



UNIVERSIDAD DE EXTREMADURA

Escuela Politécnica

Master Universitario en Investigación en Ingeniería y  
Arquitectura, Especialidad Ingenierías Gráfica y de la  
Construcción

Trabajo Fin de Máster

Análisis Estadístico de Datos de Precipitación en Extremadura  
y su Aplicación Directa en Estudios Hidráulicos

Rafael Núñez Bigeriego  
Febrero, 2015



UNIVERSIDAD DE EXTREMADURA

Escuela Politécnica

Master Universitario de Investigación en Ingeniería y  
Arquitectura, Especialidad Ingeniería Gráfica y de la  
Construcción

Trabajo Fin de Máster

Análisis Estadístico de Datos de Precipitación en Extremadura  
y su Aplicación Directa en Estudios Hidráulicos

Autor: Rafael Núñez Bigeriego  
Fdo.:

Director: Arthur Pewsey  
Fdo.:

**Tribunal Calificador**

Presidente: \_\_\_\_\_  
Fdo:

Secretario: \_\_\_\_\_  
Fdo.:

Vocal: \_\_\_\_\_  
Fdo.:

CALIFICACIÓN:  
FECHA:

## AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, querría agradecer a la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET) su colaboración y buena disposición por facilitar los datos de precipitaciones máximas en 24 horas de Extremadura, sin los que este trabajo no hubiese sido posible.

Agradecer al director de la Escuela Politécnica Luis Mariano del Río Pérez, por su contribución a la hora de solicitar los datos.

A mi familia y a Elena, por animarme continuamente a seguir adelante además de ayudarme y apoyarme en cualquier cuestión que necesitase.

Pero de forma especial, quiero agradecer a mi Director Arthur Pewsey, el tiempo que me ha dedicado sin importarle las horas, su paciencia y buen humor para que consiguiese entender todos los conceptos, agradecerle las enseñanzas transmitidas que me han hecho adquirir gran cantidad de conocimientos en Geoestadística, su motivación en los momentos complicados, la ayuda prestada en cada instante siempre de muy buena gana, por tener una respuesta rápida estuviese en el lugar del mundo que estuviese, agradecerle por enseñarme y exigirme lo que es hacer un buen trabajo de investigación, siempre con el objetivo constante de buscar la excelencia. Si no fuera por él, este trabajo no sería una realidad.

Por último, agradecer a todas las personas que durante el desarrollo del trabajo me han facilitado una respuesta a cuestiones que les he planteado.

## ÍNDICE

1	INTRODUCCIÓN .....	1
1.1	Descripción geográfica y climática de Extremadura.....	2
1.2	Características pluviométricas de Extremadura .....	4
1.3	Desarrollo del trabajo.....	7
2	OBJETIVOS .....	8
3	LOS DATOS Y SU TRATAMIENTO PREVIO .....	9
3.1	Obtención de los datos .....	9
3.2	Tratamiento previo de los datos .....	10
4	METODOLOGÍA.....	12
4.1	Estadística de valores extremos .....	12
4.1.1	Definiciones de términos claves .....	12
4.1.2	Métodos estadísticos para la estimación de valores extremos.....	13
4.2	Cálculo de las precipitaciones máximas en 24h para distintos periodos de retorno .	17
4.2.1	Introducción.....	17
4.2.2	Descripción del proceso.....	18
4.3	Representación de los datos y cambio de coordenadas.....	24
4.3.1	Introducción.....	24
4.3.2	Selección del mapa de Extremadura.....	25
4.3.3	Ajuste de coordenadas .....	26
4.4	Geoestadística .....	27
4.4.1	Introducción.....	27
4.4.2	Objetivos de la geoestadística.....	27
4.4.3	Interpolación espacial mediante krigeaje.....	29
5	RESULTADOS .....	35
5.1	Introducción .....	35
5.2	Resultados para un periodo de retorno de 20 años.....	36
5.2.1	Creación de un objeto espacial .....	36
5.2.2	Cálculo del variograma.....	37
5.2.3	Ajuste de un modelo al variograma.....	39
5.2.4	Interpolación espacial .....	41
5.2.5	Comparativa de la interpolación espacial en función del modelo ajustado al variograma .....	43

5.2.6	Comparativa de la interpolación espacial en función del número de estaciones .....	44
5.3	Resultados para un periodo de retorno de 50 años.....	46
5.3.1	Cálculo del variograma.....	46
5.3.2	Ajuste de un modelo al variograma.....	47
5.3.3	Interpolación espacial .....	48
5.4	Resultados para un periodo de retorno de 100 años.....	49
5.4.1	Cálculo del variograma.....	49
5.4.2	Ajuste de un modelo al variograma.....	50
5.4.3	Interpolación espacial .....	51
5.5	Resultados para un periodo de retorno de 200 años.....	52
5.5.1	Cálculo del variograma.....	52
5.5.2	Ajuste de un modelo al variograma.....	53
5.5.3	Interpolación espacial .....	55
5.6	Resultados para un periodo de retorno de 500 años.....	56
5.6.1	Cálculo del variograma.....	56
5.6.2	Ajuste de un modelo al variograma.....	57
5.6.3	Interpolación espacial .....	58
5.7	Comparativa de los resultados para los diferentes periodos de retorno .....	60
6	COMPARATIVA CON OTROS MÉTODOS .....	62
6.1	Máximas lluvias diarias en la España Peninsular.....	62
6.2	Las precipitaciones máximas en 24h y sus periodos de retorno en España .....	64
6.3	Comparación de los resultados obtenidos empleando los distintos métodos.....	65
7	CONCLUSIONES.....	69
8	PLANTEAMIENTOS FUTUROS .....	70
8.1	Metodologías alternativas para futuros estudios .....	70
8.2	Influencia del cambio climático en los resultados .....	71
9	BIBLIOGRAFÍA .....	73

## APÉNDICES

Apéndice 1	Documentación para la solicitud de datos meteorológicos en AEMET .....	78
Apéndice 2	Predicciones de precipitación máxima en 24h en las estaciones seleccionadas para diferentes periodos de retorno .....	85
Apéndice 3	Comandos en R.....	94

Apéndice 3.1 Comandos para la obtención de las predicciones de precipitación máxima en 24h para diferentes periodos de retorno a partir de serie de Acedera .....	95
Apéndice 3.2 Comandos para generar el mapa de predicciones de precipitación máxima en 24h para el periodo de retorno de 20 años .....	97
Apéndice 3.3 Comandos para generar el mapa de predicciones de precipitación máxima en 24h para el periodo de retorno de 50 años .....	103
Apéndice 3.4 Comandos para generar el mapa de predicciones de precipitación máxima en 24h para el periodo de retorno de 100 años .....	109
Apéndice 3.5 Comandos para generar el mapa de predicciones de precipitación máxima en 24h para el periodo de retorno de 200 años .....	115
Apéndice 3.6 Comandos para generar el mapa de predicciones de precipitación máxima en 24h para el periodo de retorno de 500 años .....	121
Apéndice 4 Mapas de predicción de precipitaciones máximas en 24h .....	127

## ÍNDICE DE FIGURAS

- Figura 1: Comparativa entre un estudio clásico y un estudio de valores extremos. Fuente: Friederichs (2007), elaborado por Ulrike Schneider. .... 13
- Figura 2: Funciones de densidad para las tres formas de distribución de una distribución de valor extremo generalizada: rojo, Weibull ( $\xi < 0$ ); verde, Fréchet ( $\xi > 0$ ); azul, Gumbel ( $\xi = 0$ ). .... 15
- Figura 3: Funciones de densidad para las tres formas de distribución de una distribución de Pareto generalizada: rojo, Weibull ( $\xi < 0$ ); verde, Pareto (Fréchet) ( $\xi > 0$ ); azul, Gumbel ( $\xi = 0$ ). .... 16
- Figura 4: Resúmenes gráficos para los datos de precipitación máxima en 24h mensuales de la estación de Acedera: (a) media de los valores que superan en threshold, calculados como sumatorio de los  $(x_i - \mu)$  donde representa el valor del threshold y  $x_i$  los valores de precipitación que superan el valor de  $\mu$  dividido entre el número  $n$  de valores que superan dicho valor de  $\mu$ , además se han añadido intervalos de confianza al 95%, (b) valor del parámetro de escala  $\sigma$ , para diferentes valores de threshold, las líneas verticales representan los intervalos de confianza al 95% y (c) valor del parámetro de forma  $\xi$ , para diferentes valores de threshold, las líneas verticales representan los intervalos de confianza al 95%. 19
- Figura 5: Precipitaciones máximas en 24h mensuales de la estación de Acedera. La línea verde representa los valores por encima de 300dmm. (Datos facilitados por AEMET). .... 20
- Figura 6: Relaciones entre el threshold de 300dmm representado por la línea verde y la estimación de: (a) media de los valores que superan el threshold, representado con intervalos de confianza al 95%, (b) valor del parámetro de escala  $\sigma$ , representado con intervalo de confianza al 95%, (c) valor del parámetro de forma  $\xi$ , representado con intervalo de confianza al 95%, (d) relación entre precipitaciones máximas en 24h y su periodo de retorno con intervalos de predicción al 95%. Resultados para las precipitaciones máximas en 24h mensuales de la estación de Acedera. .... 21
- Figura 7: Resultados para el ajuste a una distribución de Pareto generalizada de las precipitaciones máximas en 24h mensuales en la estación de Acedera para un threshold de 300mm. En el panel (a) se representa el gráfico P-P la línea diagonal representa el caso ideal en que la probabilidad del modelo es igual a la probabilidad empírica, los puntos son los coordinados de la probabilidad empírica y la probabilidad según el modelo, los trazos representan los intervalos de confianza al 95%. En el panel (b) se representa el gráfico Q-Q de la precipitación máxima en 24h, la línea diagonal representa el supuesto ideal en que las estimaciones del modelo son iguales a los valores empíricos, los puntos representan los coordinados de los valores empíricos y las estimaciones según el modelo, los trazos representan los intervalos de predicción al 95%. En el panel (c) se representa el histograma de los valores extremos con estimación núcleo de densidad en trazo discontinuo y la cola de la distribución de Pareto generalizada

ajustada en trazo continuo. En el panel (d) los puntos representan la relación entre precipitaciones máximas en 24h y su periodo de retorno, las líneas discontinuas los intervalos de predicción del 95% y la línea continua el modelo ajustado.....	22
Figura 8: Archivo “Shapefile” del mapa de Extremadura del INE tratado con el software <b>R</b> .....	26
Figura 9: Representación gráfica de los tres campos que intervienen en la geoestadística según Cressie (1993). Fuente: Hengl (2009).....	27
Figura 10: Representación gráfica del objetivo de la geoestadística. Los puntos negros representan puntos cuyo valor de la variable de interés son conocidos, el punto gris representa un punto cuyo valor de la variable de interés se quiere estimar. Fuente: Hengl (2009).....	28
Figura 11: Ejemplo de una predicción espacial mediante un algoritmo aplicado a la matriz de nodos. El resultado se representa usando una imagen raster. Fuente: Hengl (2009).....	28
Figura 12: Representación gráfica del cálculo de semivarianzas.....	30
Figura 13: Ejemplo de un diagrama de dispersión en dos dimensiones. Los colores más oscuros indican un valor de la variable de interés mayor. Datos: Ribeiro & Diggle (2001).....	31
Figura 14: (a) Representación de las semivarianzas frente a la distancia para cada par de puntos. (b) Puntos del variograma a partir del promedio en intervalos de distancias de la nube de puntos.....	32
Figura 15: Variograma muestral calculado para los datos representados en la Figura 13. ....	32
Figura 16: Variograma muestral para los datos representados en la Figura 13 con ajustes a un modelo: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico. La línea continua de trazo fino representa el variograma muestral, la línea de trazo discontinuo representa el variograma suavizado y la línea continua gruesa representa el ajuste del modelo teórico.....	33
Figura 17: Interpolación espacial mediante krigeaje ordinario. Rejilla de: (a) Rejilla de 10x10, (b) 200x200.....	34
Figura 18: Mapa de Extremadura con cruces rojas que identifican las 328 estaciones empleadas en el estudio junto con nueve municipios. Latitud y longitud en UTM huso 30. ....	36
Figura 19: (a) Objeto espacial creado para las localizaciones de las 328 estaciones dentro de una rejilla de 100x100. (b) Diagrama de burbuja de las predicciones de las precipitaciones máximas en 24h creado a partir del objeto espacial.....	37
Figura 20: Variograma muestral de las precipitaciones máximas en 24h de las 328 estaciones para el periodo de retorno de 20, con distancias entre ellas de hasta 200km.....	38
Figura 21: Variograma muestral de las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 20 años, basado en las 328 estaciones con distancias entre ellas de hasta 60km.....	39

Figura 22: Variograma muestral de las precipitaciones máximas en 24h de las 328 estaciones para un periodo de retorno de 20 años con el ajuste de los modelos: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico.....	40
Figura 23: Rejilla empleada en el proceso de interpolación espacial de las precipitaciones máximas en 24h para los diferentes periodos de retorno.....	41
Figura 24: Predicciones de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 20 años. ....	42
Figura 25: Varianza de la predicción en las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 20 años.....	42
Figura 26: Predicciones para Extremadura de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 20 años, según los ajustes de los modelos: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico. ....	43
Figura 27: Los paneles (a) y (c) representan las predicciones para Extremadura de la precipitación máxima en 24h (dmm) y los paneles (b) y (d) sus varianzas, para un periodo de retorno de 20 años. Los resultados representados en los paneles (a) y (b) están basados en el uso de 100 estaciones, mientras que los paneles (c) y (d) han sido calculados empleando las 328 estaciones. ....	45
Figura 28: Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 50 años, basado en las 328 estaciones con distancias entre ellas de hasta 60km.....	46
Figura 29: Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h de las 328 estaciones para un periodo de retorno de 50 años, con el ajuste de los modelos: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico. ....	47
Figura 30: Predicciones de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 50 años. ....	48
Figura 31: Varianza de la predicción de las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 50 años.....	48
Figura 32: Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 100 años, basado en las 328 estaciones con distancias entre ellas de hasta 60km.....	49
Figura 33: Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h de las 328 estaciones para un periodo de retorno de 100 años, con el ajuste de los modelos: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico. ....	50
Figura 34: Predicciones de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo retorno de 100 años. ....	51
Figura 35: Varianza de la predicción de las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 100 años.....	52
Figura 36: Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 200 años, basado en las 328 estaciones con distancias entre ellas de hasta 60km.....	53

Figura 37: Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h de las 328 estaciones para un periodo de retorno de 200 años, con el ajuste de los modelos: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico. ....	54
Figura 38: Predicciones de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 200 años. ....	55
Figura 39: Varianza de la predicción de las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 200 años.....	55
Figura 40: Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 500 años, basado en las 328 estaciones con distancias entre ellas de hasta 60km.....	56
Figura 41: Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h de las 328 estaciones para un periodo de retorno de 500 años, con el ajuste del modelo: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico.....	58
Figura 42: Predicciones de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 500 años. ....	59
Figura 43: Varianza de la predicción de las precipitaciones máximas en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 500 años.....	59
Figura 44: Predicciones de las precipitaciones máximas en 24h (dmm) para los periodos de retorno de: (a) 20 años, (b) 50 años, (c) 100 años, (d) 200 años, (e) 500 años..	61
Figura 45: Extracto de la Hoja 2-4 de la publicación “Máximas lluvias diarias en la España Peninsular”. Las líneas rojas representan el valor de $C_v$ y las líneas moradas el valor de $P$ Fuente: DGC (1999). ....	63
Figura 46: Predicciones de las precipitaciones máximas en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 500 años con una correlación espacial máxima entre pares de estaciones de: (a) 10km, (b) 60km.....	67

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Formato de los datos facilitados por AEMET. Pmax24h representa la precipitación máxima en 24h mensual. ....	10
Tabla 2: Predicciones de las precipitaciones máximas en 24h de la estación de Acedera para diferentes periodos de retorno, redondeadas al dmm más próximo.....	21
Tabla 3: Precipitaciones máximas en 24h en dmm de la estación de Acedera según su periodo de retorno para diferentes valores de threshold, redondeadas al dmm más próximo. ....	23
Tabla 4: Estimaciones de la semivarianza, $\gamma(h)$ , para el variograma representado en la Figura 21. La variable “ne” representa el número de pares de estaciones situadas en un intervalo alrededor de la distancia $h$ .....	39
Tabla 5: Estimaciones de la semivarianza, $\gamma(h)$ , para el variograma representado en la Figura 28. La variable “ne” representa el número de pares de estaciones situadas en un intervalo alrededor de la distancia $h$ .....	46
Tabla 6: Estimaciones de la semivarianza, $\gamma(h)$ , para el variograma representado en la Figura 32. La variable “ne” representa el número de pares de estaciones situadas en un intervalo alrededor de la distancia $h$ .....	49
Tabla 7: Estimaciones de la semivarianza, $\gamma(h)$ , para el variograma representado en la Figura 36. La variable “ne” representa el número de pares de estaciones situadas en un intervalo alrededor de la distancia $h$ .....	53
Tabla 8: Estimaciones de la semivarianza, $\gamma(h)$ , para el variograma representado en la Figura 40. La variable “ne” representa el número de pares de estaciones situadas en un intervalo alrededor de la distancia $h$ . ....	56
Tabla 9: Fragmento de la Tabla 7.1 “Factores de amplificación $K_t$ para el método SQRT-ET-max” de la publicación “Máximas Diarias en la España Peninsular” (DGC, 1999).....	63
Tabla 10: Precipitaciones máximas en 24h (mm) en cuatro ubicaciones para diferentes periodos de retorno. Las columnas reflejan los resultados obtenidos según la metodología expuesta en: (A) “Máximas lluvias diarias en la España Peninsular”, (B) “Las precipitaciones máximas en 24h y sus periodos de retorno en España” y (C) el presente trabajo. ....	65
Tabla A2.1: Predicciones de precipitación máxima en 24h para diferentes periodos de retorno, calculados en <b>R</b> mediante el método peaks over threshold a partir de los datos facilitados por AEMET. PmaxT24h representa la precipitación máxima en 24h en el periodo de retorno elegido. ....	86

## GLOSARIO DE ABREVIATURAS

AEMET: Agencia Estatal de Meteorología

DGC: Dirección General de Carreteras

ESRI: Environmental Systems Research Institute (Instituto de Investigación en  
Sistemas Medioambientales)

EVT: Extreme value theory (teoría de valores extremos)

GEV: Generalized extreme value (valor extremo generalizado)

GPD: Generalized Pareto distribution (distribución de Pareto generalizada)

INE: Instituto Nacional de Estadística

INM: Instituto Nacional de Meteorología

MOPU: Ministerio de Obras Públicas

$p_x$ : Probabilidad de sobrepasar un valor  $x$

$q_x$ : Probabilidad de no sobrepasar un valor  $x$

$p_{x:n}$ : Probabilidad de sobrepasar un valor  $x$  en un periodo de  $n$  años

$q_{x:n}$ : Probabilidad de no sobrepasar un valor  $x$  en un periodo de  $n$  años

POT: Peaks over threshold (valores que sobrepasan un umbral)

$T_x$ : Periodo de retorno en función de un valor  $x$

UTM: Universal Transversal Mercator (Transversa Universal de Mercator)

## RESUMEN

La modelización espacial de un fenómeno natural como la precipitación extrema, es muy importante en el diseño hidráulico de elementos de drenaje. Entendiendo la precipitación extrema se pueden prever fenómenos tan graves como las inundaciones. En este trabajo mediante el uso del método estadístico de valores extremos peaks over threshold se han calculado las predicciones de precipitación máxima en 24h para los periodos de retorno de 20, 50, 100, 200, 500 años en 328 estaciones de Extremadura. A partir de estas predicciones, mediante el uso de la técnica de interpolación espacial del kriging, se elaboraron mapas de predicción para cada periodo de retorno representando sobre ellos mediante isoclinas los valores de precipitaciones máximas en 24h. Los resultados obtenidos, se han comparado con los de dos publicaciones existentes que estudian el mismo fenómeno mediante otras técnicas.

Palabras claves: Geoestadística; Valores extremos; Peaks over threshold; Kriging.

## SUMMARY

Spatial modelling of a natural process as extreme rainfall, is very important in hydraulic design of drainage elements. If we understand extreme rainfall we can predict dangerous processes such as floods. In this dissertation we use the statistical for extreme values known as peaks over threshold to calculate predictions of maximum rainfall in 24h for 20, 50, 100, 200, 500 year return periods at 328 weather stations in Extremadura. From these predictions, we used the spatial interpolation technique of kriging to create prediction maps for each return period with superimposed contour lines identifying the maximum rainfall in 24 hours. We compared the results obtained with those in two previous publications that study the same process using alternative techniques.

Key words: Geostatistics; Extreme values; Peaks over threshold; Kriging.

# 1 INTRODUCCIÓN

La precipitación es un fenómeno imprescindible en el ciclo de la vida. Alimenta los ríos, embalses, hace crecer la vegetación. Sin embargo, la acumulación de agua consecuencia de fuertes lluvia puede ser muy destructiva, ya que puede provocar grandes inundaciones (Grieser, 2012).

La precipitación es un fenómeno muy complicado de predecir, además de tener un problema añadido como es la variabilidad espacial. Uno de los lugares más lluviosos del mundo, el monte Waialeale (Hawai) tiene una precipitación media anual de 11840mm. Sin embargo las precipitaciones medias registradas en la estación de Kekaha situada a 20km de distancia es tan solo de 553mm (Grieser, 2012) lo cual refleja este hecho.

La modelización de valores extremos en procesos naturales como la lluvia, la temperatura o el viento es muy importante en la estadística ambiental. Por ejemplo la predicción de la precipitación es fundamental en el control de inundaciones (Davison et al., 2012). Aquí radica la importancia de ser capaz de predecir, mediante una modelización fiable, el rango de precipitaciones que puede sufrir un territorio.

La capacidad de computación ha mejorado notablemente mediante la elaboración de potentes software capaces de simular como discurrirá un flujo de agua por un determinado territorio, pero para conseguir estas simulaciones es necesario partir de un dato de predicciones precipitación. Es fundamental por tanto una predicción fiable para que se puedan optimizar las infraestructuras de drenaje, adecuándolas a la capacidad máxima de evacuación que necesitarán, mejorando así la seguridad de las poblaciones, campos, carreteras o incluso el abastecimiento a poblaciones.

En el presente trabajo de investigación se plantea el estudio de las precipitaciones máximas en 24h en Extremadura, buscando la mejora de los actuales modelos de predicción que existen tanto a nivel nacional como autonómico, y actualizando tanto el método de predicción como los datos de partida hasta el año 2013.

Para entender alguno de los resultados de este trabajo, es necesario conocer como es el clima de Extremadura y cual es la procedencia de las borrascas que dan lugar a las precipitaciones en la región.

