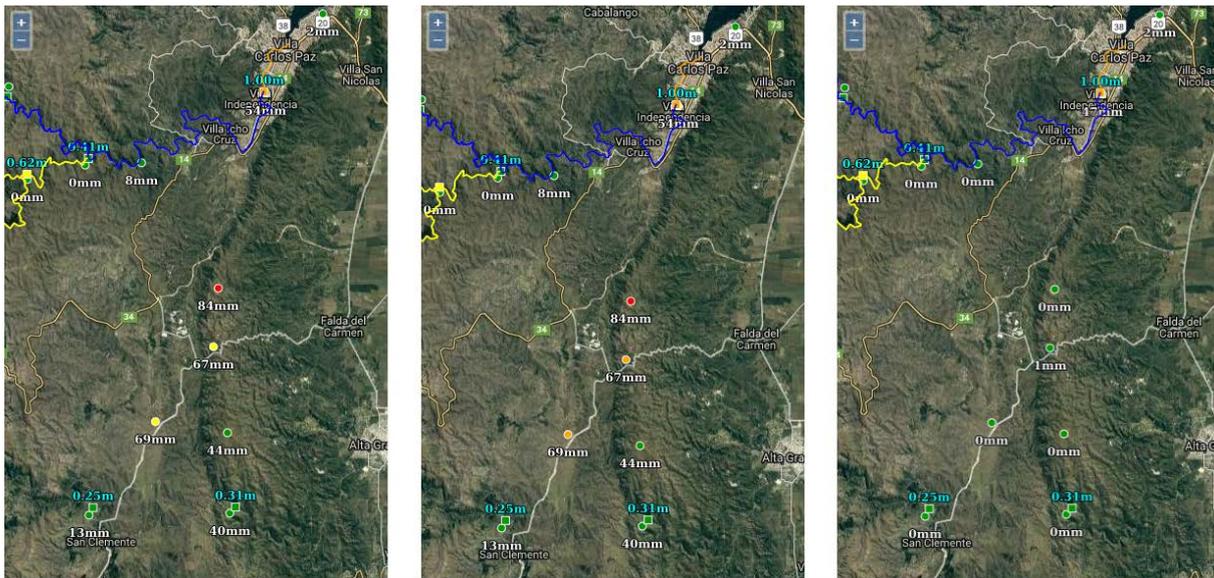


Figura 4.52. Precipitación 15/02/2017 21:30, SGA 6, 3 y 1 hora, registro en 1 hr Est. 600 “Barrio Canal” 47 mm (Naranja), registro en 3 horas Est. 2200 “San Bernardo” 84 mm (Rojo), Est. 2300 “Bosque Alegre” 67 mm (Naranja), Est. 2800 “La Suela” 69 mm (Naranja).

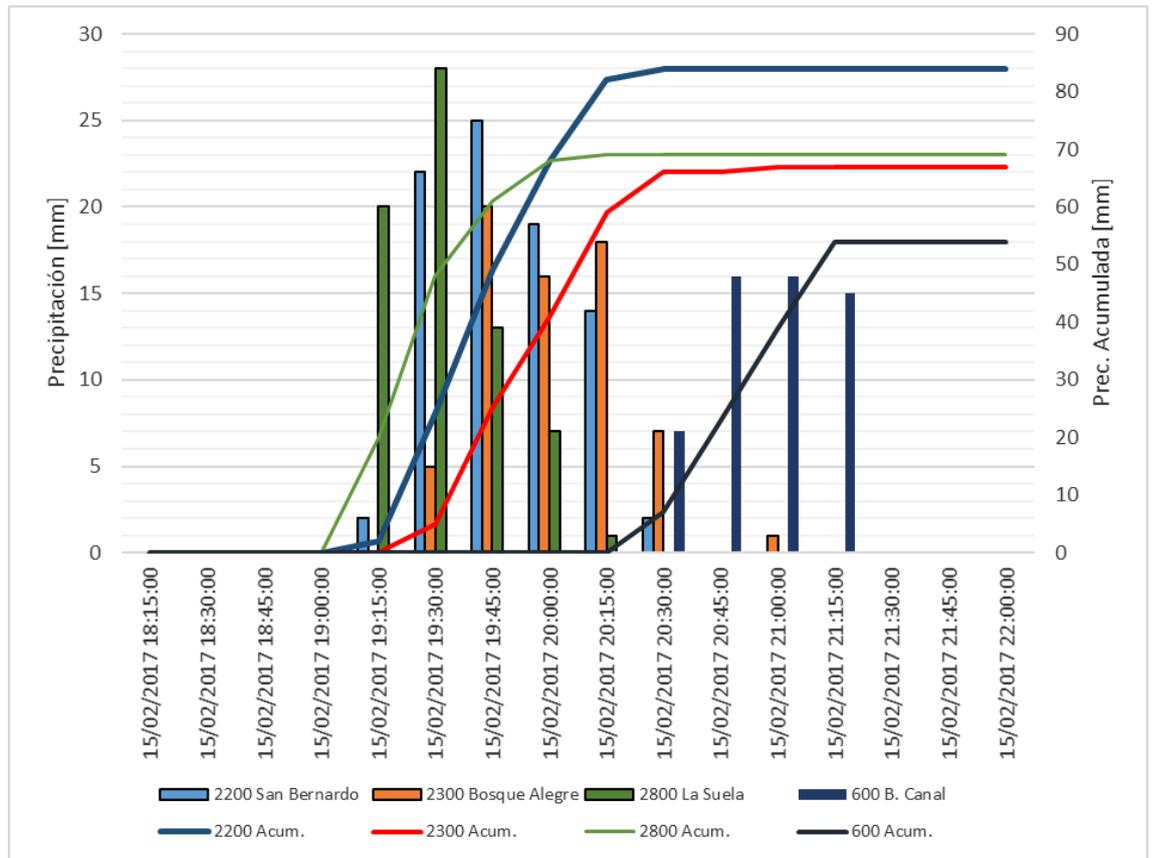


Figura 4.53. Precipitación cada 15 minutos estaciones que alcanzaron umbrales de severidad, 15 de febrero de 2017.



Figura 4.54. 15 de Febrero 21:30, calles Las Heras y Alem área Central de Villa Carlos Paz (Fuente: www.eldiariodecarlospaz.com)

4.5.6.- EVENTO DEL 6 DE MARZO DE 2017

Se produce nuevamente un sobrepaso de umbral en la estación 4200 “Chateau”, tal el acontecido dos meses antes (6 de enero), con milimetrajes similares aunque a diferencia de éste con carácter concentrado sobre esta estación, con efectos similares sobre el área urbana, en la Figura 4.55, se pueden apreciar los hietogramas de ambos eventos, pudiéndose apreciar que el evento del 6 de marzo fue más intenso los primeros 45 minutos a diferencia del evento de enero que encontró milimetrajes más distribuidos en el tiempo, aunque con valores precipitados superiores.