## **1.1 Descripción geográfica y climática de Extremadura**

La Comunidad Autónoma de Extremadura se encuentra situada en el cuadrante suroccidental de la España peninsular, en la parte occidental de la Meseta Inferior, ocupando una extensión de 41602km<sup>2</sup> (INM, 1999). Constituida por las dos provincias más extensas de España, Cáceres y Badajoz, limita al norte con la Comunidad de Castilla y León, al este con Castilla la Mancha, al sur con Andalucía y al oeste con Portugal.

La orografía de Extremadura en su mayor parte es una extensa penillanura, franqueada por sierras que aparecen bordeando los principales valles fluviales. Por el norte las sierras de Gredos, Béjar y Gata, pertenecientes al Sistema Central. En la parte central de la región aparecen las sierras de Guadalupe, Montánchez y San Pedro. En la zona meridional de la Comunidad se encuentra las sierras de Fregenal, Tentudía, Hornachos y del Pedroso. Dichas zonas, más o menos elevadas, contrastan con los valles de los dos grandes ríos de la región que van ensanchándose hacia el oeste, el Tajo y el Guadiana, cuyas cuencas están separadas por las mencionadas sierras centrales.

En cuanto a la hidrografía, prácticamente la totalidad del territorio extremeño se reparte entre las cuencas del Tajo y del Guadiana, sólo una pequeña parte del territorio de la Comunidad en el extremo meridional, vierte sus aguas al Guadalquivir.

De acuerdo con la división de la Península Ibérica en regiones climáticas establecidas por Font (1983), Extremadura se encuentra incluida en la denominada región continental. A la subregión continental atenuada pertenece la mitad occidental de esta Comunidad, así como las comarcas norteñas de la provincia de Cáceres. En dichas zonas, las características climáticas continentales se encuentran notablemente atenuadas por la influencia atlántica, lo cual se refleja en la relativa suavidad térmica de la estación invernal. En cambio, los rasgos continentales aparecen más acentuados

en el resto de la región extremeña perteneciente a la subregión continental extremada, de características climáticas más parecidas a las de la Mancha. En esta segunda subregión climática, los inviernos son más fríos que en la primera, lo que determina una mayor amplitud de la oscilación térmica anual. Sin embargo, el verano es sumamente caluroso en toda Extremadura, sin grandes diferencias entre ambas subregiones climáticas, ya que durante la época estival la influencia oceánica disminuye sensiblemente.

Por otra parte, según Capel (1981), Extremadura se encuentra incluida dentro del dominio climático templado-cálido o mediterráneo cuyo rasgo más característico es la acentuada sequedad estival en su variedad continental.

Atendiendo a la clasificación climática de Köppen, en Extremadura se dan dos tipos climáticos diferentes: el tipo C, clima templado-cálido y el tipo B, clima seco.

Dentro del primero, aparecen en Extremadura las tres variedades siguientes:

*Csa* Clima templado y lluvioso con veranos secos y calurosos. La temperatura media del mes más cálido es superior a 22 °C. Es la variedad climática predominante en la región, extendiéndose a la mayor parte de ambas provincias.

*Csb* Clima templado y lluvioso con veranos secos y cálidos. La temperatura media del mes más cálido es inferior a 22 °C. Esta variedad se presenta en el nordeste de la provincia de Cáceres, en los valles de los ríos Tiétar, Jerte y Alagón, así como en su extremo septentrional en la comarca de Las Hurdes y al pie de la Sierra de Gata.

*Cfb* Clima templado húmedo. Se caracteriza por tener veranos cálidos y sin estación seca. Esta variedad climática se da en la Comarca de la Vera, situada en el extremo nororiental de la provincia de Cáceres, enclavada en las estribaciones occidentales de la Sierra de Gredos.

El tipo B, clima seco, aparece en un área de la mitad meridional de la provincia de Cáceres y en gran parte del valle del Guadiana hasta la frontera con Portugal en la provincia de Badajoz.

En general las características climáticas de la región extremeña aparecen en gran medida condicionadas por la continentalidad, cuyo efecto se va haciendo más ostensible cuanto más al este se está situado. La influencia de dicho factor se hace patente en el régimen termométrico, pues mientras que en la mitad occidental e Extremadura las temperaturas invernales se encuentran bastante suavizadas por la influencia oceánica, en la mitad oriental de la región los inviernos son ya algo más fríos, como reflejo de una continentalidad más acentuada. Los veranos en cambio son largos y muy calurosos en toda la región.

## 1.2 Características pluviométricas de Extremadura

En virtud de su situación geográfica, dentro del cuadrante suroccidental de la Península Ibérica, Extremadura se encuentra especialmente expuesta a la penetración de las masas de aire húmedo de procedencia atlántica, que tiene lugar principalmente en invierno aunque también a finales de otoño y principios de primavera, época del año en la que mayor es la frecuencia de los vientos atlánticos y en la que más abundan las precipitaciones. La importancia de la influencia atlántica en el clima extremeño se pone de manifiesto en el hecho de que son las situaciones atmosféricas caracterizadas por flujos del sur, suroeste y oeste las que dan lugar al 60% de los días de lluvia que se registran a lo largo del año en la región. Son dichas situaciones atmosféricas las responsables directas de los temporales ligados a la influencia del frente polar, que aportan abundantes precipitaciones en la región, contribuyendo a los máximos pluviométricos que en ella se alcanzan durante la época invernal.

De acuerdo con ello, son precisamente los vientos del oeste y los del suroeste los que empujan los sistemas nubosos asociados a los frentes procedentes del Atlántico que penetran por las cuencas del Tajo y del Guadiana, dando lugar a las lluvias que principalmente en otoño e invierno recibe la región. La presencia de barreras montañosas como las sierras de Gata, Béjar y de Gredos así como las de Montánchez y Guadalupe, favorablemente expuestas a los flujos de aire cálido y húmedo del suroeste, de procedencia oceánica, contribuye a reforzar la descarga de precipitaciones sobre las comarcas de dichas cadenas montañosas.

En toda la región extremeña el invierno es la estación anual de mayor pluviosidad, rasgo predominante en la vertiente atlántica de la Península Ibérica, siendo por el

contrario el verano además de largo y caluroso acentuadamente seco. Así la distribución de las precipitaciones mensuales durante el año suele presentar el máximo en uno de los meses invernales, aunque en algunos puntos este máximo aparece a comienzos de la primavera, por el contrario el mínimo absoluto del año corresponde al mes de julio.

El número anual medio de días de lluvia varía de modo predominante y según las distintas zonas de la región entre 60 y 90 días.

En función de las cantidades anuales medias de precipitación pueden distinguirse dentro de Extremadura las tres zonas siguientes (INM, 1999):

*Zona muy lluviosa* Comprende las comarcas situadas en la vertiente meridional del sistema central como son Las Hurdes, el Valle del Ambroz, el Valle del Jerte y la Vera, en las que la precipitación anual media varía de 900 a 1300mm.

*Zona moderadamente lluviosa* A la que forman parte las vegas situadas al norte del Tajo y la comarca de las Villuercas, además de la Sierra de Tentudía y las sierras próximas a Fregenal y Jerez de los Caballeros, áreas en las que la precipitación anual media presenta valores comprendidos entre 700 y 900mm

*Zona seca* Compone la mayor parte de la región y dentro de la cual cabe destacar la meseta trujillano cacereña y las comarcas de Tierra de Barro y la Serena, donde los índices de pluviosidad quedan por debajo de los 700mm anuales. A esta zona pertenecen las dos capitales de provincia de la región ya que en ambas la precipitación media anual es inferior a 500mm.

Según el Atlas Nacional de España (IGN, 1992) los valores de precipitación media anual más alta de Extremadura se dan en las estribaciones de la Sierra de Gredos donde existen puntos que se rebasan los 1400mm, en la Sierra de Gata donde se dan valores superiores a 1200mm y a los pies de la Sierra de Guadalupe se superan localmente los 1000mm. En general, se superan los 800mm anuales en casi todo el tercio septentrional de la provincia de Cáceres, así como en el extremo suroriental de

la misma y en una pequeña área cercana al borde meridional de la provincia de Badajoz en las proximidades de la Sierra de Tentudía.

Por el contrario, en la mayor parte de la provincia de Badajoz y en buena parte del suroeste de Cáceres, la precipitación anual media no llega a los 600mm, habiendo que destacar la presencia de varios puntos con valores de precipitación inferiores a 500mm en las comarcas de las Vegas del Guadiana, Tierra de Barros y la Serena.

Por último, valores intermedios entre 600 y 800mm se dan en buena parte de Cáceres incluyendo su borde occidental como el extremo noreste, así como el tercio meridional de Badajoz.

Respecto a las cantidades de precipitación en 24h confeccionado a partir de los valores máximos de esa variable registrada durante el periodo 1956-1985 que figura en el Atlas Nacional de España (IGN, 1992), los valores con precipitaciones superiores a 100mm se sitúan principalmente en el norte de la provincia de Cáceres y en el extremo suroriental de la misma. En el resto de la provincia de Cáceres y en la provincia de Badajoz salvo en zonas aisladas, los valores registrados durante el periodo de referencia no superan los 100mm.

En Extremadura como suele ocurrir en la mayor parte de la vertiente atlántica de la Península Ibérica, los porcentajes que representan las cantidades máximas de precipitación en 24 horas respecto a las cantidades anuales medias de precipitación se sitúan por lo general entre el 20% y el 25%, lo cual permite inferir siempre relativamente que la contribución de la precipitación máxima en un día a la precipitación total anual no es en general demasiado importante sobre todo si se compara con la vertiente mediterránea que dicho índice supera el 40%.

Por lo tanto a la vista de la descripción realizada, en general existe una notable coincidencia entre las zonas donde se registran las precipitaciones máximas anuales y las precipitaciones máximas en 24h como se hace patente en las montañas del norte y suroeste de Cáceres, igualmente coinciden las zonas donde se dan las menores precipitaciones tanto anuales como en 24h corresponden a las zonas de las vegas de los grandes ríos.

### **1.3 Desarrollo del trabajo**

Tras la descripción climática y de formación de las precipitaciones en Extremadura, se expone como se llevó a cabo el estudio de precipitaciones máximas en 24h desarrollado en el trabajo.

En el Capítulo 2 se describen los objetivos del trabajo. En primer lugar se buscaba ser capaz de analizar estadísticamente tendencias históricas de precipitación máxima en 24h para posteriormente recoger dicha información de una manera comprensible en unos mapas de Extremadura.

Una vez definidos los objetivos, en el Capítulo 3 se describe como se consiguieron los datos y su tratamiento para que pudieran ser analizados mediante un software que desarrollase la teoría estadística a aplicar, facilitando así el estudio de grandes cantidades de datos.

En el Capítulo 4 se expone la metodología estadística aplicada para el análisis de datos de precipitaciones máximas en 24h, obteniendo valores de predicción de la variable en estudio, en estaciones repartidas por Extremadura para diferentes periodos de retorno.

En el Capítulo 5 se desarrolla el método empleado para la elaboración de los mapas de precipitaciones máximas en 24h para diferentes periodos de retorno, así como la justificación de cada uno de los pasos que se dieron hasta llegar a ellos, comparando resultados alternativos con los definitivos y argumentando las decisiones tomadas en la elaboración de los mismos.

En el Capítulo 6 se comparan resultados obtenidos a partir de este trabajo con resultados obtenidos a partir de los métodos desarrollados en otras publicaciones.

En el Capítulo 7 se describen las conclusiones extraídas del trabajo y, por último, en el Capítulo 8 se desarrollan alternativas de futuros estudios para extender, complementar y actualizar el estudio llevado a cabo en este trabajo.

## 2 OBJETIVOS

El objetivo principal del presente trabajo consiste en la de elaboración de unos mapas que, de una manera sencilla y fiable, proporcionasen un valor de las precipitaciones máximas en 24h en cualquier punto de Extremadura y que sirviese además de base para cualquier cálculo hidráulico en el que intervenga esta variable.

Para una mayor facilidad en la consulta de la información, se buscó generar dichos mapas para los periodos de retorno de 20, 50, 100, 200 y 500 años facilitando así su uso en comparación de otros métodos, para que de una forma rápida se pudiese obtener esta variable simplemente sabiendo el lugar donde es necesario.

Para conseguir este objetivo, previamente era necesario aplicar métodos estadísticos, que calculasen los valores de precipitaciones máximas en 24h para los diferentes periodos de retorno deseados a partir de las series históricas en las estaciones facilitados por la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET). Una vez conseguido este objetivo previo, se aplicaron técnicas de interpolación espacial a los resultados para conseguir los mapas buscados.

### 3 LOS DATOS Y SU TRATAMIENTO PREVIO

A continuación se describe el proceso que se desarrolló para conseguir los datos y el tratamiento previo que hubo que hacer antes de analizarlos estadísticamente.

#### 3.1 Obtención de los datos

Para la realización del trabajo, se partía de los datos de precipitación máxima en 24h que AEMET posee en Extremadura.

Puesto que los datos eran de titularidad de la AEMET, para solicitar cualquier información meteorológica, existen tres procedimientos:

*Procedimiento abierto* Aquel en el que cualquier persona solicita unos datos y previo abono de los mismos, la AEMET se los facilita.

*Solicitud de prestaciones meteorológicas (L1)* Aquella en la que algún organismo público o una Universidad solicita unos datos y previa autorización por parte de AEMET, esta cofinancia al 50% el valor de los datos.

*Solicitud de prestaciones meteorológicas (L2)* Esta solicitud está dedicada a proyectos de investigación no lucrativos realizados por organismos de investigación oficialmente reconocidos. En este caso, es necesario entregar una pequeña memoria del estudio a realizar con los datos para su análisis y autorización por parte de AEMET. En caso de ser favorable los datos se facilitan con una serie de condiciones sin coste alguno.

Inicialmente se optó por la segunda opción y se solicitaron las series históricas de precipitación máxima en 24h de 21 estaciones repartidas uniformemente por Extremadura. Una vez se comenzó a analizar los datos, se constató que ese número de estaciones no sería suficiente para generar unas predicciones fiables que llevaran a elaborar unos mapas de calidad que fueran representativos del estudio realizado. Por este motivo, y dado que el trabajo se basaba en un estudio de investigación, se decidió solicitar todas las series históricas de precipitaciones máximas en 24h de todas las estaciones de precipitación disponibles en Extremadura mediante la tercera opción.

Para ello se redactó la memoria que solicitaba la AEMET adjunta al presente trabajo como Apéndice 1 y se entregó junto a toda la documentación de tramitación. Tras su estudio por parte de AEMET, remitieron un correo electrónico indicando que aprobaban el trabajo y adjuntaban los datos en un archivo Excel de la forma representada en la Tabla 1.

**Tabla 1:** Formato de los datos facilitados por AEMET.  $P_{max24h}$  representa la precipitación máxima en 24h mensual.

Caso	Código Estación	Año	Mes	Nombre Estación	Altitud	Provincia	Longitud	Latitud	$P_{max24h}$
1	3379	1948	10	CARRASCALEJO	482	CACERES	513072	393845	115
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
:	:	:	:	:	:	:	:	:	:
183725	5769E	2013	4	MONTEMOLIN (EL SANTO)	640	BADAJOS	608122	375945	80

A su vez informaron que los datos facilitados eran para uso exclusivo del trabajo y que quedaba totalmente prohibida su difusión si no era con consentimiento de AEMET. Por este motivo no han podido ser adjuntados en este trabajo las series a partir de las cuales se obtiene la Tabla A2.1 del Apéndice 2.

## 3.2 Tratamiento previo de los datos

El fichero original cedido por AEMET contenía un total de 183.725 filas de datos repartidos en 530 estaciones. Los primeros datos pertenecen a principios del siglo XX y los últimos llegan a marzo de 2013, fecha en la que fueron solicitados. La longitud de la series varían tanto en su inicio como en el fin y gran parte de ellas tienen saltos entre años.

Por tanto, el primer paso antes de poder realizar cualquier análisis consistió depurar los datos, separando aquellos datos de interés de los que no lo eran tanto. Para ello lo primero que se hizo fue dividir ese único archivo en 530, uno para cada estación. A continuación, de todas las estaciones se escogieron aquellas en las que por lo menos existían un mínimo de 25 años de registros. Este filtro redujo las estaciones de interés a 328.

El tamaño de cada una de las series era muy importante. Si se eligiesen series muy cortas habría muchas estaciones y algunas de ellas no tendrían los suficientes datos como para que los resultados obtenidos a partir de ellas fuesen representativos. Por el

contrario, si se eligiesen series muy largas, los resultados de cada una de ellas serían representativos pero no habría muchas estaciones que garantizaran una buena distribución dentro del mapa, de aquí la importancia de este proceso.

Porth et al. (2001), analizaron el tamaño adecuado de las series de datos para la estimación del periodo de retorno y encontró que las series con 20 años producían una tasa de error del 20%. Por tanto para obtener periodos de retorno de una serie de datos con menos del 20% de error, indicaban que se tomasen series de al menos 25 años (Beguería & Vicente-Serrano, 2006). Esta es la razón porque en la realización de este trabajo se escogieron las series con al menos 25 años de datos para obtener las precipitaciones máximas en 24h de los diferentes periodos de retorno.

Una vez identificadas las estaciones de interés, se analizó para cada una de ellas la precipitación máxima en 24h previsible en diferentes periodos de retorno según la metodología desarrollada en el siguiente capítulo.

## 4 METODOLOGÍA

En este capítulo, se describe todo el proceso previo llevado a cabo antes de la generación de los mapas de predicción de precipitaciones máximas en 24h recogidos en el Apéndice 4.

### 4.1 Estadística de valores extremos

En esta sección se explica la base teórica a partir de la cual se han calculado las predicciones de las precipitaciones máximas en 24h para los periodos de retorno elegidos. En primer lugar se explican una serie de definiciones para comprender mejor el desarrollo y posteriormente se describen dos métodos de análisis de valores extremos.

#### 4.1.1 Definiciones de términos claves

*Probabilidad de sobrepasar el valor de  $x$ ,  $p_x$*  Es la probabilidad de que una variable  $X$  sea igual o superior al valor  $x$  en un año; es decir,  $p_x = P(X \geq x)$ . Si se tiene un total de  $N$  observaciones de  $X$  en un año,  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_N$  y ordenamos estas de forma decreciente,  $x_{(1)} > x_{(2)} > x_{(3)} > \dots > x_N$ , la estimación de la probabilidad de sobrepasar  $x_{(m)}$  viene dado por:

$$p_{x_{(m)}} = P(X \geq x_{(m)}) = \frac{m}{N}.$$

*Probabilidad de no sobrepasar el valor de  $x$ ,  $q_x$*  Es la probabilidad de que  $X$  sea inferior a  $x$  en un año. Viene dado por:

$$q_x = P(X < x) = 1 - P(X \geq x) = 1 - p_x.$$

*Probabilidad de sobrepasar el valor de  $x$  en un periodo de  $n$  años,  $p_{x:n}$*  Es la probabilidad de que  $X$  sea igual o superior a  $x$  en un periodo de  $n$  años. Suponiendo que los resultados en distintos años son independientes, se expresa según:

$$p_{x:n} = 1 - (1 - p_x)^n = 1 - q_x^n. \quad (1)$$

*Probabilidad de no sobrepasar el valor de  $x$  en un periodo de  $n$  años,  $q_{x:n}$*  Es la probabilidad de que  $X$  sea inferior a  $x$  en un periodo de  $n$  años. Si los

resultados en distintos años son independientes. Esta probabilidad se expresa según:

$$q_{x:n} = q_x^n = 1 - (1 - p_x)^n.$$

*Periodo de retorno,  $T_x$*  Es el intervalo medio, en años, en el que  $X$  supera el valor  $x$ . Viene dado por la inversa de la probabilidad de que el valor de  $X$  sobrepase  $x$  en un año. Es decir,

$$T_x = \frac{1}{p_x}.$$

Entonces si la probabilidad de que  $X$  sobrepase el valor  $x$  en un año es 0,05, el periodo de retorno  $T_x$  es  $1/0,05 = 20$  años.

Dada esta relación, otra manera de expresar la Ecuación (1) es:

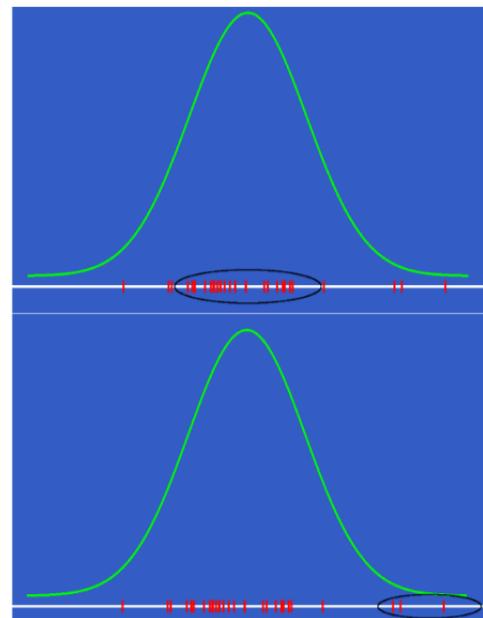
$$p_{x:n} = 1 - \left(1 - \frac{1}{T_x}\right)^n.$$

## 4.1.2 Métodos estadísticos para la estimación de valores extremos

Existen varios enfoques para estudiar la evolución de los valores extremos en una serie de datos. En este trabajo se ha centrado en analizar el método empleado en el mismo, la teoría de valores extremos (EVT).

### 4.1.2.1 Introducción a la teoría de valores extremos

Cuando se analiza una serie de datos para ver su tendencia de forma clásica, se suele eliminar los valores extremos puesto que, dentro del conjunto de una distribución, pueden inducir a grandes desviaciones, ya que lo importante es el comportamiento de la media. Sin embargo, en otros casos el estudio de la cola de una distribución y tratar de representar estos datos mediante una función que recoja la distribución de estos valores extremos, puede ayudar a interpretar la evolución de estos datos. La Figura 1



**Figura 1:** Comparativa entre un estudio clásico y un estudio de valores extremos. Fuente: Friederichs (2007), elaborado por Ulrike Schneider.

representa gráficamente estos dos casos.

Precisamente la teoría de valores extremos analiza los datos en la cola de las distribuciones e interpreta de una manera eficiente el comportamiento de los mismos.

#### 4.1.2.2 Introducción a los diferentes modelos de la teoría de valores extremos

Dentro de la teoría de valores extremos, en función de los datos que se tengan o de la forma que se vayan a tratar se puede aplicar uno u otro de los siguientes modelos.

*Distribución de Valor Extremo Generalizada (GEV)* Está basado en el teorema de Fisher-Tippett-Gnedenko (Fisher & Tippett, 1928; Gnedenko, 1954). El teorema se centra en estimar una función de distribución a partir de los máximos en los intervalos iguales en los que se ha dividido una serie.