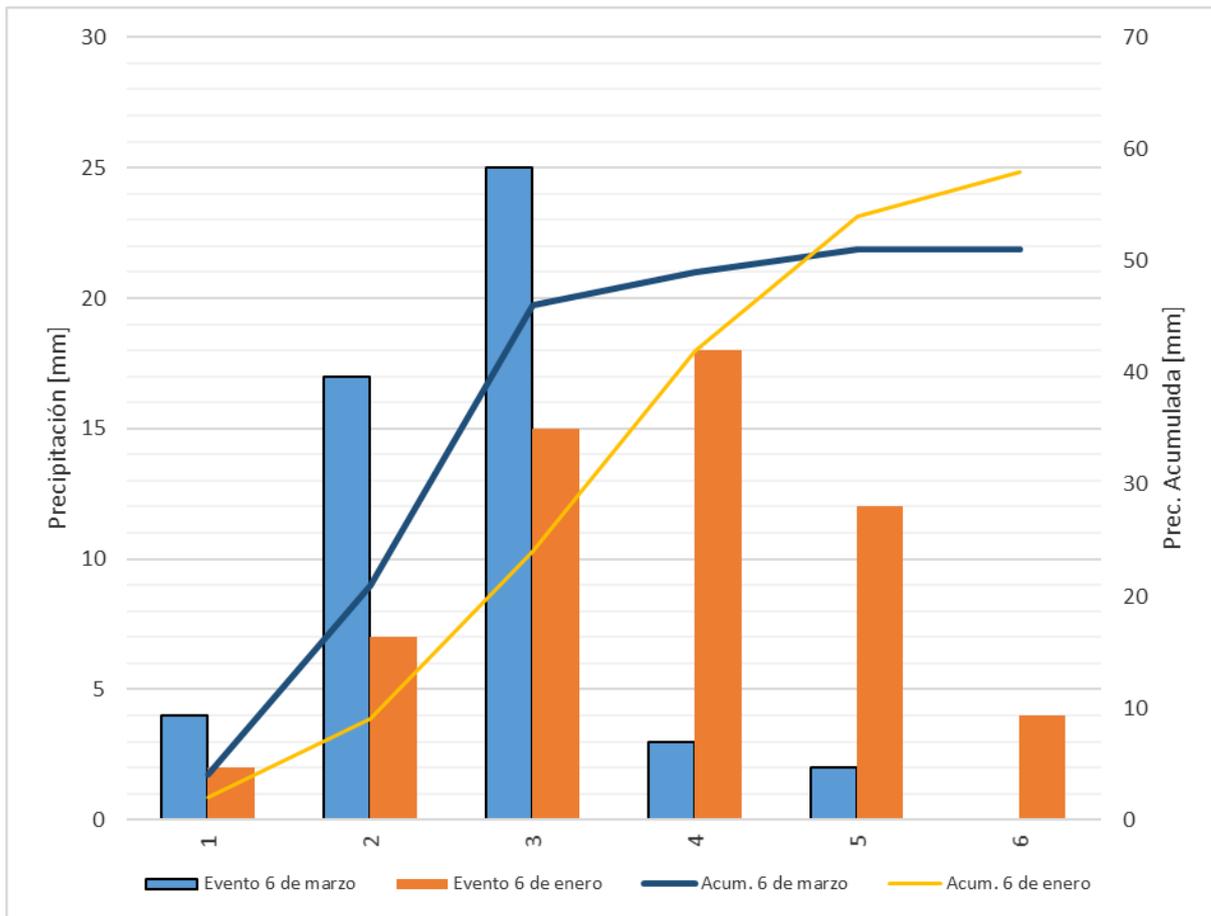


Figura 4.55. Precipitación cada 15 minutos dividida en sextiles desde el inicio de la precipitación, comparación de eventos del 6 de enero y 6 de marzo de 2017.

CAPITULO 5.- CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

En esta tesis doctoral se presentan desarrollos y nuevas aplicaciones en la Predicción de Lluvias Máximas en Argentina. Siendo posible aplicar técnicas tradicionales de estadística inferencial mediante una metodología unificada para el procesamiento de más de 1300 estaciones pluviométricas y desarrollar una metodología inédita en el país sobre el análisis espacial de la información disponible. Tanto para láminas de lluvia máxima diaria con recurrencias asociadas (PMD), Precipitación Máxima Probable (PMP) y predicciones del Modelo Predictivo DIT para el área de cobertura del Sistema de Gestión de Amenazas SGA.

De esta manera se aportan conocimientos que conforman las bases y amplían los antecedentes necesarios para profundizar estudios futuros relacionados a la temática presentada en el resto del territorio Nacional. A continuación, se resumen las principales conclusiones obtenidas durante el desarrollo de este trabajo en relación a cada uno de los objetivos específicos del mismo.

5.1.- CONCLUSIONES

5.1.1.- SOBRE EL ANÁLISIS ESPACIAL DE LLUVIAS MÁXIMAS

Se generó una base de datos depurada con metodología homogénea de lluvias máximas a nivel nacional con 1377 estaciones en 12 provincias y países limítrofes distribuidas en el área bajo análisis, la información proveniente de cada estación se encuentra almacenada en planillas mensuales, las cuales se ordenan por año calendario, en ellas se detallan los milímetros precipitados durante veinticuatro horas, establecidas por convención desde las nueve de la mañana a las nueve de la mañana del día subsiguiente, además de diversos parámetros estadísticos.

Las series muestrales de más de 1000 estaciones en la región Centro y Norte de Argentina verifican las hipótesis estadísticas.

La incertidumbre debida al tamaño de las muestras utilizadas es más significativa que la incertidumbre debida al modelo probabilístico utilizado. Por ello, se adoptó la función Lognormal con parámetros estimados por el método de máxima verosimilitud como representativo de la distribución de probabilidad de la variable PMD para los periodos de retorno usuales en ingeniería (2,5, 10, 25, 50 y 100 años).

Finalmente se realizó el análisis espacial de las variables estimadas localmente a través del método de Kriging, obteniéndose mapas de lluvias máximas diarias asociadas a diferentes períodos de retorno en toda la zona de estudio con un tamaño de grilla de 25 km², y con validez hasta los 3000 m snm, siendo el semivariograma ajustado predominante el proveniente del ajuste de una función exponencial con tendencia en momentos de primer orden.

Sobre estos se aprecia una tendencia incremental sobre los valores de lámina máxima de oeste a este registrándose los máximos sobre las provincias del litoral y con nodos más intensos en las regiones serranas, denotando la influencia orográfica sobre los valores máximos.

Por otra parte, con la información disponible fue posible la determinación de la Precipitación Máxima Probable en Argentina. El método propuesto originalmente por Hershfield genera en el sistema de estudio cuatro posibles envolventes entre las que se elige una de ellas, teniendo en cuenta su ajuste visual al conjunto de los puntos medidos y los resultados publicados en otras regiones. Esto denota cierta subjetividad y, además, se asume que la PMP ha sido registrada en los puntos que definen la curva.

Mediante la generación de series aleatorias sintéticas a partir de una función de distribución de probabilidad propia de valores extremos fue posible definir en forma objetiva el factor de frecuencia máximo. Generar series cuyos estadísticos sean comparables con los registrados y posibilita el contraste de los resultados con valores observados en el sistema experimental utilizado.

El análisis de las series sintéticas puso de manifiesto la dependencia de Φ_{PMP} con la media de máximos anuales y la influencia del desvío estándar, lo que lleva a considerar su inclusión para la caracterización climática de la localización de interés.

La inclusión del desvío estándar a través del coeficiente de variación, permite obtener el Φ_{PMP} en forma objetiva a través de un modelo exponencial, que presentó un buen ajuste al conjunto de datos generados mediante series sintéticas con distribución Lognormal.

El modelo generado, reviste carácter general, con lo que posibilita estimar la PMP conociendo tan solo las condiciones climáticas del sitio de interés manifestadas por el coeficiente de variación local.

En promedio la relación entre los valores de PMP surgidos de la estimación sintética de Φ_{PMP} y los obtenidos con el método de Hershfield (envolvente regional) es 1,3 registrándose valores inferiores en la zona de máximos (centro de Santa Fe y Este de Córdoba) lo que indicaría una similitud en la estimación de valores máximos por ambas metodologías, aunque claramente más baja para la metodología convencional, aún para las mínimas.

Al contrastar la estimación de la PMP con la lámina de lluvia máxima diaria anual con periodo de retorno 100 años (PMD T= 100). Los valores de PMP estimados con el método de Hershfield (envolvente regional) en promedio son 3,5 veces superiores que los valores de PMD T= 100, mientras que, los valores estimados con el método de Hershfield utilizando la metodología sintética para estimar Φ_{PMP} es 2,6 veces la PMD T= 100. La relación derivada de las series sintéticas entre PMP y PMD T= 100 es de 2,3 (mediana) lo que muestra que el valor obtenido con la metodología sintética mantiene una aparente relación con la PMD de elevada recurrencia.

La validación de los datos espaciales confirma que la detección de datos atípicos tanto poblacionales como locales, se debe realizar para cada variable analizadas.

En síntesis, a partir de esta Tesis están disponibles mapas digitales de lluvias máximas diarias asociadas a diferentes T y de PMP en toda la zona de estudio con un tamaño de grilla de 25 km², con validez hasta los 3.000 m snm.

5.1.2.- SOBRE EL ANÁLISIS ESPACIAL DE PRECIPITACIONES CON FINES DE SU EMPLEO EN UN SISTEMA DE GESTIÓN DE AMENAZAS HIDROLÓGICAS

El análisis geoestadístico, ha permitido establecer patrones de distribución areal del modelo DIT con desvíos acotados, validando la superficie obtenida a través del análisis cruzado de los ajustes. Además, se han mantenido los valores de las variables sobre aquellos lugares en donde se contaba con información, dado que la metodología empleada prioriza la información observada, contrastándola contra los datos espaciales, en dos de las tres variables que conforman el modelo DIT, se pudo detectar una tendencia espacial marcada A' y C' los cuales se encuentran influenciados por los regímenes de precipitación dado que los valores máximos coinciden con aquellas regiones con mayores registros pluviométricos, no sucede lo mismo con B (parámetro propio de la estación pluviográfica) que aparentemente tendría una tendencia en latitud.

Basado en un análisis geoestadístico de los datos procesados, sobre el área Serrana de la Provincia de Córdoba, se convirtió un modelo de transposición de parámetros por zonificación, en un modelo de regionalización de parámetros para un modelo de predicción de lluvias máximas (Modelo DIT). El empleo de este modelo conceptual, permite no solo la obtención de la relación i-d-T en cualquier punto del espacio analizado, sino también la generación de mapas de lámina con duración y recurrencia asociada, información empleada directamente como medio de evaluación de la severidad local junto con la Precipitación Máxima Probable, en el Sistema de Gestión de Amenazas (SGA) del INA-CIRSA información sumamente relevante para los tomadores de decisión ante el acontecimiento de un evento severo.

Los umbrales preestablecidos para definir la severidad deben ser ajustados en interacción con los organismos de Defensa Civil, ya que los mismos no son fijos en el espacio y dependen de la influencia de las acciones antrópicas. Tomando como ejemplos los eventos acontecidos durante la temporada 2016/2017 se aprecia la influencia de las mismas, dado a que eventos de relativamente menor severidad registrados sobre áreas urbanas incrementaron su impacto, desnudando las falencias de las obras de infraestructura.

Por su parte, esta herramienta durante la temporada 2016/2017 registró al menos 10 eventos que superaron los umbrales preestablecidos de función de la duración (1, 3 y 6 horas) así como de la recurrencia local de (2, 5 y 10 años), en ninguno de los casos observados los milimetrajes superaron el 25% de la Precipitación Máxima Probable, estimada para el lugar de registro.

5.2.- RECOMENDACIONES

Luego de los desarrollos y aplicaciones realizados en el transcurso de la presente Tesis Doctoral, el autor recomienda continuar con los estudios en la predicción de lluvias máximas, ampliando el área de cobertura al resto del territorio Nacional, considerando características locales y su influencia en el régimen de lluvias extremas.

Se recomienda también continuar actualizando la base de datos generada atendiendo al acontecimiento de eventos extremos locales, así como a los efectos de la variabilidad climática.

Afianzar la formación de equipos multidisciplinarios que complementen el estudio de los distintos aspectos y nuevas tecnologías de los eventos extremos con fines de diseño, planificación y gestión de riesgo considerando el conocimiento de las particularidades de cada región y a su vez, incorporar a los distintos agentes involucrados de una comunidad para identificar los intereses y las responsabilidades en el trabajo a llevar a cabo con el fin de minimizar los efectos adversos y mitigar el riesgo ante la amenaza hidrológica.

Por último, con esta aplicación se brinda una herramienta de alta utilidad para el diseño hidrológico, dado que entregar los valores de PMD, PMP, y eventualmente i-d-T en función de la latitud y longitud del emplazamiento resulta sumamente importante para los ingenieros proyectistas, por tal motivo se recomienda en el caso del modelo DIT ampliar la cobertura y análisis de estaciones pluviográficas que permitan la obtención de los parámetros constitutivos de éste y realizar un adecuado análisis espacial más allá del territorio de las provincias de Córdoba, Santa Fe y San Luis, en donde el mismo actualmente tiene validez.

APÉNDICE A.- DETERMINACIÓN DE LLUVIAS MÁXIMAS UTILIZANDO SERIES HISTÓRICAS DE PRECIPITACIÓN PROVENIENTES DE IMÁGENES SATELITALES

A.1.- INTRODUCCIÓN

La presente aplicación ha sido desarrollada por el Doctorando como parte del Programa de Cooperación Bilateral Argentina-Sudáfrica. Conv. 2012-2014. “Uso de información satelital en modelos hidrológicos para el manejo integrado del agua”. Red The Council for Scientific and Industrial Research (CSIR-Sudáfrica) UCC, UNC-CETA del Ministerio de Ciencia, Tecnología e Innovación Productiva DST. Contemplando la necesidad de dimensionar obras hidráulicas, planificar el uso del suelo y gestionar el recurso hídrico, la amenaza y su cuantificación mediante el empleo de la Creciente de Proyecto. Si ésta no se puede derivar mediante estadística de caudales o niveles históricos, se evalúa partiendo de las relaciones intensidad de lluvia-duración-Recurrencia (i-d-T) o las lluvias máximas diarias para obras de pequeña o mediana magnitud, estos datos sólo pueden ser extraídos de extensos registros históricos, en general no disponibles o de difícil acceso.

Esta aplicación tiene como objeto evaluar una metodología para generar una serie histórica de lámina máxima diaria, mediante el empleo de información Satelital para una cuenca de mediano tamaño, más propiamente la perteneciente al río Sandspruit, emplazada en la Provincia de Western Cape, Sudáfrica.

Para ello, se procesaron imágenes provenientes del Satélite MeteoSAT 7 y del algoritmo RFE (Rainfall Estimation v 2.0), el cual fue implementado a partir del 1 de enero de 2001 por el Centro de Predicciones Climáticas del NOAA, encontrándose disponible hasta la actualidad, los resultados obtenidos fueron contrastados contra cuatro estaciones pluviométricas con 25 años de registro generando además grillas digitales georeferenciadas de distribución de lluvia máxima diaria con recurrencia asociada y series en puntos particulares de interés para el proyecto madre llevado adelante por el CSIR.

A.2.- INFORMACIÓN DE BASE

Se utilizaron dos tipos de fuentes de información, a saber: estaciones pluviométricas tradicionales emplazadas (7 en total de las cuales 4 poseen 25 años de registros) e información Satelital proveniente del Satélite MeteoSAT 7 y procesadas con el algoritmo RFE (Rainfall Estimation v 2.0), el cual fue implementado a partir del 1 de enero de 2001 por el Centro de Predicciones Climáticas del NOAA, encontrándose disponible hasta la actualidad.

A.2.1.- PLUVIOMETRÍA

Los puestos de medición pluviométrica empleados corresponden a 7 estaciones pluviométricas distribuidas en proximidades de la cuenca (a unos 30 km de distancia

entre sí), de las cuales 3 de ellas se encuentran emplazadas en su interior, éstas a su vez presentan la menor longitud de registro, por lo cual se centró la atención en la obtención de la lámina máxima diaria con recurrencia asociada, sobre éstas. La Figura A.1 y la Tabla A.1, presentan la ubicación y la longitud de serie de estas estaciones, las cuales han sido emplazadas con objeto de representar los diferentes rangos de elevación, es decir cuenca baja, media y alta.

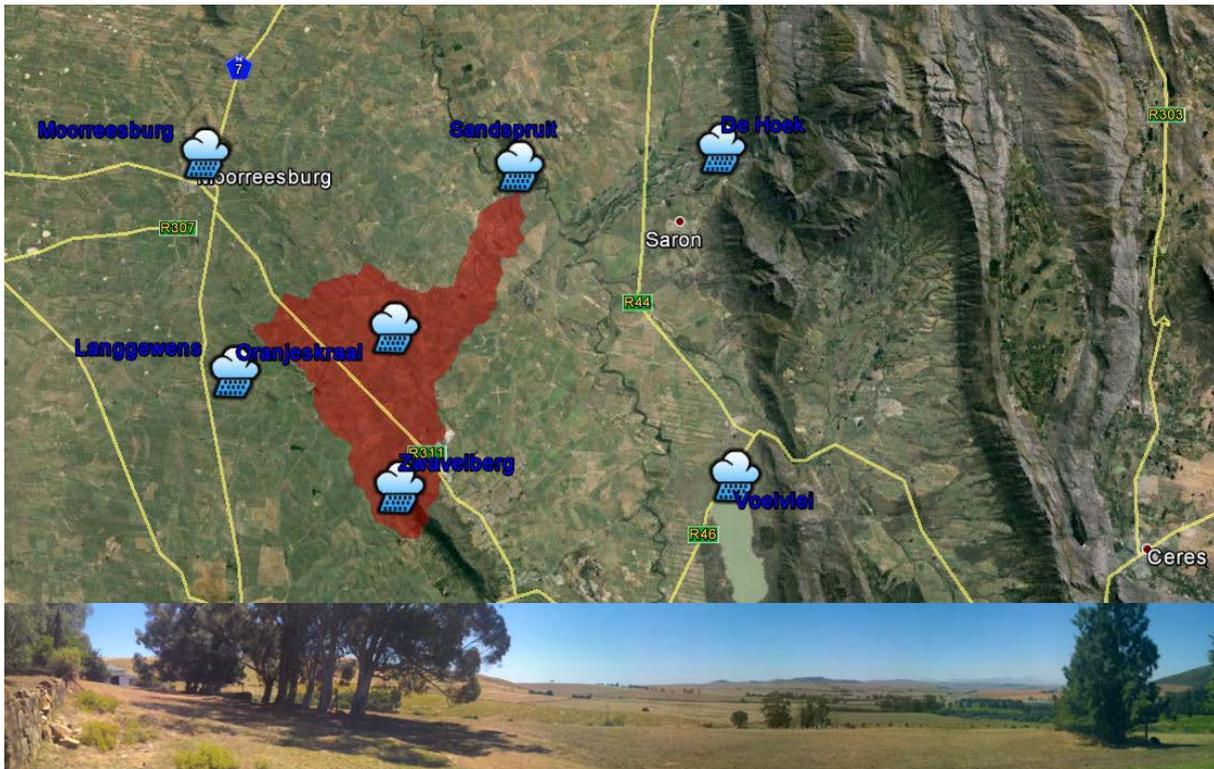


Figura A.1. Emplazamiento de la Cuenca Sandpruit (indicado en rojo), y vista desde la zona más elevada (estación Zwavelberg). Prov. de Western Cape, Sudáfrica.