Para una serie de  $m$  observaciones,  $x_1, x_2, x_3, \dots, x_m$ , el máximo de los bloques (block maximum) es  $M_m = \max(x_1, x_2, x_3, \dots, x_m)$ .

Por ejemplo, si se tiene una serie de datos de precipitación mensual durante 20 años, en este caso se estudiaría la función de distribución a partir de los valores máximos de precipitación de cada año, en total 20 datos.

Según el teorema de Fisher-Tippett-Gnedenko, cuando  $m \rightarrow \infty$  la distribución de  $M_n$  tiende a una distribución generalizada de valores extremos de a forma:

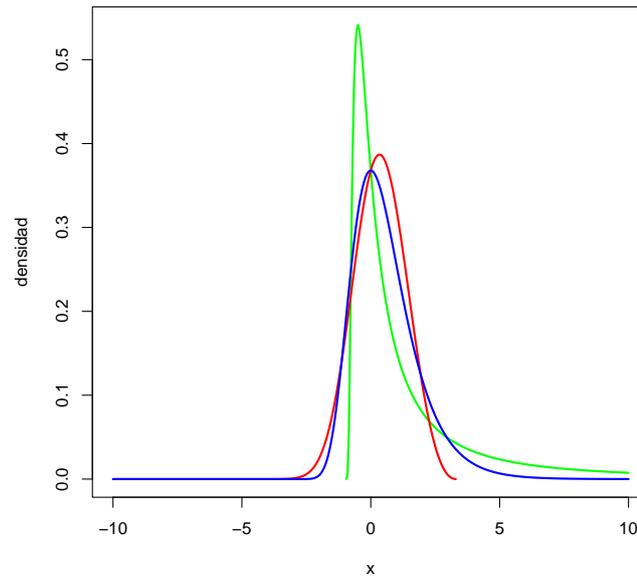
$$F(x, \xi, \sigma, \mu) = \begin{cases} \exp\left\{-\left(1 + \xi \left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^{-1/\xi}\right)\right\}, & \xi \neq 0, \\ \exp\left\{-\exp\left(-\frac{x-\mu}{\sigma}\right)\right\}, & \xi = 0, \end{cases} \quad (2)$$

donde  $x \in \mathbb{R}$  son los valores máximos de cada intervalo,  $\sigma > 0$  es un parámetro de escala,  $\xi \in \mathbb{R}$  es un parámetro de forma y  $\mu \in \mathbb{R}$  es un parámetro de localización. En función del valor de  $\xi$  la Ecuación (2) define la función de distribución de una distribución de:

Weibull, si  $\xi < 0$ ;

Gumbel, si  $\xi = 0$ ;

Fréchet, si  $\xi > 0$ .



**Figura 2:** Funciones de densidad para las tres formas de distribución de una distribución de valor extremo generalizada: rojo, Weibull ( $\xi < 0$ ); verde, Fréchet ( $\xi > 0$ ); azul, Gumbel ( $\xi = 0$ ).

*Distribución de Pareto generalizada (GPD)* Surge del método conocido como Peaks Over Threshold (POT). En este caso los datos para estimar la función de distribución se obtienen a partir de aquellos que superan un cierto valor umbral, el denominado threshold. Dado un valor de threshold  $\mu$ , la función de distribución que representa los valores de  $X$  mayores que  $\mu$  viene definida por:

$$F_{\mu}(y) = P\{X - \mu \leq y | X > \mu\} = \frac{F_x(y+\mu) - F_x(\mu)}{1 - F_x(\mu)}$$

Esta llamada función de distribución de exceso condicionada, representa la probabilidad de que el valor de  $X$  sea como mucho  $y + \mu$  siendo  $X > \mu$ . El teorema de Balkema-de Haan-Pickands (Balkema & de Haan, 1974; Pickands, 1975) explica como para un threshold  $\mu$  suficientemente alto, la función de distribución de los valores que lo superan,  $F_{\mu}(y)$ , tiende a una distribución de Pareto generalizada. La función de distribución se puede expresar de la siguiente forma:

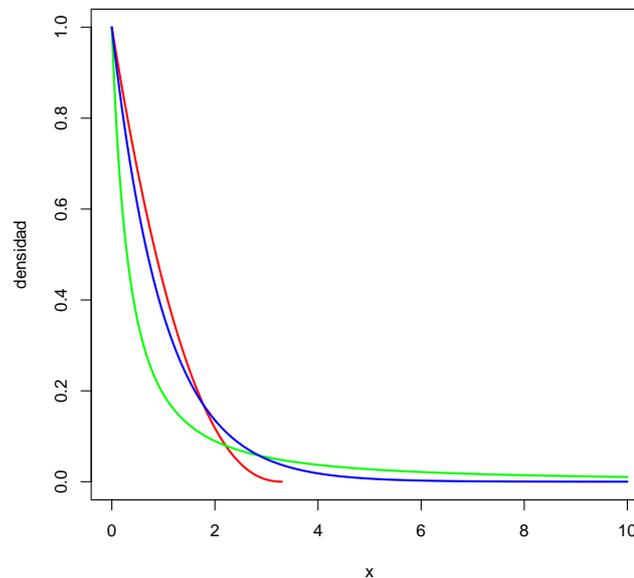
$$F(x, \xi, \sigma, \mu) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \xi \left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)^{-1/\xi}\right), & \xi \neq 0, \\ 1 - \exp\left(-\frac{x - \mu}{\sigma}\right), & \xi = 0, \end{cases}$$

donde  $x \geq \mu$  cuando  $\xi \geq 0$ , o  $\mu \leq x \leq \mu - (\sigma/\xi)$  cuando  $\xi < 0$ , y  $\mu \in \mathbb{R}$  es un parámetro de localización,  $\sigma > 0$  es un parámetro de escala,  $\xi \in \mathbb{R}$  es un parámetro de forma también llamado índice de cola o índice de valor extremo. En función de  $\xi$ , la forma de la cola de una distribución de Pareto generalizada es:

Weibull, con una cola corta si  $\xi < 0$ ;

Gumbel, con una cola exponencial si  $\xi = 0$ ;

Pareto (Fréchet), con una cola pesada si  $\xi > 0$ .



**Figura 3:** Funciones de densidad para las tres formas de distribución de una distribución de Pareto generalizada: rojo, Weibull ( $\xi < 0$ ); verde, Pareto (Fréchet) ( $\xi > 0$ ); azul, Gumbel ( $\xi = 0$ ).

La elección del threshold es una de las cuestiones más importantes de este método. En el caso de elegir un valor muy elevado, existirán pocos datos que lo superasen, dando poca consistencia a la función de distribución. Por el contrario, si se elige un valor muy pequeño, existirá una gran cantidad de datos por encima del threshold, pudiendo no ser muy representativa de la función de distribución desde el punto de vista de los valores extremos. Si existiese una gran cantidad de datos próximos a un threshold bajo, la función estaría dando más peso a estos

valores que a los valores extremos, provocando que el ajuste a la distribución de Pareto generalizada no fuese adecuado (Beguería & Vicente-Serrano, 2006; Grieser, 2012).

Este método tiene una ventaja con respecto a GEV en la elección de los datos para formar la función de distribución de valores extremos. Dentro de una serie de datos es posible que en un mismo año existan varios valores muy elevados, mientras que con GEV sólo el mayor de ellos se utilizaría para el cálculo de la función de distribución. En el caso de POT, al fijar un threshold se elegirían todos los valores por encima de este umbral independientemente del mes del año que se haya producido ese dato (Ferreira & de Haan, 2013).

## **4.2 Cálculo de las precipitaciones máximas en 24h para distintos periodos de retorno**

En esta sección se explica como se ha desarrollado el proceso de cálculo de las precipitaciones máximas en 24h en los periodos de retorno elegidos, así como el método y el software empleado.

### **4.2.1 Introducción**

Como se ha comentado en el Capítulo 2, uno de los pasos previos para conseguir el objetivo principal del trabajo era el de extrapolar las tendencias de precipitación a partir de los datos de precipitaciones máximas en 24h mensuales, obteniendo para diferentes periodos de retorno su precipitación máxima en 24h.

Una vez seleccionadas las 328 estaciones por tener registros de datos iguales o superiores a 25 años, el siguiente paso era escoger un software informático que facilitase el estudio en base a la teoría expuesta anteriormente. El software utilizado fue **R** (R Development Core Team, 2012) a través de su paquete de comandos POT que aplica la teoría de peaks over threshold, la cual como se vio anteriormente, presenta ciertas ventajas con respecto al método basado en la distribución GEV desde el punto de vista de la elección de los datos extremos de la serie.

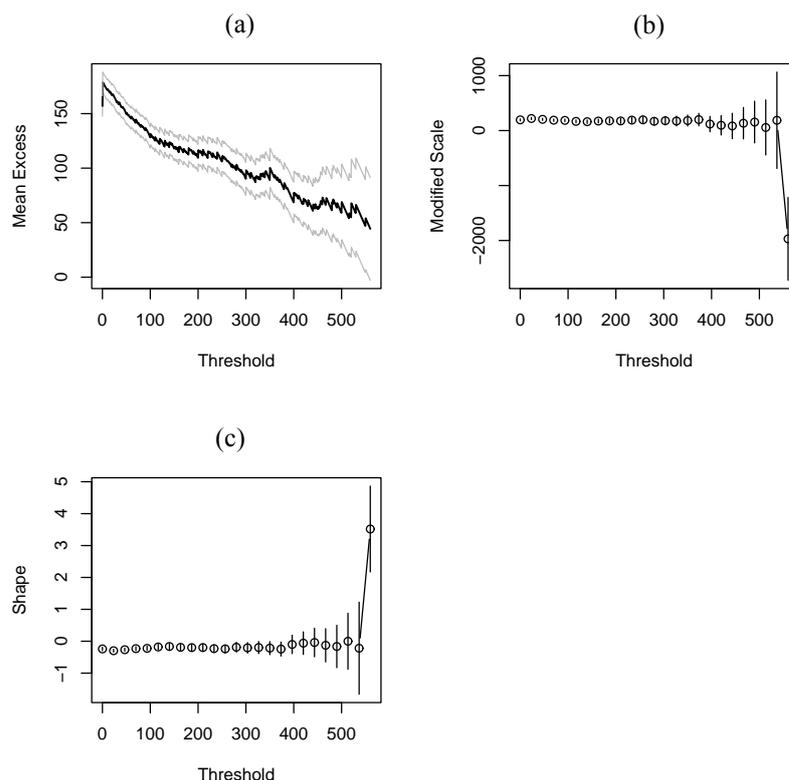
## 4.2.2 Descripción del proceso

De cada una de las estaciones se creó un archivo `.txt` que contenía las columnas indicadas en la Tabla 1. Para este primer análisis las variables de interés fueron las del año, mes y  $P_{max24h}$  que recoge las precipitaciones máximas en 24h de cada mes expresadas en décimas de milímetro.

Puesto que este primer análisis se trata de un proceso repetido en cada una de las 328 estaciones, para comprender el proceso llevado a cabo con ayuda del software, se explica dicho proceso en una de las estaciones, interpretando cada uno de los resultados obtenidos para obtener las precipitaciones máximas en 24h para los periodos de retorno elegidos. La estación elegida fue la de Acedera que tiene un total de 752 datos repartidos en un periodo de tiempo que va de 1949 a 2013.

Haciendo un resumen de los datos facilitados por AEMET de la estación de Acedera en **R**, se obtuvieron los siguientes resultados de precipitación máxima en 24h mensuales: la media de todos los valores era 157dmm, las tres cuartas partes de los valores no superaban 223dmm y su valor máximo era 680dmm. Es por eso que como se indicó antes, uno de los procesos más importantes de este método era la elección del threshold, ya que lo que interesa al método es la cola de la distribución.

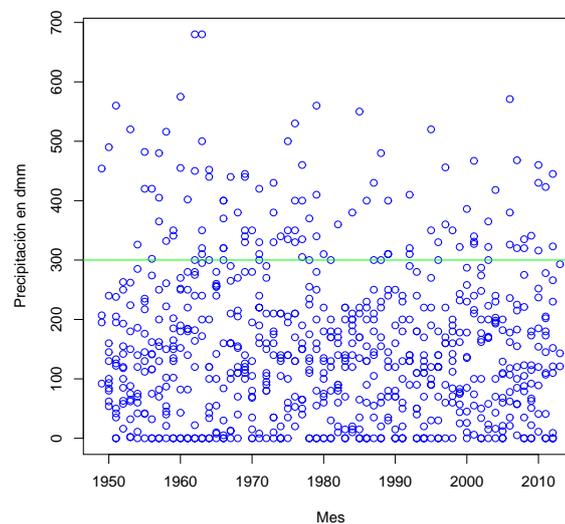
Mediante los comandos adecuados del paquete `POT` recogidos en el Apéndice 3.1, el software calcula para una serie de valores del threshold el parámetro de escala  $\sigma$  y el parámetro de forma  $\xi$  de la distribución de Pareto generalizada.



**Figura 4:** Resúmenes gráficos para los datos de precipitación máxima en 24h mensuales de la estación de Acedera: (a) media de los valores que superan en threshold, calculados como sumatorio de los  $(x_i - \mu)$  donde representa el valor del threshold y  $x_i$  los valores de precipitación que superan el valor de  $\mu$  dividido entre el número  $n$  de valores que superan dicho valor de  $\mu$ , además se han añadido intervalos de confianza al 95%, (b) valor del parámetro de escala  $\sigma$ , para diferentes valores de threshold, las líneas verticales representan los intervalos de confianza al 95% y (c) valor del parámetro de forma  $\xi$ , para diferentes valores de threshold, las líneas verticales representan los intervalos de confianza al 95%.

A partir de los gráficos de la Figura 4, se puede elegir un valor de threshold adecuado para que los valores extremos de la serie se ajusten bien a la distribución de Pareto generalizada y a su vez tenga suficientes valores como para que la función de distribución sea representativa (Ribatet, 2007). Para ello es necesario examinar los gráficos del parámetro de escala y del parámetro de forma. Se puede ver como, a medida que aumenta el valor del threshold, los valores que toma cada parámetro son prácticamente iguales y además existe poca variabilidad puesto que las líneas verticales que representan el intervalo de confianza de la estimación de los parámetros en cada punto apenas salen del círculo. Sin embargo, llegado a un threshold de 300dmm comienza a existir más variabilidad a medida que aumenta el valor del threshold en ambos parámetros. Por este motivo se escogió para esta serie

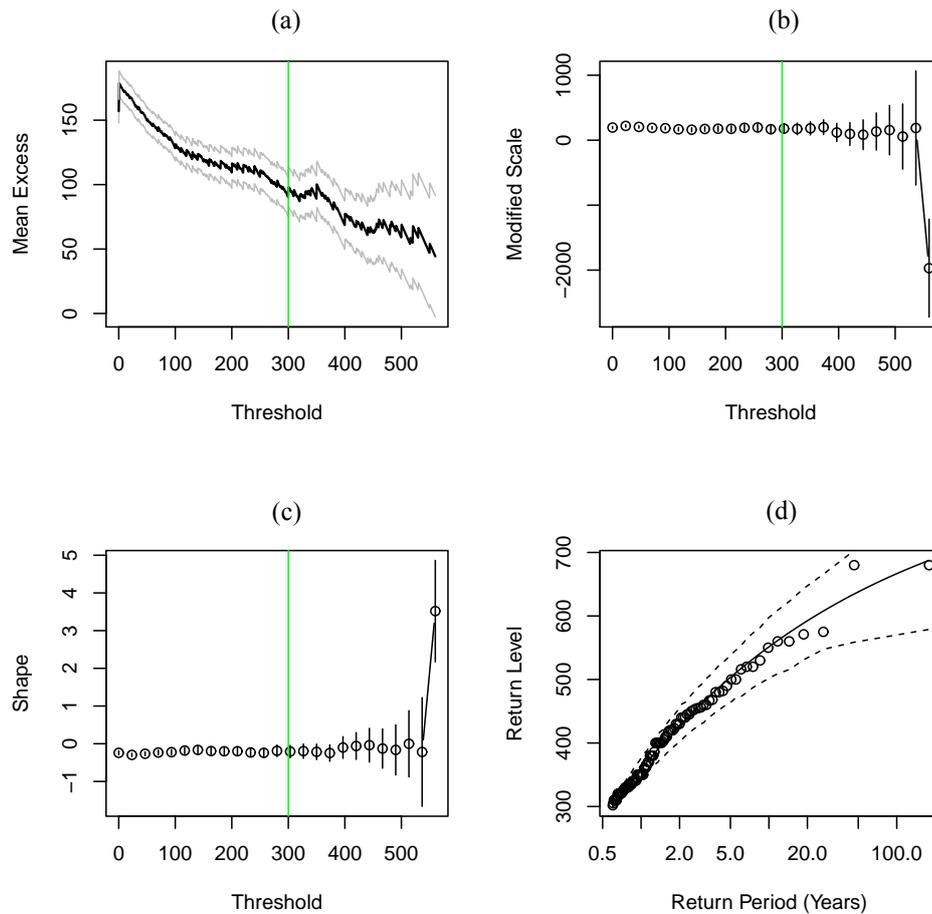
concreta el threshold de 300dmm como punto de partida al ajuste de la función de distribución. Si se eligiese un threshold con un valor inferior a 300dmm se estarían añadiendo más datos al cálculo de la función de distribución, cuyos parámetros de escala y forma toman valores similares a los de 300dmm y cuya variabilidad igualmente es muy parecida. Sin embargo, al incorporar más datos con valores más pequeños la curva que relaciona la precipitación máxima en 24h y el periodo de retorno tomaría valores más pequeños de precipitación, desvirtuando así el ajuste de la distribución de valores extremos. Si por el contrario se escogiese un valor por encima de 300dmm, la variabilidad en la estimación de los parámetros de forma y escala empezaría a aumentar rápidamente puesto que disminuiría el número valores con los que se calcularían, impidiendo garantizar la fiabilidad del ajuste obtenido.



**Figura 5:** Precipitaciones máximas en 24h mensuales de la estación de Acedera. La línea verde representa los valores por encima de 300dmm. (Datos facilitados por AEMET).

Eligiendo un threshold de 300dmm, los valores empleados en el ajuste de la función de distribución serían aquellos que se encuentran por encima de la línea verde de la Figura 5. Si inicialmente la serie histórica disponía de 752 datos, al elegir aquellos valores iguales o superiores a 300dmm para ajustar la función de distribución, estos pasaron a ser 105.

Una vez elegido el valor del threshold, el software ajustó la función de distribución y a partir de ahí la relación entre las precipitaciones máximas en 24h y su periodo de retorno como ilustra la Figura 6.



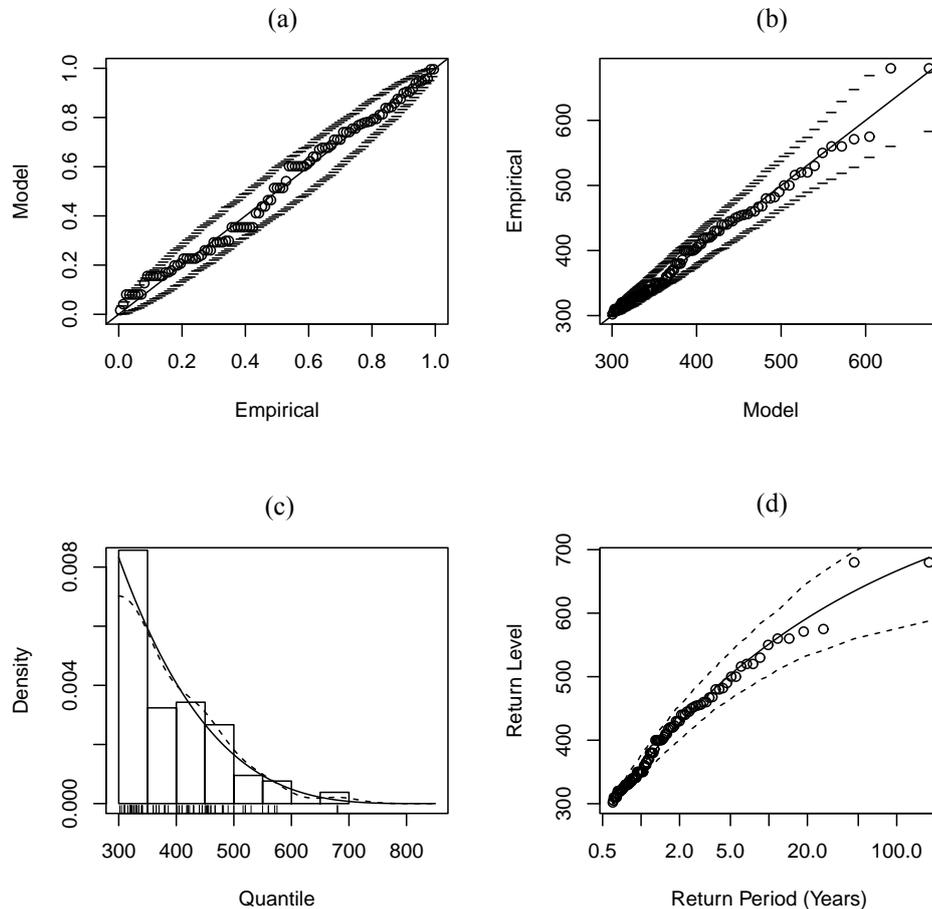
**Figura 6:** Relaciones entre el threshold de 300dmm representado por la línea verde y la estimación de: (a) media de los valores que superan el threshold, representado con intervalos de confianza al 95%, (b) valor del parámetro de escala  $\sigma$ , representado con intervalo de confianza al 95%, (c) valor del parámetro de forma  $\xi$ , representado con intervalo de confianza al 95%, (d) relación entre precipitaciones máximas en 24h y su periodo de retorno con intervalos de predicción al 95%. Resultados para las precipitaciones máximas en 24h mensuales de la estación de Acedera.

Los valores de precipitación máxima en 24h que devuelve el software para cada uno de los periodos de retorno elegidos se representan en la Tabla 2.

**Tabla 2:** Predicciones de las precipitaciones máximas en 24h de la estación de Acedera para diferentes periodos de retorno, redondeadas al dmm más próximo.

Periodo de Retorno	Pmax24h (dmm)
T20	592
T50	638
T100	667
T200	691
T500	718

A partir de los valores anteriores de cada una de las estaciones calculados según el proceso explicado anteriormente, se compuso la Tabla A2.1 adjunta en el Apéndice 2, la cual supone la base fundamental para la preparación de los mapas.