Tabla A.1. Estaciones pluviométricas, emplazamiento y longitud de serie.

Nombre	Elevación	Long. Serie	Long. E	Lat. S
De Hoek	126	1986-2011	19,03	33,15
Langgewens	191	1986-2011	18,69	33,28
Moorreesburg	199	1986-2011	18,67	33,15
Voelvlei	72	1986-2011	19,04	33,34
Zwavelberg	278	2009-2013	18,81	33,35
Oranjeskraal	118	2009-2013	18,80	33,26
Sandpruit	40	2009-2011	18,89	33,16

Sobre cada una de las estaciones, con base en la longitud de las series de registros, se realizó la verificación de las hipótesis estadísticas básicas (independencia, estacionalidad y homogeneidad), para lo cual se emplearon los test de Wald-Wolfowitz, Kendall y Wilcoxon, en todos los casos estas estaciones superaron los test validando así su empleo. Además, los análisis entre este tipo de información y la proveniente de sensores remotos se realizaron sobre la misma ventana temporal, dejando un período de 11 años de solapamiento entre la información satelital y la pluviométrica disponibles. La

Tabla A.2, presenta un resumen de los principales estadísticos de aquellas estaciones con mayor longitud de registro, así como la evolución de las precipitaciones máximas diarias anuales (Figura A.2).

Tabla A.2. Estaciones pluviométricas, parámetros estadísticos de la serie de máximos diarios, serie completa (25 años) serie ventana temporal (11 años, 2001-2012)

Nombre	De Hoek		Langgewens		Moorreesburg		Voelvrei	
Mínimo	30,5	30,5	20,4	20,4	18,4	22,0	25,8	25,8
Máximo	77,5	77,5	61,2	61,2	133,0	133,0	76,2	76,2
Promedio	43,8	47,4	32,3	34,3	37,9	44,7	45,3	46,4
Desviación estandar	11,2	14,6	8,96	10,4	21,6	30,9	14,7	16,5
Mediana	41,1	42,9	30,9	31	33,6	35,2	39,3	39,3
Coeficiente de variación (Cv)	0,256	0,307	0,278	0,304	0,568	0,692	0,325	0,356
Coeficiente de asimetría (Cs)	1,32	0,821	1,58	1,76	3,77	2,68	0,754	0,587
Coeficiente de curtosis (Ck)	4,13	2,19	5,32	4,4	14,9	5,94	2,09	1,63
Número de Observaciones	25	11	25	11	25	11	25	11
Nota: SC: Serie Completa VT: Ventana Temporal	SC	VT	SC	VT	SC	VT	SC	VT

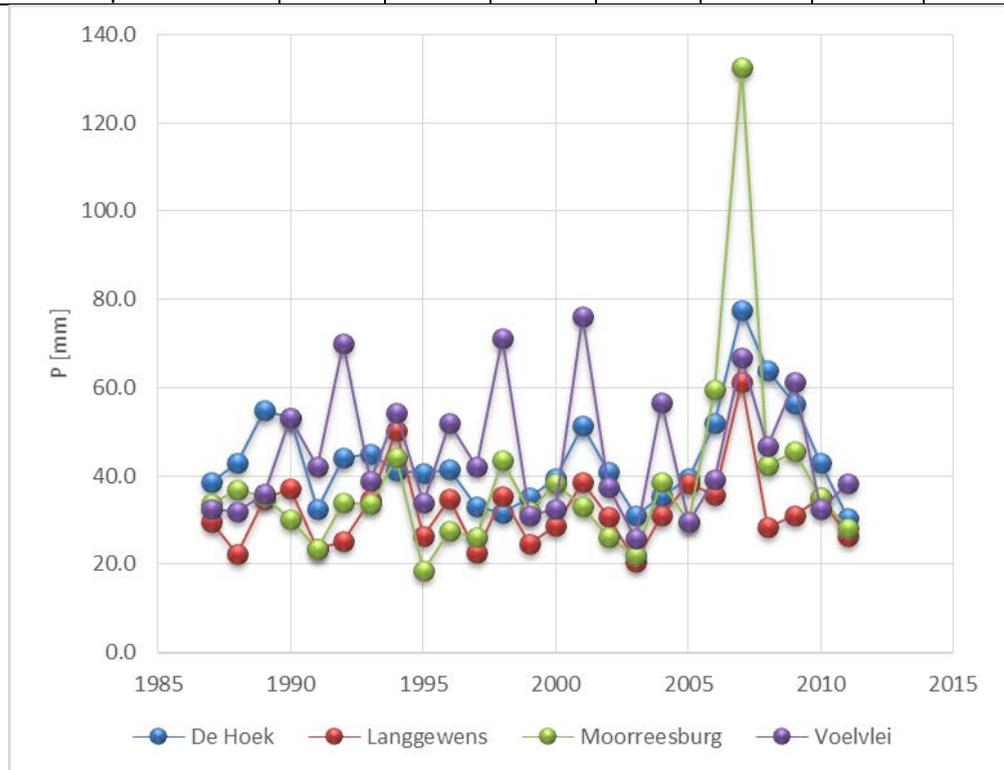


Figura A.2. Precipitaciones Máximas Diarias Anuales en las estaciones de mayor longitud de registro.

Una vez realizados los análisis de estadística inferencial sobre las series de lluvias máximas diarias registradas en los puestos pluviométricos seleccionados. Se procedió al ajuste de la función de distribución de frecuencia, seleccionándose dependiendo el caso la función Lognormal o Exponencial mediante el método de Máxima Verosimilitud, evaluando la bondad de ajuste mediante las pruebas Chi-cuadrado y Shaprio-Wilk. Determinándose así los valores de láminas de lluvias máximas diarias de distintos

períodos de retorno y los intervalos de confianza asociados a su estimación (con una confianza del 95%).

A.2.2.- INFORMACIÓN SATELITAL

Como se indica en párrafos previos, se contó con información satelital RFE (Rainfall Estimation v 2.0), este algoritmo emplea técnicas adicionales para mejorar la estimación de precipitación, utilizando para tal fin, la temperatura de topos nubosos e información de estaciones pluviométricas terrenas en distintos puntos del área de cobertura.

En síntesis, el satélite Geostacionario Meteosat 7 adquiere imágenes infrarrojas cada 30 minutos y emplea aquellas áreas que presentan temperaturas de topos nubosos menores a 235°K (112,8 °C) para estimar la precipitación, además de complementar el ajuste con información terrena (proveniente de 1000 estaciones) se emplean 2 sensores de estimación de precipitación montados en esta plataforma, ellos son: Special Sensor Microwave/Imager (SSM/I) y el Advanced Microwave Sounding Unit (AMSU).

En el caso del objeto de la presente aplicación, se desarrolló un algoritmo en el paquete computacional ILWIS, capaz de extraer la información para el territorio Sudafricano, y particularmente para la región de interés, mediante la adquisición del valor de pixel (0,1° de resolución) de está manera sobre las 7 estaciones de interés se calcularon las láminas diarias de lluvia entre el 1 de enero de 2001 al 31 de diciembre de 2013 (Figura A.3), las cuales fueron empleadas para generar una serie histórica de máximos diarios anuales de cada estaciones y con ellas se realizó el análisis estadístico y el ajuste de una distribución de frecuencia, el cual fue contrastado con las resultados obtenidos en las 4 estaciones pluviométricas que poseen una longitud de serie apta para aplicar dicho análisis.