**Figura 7:** Resultados para el ajuste a una distribución de Pareto generalizada de las precipitaciones máximas en 24h mensuales en la estación de Acedera para un threshold de 300mm. En el panel (a) se representa el gráfico P-P la línea diagonal representa el caso ideal en que la probabilidad del modelo es igual a la probabilidad empírica, los puntos son los coordenados de la probabilidad empírica y la probabilidad según el modelo, los trazos representan los intervalos de confianza al 95%. En el panel (b) se representa el gráfico Q-Q de la precipitación máxima en 24h, la línea diagonal representa el supuesto ideal en que las estimaciones del modelo son iguales a los valores empíricos, los puntos representan los coordenados de los valores empíricos y las estimaciones según el modelo, los trazos representan los intervalos de predicción al 95%. En el panel (c) se representa el histograma de los valores extremos con estimación núcleo de densidad en trazo discontinuo y la cola de la distribución de Pareto generalizada ajustada en trazo continuo. En el panel (d) los puntos representan la relación entre precipitaciones máximas en 24h y su periodo de retorno, las líneas discontinuas los intervalos de predicción del 95% y la línea continua el modelo ajustado.

Una forma de comprobar la bondad del ajuste consiste en analizar los paneles (a) y (b) de la Figura 7, viendo lo próximo que se encuentran los datos a la línea teórica del modelo ajustado. En este caso se puede concluir que el modelo ajustado se adapta

bien a los datos puesto que los círculos se encuentran muy próximos a la línea teórica del modelo y prácticamente ninguno de ellos sale de las bandas de confianza y de predicción.

En el panel (c) de la Figura 7 se representa la función de densidad de los valores extremos y el histograma de estimación núcleo de densidad de las precipitaciones máxima en 24h mensuales de la estación de Acedera. Estos valores extremos pertenecen a la cola de la distribución, ya que como se indicó antes se había definido un threshold de 300dmm. El histograma da una idea de como se encuentran distribuidos los valores extremos, con la mayor parte de ellos entre 300 y 500dmm. A partir de ahí la densidad de datos disminuye, por tratarse de valores de precipitación cada vez más extremos.

*Tabla 3: Precipitaciones máximas en 24h en dmm de la estación de Acedera según su periodo de retorno para diferentes valores de threshold, redondeadas al dmm más próximo.*

Threshold	0	100	200	300	400	500
Nº datos	658	462	226	105	43	11
T 20	593	590	592	592	591	597
T 50	627	636	637	638	638	644
T 100	646	665	666	667	668	669
T 200	662	690	690	691	694	689
T 500	678	718	717	718	724	708

Finalmente, para una comparación de los resultados generados, se realizó la Tabla 3. En ella se calcularon las precipitaciones máximas en 24h de cada periodo de retorno para diferentes valores del threshold. Como se puede apreciar cuando se toma un threshold de 0, los valores de precipitación en general son los más bajos de toda la tabla. Como se había comentado anteriormente, es debido a que al incorporar todos los valores de la serie, la curva que relaciona la precipitación máxima en 24h y su periodo de retorno toma valores de precipitación más bajos. A medida que se va aumentando el valor del threshold, y por tanto se eliminan más valores pequeños, se aprecia el aumento de la precipitación en cada periodo de retorno, sobre todo en el caso de los periodos de retorno más grandes. En el caso de T20 y T500 existen pequeñas fluctuaciones a medida que se aumenta el threshold debido a pequeñas variaciones en el inicio y fin de la curva de ajuste como consecuencia de incorporar más o menos datos. En el caso de T20 el valor es muy parecido a medida que aumenta el threshold y en el caso de T500 se produce un salto más acusado al pasar

de un threshold de 0 a 100. A partir de ahí los valores se vuelven prácticamente constante hasta un threshold de 300. En el resto de periodos de retorno se aprecia esa tendencia alcista más marcada en el paso de un threshold de 0 a 100. El paso de un threshold de 300 a 400 continúa con la tendencia al alza, lógico puesto que se están cogiendo datos con valores de precipitación mayor, si bien atendiendo a la Figura 4 comienza a existir variabilidad en las estimaciones de los parámetros de escala y forma, que se traduce en una incertidumbre en la determinación de la función, debido entre otras cosas al descenso en el número de datos con los que se calcula, como se refleja en la Tabla 3 que pasa de 105 a 43 datos. Por eso, como se razonó anteriormente, se eligió un threshold de 300 ya que no se puede garantizar que los resultados obtenidos para un threshold de 400 sean del todo fiables. Un claro ejemplo de esa incertidumbre se aprecia en los periodos de retorno T500 y T200 para un threshold de 500, ya que de repente el paso del threshold de 400 a 500 en los que sus valores que eran los más altos, dejan de serlo y toman valores inferiores a los de un threshold de 100.

### **4.3 Representación de los datos y cambio de coordenadas**

En esta sección se analiza para los datos de precipitaciones máximas en 24h mensuales facilitados por AEMET, el soporte donde se representaron los resultados obtenidos y el tratamiento aplicado a las coordenadas de las estaciones para su representación en dicho soporte.

#### **4.3.1 Introducción**

Una vez se estimaron las precipitaciones máximas en 24h para todos los periodos de retorno de las 328 estaciones estudiadas, el siguiente paso fue buscar una forma para representarlas. En los datos facilitados por AEMET representados en la Tabla 1, cada estación venía acompañada por su latitud y la longitud en coordenadas Universal Transversal Mercator (UTM). Para poder utilizar esta información, se necesitaba un mapa de Extremadura que estuviese georreferenciado y que fuese compatible con el software **R**. Un tipo de archivos empleados con este software para geoestadística son los archivos “Shapefile” (Santa, 2010).

### 4.3.2 Selección del mapa de Extremadura

El “Shapefile” (Escobar, 2009) es un formato de representación vectorial desarrollado por el Environmental Systems Research Institute (ESRI). Consta de un número variable de archivos, en los que se almacena digitalmente la localización de los elementos geográficos.

No se trata de un único archivo, si no de entre 3 y 8 archivos independientes. Cada uno de estos archivos tiene una función específica y almacena un tipo de información; como elementos geométricos, atributos, proyección, metadatos.

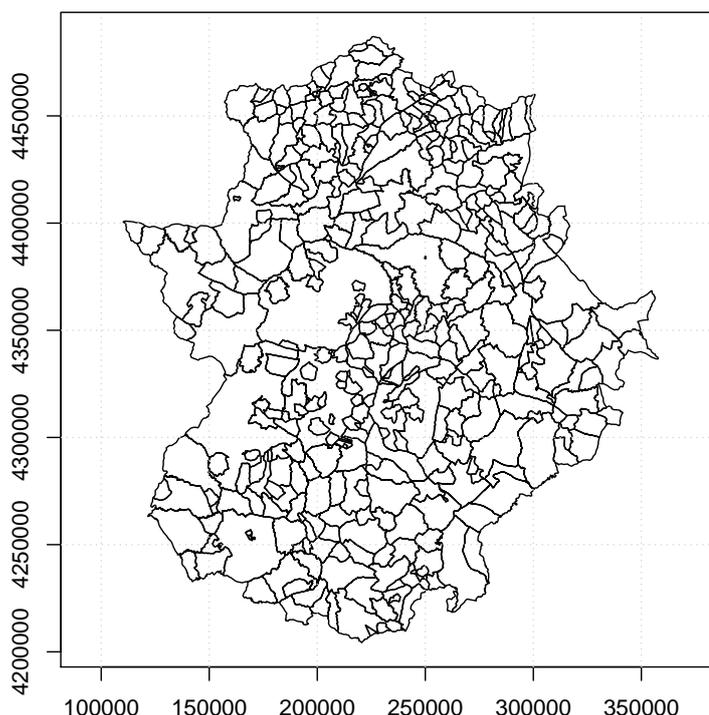
Hay tres archivos que resultan imprescindibles en un “Shapefile”:

*Shape*, .shp Se trata del archivo principal y almacena la información geométrica de los elementos de la capa en formato vectorial. Pueden contener puntos, líneas o polígonos y cada vértice lleva implícitas sus coordenadas en un sistema de referencia concreto. Se componen de una cabecera con información general sobre el tipo de shapefile y un número variable de registros, que a su vez pueden estar compuestos por varias entidades geométricas independientes.

*Shape Index*, .shx Consiste en un índice de las entidades geométricas que permite refinar las búsquedas dentro del archivo .shp.

dBase .dbf Se trata de una tabla de datos en la que se registran los atributos de cada elemento. Es un formato que permite almacenar datos estructurados. En los shapefiles, las tablas dBase se emplean para asignar atributos numéricos, de texto o de fecha a los registros contenidos en el archivo principal.

El archivo “Shapefile” de Extremadura representado en la Figura 8 se consiguió a través de la página web del Instituto Nacional de Estadística (INE), que tiene a disposición del público una serie de mapas de España, de las diferentes Comunidades Autónomas y de las provincias españolas en este formato, para poder hacer estudios de geoestadística (INE, 2001).



**Figura 8:** Archivo “Shapefile” del mapa de Extremadura del INE tratado con el software R.

### 4.3.3 Ajuste de coordenadas

Antes de poder representar las estimaciones de precipitación máxima en 24h sobre el mapa de Extremadura de la Figura 8 hubo que verificar que tanto los datos como el mapa tenían el mismo sistema de coordenadas. En ambos casos las coordenadas eran UTM, si bien todo el mapa se encontraba en coordenadas UTM en el huso 30 y las coordenadas de las estaciones facilitadas por AEMET unas estaban en UTM huso 29 y otras en UTM huso 30. El motivo es que a Extremadura le parten los husos 29 y 30 de la proyección UTM. El oeste se encuentra en el huso 29 y el este en el 30. En el caso de representar los puntos del huso 30 sobre el mapa no habría problema, se encontrarían en su posición real. Sin embargo, si se representasen las del huso 29 sobre el mapa, no quedarían dentro, se situarían al este del mismo. Por ello otro punto en el que hubo que trabajar fue en seleccionar todas aquellas estaciones que tenían sus coordenadas UTM en el huso 29 para cambiarlas a huso 30, homogeneizando así los datos para su presentación en el mapa de Extremadura.

Una vez cambiadas todas las coordenadas de las estaciones que se encontraban en el huso 29 mediante la ayuda de un programa Excel, se añadieron a la Tabla A2.1 del Apéndice 2, quedando así terminada y lista para usarse en el proceso de generación de los mapas.

## 4.4 Geoestadística

En esta sección se define la que es la geoestadística y para qué sirve, además se explica la base teórica del método de interpolación espacial que se empleó en el desarrollo de los mapas de predicción.

### 4.4.1 Introducción

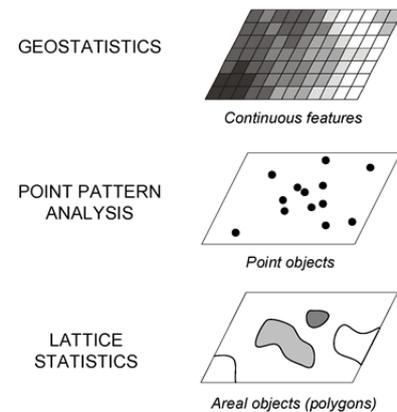
La geoestadística es una rama de la estadística que trata fenómenos espaciales (Journel & Huijbregts, 1978). Su interés primordial es la estimación, predicción y simulación de dichos fenómenos en un área de interés (Warrick & Myers, 1987). En geoestadística, cada dato de un conjunto además de llevar asociado el valor de la variable de interés, lleva asociado unas coordenadas que lo sitúan dentro de dicha área.

Según la Figura 9, Cressie (1993) consideró la geoestadística como uno de los tres campos científicos que intervienen en el análisis de los datos

espaciales. Los otros dos que consideraba eran el análisis de las pautas puntuales y el estudio de los objetos espaciales o los polígonos sobre los que realizar la representación.

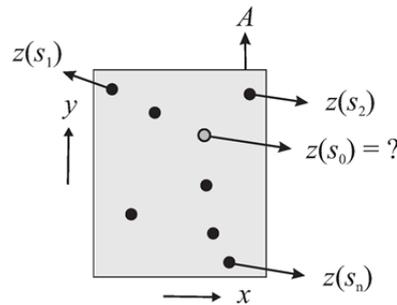
### 4.4.2 Objetivos de la geoestadística

La geoestadística (Hengl, 2009) busca, dentro de un área de interés  $\mathbb{A}$ , a partir de los valores de una variable de interés,  $Z$ , expresada como  $z(s_1), z(s_1), \dots, z(s_n)$ , donde  $s_i = (x_i, y_i)$  corresponde a la localización,  $x_i$  e  $y_i$  son las coordenadas espaciales y  $n$  el número de observaciones, conseguir mediante el ajuste de un proceso ( $Z =$



**Figura 9:** Representación gráfica de los tres campos que intervienen en la geoestadística según Cressie (1993). Fuente: Hengl (2009).

$\{Z(s), \forall s \in \mathbb{A}\}$ ), obtener predicciones de la variable de interés dentro de todo el área  $\mathbb{A}$ , a partir de los datos de partida como se ilustra en la Figura 10.



**Figura 10:** Representación gráfica del objetivo de la geoestadística. Los puntos negros representan puntos cuyo valor de la variable de interés son conocidos, el punto gris representa un punto cuyo valor de la variable de interés se quiere estimar. Fuente: Hengl (2009).

Entendiendo que los valores de la variable de interés en los puntos dados son representativos, se puede predecir el valor de esta variable en un nuevo punto  $s_0$  de  $\mathbb{A}$  mediante un modelo de predicción espacial a partir de una serie de datos y procesos empleando

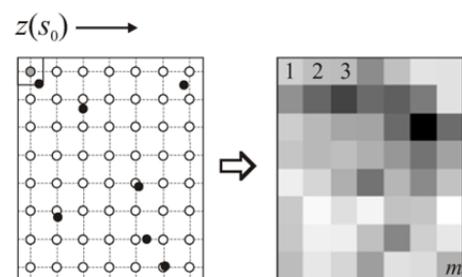
$$\hat{z}(s_0) = E\{Z|z(s_i), q_k(s_0), \gamma(h), \forall s \in \mathbb{A}\},$$

donde los  $s_i$  son los puntos de los datos de entrada,  $\gamma(h)$  es el valor de la semivarianza para los pares de puntos separados por una distancia  $h$  y  $q_k(s_0)$  es la lista de predictores determinísticos o también llamadas variables explicativas, las cuales deben estar disponibles para cualquier localización dentro de  $\mathbb{A}$ . En otras palabras, un modelo de predicción espacial comprende la lista de procedimientos para generar predicciones de una variable de interés dado unos datos de partida y un dominio espacial.

Como representa la Figura 11, en términos de una imagen raster, el área de interés se puede describir como una matriz compuesta por un determinado número de nodos que da lugar a la rejilla de dicha área,

$$\mathbf{z} = \{z(s_j), j = 1, \dots, m\}; \quad s_j \in \mathbb{A},$$

donde  $\mathbf{z}$  es la matriz de datos,  $z(s_j)$  es el



**Figura 11:** Ejemplo de una predicción espacial mediante un algoritmo aplicado a la matriz de nodos. El resultado se representa usando una imagen raster. Fuente: Hengl (2009).

valor de la variable de interés en el nodo  $s_j$  y  $m$  el número total de los nodos de la rejilla.

### **4.4.3 Interpolación espacial mediante krigeaje**

#### **4.4.3.1 Introducción**

Dentro de la geoestadística, existen múltiples modelos de interpolación espacial como por ejemplo: regresión polinómica, triangulación, método inverso de la distancia, polinomios locales, splines, krigeaje,... Este trabajo, se centra en el método de krigeaje o kriegeado ya que es el que se ha utilizado en la interpolación de los datos de precipitación máxima en 24h calculados para diferentes periodos de retorno.

El krigeaje lleva el nombre de su precursor, el ingeniero de minas francés D.G. Krige. En los años 50 Krige desarrolló una serie de métodos estadísticos empíricos con el fin de determinar la distribución espacial de minerales a partir de una serie de perforaciones (Krige, 1951). Sin embargo, fue el francés Matheron en los años 60 el que formalizó el enfoque utilizando correlaciones entre las perforaciones y las distribuciones espaciales, fue él quien bautizó el método con el nombre de krigeaje (Gratton, 2002).

El krigeaje consiste en efectuar una ponderación, es decir, atribuir un peso a cada valor observado. Los pesos son calculados de manera que se minimice la varianza de estimación resultante, teniendo en cuenta las características geométricas del fenómeno estudiado (Matheron, 1970). Al minimizar la varianza de estimación se garantiza el uso óptimo de la información disponible (Zhang, 1995).

Como el método utiliza en la estimación las características de variabilidad y correlación espacial del fenómeno estudiado, su uso implica un análisis previo de la información, con el objetivo de definir o extraer de esta información inicial un modelo que represente su continuidad espacial.

#### **4.4.3.2 Cálculo del variograma**

El variograma es la herramienta básica que se emplea en la identificación del modelo previo que describe la autocorrelación espacial existente entre los valores de la

variable de interés, medidos en puntos espaciales separados por una distancia  $h$  (Pewsey, 2012).

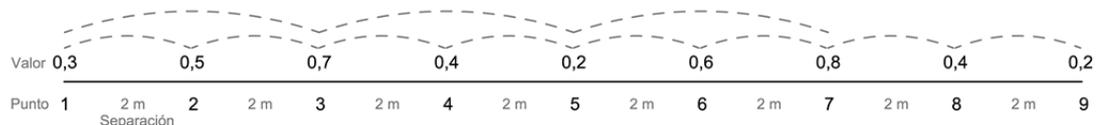
Previo al cálculo del variograma y por tanto a la aplicación del kriguaje, un punto muy importante que se debe tener en cuenta es que el proceso espacial asociado a la variable de interés debe ser estacionario e isotrópico; es decir que su media y varianza sean constantes y que la estructura de correlación espacial debe sea igual en todas las direcciones. (Pewsey, 2012).

La ecuación empleada en el cálculo del variograma es (Hengl, 2009)

$$\gamma(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} (z(s_i) - z(s_i + h))^2,$$

donde  $\gamma(h)$  representa el valor de la semivarianza para dos puntos separados por una distancia  $h$ ,  $z(s_i)$  e  $z(s_i + h)$  representan los valores de la variable de interés en los puntos dados que se encuentran separados por una distancia  $h$  y  $n(h)$ , es el número de puntos existentes que se encuentran separados por una distancia  $h$ .

Para comprender mejor la operativa de cálculo, en la Figura 12 se desarrolla un ejemplo del proceso en una dirección determinada.



**Figura 12:** Representación gráfica del cálculo de semivarianzas.

$$\gamma(2m) = \frac{1}{(2 \cdot 8)} (0,3 - 0,5)^2 + (0,5 - 0,7)^2 + (0,7 - 0,4)^2 + (0,4 - 0,2)^2 + (0,2 - 0,6)^2 + \dots = \frac{0,61}{(2 \cdot 8)} = 0,038,$$

$$\gamma(4m) = \frac{1}{(2 \cdot 7)} (0,3 - 0,7)^2 + (0,5 - 0,4)^2 + (0,7 - 0,2)^2 + (0,4 - 0,6)^2 + (0,2 - 0,8)^2 + \dots = \frac{1,22}{(2 \cdot 7)} = 0,087,$$

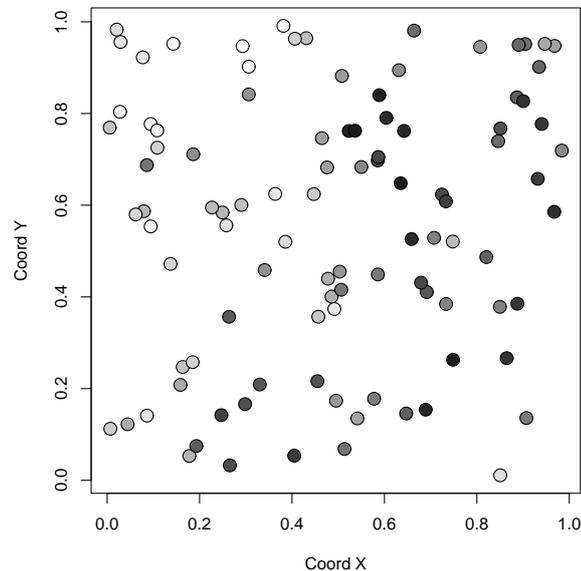
$$\gamma(6m) = \frac{1}{(2 \cdot 6)} (0,3 - 0,4)^2 + (0,5 - 0,2)^2 + (0,7 - 0,6)^2 + (0,4 - 0,8)^2 + (0,2 - 0,4)^2 + \dots = \frac{0,47}{(2 \cdot 6)} = 0,039.$$

De la misma manera,  $\gamma(8m) = \frac{0,03}{(2 \cdot 5)} = 0,003$ ,  $\gamma(10m) = \frac{0,31}{(2 \cdot 4)} = 0,039$ ,  $\gamma(12m) = \frac{0,51}{(2 \cdot 3)} = 0,085$ ,

$$\gamma(14m) = \frac{0,10}{(2 \cdot 2)} = 0,100, \quad \gamma(16m) = \frac{0,10}{(2 \cdot 1)} = 0,005.$$

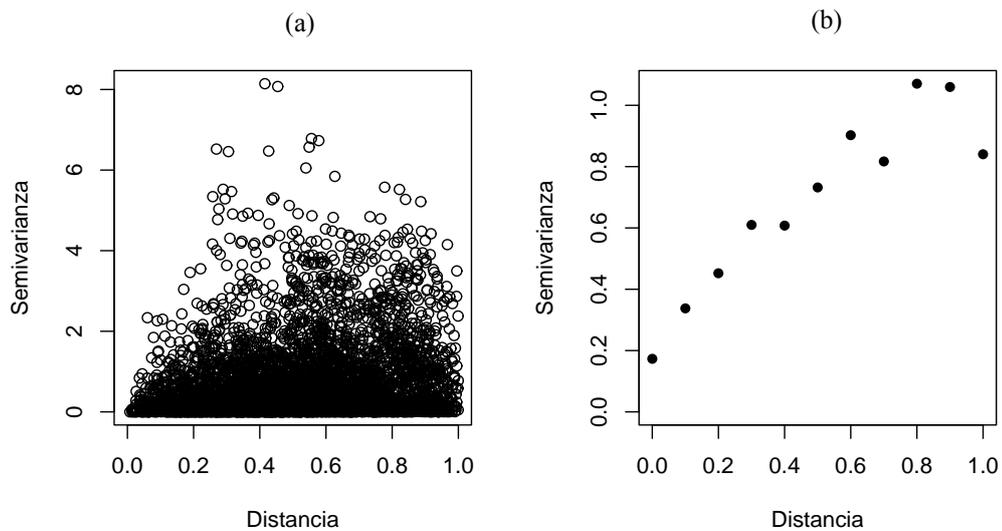
Representando los valores de  $\gamma(h)$  frente a los valores de  $h$  se obtiene el variograma muestral del ejemplo de la Figura 12. Sin embargo, en la práctica el interés radica en la situación representada en la Figura 13, en la que los puntos se encuentran distribuidos en dos o tres dimensiones. Para estudiar estos casos más complejos se

hace necesaria la capacidad de computación de un software que facilite los múltiples cálculos descritos para el ejemplo de la Figura 12. Como en el caso de la Sección 4.2, el software empleado es **R**, aplicando paquetes específicos que desarrollan el método de krigeaje.



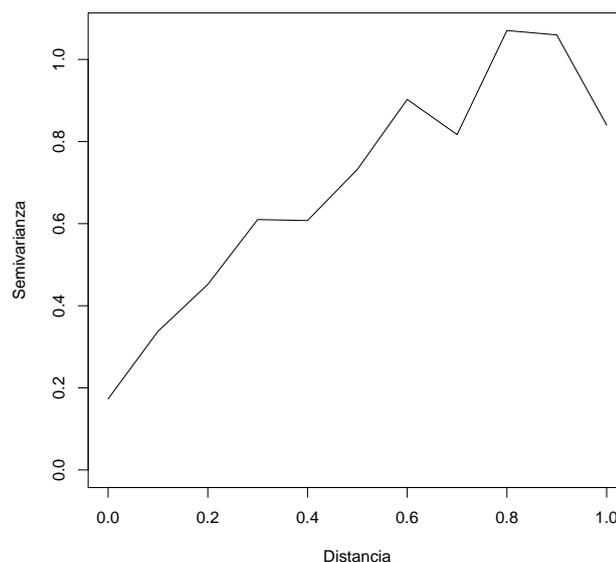
**Figura 13:** Ejemplo de un diagrama de dispersión en dos dimensiones. Los colores más oscuros indican un valor de la variable de interés mayor. Datos: Ribeiro & Diggle (2001).

En la realidad, la situación reflejada en la Figura 12 no es representativa y por eso, desde el punto de vista operativo el software calcula los valores de  $\{z(s_i) - z(s_i + h)\}^2$  para todos los pares de puntos y a partir de ellos genera una nube de puntos como la representada en el panel (a) de la Figura 14. Como esa nube de puntos muestra mucha variabilidad, los valores para distintos intervalos de clase de la distancia están promediados, para conseguir finalmente, a partir de las medias obtenidas, representar el variograma muestral ilustrado en el panel (b) de la Figura 14.



**Figura 14:** (a) Representación de las semivarianzas frente a la distancia para cada par de puntos. (b) Puntos del variograma a partir del promedio en intervalos de distancias de la nube de puntos.

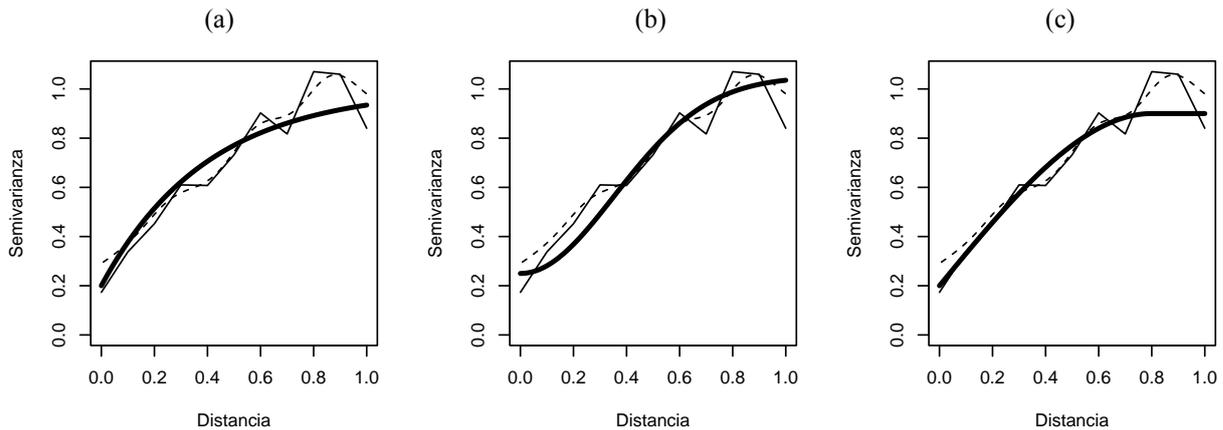
El variograma muestral de la Figura 15 posee las características típicas de un variograma. El valor de la semivarianza para una distancia 0 se denomina “pepita” (“nugget” en inglés), el valor máximo de la semivarianza se denomina “la capa” (“sill” en inglés). A partir de este punto la semivarianza no aumenta. Esto significa que a distancias mayores de la capa la correlación espacial empieza a disminuir. Por último la distancia comprendida entre la pepita y la capa, se denomina “rango” (“range” en inglés) (Pewsey, 2012).



**Figura 15:** Variograma muestral calculado para los datos representados en la Figura 13.

#### 4.4.3.3 Ajuste de un modelo al variograma

El siguiente punto al que se ha de proceder es el de ajustar un modelo estadístico al variograma muestral. En este trabajo se han investigado tres ajustes diferentes, correspondientes a los modelos exponencial, gaussiano y esférico. Una vez establecido el modelo que mejor se adapta al variograma muestral, se emplea para conseguir las predicciones en los puntos no muestreados.



**Figura 16:** Variograma muestral para los datos representados en la Figura 13 con ajustes a un modelo: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico. La línea continua de trazo fino representa el variograma muestral, la línea de trazo discontinuo representa el variograma suavizado y la línea continua gruesa representa el ajuste del modelo teórico.

Analizando la Figura 16, se puede observar como los mejores ajustes se producen en los modelos exponencial y esférico, sobre todo en los tramos iniciales del variograma. El ajuste del modelo gaussiano se adapta mejor en el tramo final. Desde el punto de vista del kriging, son preferibles buenos ajustes en los tramos iniciales del variograma, puesto que el propio método parte de la premisa que puntos próximos en el espacio tienen valores parecidos de la variable de interés. En este caso se elige como modelo que mejor se ajusta al variograma muestral, el modelo esférico.

#### 4.4.3.4 Interpolación espacial

El último paso a realizar es la interpolación espacial, en la que se consiguen las predicciones de la variable de interés en puntos no muestreados a partir del modelo ajustado, mediante el proceso de kriging.

Dentro del método de kriging, existen tres tipos diferentes (Gratton, 2002):

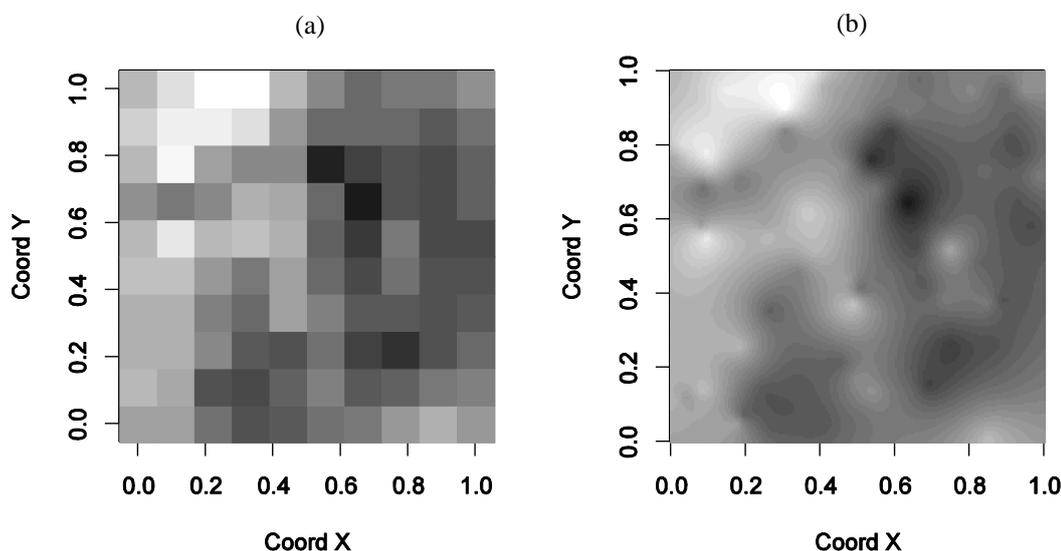
*Krigeaje simple* Supone que la variable es estacionaria con media conocida y las medias locales son parecidas a la media de la población.

*Krigeaje ordinario* Supone que la variable es estacionaria con media desconocida y las medias locales no son necesariamente próximas a la media de la población.

*Krigeaje universal* Supone que la variable no es estacionaria pero tiene una tendencia de algún tipo, como puede ser una tendencia estacional.

En este trabajo, se ha empleado el krigeaje ordinario por ser el más común en la determinación de los valores de los puntos no muestreados.

Por último, una vez seleccionado el modelo que mejor se ajusta al variograma y el método de krigeaje, lo último que se ha de definir es el tamaño de la rejilla empleada para la predicción. Como ilustra la Figura 17, rejillas con pocos nodos tienen poca definición en términos de los resultados obtenidos. No obstante, tienen la ventaja que los resultados son calculados rápidamente. Por el contrario, rejillas muy densas tienen mucha definición en términos de los resultados obtenidos, pero son lentos de procesar. Por eso hay que buscar la mayor definición que pueda procesar un ordenador en un tiempo razonable (Hengl, 2009).



**Figura 17:** Interpolación espacial mediante krigeaje ordinario. Rejilla de: (a) Rejilla de 10x10, (b) 200x200.

## 5 RESULTADOS

### 5.1 Introducción

En este capítulo se busca facilitar la comprensión de las predicciones recogidas en la Tabla A2.1 del Apéndice 2. Mediante la aplicación de técnicas de krigeaje se han representado las predicciones de precipitación máxima en 24h para los diferentes periodos de retorno sobre mapas de Extremadura, explicando cada uno de los pasos para su elaboración.

Según se explicó en el Subcapítulo 4.4.3, el krigeaje de los mapas se ha llevado a cabo mediante el software **R**. Para poder realizar la representación y el estudio del krigeaje han sido necesario utilizar múltiples paquetes de **R**. Todos ellos se encuentran recogidos en los comandos de los Apéndices 3.2, 3.3, 3.4, 3.5 y 3.6. A continuación se describe la funcionalidad de los más importantes.

*akima* Paquete para realizar interpolación lineal o spline cúbico para los datos de una rejilla irregular.

*lattice* Paquete para la visualización gráfica de datos.

*maps* Paquete para la visualización de mapas.

*maptools* Conjunto de herramientas para manipular y leer datos geográficos, en particular los shapefiles de ESRI.

*sp* El paquete provee a **R** de una variedad de métodos para el estudio de datos espaciales. Posee funciones para representar datos sobre mapas, imprimirlos o hacer resúmenes de ellos.

*spatial* Ofrece funciones para el krigeaje y para el análisis de mallas de puntos.

*gstat* El paquete sirve para la modelización de variogramas, tiene funciones para realizar el krigeaje universal, ordinario o simple, o para la representación de mapas a partir de un variograma.

*geoR* Sirve para realizar análisis geoestadísticos mediante métodos tradicionales, probabilísticos y Bayesianos.

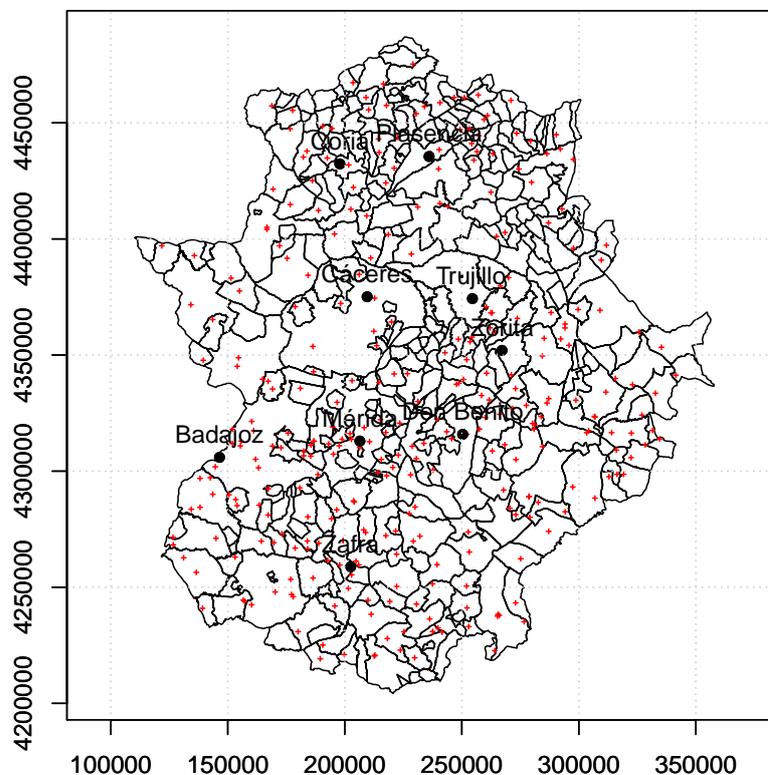
## 5.2 Resultados para un periodo de retorno de 20 años

En esta sección se detalla el proceso seguido para crear el mapa de predicciones de precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 20 años. Para ello describe como se creó un objeto espacial con la información del Apéndice 2, se desarrolla el cálculo y ajuste del variograma, así como la interpolación espacial para preparar los mapas. Por último, se llevan a cabo comparaciones entre los resultados obtenidos variando los procesos de cálculo.

### 5.2.1 Creación de un objeto espacial

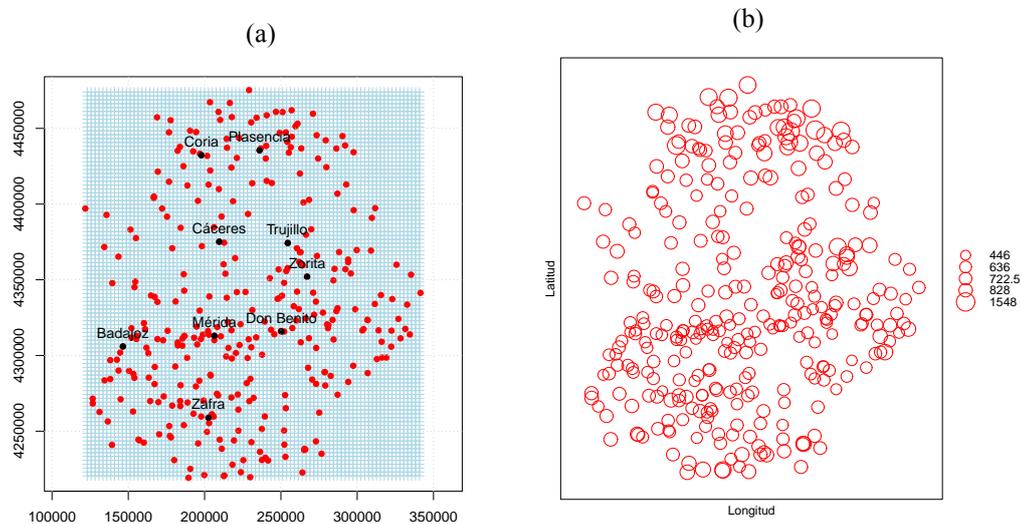
El paso previo consistió en la integración de las 328 estaciones recogidas en el Apéndice 2, dentro del mapa de Extremadura en su posición real, mediante su longitud y latitud. Para ello se generó un archivo .txt con los datos del Apéndice 2 para que fuera interpretado por el software.

Para que los mapas creados fuesen más completos, se les incluyó la posición y el nombre de nueve municipios de Extremadura. La Figura 18 representa el mapa generado.



**Figura 18:** Mapa de Extremadura con cruces rojas que identifican las 328 estaciones empleadas en el estudio junto con nueve municipios. Latitud y longitud en UTM huso 30.

El siguiente paso como se ilustra en la Figura 19, fue crear el objeto espacial que asociaba a la ubicación de cada estación al valor de precipitación máxima en 24h para ese punto.



**Figura 19:** (a) Objeto espacial creado para las localizaciones de las 328 estaciones dentro de una rejilla de 100x100. (b) Diagrama de burbuja de las predicciones de las precipitaciones máximas en 24h creado a partir del objeto espacial.

El objeto espacial creado tenía la información de la variable de interés como se puede ver en el diagrama de burbuja representado en el panel (b) de la Figura 19, el cual en función del tamaño del círculo, indica la predicción de la precipitación máxima en 24h para el periodo de retorno de 20 años.

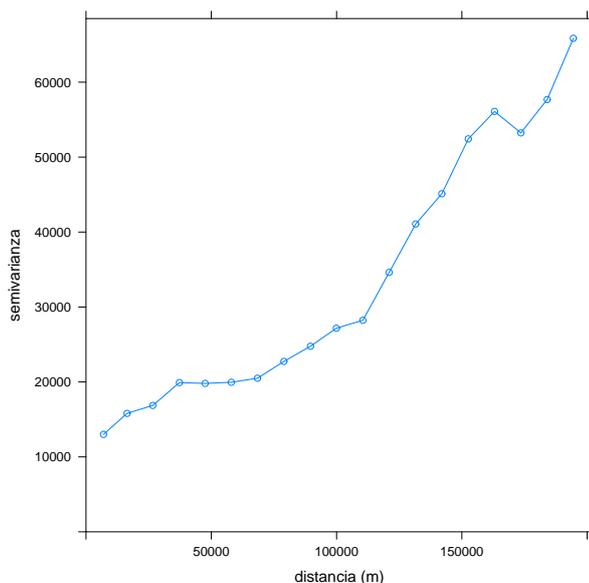
### 5.2.2 Cálculo del variograma

Como se vio en la explicación teórica del krigeaje presentada en la Sección 4.4.3, el siguiente paso era calcular el variograma muestral y ajustar el modelo que mejor resumiera, a partir de los datos de las 328 estaciones, la correlación espacial entre las precipitaciones máximas en 24h en toda la superficie de Extremadura.

Previo al cálculo del variograma muestral, se comprobó mediante el software que no había estaciones cuya distancia entre ellas fuese 0, lo cual representaría una incoherencia puesto que habría dos estaciones con diferentes valores de precipitación en un mismo punto.

La distancia mínima entre dos estaciones era de 61,72m y la máxima de más de 259km, lo cual indica que no había estaciones duplicadas en un mismo punto.

Para el cálculo del variograma muestral, uno de los parámetros que hubo que definir en este caso, fue la distancia máxima en la que existe correlación espacial entre dos estaciones; es decir, la distancia máxima a la que la precipitación en una estación influye en otra. Una forma de definir este parámetro fue calcular el variograma muestral para una distancia grande y analizar que ocurría en el gráfico resultante. La Figura 20 representa un variograma muestral de este tipo para una distancia máxima entre estaciones de 200km.



**Figura 20:** Variograma muestral de las precipitaciones máximas en 24h de las 328 estaciones para el periodo de retorno de 20, con distancias entre ellas de hasta 200km.

Considerando la Figura 20, se concluyó que la forma del variograma muestral generado incorporando todas las distancias entre puntos, no seguía la tendencia de ninguno de los modelos descritos en la Subsección 4.4.3. En un variograma teórico existe un tramo inicial que va aumentando para después producirse un estancamiento que da lugar a una meseta, mientras que en este caso la forma del variograma muestral siempre era ascendente.

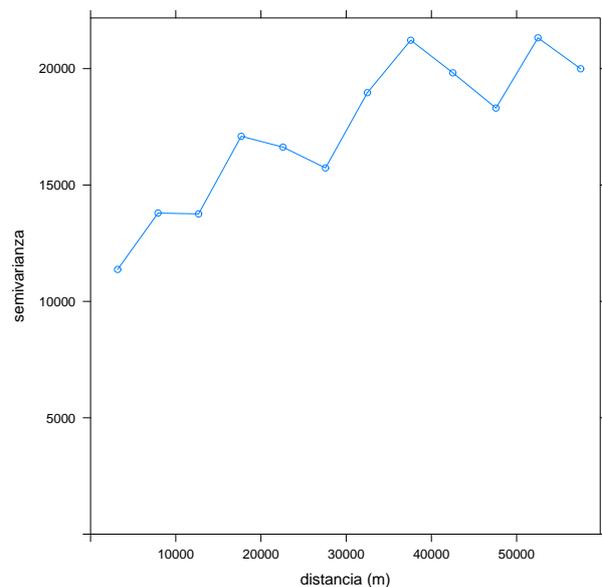
Analizando la Figura 20 por partes, se observó que inicialmente la semivarianza aumentaba progresivamente hasta los 40-60 km de radio donde aparecía una meseta y se estancaba la semivarianza. Hasta esta distancia, el variograma muestral tiene la forma típica de los modelos descritos en la Subsección 4.4.3. Este hecho se interpretó como el punto donde la correlación espacial perdía fuerza. A partir de los 70km se

producía un aumento de la semivarianza de forma muy drástica. Considerando el fenómeno estudiado este hecho se achacó a la baja relación que existe entre la precipitación máxima en 24h que sucede en un punto de Extremadura y otro situado muy lejos, lo cual dio a entender que el fenómeno de la precipitación máxima en 24h no era un fenómeno global, si no que se trataba de un fenómeno local de un radio de influencia de entre 50-60km.

A partir de este análisis se generó el variograma muestral, tomando 60km de radio como la distancia máxima entre la que existe correlación espacial en la variable de interés. Los resultados obtenidos están representados en la Tabla 4 y la Figura 21.

**Tabla 4:** Estimaciones de la semivarianza,  $\hat{\gamma}(h)$ , para el variograma representado en la Figura 21. La variable “ne” representa el número de pares de estaciones situadas en un intervalo alrededor de la distancia  $h$ .