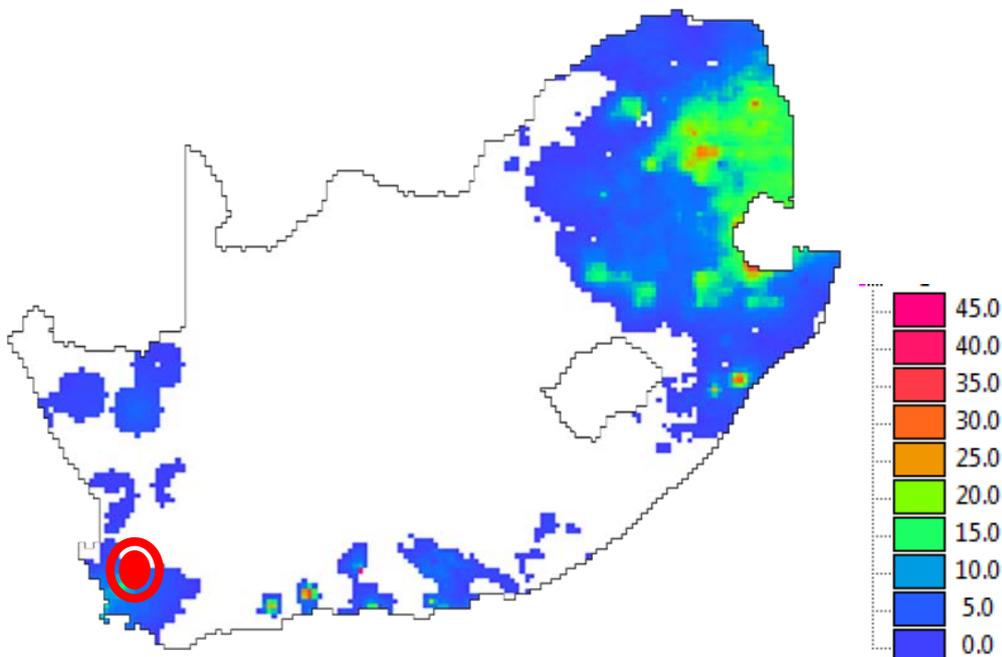


Figura A.3. Precipitaciones Diaria Estimada RFE v 2.0 [mm], Sudáfrica, 30 de octubre de 2012. (en rojo se indica el área de estudio)

A.2.3.- ANÁLISIS DE RESULTADOS

Una vez realizados los análisis de estadística inferencial sobre las series de lluvias máximas diarias registradas en los puestos pluviométricos seleccionados. Se procedió al ajuste de la función de distribución de frecuencia, seleccionándose dependiendo el caso la función Lognormal o Exponencial mediante el método de Máxima Verosimilitud, este ajuste se hizo tanto sobre la serie completa como sobre el período ventana entre las dos fuentes de información, es decir 2001-2011.

La Tabla A.3 permite apreciar los resultados del ajuste de la función de distribución Lognormal, sobre los datos pluviométricos en la estación Voelplei, es de mencionar que las diferencias relativas en todas las estaciones estuvieron comprendidas para una recurrencia de 100 años entre 10 y 25%, mientras que para recurrencias de 2 años el rango queda comprendido entre 1,4 y 14%, siempre en detrimento de la serie de menor longitud.

Una vez procesadas las imágenes del RFE, se cuenta con series de máximos diarios anuales a las cuales se puede aplicar similar proceso estadístico que a las series pluviométricas. La Tabla A.4 presenta un ejemplo del contraste de la función de distribución de probabilidades ajustada, tanto para la serie pluviométrica, período 2001-2011, como la serie generada a partir de imágenes satelitales. Puede apreciarse la tendencia general observada sobre una menor diferencia relativa para recurrencias elevadas y una mayor diferencia en eventos frecuentes, del análisis de la información, surge que las informaciones RFE, presentan una adecuada estimación para eventos severos, no así para eventos de mayor frecuencia, observándose diferencias de más 40% en recurrencias de 2 años decreciendo a medida que aumenta la recurrencia. De todas maneras, es de destacar que las estimaciones RFE caen dentro del intervalo de confianza ajustado sobre datos pluviométricos, lo cual permitiría considerarlos como válidos en lugares en donde se carezca de otra fuente de información, como ser las tres estaciones de interés dentro de la cuenca de Sandspruit, a saber: Zwavelberg, Oranjeskraal y Sandspruit

Tabla A.3. Estación Voelplei, Contraste de precipitaciones máximas diarias con recurrencia asociada ajuste lognormal sobre serie completa y período ventana.

T [años]	P [mm]	Período 1987-2011		Periodo 2001-2011			Diferencia Relativa
		Intervalo de confianza (95%)		P [mm]	Intervalo de confianza (95%)		
100	89,0	67,8	110,0	99,6	58,2	141,0	-10,6%
50	81,8	63,9	99,6	90,4	56,1	125,0	-9,5%
25	74,4	59,8	89,0	81,3	53,5	109,0	-8,5%
20	72,0	58,4	85,6	78,3	52,6	104,0	-8,0%
10	64,3	53,6	75,0	68,9	49,1	88,7	-6,7%
5	56,1	48,1	64,1	59,0	44,5	73,5	-4,9%
3	49,3	43,1	55,6	51,0	39,9	62,2	-3,3%
2	43,2	37,9	48,4	43,8	34,7	53,0	-1,4%



Tabla A.4. Estación Voelvrei, Contraste de precipitaciones máximas diarias con recurrencia asociada ajuste lognormal sobre el período ventana, entre información pluviométrica (terrena) y estimaciones satelitales.

T [años]	P [mm]	Terrena		Satelital			Diferencia Relativa
		Intervalo de confianza (95%)		P [mm]	Intervalo de confianza (95%)		
100	99,6	58,2	141,0	82,2	45,3	119,0	21,2%
50	90,4	56,1	125,0	73,1	41,8	104,0	23,7%
25	81,3	53,5	109,0	64,0	38,3	89,6	27,0%
20	78,3	52,6	104,0	61,0	37,1	84,9	28,4%
10	68,9	49,1	88,7	51,9	33,6	70,1	32,8%
5	59,0	44,5	73,5	42,7	30,1	55,4	38,2%
3	51,0	39,9	62,2	36,0	27,4	44,6	41,7%
2	43,8	34,7	53,0	30,6	25,2	36,1	43,1%

A.3.- GENERACIÓN DE MAPAS DIGITALES DE LLUVIAS MÁXIMAS DIARIAS CON RECURRENCIAS ASOCIADAS

Mediante el empleo del paquete computacional IDRISI Andes®, fue posible generar un archivo vectorial georeferenciado, el cual contiene los valores de precipitación máxima diaria y los respectivos intervalos de confianza para la función de distribución correspondiente a cada estación y recurrencias de 2, 3, 5, 10, 20, 25, 50 y 100 años.

Con base en esta información puntual, el paquete computacional utilizado en el presente artículo permite implementar diversas metodologías para extrapolar regionalmente la información contenida en forma puntual. Así se obtuvieron mapas temáticos de tipo raster, los cuales, basan su funcionalidad en una concepción implícita de las relaciones de vecindad entre los objetos geográficos.

Su forma de proceder es dividir la zona de dominio de la base de datos puntuales en una retícula o malla regular de pequeñas celdas (a las que se denomina pixels) y atribuir un valor numérico a cada celda como representación de su valor temático.

En los fenómenos que varían continuamente, como es el caso de la lluvia, es más probable que los lugares que se encuentran más próximos entre sí, tengan valores similares en vez de que aquellos que se encuentran alejados.

La primera tarea al usar las técnicas geoestadísticas para crear superficies es describir de manera tan completa como sea posible, la naturaleza de la variabilidad espacial presente en los datos de muestra. Esta variabilidad espacial es determinada en términos de distancia y dirección. El análisis se realiza en pares de puntos muestrales, cada punto de datos es colocado en pares con cada uno de los otros puntos de datos. Cada par puede ser caracterizado por su distancia de separación (la distancia euclidiana entre los dos puntos) y su dirección de separación (el acimut en grados de la dirección de un punto al otro).

La técnica de Kriging presenta como ventaja fundamental, la posibilidad de aprovechar directamente la información sobre la correlación espacial existente entre los propios datos, la cual, queda reflejada en el denominado variograma muestral. Además, esta

técnica es capaz de representar los cambios en la dependencia espacial dentro del área de estudio. Es de destacar, que, con esta técnica, los mapas temáticos que se obtienen presentan marcadas crestas o “células”, las cuales denotan el origen puntual de la información de base. Es por ello, que en los trabajos previos (Catalini, et al., 2011) se propone una metodología de generación de superficies tendenciales, a partir de la regionalización de valores de lámina de lluvia máxima diaria para las distintas recurrencias. Debido a que la superficie resultante mediante el empleo del análisis tendencia es un modelo matemático ideal, es muy suave y está libre de detalles locales (células). La técnica propuesta es una técnica de interpolación global ya que calcula una superficie que ofrece el mejor ajuste, para todo el grupo de datos conocidos. Sin embargo, la superficie tendencial es un interpolador inexacto.

La hipótesis que se emplea en esta aplicación es aceptar como válidos desde el punto de vista estadístico a los valores de la superficie tendencial, que se encuentren contenidos dentro del intervalo de confianza (rango esperable de posibles valores) de la variable de interés. Así la superficie tendencial óptima es aquella que presenta valores de lluvia máxima diaria dentro del intervalo de confianza obtenido en el análisis de estadística inferencial, lo cual validaría estadísticamente su adopción.

La Figura A.4, permite observar el mapa que se generaría al emplear sólo información puntual y externa a la cuenca de interés, al incorporar la información satelital, el mismo cambia sustancialmente, no tanto sobre sus valores máximos sino sobre su distribución espacial, permitiendo corroborar lo observado en campo, en donde, los eventos más severos se registran en la zona de Sandspruit, influenciados por la orografía y los de menor severidad en el extremo sur de Zwavelberg

Una vez, que se han obtenido los mapas tendenciales en base a la información satelital, es posible generar curvas de frecuencia de lámina máxima diaria para las estaciones de interés que ya no sólo consideran el dato puntual estimado mediante RFE, sino la información obtenida sobre otras estaciones, en el caso particular del presente estudio fue posible cuantificar las estaciones internas a la cuenca, generando así información de base para eventos severos dentro de la misma (Figura A.5).