Punto	ne	$h$	$\hat{\gamma}(h)$
1	115	3175,72	11374,15
2	307	7918,52	13794,71
3	529	12678,9	13759,59
4	689	17683,45	17092,62
5	875	22576,13	16627,91
6	974	27573,15	15733,12
7	1114	32487,01	18968,72
8	1283	37575,21	21222,12
9	1449	42513,58	19822,42
10	1473	47578,17	18306,37
11	1566	52504,63	21324,41
12	1550	57514,42	19994,72

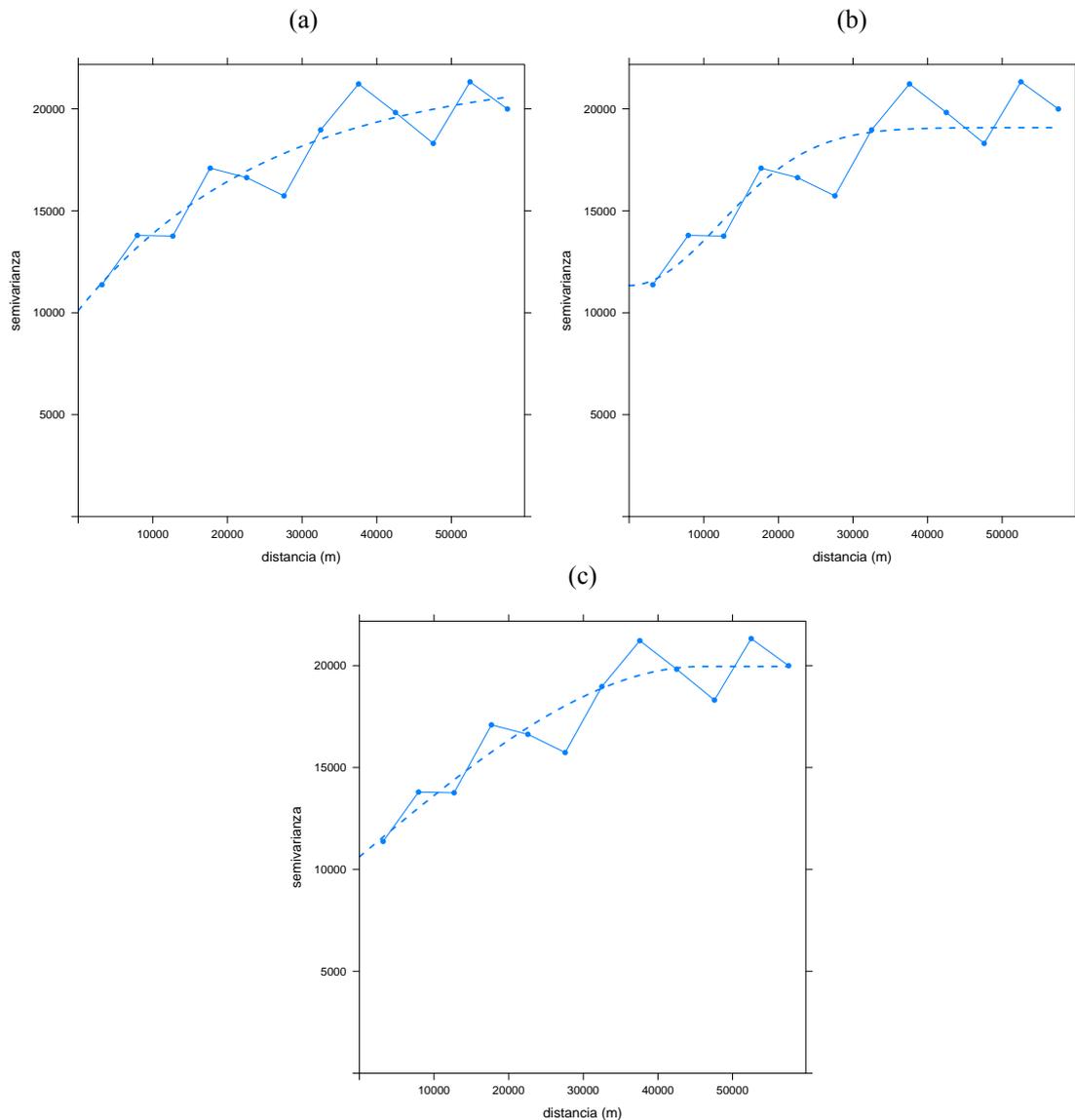


**Figura 21:** Variograma muestral de las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 20 años, basado en las 328 estaciones con distancias entre ellas de hasta 60km.

Como se puede observar en la Figura 21, el variograma muestral tiene forma de diente de sierra, pero de forma global cumple con la tipología de un variograma.

### 5.2.3 Ajuste de un modelo al variograma

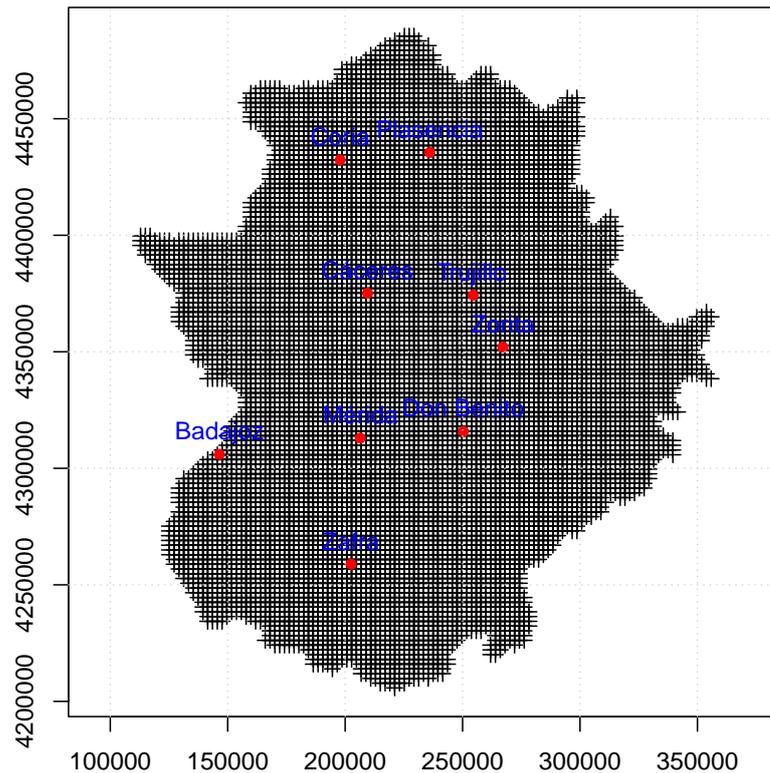
El siguiente paso fue ajustar diferentes modelos teóricos al variograma muestral de la Figura 21 y decidir cuál se ajustaba mejor. Observando su forma, se eligieron los siguientes parámetros para el ajuste de los modelos: pepita 10.000, capa 22.000 y rango 50km.



**Figura 22:** Variograma muestral de las precipitaciones máximas en 24h de las 328 estaciones para un periodo de retorno de 20 años con el ajuste de los modelos: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico.

A la vista de los resultados de ajuste representados en la Figura 22, se concluyó que todos los modelos se ajustaban razonablemente bien al variograma muestral, si bien parecía que el modelo esférico se ajustaba mejor y por tanto este fue el modelo elegido para realizar la interpolación espacial.

Como ya se explicó en el Capítulo 4, previo a la realización de la interpolación espacial era necesario definir la rejilla sobre la que calcular los valores de predicción de precipitaciones máximas en 24h en los puntos no muestreados.

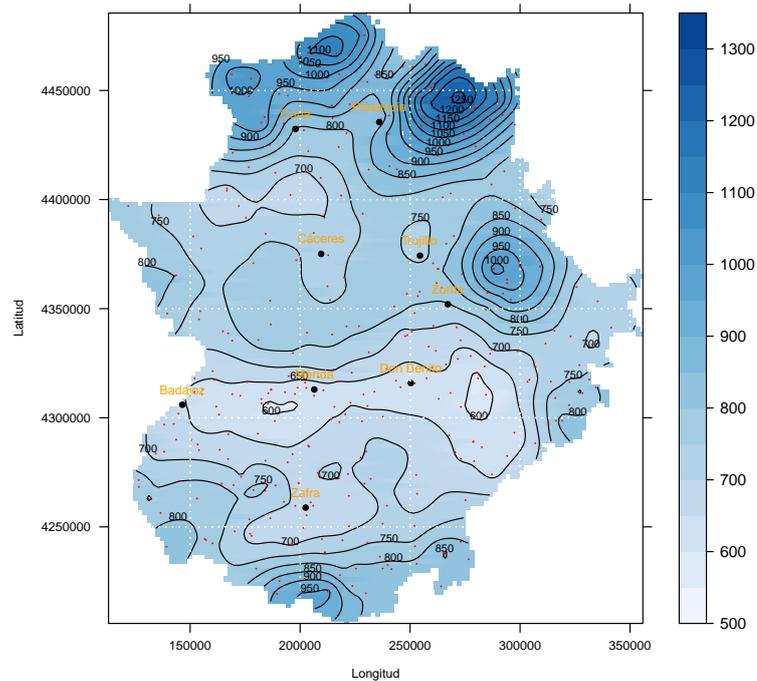


*Figura 23: Rejilla empleada en el proceso de interpolación espacial de las precipitaciones máximas en 24h para los diferentes periodos de retorno.*

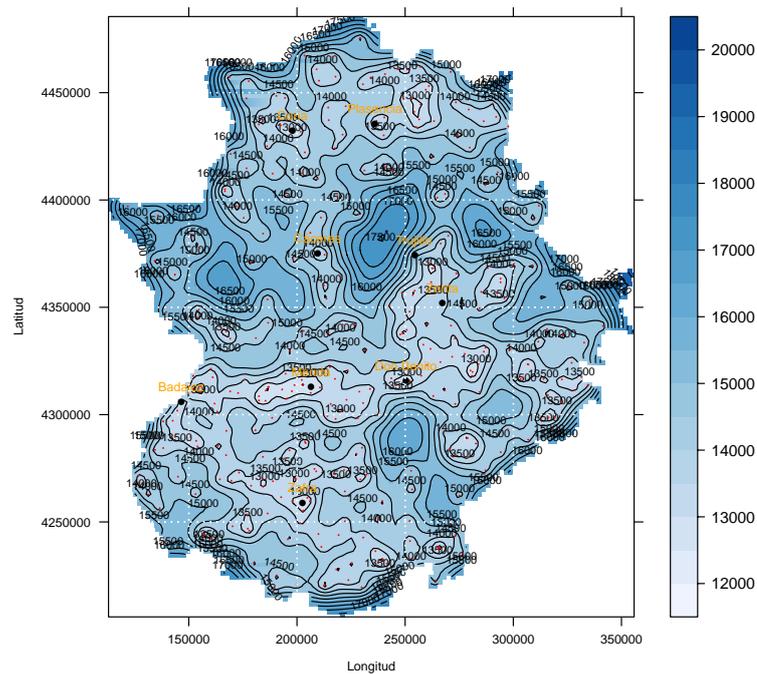
La rejilla empleada representada en la Figura 23, posee unas dimensiones de 10.000 x 10.000, las cuales resultaron más que suficientes para la interpolación espacial que se llevó a cabo.

#### 5.2.4 Interpolación espacial

La última fase del krigeaje es la interpolación espacial, donde se obtienen las predicciones de la variable de interés en los puntos no muestreados. Se consiguieron tanto las predicciones de las precipitaciones máximas en 24h para el periodo de retorno de 20 años como de sus varianzas, representando ambas en mapas de Extremadura, cumpliendo así el objetivo buscado en este trabajo. Este proceso, que desde el punto de vista operativo era el más complejo, el ordenador tardaba en realizarlo aproximadamente tres segundos.



**Figura 24:** Predicciones de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 20 años.

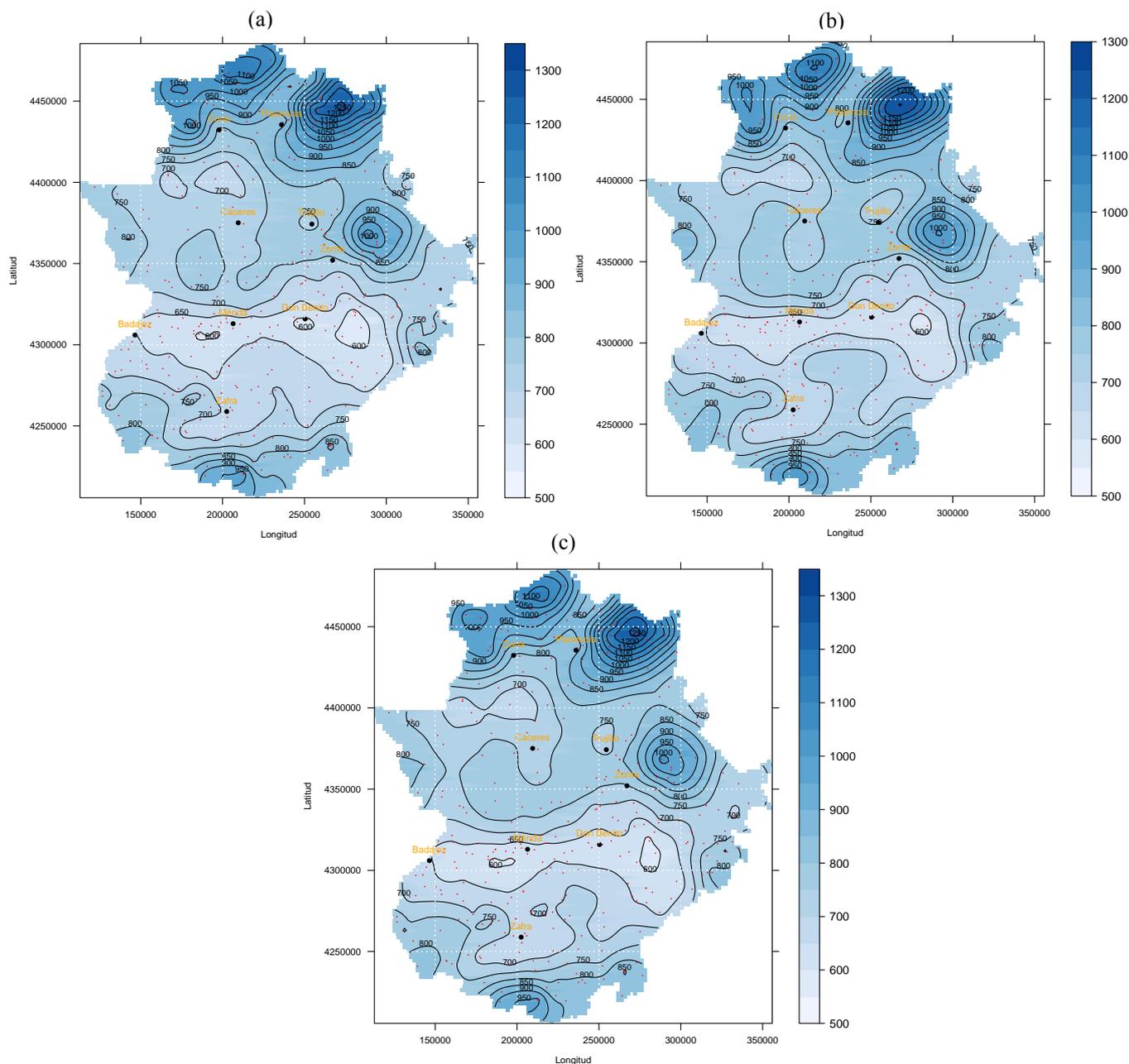


**Figura 25:** Varianza de la predicción en las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 20 años.

Observando los resultados tanto de la Figura 24 como de la Figura 25, se pudo concluir que las zonas de montañas es donde las predicciones de la precipitación son mayores. En las zonas donde existe un muestreo menor de estaciones es donde la varianza en las predicciones es mayor.

## 5.2.5 Comparativa de la interpolación espacial en función del modelo ajustado al variograma

Como se comentó anteriormente, los tres modelos teóricos producían buenos ajustes al variograma muestral. Para un periodo de retorno de 20 años se eligió el modelo esférico que era el que correspondía al mejor ajuste global, pero para ver como quedaba la interpolación espacial de los mapas con los otros dos métodos, se han producido los mapas representándolos en la Figura 26.



**Figura 26:** Predicciones para Extremadura de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 20 años, según los ajustes de los modelos: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico.

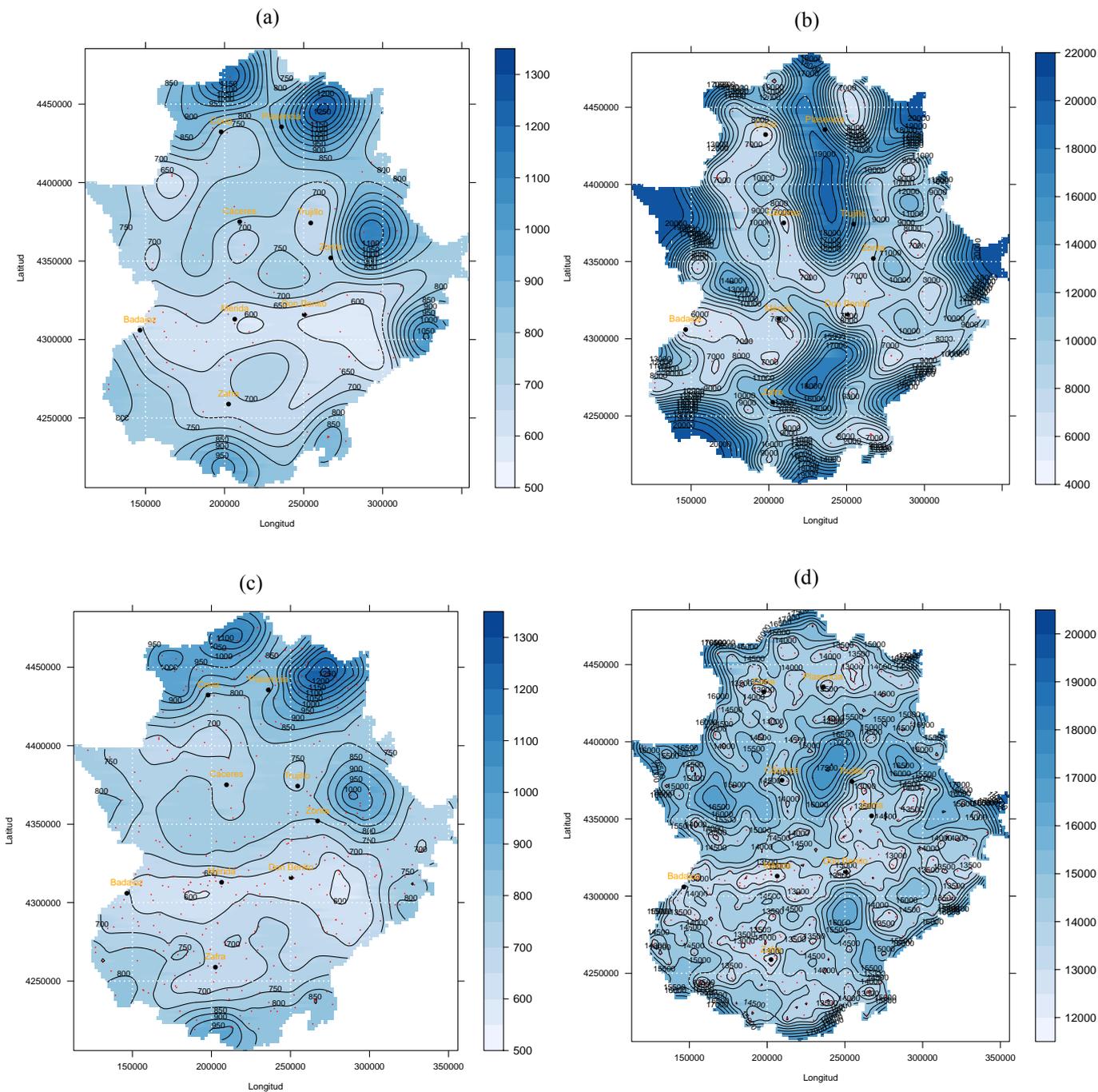
Comparando los paneles de la Figura 26 se puede concluir que las variaciones entre los mapas con un modelo u otro no son grandes, lo cual da una idea de la robustez del ajuste empleado.

### **5.2.6 Comparativa de la interpolación espacial en función del número de estaciones**

Para ver como variaban las predicciones de la variable de interés en función del número de estaciones empleadas, la mejor forma de hacerlo era preparar un gráfico donde se comparasen las predicciones tanto de las precipitaciones máximas en 24h como de sus varianzas.

En la Figura 27, se comparan las predicciones obtenidas de la interpolación espacial tomando sólo los 100 primeros datos de la Tabla A2.1 del Apéndice 2 y tomándolos todos. En el caso de la interpolación espacial con 100 estaciones, el mejor ajuste del variograma se producía para el modelo gaussiano. Por este motivo se compara esta interpolación espacial con la del modelo esférico que producía el mejor ajuste empleando todas las estaciones.

Comparando los gráficos, se puede concluir que los resultados obtenidos en el caso de las predicciones tienen similitudes a grandes rasgos. Este es el caso de las predicciones en las zonas montañosas del norte de Cáceres. Sin embargo, en la zona central de Extremadura se aprecian variaciones grandes tanto en los valores de precipitación máxima en 24h como en la distribución espacial de los mismos. Como era de esperar, predicciones con menos datos producen resultados menos fiables, lo cual se puede constatar comparando los gráficos de la varianza. En el caso de las predicciones con 100 estaciones, en general las varianzas son mayores, sobre todo en el perímetro del gráfico, donde la falta de estaciones aumenta la varianza comparada con el gráfico obtenido empleando todas las estaciones.



**Figura 27:** Los paneles (a) y (c) representan las predicciones para Extremadura de la precipitación máxima en 24h (dmm) y los paneles (b) y (d) sus varianzas, para un periodo de retorno de 20 años. Los resultados representados en los paneles (a) y (b) están basados en el uso de 100 estaciones, mientras que los paneles (c) y (d) han sido calculados empleando las 328 estaciones.

## 5.3 Resultados para un periodo de retorno de 50 años

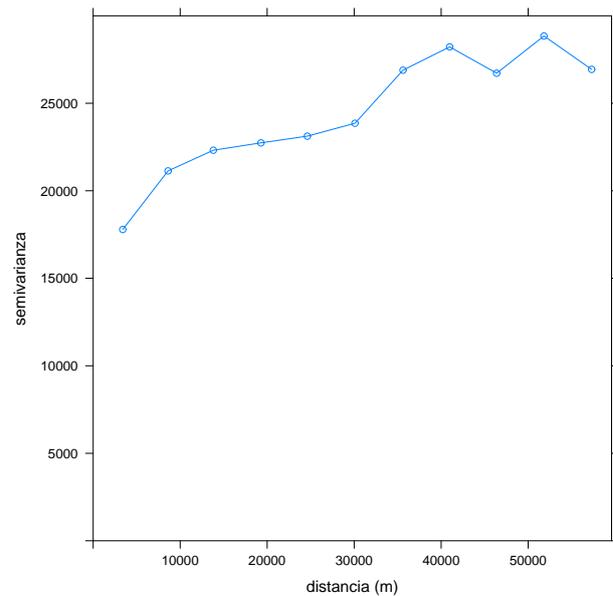
En esta sección se describe como se elaboró el mapa de predicciones de precipitaciones máximas en 24h y sus varianzas para un periodo de retorno de 50 años. El proceso desarrollado para llevarlo a cabo fue análogo al descrito en la Sección 5.2, utilizando los datos de precipitaciones máximas en 24h de la Tabla A2.1 del Apéndice 2 para un periodo de retorno de 50 años.

### 5.3.1 Cálculo del variograma

En la Tabla 5, a partir de los datos de predicción de precipitaciones máximas en 24h para el periodo de retorno de 50 años, se presentan los valores de las semivarianzas en función de las distancias de las estaciones situadas a menos de 60km entre ellas, para elaborar el variograma muestral representado en la Figura 28. Los comandos utilizados están recogidos en el Apéndice 3.3.