Figura A.4. Superficie tendencial. Regresión Cubica. Valores de lámina de lluvia máxima diaria [mm]. Recurrencia 50 años en base a datos terrenos.

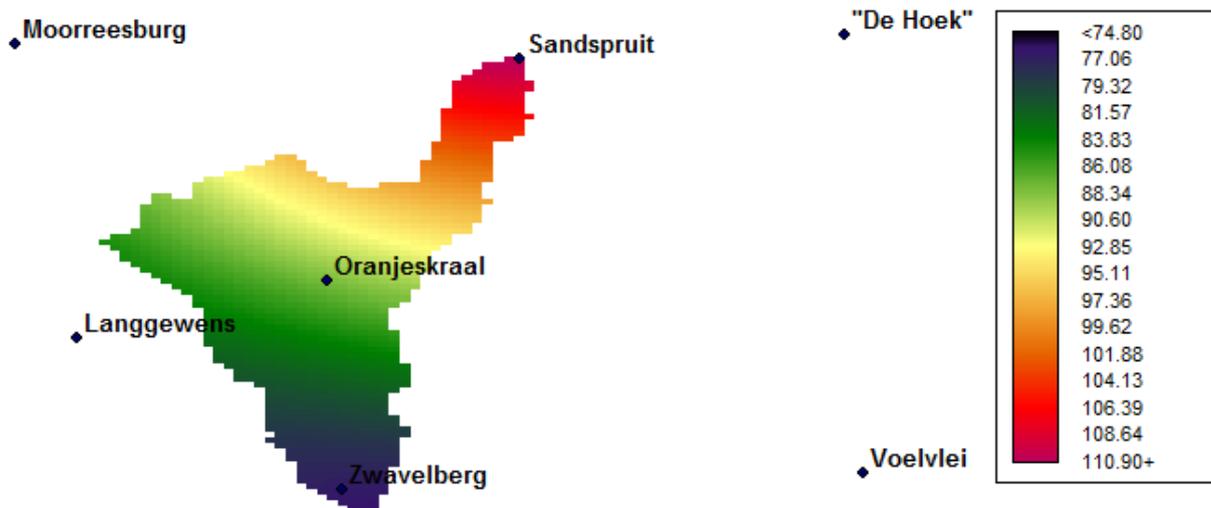


Figura A.5. Superficie tendencial. Regresión Cubica. Valores de lámina de lluvia máxima diaria [mm]. Recurrencia 50 años en base a datos satelitales.

A.4.- CONCLUSIONES

Sobre el particular fue posible transferir metodologías desarrolladas en esta tesis doctoral a una Institución extranjera en base a un convenio de colaboración internacional, los datos disponibles de series anuales de máximos de lluvia diaria, permitieron realizar el análisis estadístico para 4 de las 7 estaciones, las cuales no se encuentran dentro de la cuenca de interés. Al poder realizarse sobre ellas la verificación de las hipótesis básicas, tanto de longitud de serie como mediante las pruebas de independencia, estacionalidad y homogeneidad a escala anual donde la hipótesis de contraste H_0 se acepta a un nivel de significado del 1% o 5%, permite definir la red pluviométrica como válida para contrastar valores provenientes de estimaciones de lluvia RFE.

Tanto la función Lognormal como la Exponencial, fueron las que mejor representaron el fenómeno, tanto con base en información satelital como terrena, verificándose que la incertidumbre debido al tamaño de las muestras utilizadas es más significativa que la incertidumbre debido al modelo probabilístico seleccionado. De esta manera se obtienen los valores esperados de la precipitación diaria para recurrencias de 2, 3, 5, 10, 20, 25, 50 y 100 años con sus correspondientes intervalos de confianza. Se determinaron además los intervalos de confianza asociados a la estimación de lluvias máximas diarias con un intervalo de confianza del 95%. La estimación de los valores de precipitación por estación, para recurrencias preestablecidas, se traduce en una cobertura continua.

Los mapas de lámina lluvias máximas diarias para las recurrencias analizadas, presentan una configuración semejante en cuanto a la disposición de las isohietas. Se observa que su valor crece de Sur a Norte, aparentemente influenciada por efectos orográficos.

Se provee una evaluación sobre la posibilidad de generar información con base en información de sensores remotos en cuencas en donde no existan suficientes registros pluviométricos, permitiendo estimar los patrones de diseño de manera local, por ende es una herramienta válida y de base imprescindible para la planificación territorial, para el diseño y operación de obras de infraestructura relacionadas con los recursos hídricos, ya que para cualquier dimensionado de estructuras hidráulicas, resulta necesario cuantificar el tipo de evento hidrológico que la obra deberá soportar y el correspondiente riesgo asociado.

Utilizar estos mapas de precipitación para distintas recurrencias, implica mejorar la exactitud de los cálculos y por consiguiente optimizar la inversión en una obra, lamentablemente la fuente de información satelital empleada en la presente aplicación, no se encuentra aún disponible para América Latina, aunque es de esperar que se cuente con ella en breve, para permitir la utilización de estas técnicas en esta región.



UNC

REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- Aldozan, J., 2016. *Regionalización de lluvias máximas diarias en la provincia de Entre Ríos*, Córdoba: s.n.
- Anselin, L., 1995. Local Indicators of Spatial Association - LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), pp. 93-115.
- Anselin, L., 1996. The Moran scatterplot as an ESDA tool to assess local instability in spatial association. En: M. Fischer, H. Scholten & D. Unwin, edits. *Spatial analytical perspectives on GIS*. London: Taylor and Francis, pp. 111-125.
- Anselin, L., 2001. Spatial Effects in Econometric Practice in Environmental and Resource Economics. *American Journal of Agricultural Economics*, 83(3), pp. 705-710.
- Bazzano, F. & Caamaño Nelli, G., 2015. *Predicción de lluvias máximas en Tucumán con el Modelo DIT*. Paraná, s.n.
- Belli, V. y otros, 2012. *Regionalización de lluvias máximas. Aplicación a las provincias de Córdoba y Santa Fe*, Córdoba: s.n.
- Bertoni, J. y otros, 2004. *Inundaciones Urbanas en Argentina*. Primera ed. Córdoba(Córdoba): Universitas.
- Bertoni, J. & Tucci, C., 1993. Capítulo 5. Precipitação.. En: C. Tucci, ed. *Hidrología, Ciência e Aplicação*.. Primera ed. Sao Paulo: Editora Universidade de Sao Paulo. UFRGS, pp. 177-231.
- Bianchiotti, B., 2012. *Análisis de la Precipitación Máxima Probable a través de un Sistema de Información Geográfica*, Córdoba: Universidad Católica de Córdoba.
- Bivand, R., 2014. *spdep: Spatial dependence: weighting schemes, statistics and models*. R package version 0.5-75/r559. [En línea] Available at: <http://R-forge.R-project.org/projects/spdep>
- Bland, J. & Altman, D., 1995. Multiple significance tests: the Bonferroni method.. *BJM*, 310(6973), p. 170.
- Bobee, B. & Robitaille, R., 1975. Correction of bias in the estimation of the coefficient of skewness. *Water Resources Research*, 11(6), pp. 851-854.
- Bobee, B. & Robitaille, R., 1977. The use of the Pearson type 3 and log Pearson type 3 distributions revisited. *Water Resources Research*, 13(2), pp. 427-443.
- Bonaterrea, H., 2016. *Regionalización de lluvias máximas diarias en la provincia de Corrientes*, Córdoba: s.n.
- Bonnin, G. y otros, 2006. *Precipitation frequency atlas of the United States*. NOAA. Atlas 14. Version 4.0. Silver Spring(Maryland): s.n.
- Bureau of Meteorology. Government of Australia, 2016. *Australian Rainfall and Runoff 2016 (ARR2016)*. Canberra, Bureau of Meteorology. Government of Australia.
- Caamaño Nelli, G., Catalini, C., García, C. & Bianchiotti, B., 2013. *Precipitación Máxima Probable Diaria. Evaluación Regional para Santa Fe y Córdoba*. San Juan, Comité Permanente de los Congresos Nacionales del Agua, p. 176.