**Tabla 5:** Estimaciones de la semivarianza,  $\hat{\gamma}(h)$ , para el variograma representado en la Figura 28. La variable “ne” representa el número de pares de estaciones situadas en un intervalo alrededor de la distancia  $h$ .

Punto	ne	$h$	$\hat{\gamma}(h)$
1	129	3402,01	17789,40
2	379	8605,08	21135,07
3	608	13813,22	22315,79
4	832	13813,22	22737,82
5	998	19288,09	23120,93
6	1161	24622,29	23857,29
7	1299	35614,91	26890,85
8	1536	40981,70	28220,00
9	1562	46379,49	26716,42
10	1737	51816,00	28842,94
11	1683	57296,47	26934,90

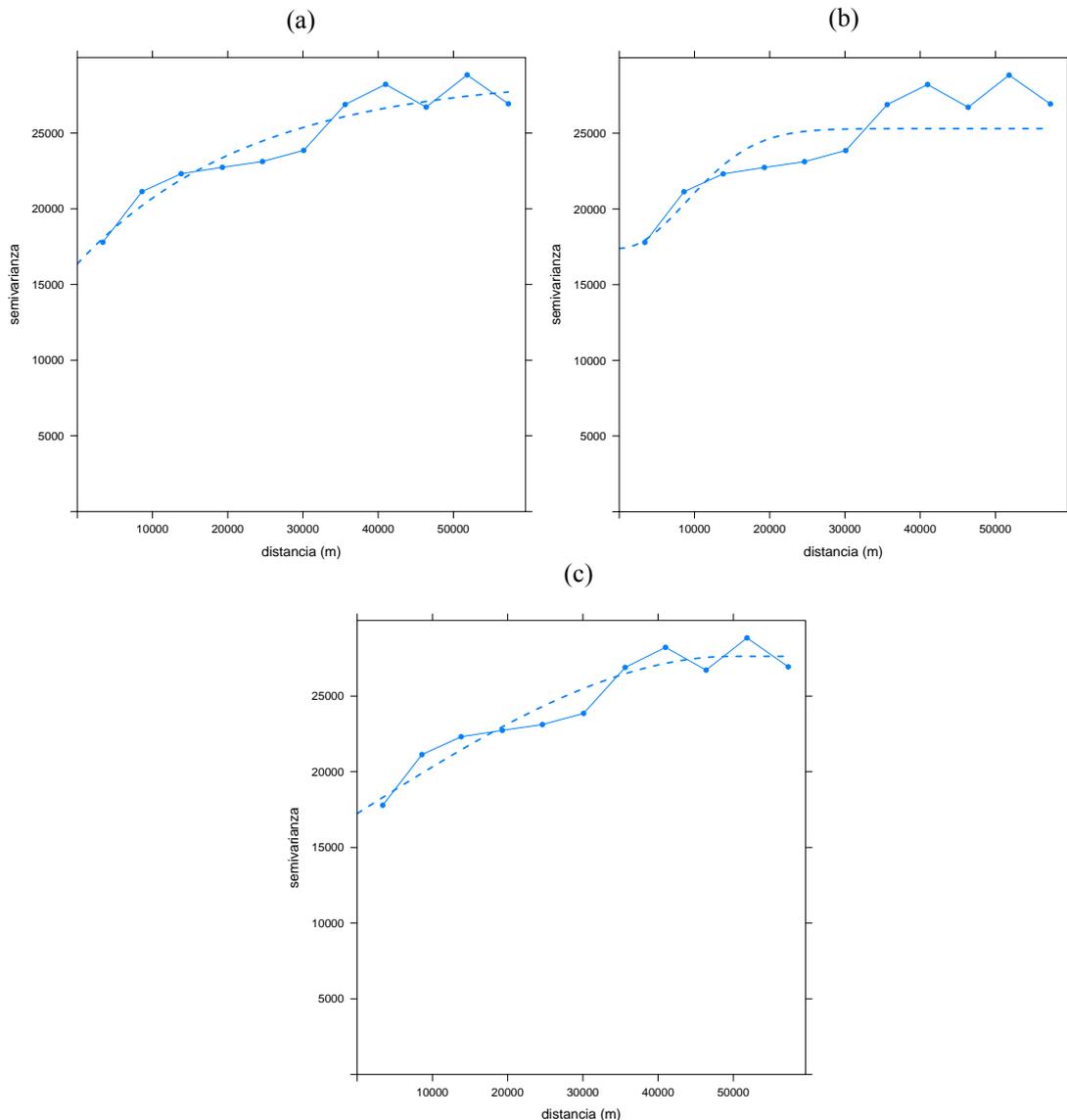


**Figura 28:** Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 50 años, basado en las 328 estaciones con distancias entre ellas de hasta 60km.

El variograma muestral representado en la Figura 28 posee globalmente la forma típica de un variograma, si bien en este caso su forma no es tan dentada como en la Figura 21. Esto es debido a que se calculó la semivarianza en 11 puntos en vez de 12 ya que generaba una gráfica más estable.

### 5.3.2 Ajuste de un modelo al variograma

Considerando la forma del variograma muestral, se eligieron los siguientes parámetros para el ajuste de los modelos: pepita 17.000, capa 29.000 y rango 50km. En la Figura 29 se representan los ajustes de los tres modelos teóricos al variograma muestral.

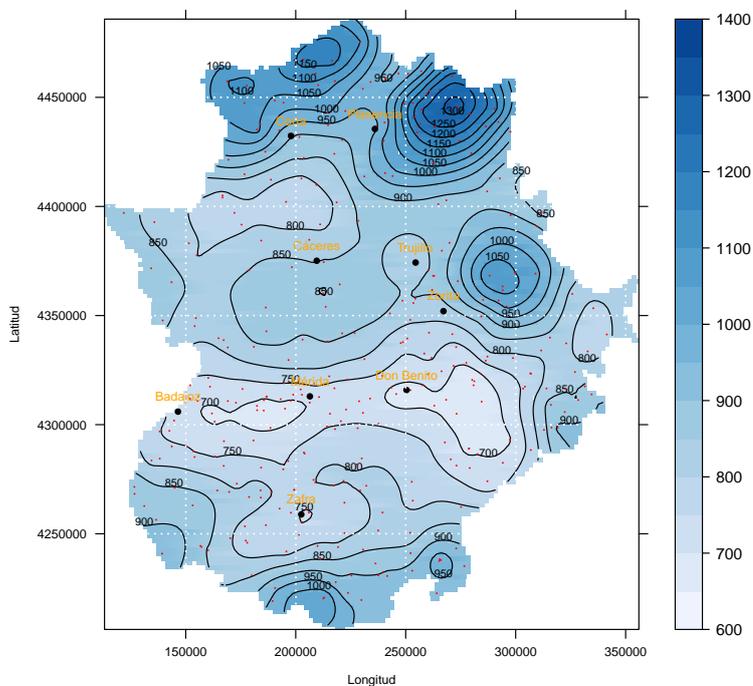


**Figura 29:** Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h de las 328 estaciones para un periodo de retorno de 50 años, con el ajuste de los modelos: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico.

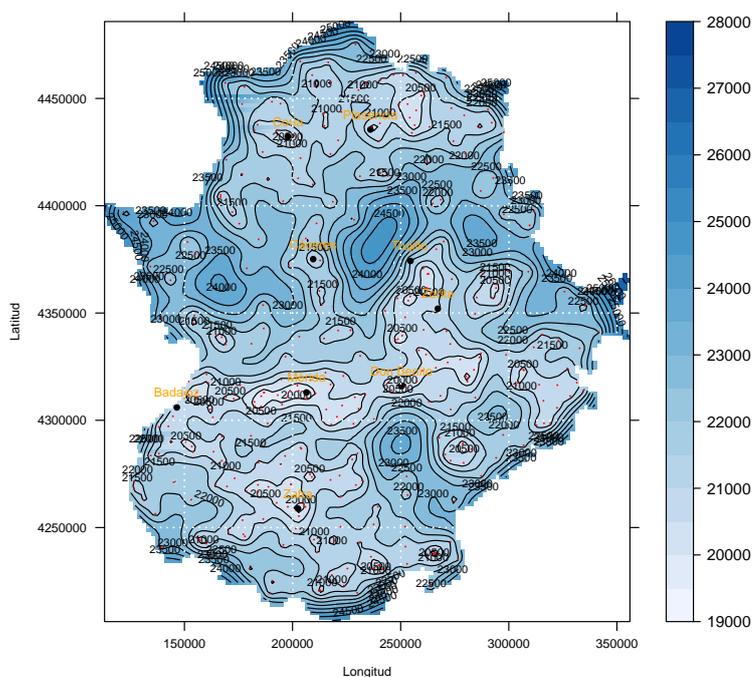
Considerando la Figura 29, los modelos que mejor se adaptaban al variograma muestral eran el exponencial y el esférico, si bien parecía que el modelo esférico se ajustaba algo mejor. Por ello se optó el modelo esférico para realizar la interpolación espacial.

### 5.3.3 Interpolación espacial

Las Figuras 30 y 31 muestran los mapas de Extremadura obtenidos a partir las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 50 años y sus varianzas.



**Figura 30:** Predicciones de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 50 años.



**Figura 31:** Varianza de la predicción de las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 50 años.

Comparando las Figuras 30 y 25, la distribución espacial de las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 50 años era muy similar al caso del periodo de retorno de 20 años, si bien se observaba el incremento en los valores de las isolíneas de precipitación por tener un periodo de retorno mayor. Como se vio en la Figura 25, en la Figura 31 se apreciaba como en las zonas donde existía un muestreo menor de estaciones existía mayor varianza en las predicciones.

## 5.4 Resultados para un periodo de retorno de 100 años

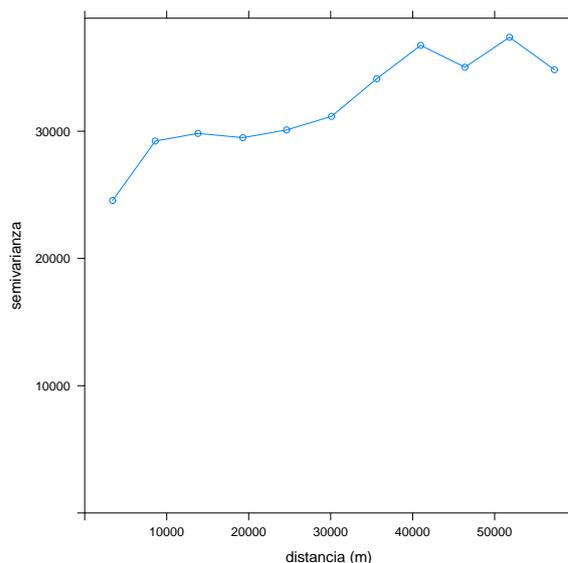
En esta sección se expone el proceso realizado para crear el mapa de predicciones de precipitaciones máximas en 24h y sus varianzas para un periodo de retorno de 100 años. El proceso desarrollado para llevarlo a cabo fue análogo al descrito en la Sección 5.2, utilizando los datos de precipitaciones máximas en 24h de la Tabla A2.1 del Apéndice 2 para un periodo de retorno de 100 años.

### 5.4.1 Cálculo del variograma

En la Tabla 6, a partir de los datos de predicción de precipitaciones máximas en 24h para el periodo de retorno de 100 años, se presentan las semivarianzas en función de las distancias de las estaciones situadas a menos de 60km entre ellas, para elaborar el variograma muestral representado en la Figura 32. Los comandos utilizados están recogidos en el Apéndice 3.4.

**Tabla 6:** Estimaciones de la semivarianza,  $\hat{\gamma}(h)$ , para el variograma representado en la Figura 32. La variable “ne” representa el número de pares de estaciones situadas en un intervalo alrededor de la distancia  $h$ .

Punto	ne	$h$	$\hat{\gamma}(h)$
1	129	3402,01	24555,69
2	379	8605,08	29225,51
3	608	13813,22	29826,84
4	832	19288,09	29492,16
5	998	24622,29	30097,09
6	1161	30095,94	31163,40
7	1299	35614,91	34118,71
8	1536	40981,70	36743,82
9	1562	46379,49	35026,05
10	1737	51816,00	37382,11
11	1683	57296,47	34828,67

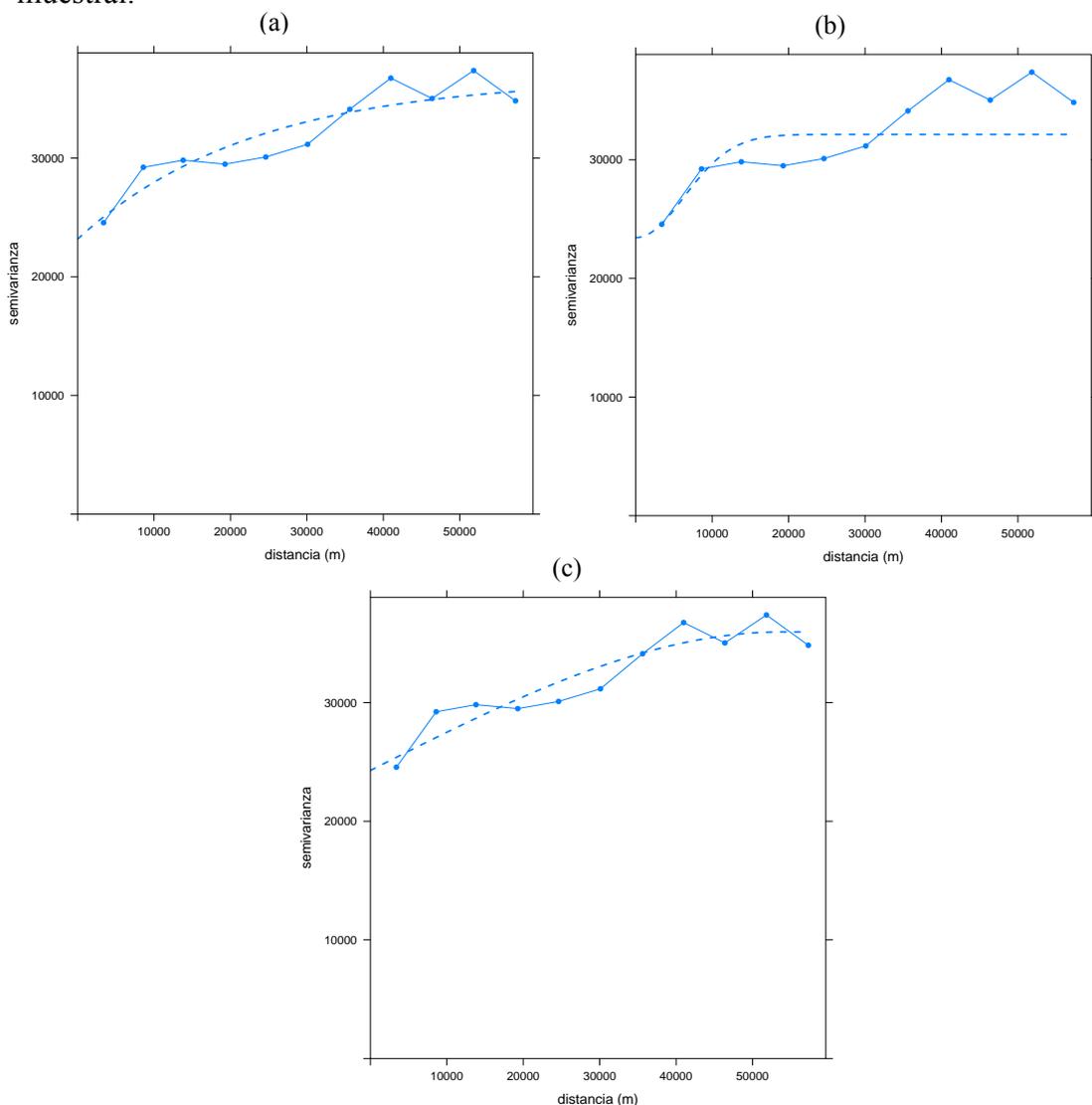


**Figura 32:** Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 100 años, basado en las 328 estaciones con distancias entre ellas de hasta 60km.

El variograma muestral de la Figura 32 posee globalmente la forma típica de un variograma, ascendiendo inicialmente para luego estancarse. En este caso se aprecia un claro cambio de pendiente en el variograma aproximadamente a los 10km de distancia, lo cual da una idea de la fuerte correlación espacial en las cortas distancias. Como en el caso del variograma muestral de la Figura 28, se calcularon la semivarianzas en 11 puntos ya que producía una gráfica estable.

### 5.4.2 Ajuste de un modelo al variograma

Considerando la forma del variograma muestral, se eligieron los siguientes parámetros para el ajuste de los modelos: pepita 23.000, capa 39.000 y rango 50km. En la Figura 33 se representan los ajustes de los tres modelos teóricos al variograma muestral.

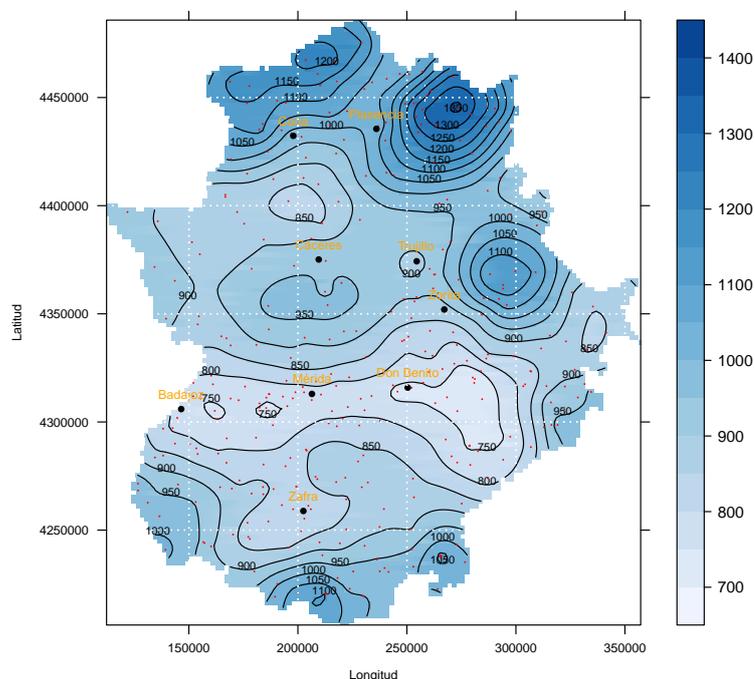


**Figura 33:** Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h de las 328 estaciones para un periodo de retorno de 100 años, con el ajuste de los modelos: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico.

Considerando la Figura 33, los modelos que mejor se ajustaban al variograma muestral eran el exponencial y el esférico, si bien parecía que el modelo esférico se ajustaba algo mejor. Por tanto se eligió el modelo esférico para realizar la interpolación espacial.

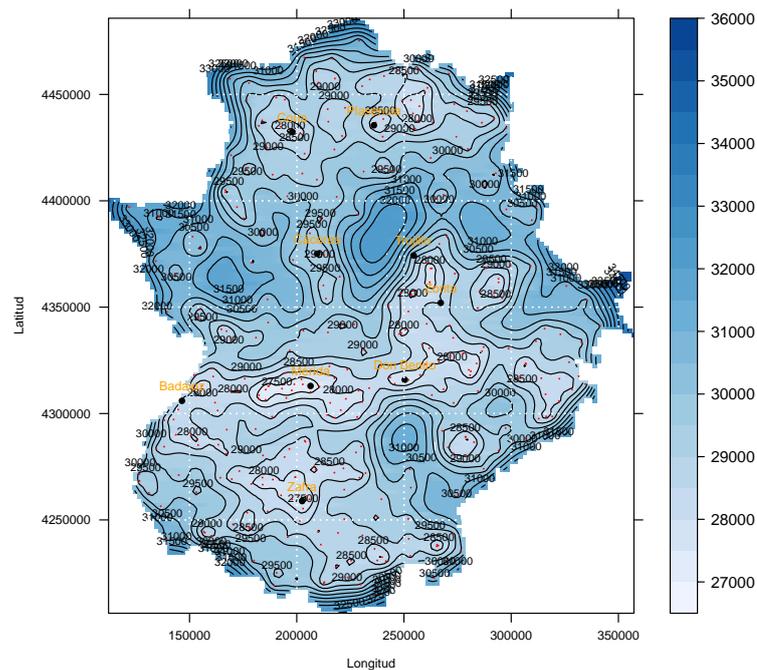
### 5.4.3 Interpolación espacial

Las Figuras 34 y 35 muestran los mapas de Extremadura generados a partir las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 100 años y sus varianzas.



**Figura 34:** Predicciones de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo retorno de 100 años.

Comparando la Figura 34 con las Figuras 30 y 24 se observó que la distribución espacial de las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 100 años era muy similar a la de los periodos de retorno de 50 y 20 años, si bien se apreciaba el incremento en los valores de las isóneas de precipitación por tener un periodo de retorno mayor. Como se vio en las Figuras 31 y 25, en la Figura 35 se apreciaba como en las zonas donde existía un muestreo menor de estaciones existía mayor varianza en las predicciones.



**Figura 35:** Varianza de la predicción de las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 100 años.

## 5.5 Resultados para un periodo de retorno de 200 años

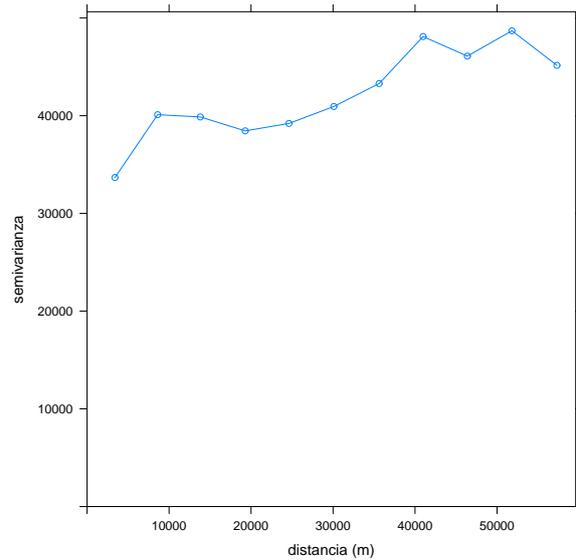
En esta sección se describe el procedimiento seguido para la elaboración del mapa de predicciones de precipitaciones máximas en 24h y sus varianzas para un periodo de retorno de 200 años. El proceso desarrollado para llevarlo a cabo fue análogo al descrito en la Sección 5.2, utilizando los datos de precipitaciones máximas en 24h de la Tabla A2.1 del Apéndice 2 para un periodo de retorno de 200 años.

### 5.5.1 Cálculo del variograma

En la Tabla 7, a partir de los datos de predicciones de precipitaciones máximas en 24h para el periodo de retorno de 200 años, se presentan las semivarianzas en función de la distancias de las estaciones situadas a menos de 60km entre ellas, para elaborar el variograma muestral representado en la Figura 36. Los comandos utilizados están recogidos en el Apéndice 3.5.