- Caamaño Nelli, G. & Dasso, C., 2003. *Lluvias de Diseño: Conceptos, Técnicas y Experiencias*. Primera ed. Córdoba(Córdoba): Universitas.
- Caamaño Nelli, G. & García, C.M., 1998. Precipitación Máxima Probable en 24 horas: Ensayo en el Noroeste de Córdoba, Argentina.. *Cuadernos del CURIHAM*, 4(2), pp. 13-26.
- Caamaño Nelli, G. & García, C., 1997. Estimación de Máximos en Hidrología: Factores de Frecuencia Normal y Lognormal. *Cuadernos del CURIHAM*, 3(3), pp. 1-17.
- Caamaño Nelli, G. & García, C., 1999. Relación Intensidad-Duración-Recurrencia de Lluvias Máximas: ENfoque a través del Factor de Frecuencia. Caso Lognormal.. *Ingeniería Hidráulica de México*, XIV(3), pp. 37-44.
- Caamaño Nelli, G., García, C. & Dasso, C., 1998. Precipitación Máxima Probable en 24 horas: Ensayo Noroeste de Córdoba, Argentina. *Cuadernos del CURIHAM*, año 4, Issue 2, pp. 13-26.
- Caamaño Nelli, G., García, C. & Dasso, C., 1999a. *Estimación de la PMP en 24 horas para la provincia de Córdoba*.. San Martín de los Andes, CAP, pp. 69-78.
- Caamaño Nelli, G., García, C. & Dasso, C., 1999b. *Hietograma Puntual de Diseño: correspondencia entre la estimación y la distribución de la altura de lluvia*. Santiago, Sociedad Chilena de Hidráulica, pp. 157-168.
- Caamaño Nelli, G., Rico,, A. & Dasso, C., 2012. *El modelo DIT 3p para predicción de lluvias máximas*. Rosario, UNR Editora, pp. 71-82.
- Campos Aranda, D., 1998. Estimacion estadística de la precipitación máxima probable en San Luis de Potosí. *Ingeniería Hidráulica en México*, XIII(3), pp. 45-66.
- Casas, M., Rodriguez, R., Nieto, R. & Redaño, A., 2008. *The estimation of Probable Maximum Precipitation*. New York, Blackwell Publishing Inc., pp. 291-302.
- Casas, M. y otros, 2011. Estimation of the probable maximum precipitation in Barcelona (Spain). *International Journal of Climatology*, 31(9), pp. 1322-1327.
- Catalini, C., Caamaño Nelli, G. & Dasso, C., 2011. *Desarrollo y Aplicaciones sobre Lluvias de Diseño en Argentina*.. Primera ed. Saarbrücken: Editorial Académica Española.
- Catalini, C. y otros, 2011. *Implementación y validación de una técnica de Regionalización de curvas i-d-T en la Provincia de Córdoba*. Resistencia, Comité Permanente de los Congresos Nacionales del Agua.
- Catalini, C., García, C., Caamaño Nelli, G. & Ordoñez Alducín, S., 2014. *Regionalización Paramétrica y Valores Límites Estimados en la Región Central Argentina*.. Tucumán, Universidad Nacional del Tucumán, pp. 1-17.
- Catalini, C., Maidah, A., García, C. & Caamaño Nelli, G., 2010. *Mapas digitales de isohietas de lluvias máximas diarias para la provincia de Córdoba*. Azul, IHLL.
- CETESB, 1979. *Drenagem Urbana: Manual de Proyecto*. Primera ed. Sao Paulo: Companhia de Tecnologia de Saneamento Ambiental.
- Chow, V., 1951. A General Formula for Hydrologic Frequency Analysis. *EOS Trans AGU*, 32(2), pp. 231-237.
- Chow, V., 1964. *Handbook of Applied Hydrology*. Primera ed. New York: McGraw-Hill.

- Chow, V., Maidment, D. & Mays, L., 1999. *Hidrología Aplicada*. Santa Fe de Bogota: Mc Graw-Hill Book Company.
- Colladon, L. & Velez, E., 2011. *Sistema de Monitoreo Automático de Ríos en las Sierras de Córdoba*. Santiago del Estero, Universitas.
- Córdoba, M. y otros, 2014. *Análisis de la variabilidad espacial en lotes agrícolas. Manual de buenas prácticas*. Primera ed. Córdoba(Córdoba): Educor.
- Cressie, N., 1990. The origins of kriging. *Mathematical Geology*, 22(3), pp. 239-252.
- Cressie, N., 1993. *Statistics for spatial data*. Revised Edition ed. Iowa: Wiley.
- Cressie, N., 2006. Block kriging for lognormal spatial processes. *Mathematical Geology*, Issue 38, pp. 413-443.
- De Clercq, W., Jovanovich, N. & Fey, M., 2010. Land use impacts on salinity in Berg River water. *WRC Report*, K5(1503/1/10), p. 110.
- Desa, M., Noriah, A. & Rakhecha, P., 2001. Probable maximum precipitation for 24 h duration over southeast Asian monsoon region - Selangor Malaysia. *Atmospheric Research*, 58(1), pp. 41-54.
- Devoto, G., 2002. *Regionalización de lluvias intensas en Argentina*. Villa Carlos Paz, s.n., p. 46.
- Dhar, O., Kulkarni, A. & Sangam, R., 1975. A study of extreme point rainfall over flash flood prone regions of the Himalaya foothills of north India. *Hydrological Sciences Bulletin*, 20(1), pp. 61-67.
- Di Benedetto, H., 1992. *Análisis y elaboración de metodologías para aprovechamiento de la lluvia diaria en la estimación de intensidades*, Córdoba: CONICOR.
- Dirección General de Aguas, 1991. *Precipitaciones Máximas de 1,2 y 3 días*. Santiago: Ministerio de Obras Públicas. Dirección General de Aguas. Centro de Información Recursos Hídricos.
- Dirección General de Carreteras, 1999. *Máximas lluvias diarias en la España Peninsular. Serie Monografías*. Madrid: Ministerio de Fomento. Secretaría de Estado de Infraestructura y Transporte Dirección General de Carreteras..
- Dray, S., Legendre, P. & Peres-Neto, P., 2006. Spatial Modelling: a comprehensive framework for principal coordinate analysis of neighbour matrices (PCNM). *Ecological Modelling*, 196(3), pp. 483-493.
- Elderton, W., 1953. *Frequency Curves and Correlation*. Primera ed. New York: Harren.
- Fattorelli, S. & Fernández, P., 2007. *Diseño Hidrológico*. Primera ed. Mendoza(Mendoza): Zeta Editores.
- Fisher, R., 1922. On the mathematical foundations of theoretical statistics. *Transaction of the Royal Society. London*, Volumen 222, pp. 309-368.
- Fontaine, T. & Potter, K., 1989. Estimating Probabilities of Extreme Rainfalls. *Journal Hydraulic Engineering*, 115(1), pp. 1562-1575.
- Foufoula-Georgiou, E., 1989. A probabilistic storm transposition approach for estimating exceedance probabilities of extreme precipitation depths. *Water Resources Research*, 25(5), pp. 799-815.

- Frederick, R., Myers, V. & Auciello, E., 1977. *Five-to-60-minute precipitation frequency for the eastern and central United States*, Silver Spring: NOAA.
- García, C., 1994. *Regionalización de precipitaciones máximas diarias en la provincia de Córdoba*, Córdoba: Universidad Católica de Córdoba.
- García, C., 2000. *Lamina de lluvia puntual para diseño hidrológico*, Córdoba: Universidad Nacional de Córdoba.
- García, C., Caamaño Nelli, G. & Dasso, C., 2001. *Estimación de Láminas Máximas de Lluvia a partir de Información pluviométricas Diaria*. Córdoba: Fundación para el Fomento de la Ingeniería del Agua.
- Geary, R., 1954. The Contiguity Ratio and Statistical Mapping. *The Incorporated Statistician*, 5(3), pp. 115-127+129-146.
- geostatistics, M., s.f. s.l.:s.n.
- Guillén, N., 2014. *Estudios avanzados para el diseño hidrológico e hidráulico de infraestructura hídrica*, Córdoba: Universidad Nacional de Córdoba.
- Hargreaves, G., 1988. Extreme rainfall for Africa and other developing areas. *Journar of Irrigation and Dranaige Engineering*, 114(2), pp. 324-333.
- Hershfield, D., 1961a. Estimating the Probable Maximun Precipitation. *Proceedings American Society of Civil Engineers. Journal of Hydraulic División 87 (HY5)*, pp. 99-106.
- Hershfield, D., 1961b. *Rainfall Frequency Atlas of the U.S for durations from 30 min to 24 hours and return periods from 1 to 100 years.*, Washington: U.S Government Printing Office.
- Hershfield, D., 1965. Method for estimating probable maximum precipitation. *Journal American Water Works Association*, 57(8), pp. 965-972.
- Hershfield, D., 1981. The magnitude of the hydrological frequency factor in maximum rainfall estimation. *Hydrological Sciences Bulletin*, 26(2), pp. 171-177.
- Instituto Nacional del Agua - Centro de la Región Semiárida (INA-CIRSA), 2010. *Estudios básicos de caracterización de sedimentos y batimetría del Embalse La Falda*, Córdoba: INA.
- Isaaks, E. & Srivastava, R., 1989. *An introduction to applied geostatistcs*. Primera ed. New York: Oxford University Press.
- Journel, A. G. & Huijbregts, C. J., 1978. *Mining geostatistics*. London: Academic Press.
- Kendall, M. & Stuart, A., 1967. *The advance Theory of Statistics*. Segunda ed. New York: Hafner.
- Kolmogorov, A., 1939. Sur l'interpolation et extrapolation des suites stationnaires. *Comptes Rendus de l'Académie des Sciences de Paris*, Issue 208, pp. 2043-2045.
- Kolmogorov, A., 1941. Interpolirovanie I ekstrapolirovanie stationarnykh sluchainykh posledovatel' nostei (Interpolated and extrapolated stationary random sequences). *Isvestia AN SSR Seriya MAtematiceskaya*, 5(1).
- Lee, J. & Wong, D., 2001. *Statistical Analysis with Arcview GIS*. Primera ed. New York: John Wile and Son.

- Maidah, A., 2010. *Análisis espacial de datos hidrológicos utilizando sistemas de información geográfica. Aplicación al estudio de Lluvias Diarias*, Córdoba: Universidad Católica de Córdoba.
- Mann, H. & Whitney, D., 1947. On the test of whether one of two random variables is stochastically larger than other. *The Annals of Mathematical Statistics*, 18(1), pp. 50-60.
- Matheron, G., 1963. *Les Variables Régionalisées et leur Estimation: une Application de la Théorie de Fonctions Aléatoires aux Sciences de la Nature..* Paris: Masson et Cie.
- Matheron, G., 1965. Principles of geostatistics. *Economic Geology*. Volumen 58, pp. 1246-1266.
- Mc Kay, G., 1973. Section II Precipitation. En: *Handbook of the Principles of Hydrology*. New York: National Research Council of Canada. Water Information Center.
- Miller, J., 1964. *Rainfall Frequency Atlas of the U.S for durations from two-to-ten day precipitation for return periods of 2 to 100 years*, Washington D.C: U.S Government Printing Office..
- Moran, P., 1948. The interpretation of statistical maps. *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)* , 10(2), pp. 243-251.
- Muñoz Espinosa, H., 1981. *Chuvas de Projeto na Bacia do Rio Uruguai: Comparação de Resultados Mediante Análise de Frequência e o Método Hidrometeorológico*. Fortaleza, ABRH.
- NERC, 1975. *Flood studies report: Volumen I. Hydrological studies*, Londres: National Environment Research Council.
- Nikulin, M. S., 1973. Chi-square test for continuous distributions with scale and shift. *Theory of Probability and its Applications*, 18(3), pp. 559-568.
- Oliver, M. A. & Webster, R., 2015. *Basic Steps in Geostatistics: The Variogram and Kriging*. New York, Dordrecht, London: SpringerBriefs.
- Ordoñez Alducín, S., 2013. *Regionalización de lluvias máximas de la zona centro del país. Aplicación a las provincias de San Luis*, Córdoba: Universidad Católica de Córdoba.
- Organización Meteorológica Mundial, 2011. *Guía de Practicas Hidrológicas*. Sexta ed. Ginebra: Organización Meteorológica Mundial.
- Papritz, A. & Moyeed, R. A., 1999. Linear and no-linear kriging methods. En: R. S. Society, ed. *Statistics for the environment 4: Statistical aspects of health and the environment*. Chichester(Wiley): JSTOR, pp. 303-336.
- Pearson, K., 1902. On the systematic fitting of curves to observations and measurements.. *Biometrika*, 1(3), pp. 265-303.
- Pilar, J., Depettris, C. & Broner, S., 2002. *Estimación de la PMP en la cuenca del río Negro (Chaco Argentina)*, Resistencia: Universidad Nacional del Nordeste.
- Rafaelli, S. & Moyano, C., 2002. *Estudio Hidrometeorológico Regional*. Buenos Aires, s.n.
- Rezacova, D., Pesice, P. & Sokol, Z., 2005. An estimation of the probable maximum precipitation for river basins in the Czech Republic. *Atmospheric Research*, 77(1-4), pp. 407-421.

- Rostami, N., Jalilian, H., Rostamizad, G. & Ozhan, M., 2011. Obtaining the envelop curve of precipitation for northern Iran. *International Journal of Agriculture. Research and Review*, 1(2), pp. 48-52.
- Rühle, F., 1966. *Determinación del derrame máximo superficial de las cuencas imbríferas*, Buenos Aires: Dirección Nacional de Vialidad. Argentina.
- Schreiner, L. & Riedel, J., 1978. *Probable maximum precipitation estimates U.S east of the 105th meridian*, Washington: NOAA.
- Sevruk, B. & Geiger, H., 1981. Selection of Distribution Types for Extremes of Precipitation. En: *Operational Hydrology Report N°15*. Ginebra: Organización Meteorológica Mundial.
- Sugai, M. & Fill, H., 1990. Tempo de Recorrência Associado à Precipitação Máxima Provável na Região Sul do Brasil. *Revista Brasileira de Engenharia Caderno de Recursos Hidricos*, 8(1), p. 110.
- Taborga, J., 1974. *Practicas Hidrológicas*, Rio de Janeiro: TRANSCON.
- Terry, M., 1952. Some ranj order tests which are most powerful against specific parametric alternatives. *The Annals of Mathematical Statistics*, 23(1), pp. 346-366.
- Thiessen, A., 1911. Precipitation averages for large areas. *Monthly Weather Reviews*, Volumen 39, pp. 1082-1084.
- Tucci, C., 1993. Regionalizacao de Vazoes. En: Tucci, C.E.M, ed. *Hidrología: Ciencia e Aplicacao*. Cuarta ed. Porto Alegre(Sao Paolo): UFRGS/ABRH, pp. 573-620.
- U.S National Academy of Sciences, 1983. *Safety of Existing Dams: Evaluation and Improvement*, Washington D.C: National Academy Press.
- U.S Water Resources Council, 1976. *Guidelines for Determining Flood Flow Frequency. Bulletin 17B*, Virginia: U.S. Department of the Interior. Geological Survey. Office of water data coordination.
- U.S. Weather Bureau, 1960. *Generalized estimades of probable maximum precipitation for the United State West of the 105th meridian*, Washington: U.S. Weather Bureau.
- Van de Vyver, H., 2012. Spatial regression models for extreme precipitation in Belgium.. *Water Resour. Res*, 48(9), pp. 1-17.
- Vargas, M., 1998. *Curvas sintéticas de intensidad-duración-frecuencia para Colombia. Regionalización e implementación de un SIG*, s.l.: Universidad de Los Andes.
- Vargas, M. & Díaz-Granados, D., 1997. *Curvas sintéticas regionlizadas de intensidad-duración-frecuencia para Colombia*, s.l.: Universidad de Los Andes.
- Wald, A. & Wolfowitz, J., 1943. And exact test for randomness in the non-paarametric case based on serial correlation. *The Annals of Mathematical Statistics*, 14(4), pp. 378-388.
- Watt, W., 1989. *Hydrology of floods in Canada: a guide to planning and design*. Primera ed. Ottawa: Consejo Nacional de Investigación de Canadá.
- Webster, R. & Oliver, M., 2007. *Geostatistics for environmental scientists*. Segunda ed. Chichester: Wiley.

- Wiener, N., 1941. *Extrapolation, interpolation and smoothing of stationary time series. With Engineering Applications*. 7 ed. Cambridge, Massachusetts: MIT Press.
- Wiesner, J., 1970. *Hydrometeorology*. s.l.:Chapman and Hall.
- Wold, H., 1939. A study in the analysis of stationary time series. *Journal of the Institute of Actuaries* , 70(1), pp. 113-115.
- World Meteorological Organization, 1973. *Manual for estimation of probable maximum precipitation*. Ginebra: World Meteorological Organization.
- World Meteorological Organization, 1983. *Guide to Hydrological Practices*. Cuarta ed. Ginebra: World Meteorological Organization.
- World Meteorological Organization, 2007. *Global approach to address flash flood, in meteoWorld*, s.l.: s.n.
- World Meteorological Organization, 2009. *Manual for estimation of Probable Maximum Precipitation*. Primera ed. Ginebra: World Meteorological Organization N° 1045.
- Yue, S. & Pilon, P., 2004. A comparison of the power of the t test, Mann-Kendall and bootstrap tests for tren detection. *Hydrological Sciences*, 49(1), pp. 21-37.
- Yue, S., Pilon, P. & Cavadias, G., 2002a. Power of Mann-Kendall and Spearman's rho tests for detecting monotonic trends in hydrological series. *Journal of Hydrology*, 259(1), pp. 254-271.
- Yue, S., Pilon, P., Phinney, B. & Cadavias, G., 2002b. The influence of autocorrelation on the ability to detect trend in hydrological series. *Hydrological Processes*, 16(1), pp. 1807-1828.
- Zamanillo, E. y otros, 2008. *Tormentas de diseño para la provincia de Entre Ríos*. Concordia: Facultad Regional Concordia. Universidad Tecnológica Nacional.