**Tabla 7:** Estimaciones de la semivarianza,  $\hat{\gamma}(h)$ , para el variograma representado en la Figura 36. La variable “ne” representa el número de pares de estaciones situadas en un intervalo alrededor de la distancia  $h$ .

Punto	ne	distancia	gamma
1	129	3402,01	33676,20
2	379	8605,08	40104,36
3	608	13813,22	39872,62
4	832	19288,09	38447,48
5	998	24622,29	39207,52
6	1161	30095,94	40944,13
7	1299	35614,91	43290,31
8	1536	40981,70	48101,29
9	1562	46379,49	46098,14
10	1737	51816,00	48692,62
11	1683	57296,47	45156,83

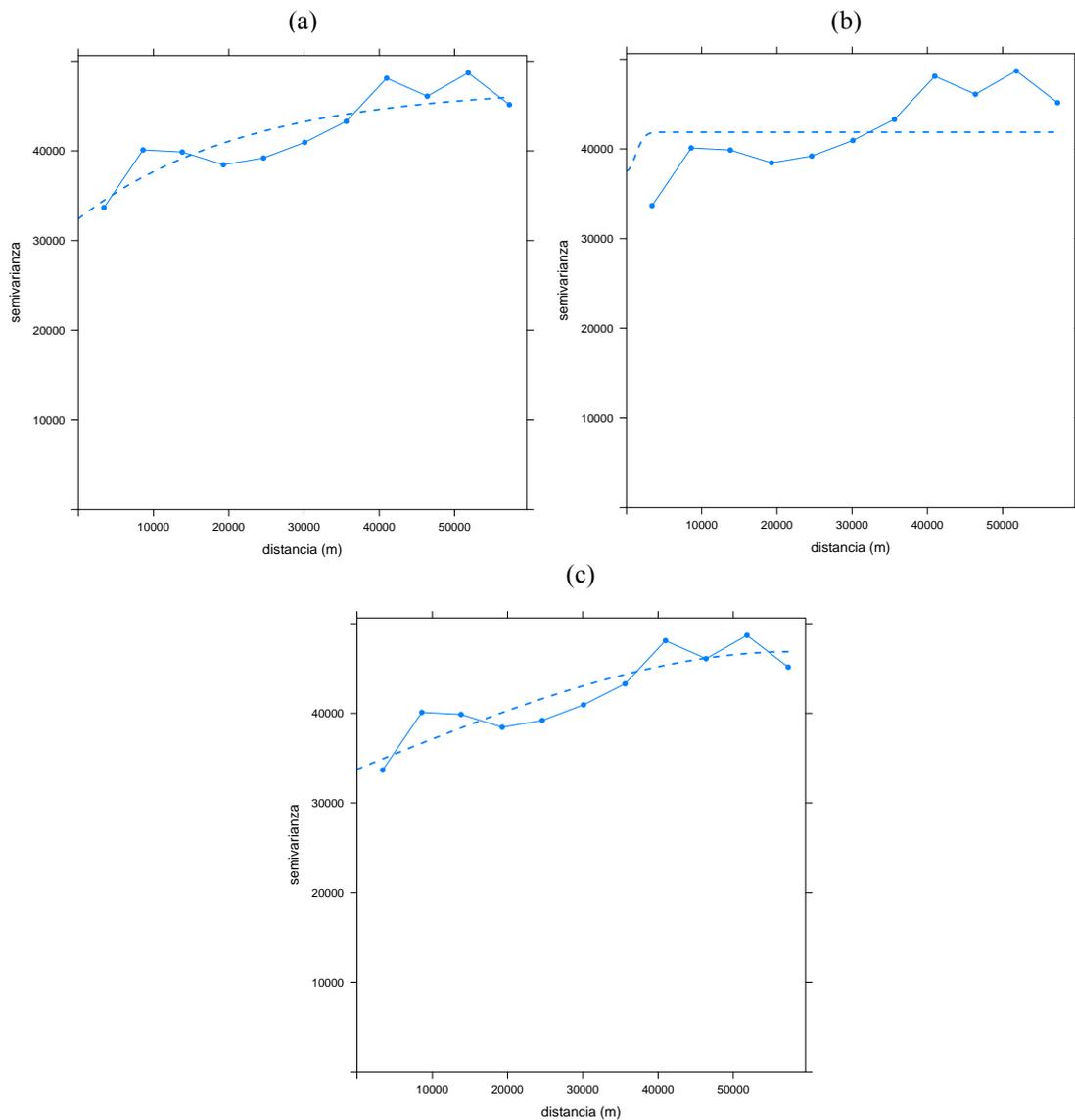


**Figura 36:** Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 200 años, basado en las 328 estaciones con distancias entre ellas de hasta 60km.

El variograma muestral de la Figura 36 posee de globalmente la forma típica de un variograma, ascendiendo inicialmente para luego estancarse. Como ocurre en el variograma muestral de la Figura 32 se aprecia un claro cambio de pendiente aproximadamente a los 10km de distancia, acrecentándose más en este caso. Esto se puede achacar a dos motivos, el primero es a la fuerte correlación espacial en las distancias cortas y el segundo es el incremento de la variabilidad en los resultados como consecuencia de incrementar el número de años del periodo de retorno. Como en los casos del variograma muestral para los periodos de retorno de 50 y 100 años, se calcularon la semivarianza en 11 puntos ya que producía una gráfica estable.

### 5.5.2 Ajuste de un modelo al variograma

Considerando la forma del variograma muestral, se seleccionaron los siguientes parámetros para el ajuste de los modelos: pepita 32.000, capa 59.000 y rango 50km. En la Figura 37 se representan los ajustes de los tres modelos teóricos al variograma muestral.

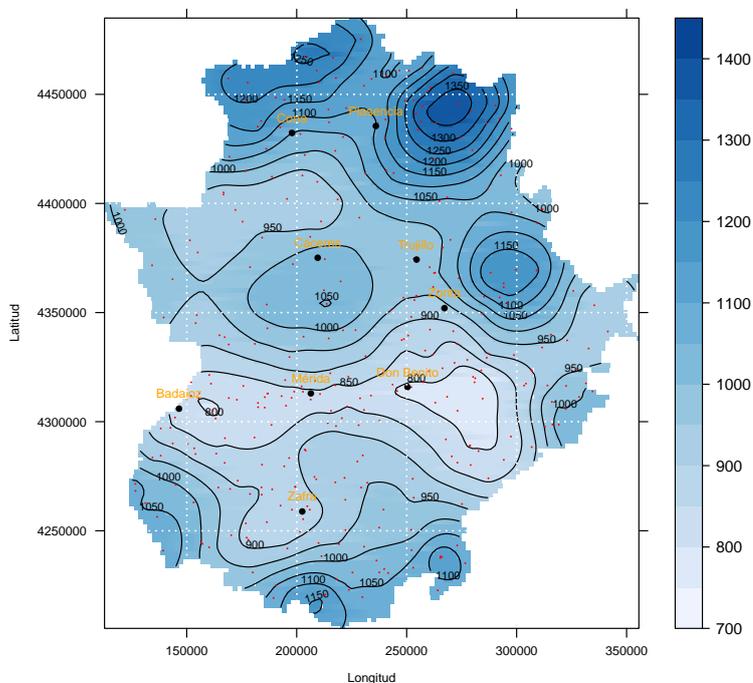


**Figura 37:** Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h de las 328 estaciones para un periodo de retorno de 200 años, con el ajuste de los modelos: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico.

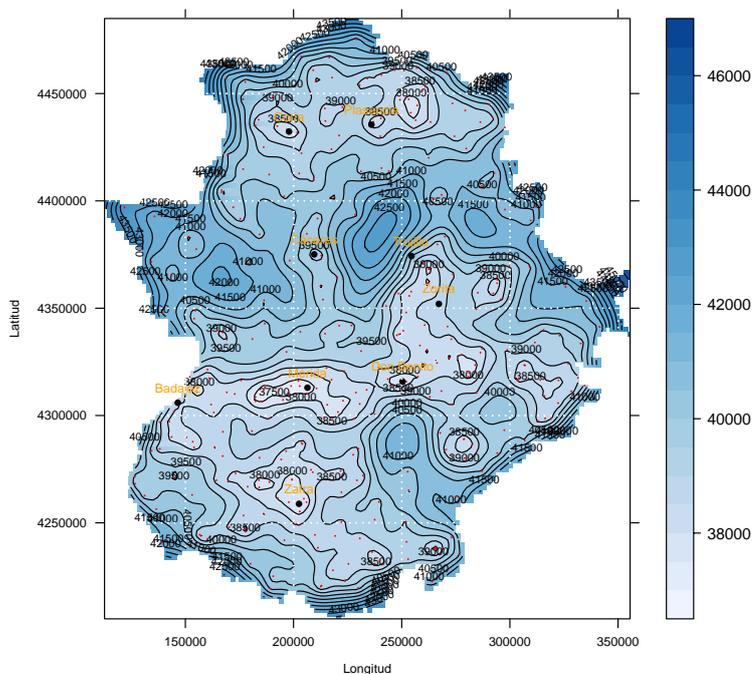
Analizando la Figura 37, los modelos que mejor se ajustaban al variograma muestral eran el exponencial y el esférico, si bien parecía que el modelo esférico se ajustaba algo mejor. Por tanto se escogió el modelo esférico para realizar la interpolación espacial. Por el contrario el modelo gaussiano producía un ajuste muy pobre con un rango muy corto y un valor de la capa promediado para los valores de la semivarianza del variograma muestral.

### 5.5.3 Interpolación espacial

Las Figuras 38 y 39 muestran los mapas de Extremadura obtenidos a partir las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 200 años y sus varianzas.



**Figura 38:** Predicciones de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 200 años.



**Figura 39:** Varianza de la predicción de las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 200 años.

Comparando la Figura 38 con las Figuras 34, 30 y la 24, se observó que la distribución espacial de las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 200 años era muy similar a la de los periodos de retorno de 100, 50 y 20 años, si bien se apreciaba el incremento en los valores de las isolíneas de precipitación por tener un periodo de retorno mayor. Como se vio en las Figuras 35, 31 y 25, en la Figura 39 se apreciaba como en las zonas donde existía un muestreo menor de estaciones existía mayor varianza en las predicciones.

## 5.6 Resultados para un periodo de retorno de 500 años

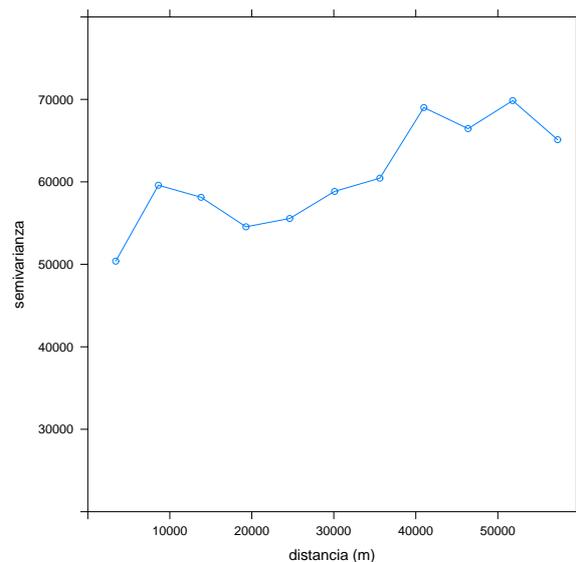
En esta sección se detalla el proceso seguido para elaborar el mapa de predicciones de precipitaciones máximas en 24h y sus varianzas para un periodo de retorno de 500 años. El proceso desarrollado para llevarlo a cabo fue análogo al descrito en la Sección 5.2, utilizando los datos de precipitaciones máximas en 24h de la Tabla A2.1 del Apéndice 2 para un periodo de retorno de 500 años.

### 5.6.1 Cálculo del variograma

En la Tabla 8, a partir de los datos de predicciones de precipitaciones máximas en 24h para el periodo de retorno de 500 años, se presentan las semivarianzas de las estaciones situadas a menos de 60km entre ellas, para elaborar el variograma muestral representado en la Figura 40. Los comandos utilizados están recogidos en el Apéndice 3.6.

**Tabla 8:** Estimaciones de la semivarianza,  $\hat{\gamma}(h)$ , para el variograma representado en la Figura 40. La variable “ne” representa el número de pares de estaciones situadas en un intervalo alrededor de la distancia h.

Punto	ne	h	$\hat{\gamma}(h)$
1	129	3402,01	50384,62
2	379	8605,08	59592,86
3	608	13813,22	58129,46
4	832	19288,09	54551,74
5	998	24622,29	55560,40
6	1161	30095,94	58845,41
7	1299	35614,91	60447,74
8	1536	40981,70	69011,89
9	1562	46379,49	66451,52
10	1737	51816,00	69853,43
11	1683	57296,47	65113,27



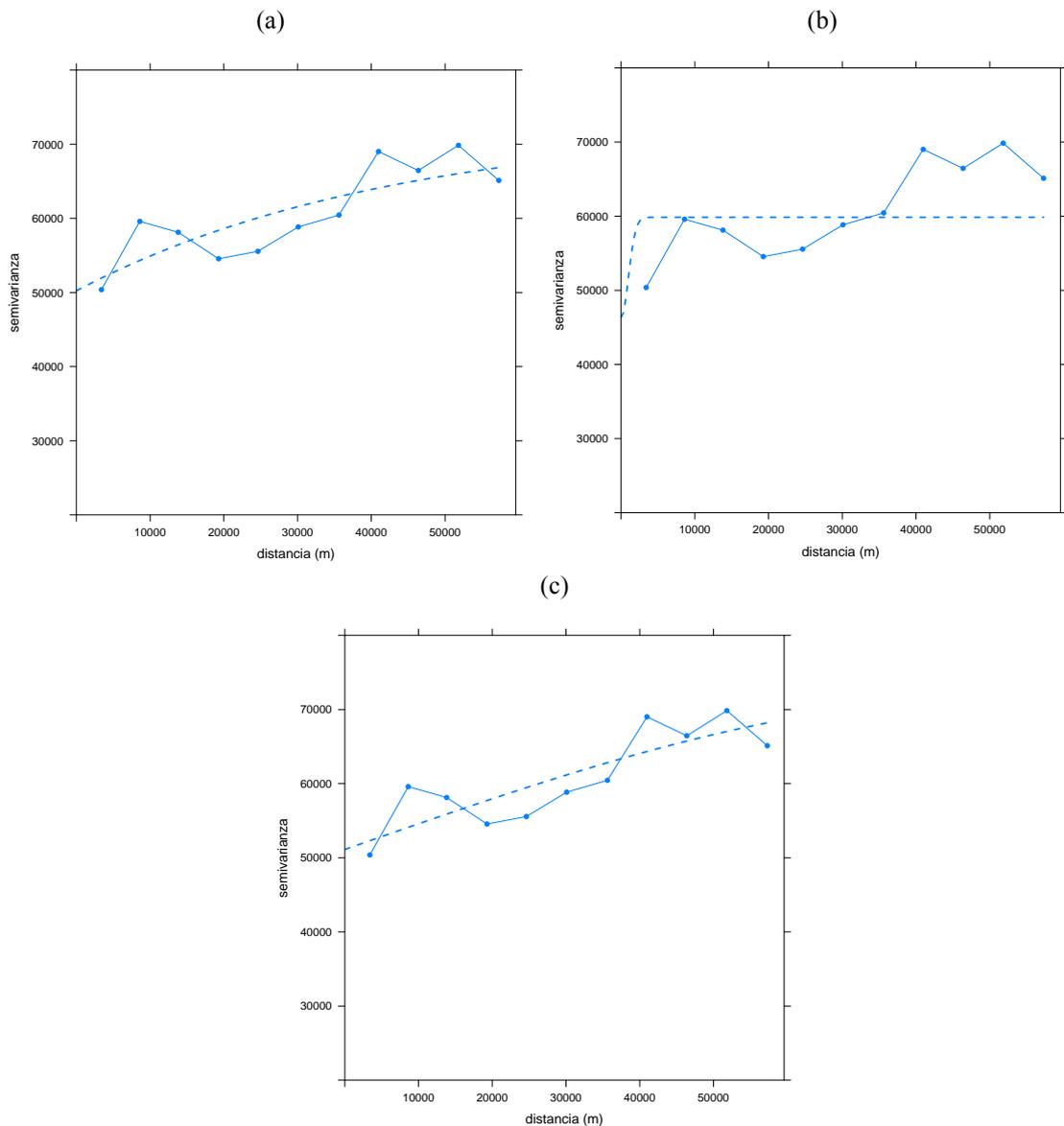
**Figura 40:** Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 500 años, basado en las 328 estaciones con distancias entre ellas de hasta 60km.

El variograma muestral de la Figura 40 posee globalmente la forma típica de un variograma, ascendiendo inicialmente para luego estancarse. Como ocurre en el variograma muestral de las Figuras 36 y 33 se aprecia un claro cambio de pendiente aproximadamente a los 10km de distancia, acrecentándose más en este caso dando lugar a un pico. Esto se achaca a los dos motivos comentados en la Subsección 5.5.1, el primero es a la fuerte correlación espacial en las distancias cortas y el segundo es el incremento de la variabilidad en los resultados como consecuencia de incrementar el número de años del periodo de retorno. Como en los casos del variograma muestral para los periodos de retorno de 50, 100 y 200 años, se calcularon las semivarianzas en 11 puntos ya que producía una gráfica estable.

### **5.6.2 Ajuste de un modelo al variograma**

Considerando la forma del variograma muestral, se seleccionaron los siguientes parámetros para el ajuste de los modelos: pepita 50.000, capa 70.000 y rango 50km. En la Figura 41 se representan los ajustes de los tres modelos teóricos al variograma muestral.

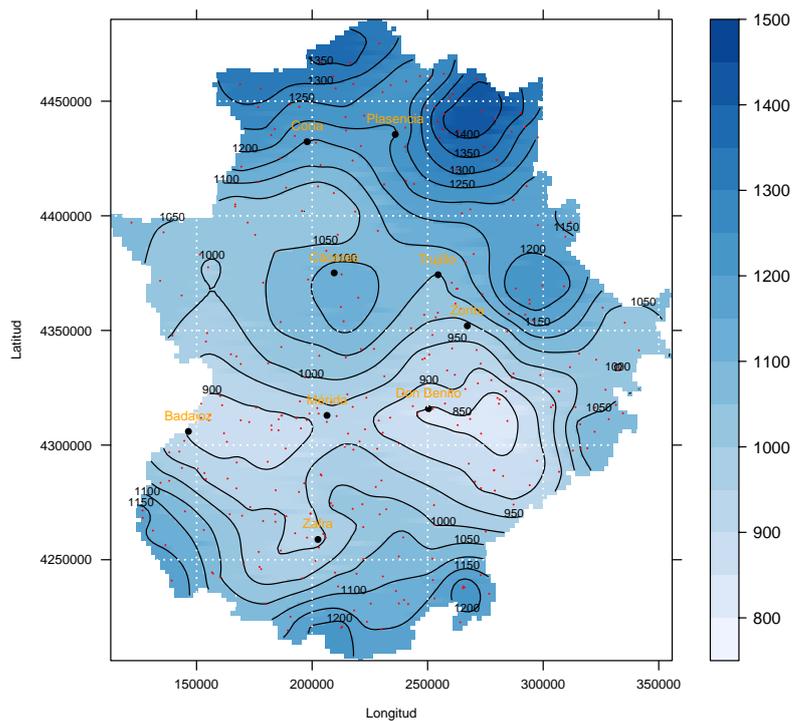
Considerando la Figura 41, los modelos que mejor se ajustaban al variograma muestral eran el exponencial y el esférico, si bien el modelo exponencial se ajustaba algo mejor. Por tanto se eligió el modelo exponencial para realizar la interpolación espacial. Por el contrario como ocurre en el panel (b) de la Figura 37 el modelo gaussiano producía un ajuste muy pobre con un rango muy corto y un valor de la capa promediado para los valores de la semivarianza del variograma muestral.



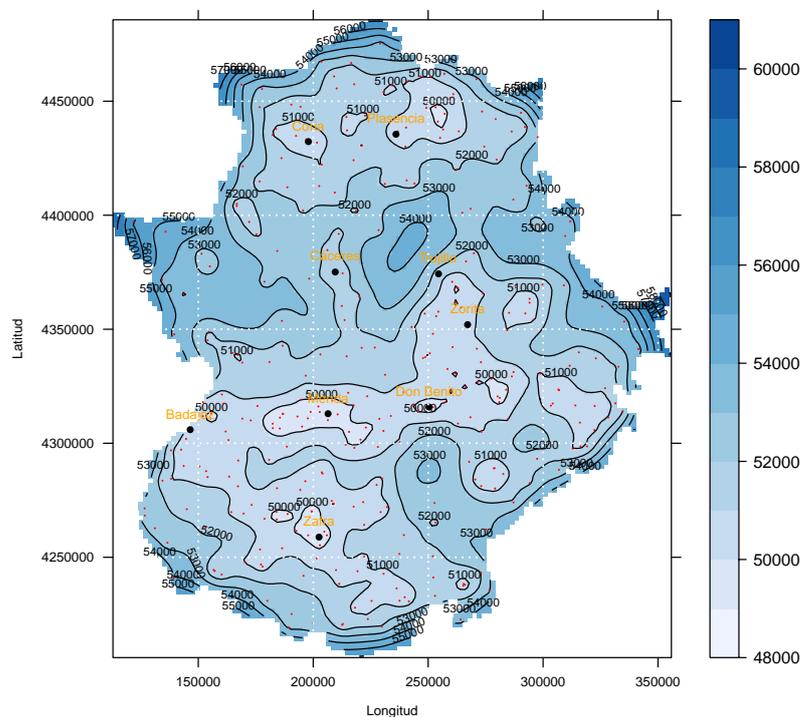
**Figura 41:** Variograma muestral de las predicciones de precipitación máxima en 24h de las 328 estaciones para un periodo de retorno de 500 años, con el ajuste del modelo: (a) exponencial, (b) gaussiano, (c) esférico.

### 5.6.3 Interpolación espacial

Las Figuras 42 y 43 muestran los mapas de Extremadura obtenidos a partir las predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 500 años y sus varianzas.



**Figura 42:** Predicciones de la precipitación máxima en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 500 años.



**Figura 43:** Varianza de la predicción de las precipitaciones máximas en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 500 años.

Comparando la Figura 42 con las Figuras 38, 34, 30 y 24, se observa que la distribución espacial de las precipitaciones máximas en 24h para un periodo de retorno de 500 años era muy similar a la de los periodos de retorno de 200, 100, 50 y 20 años, si bien se apreciaba el incremento en los valores de las isolíneas de precipitación por tener un periodo de retorno mayor. Como se apreció en las Figuras 39, 35, 31 y 25, en la Figura 43, en las zonas donde existía un muestreo menor de estaciones existía mayor varianza en las predicciones.

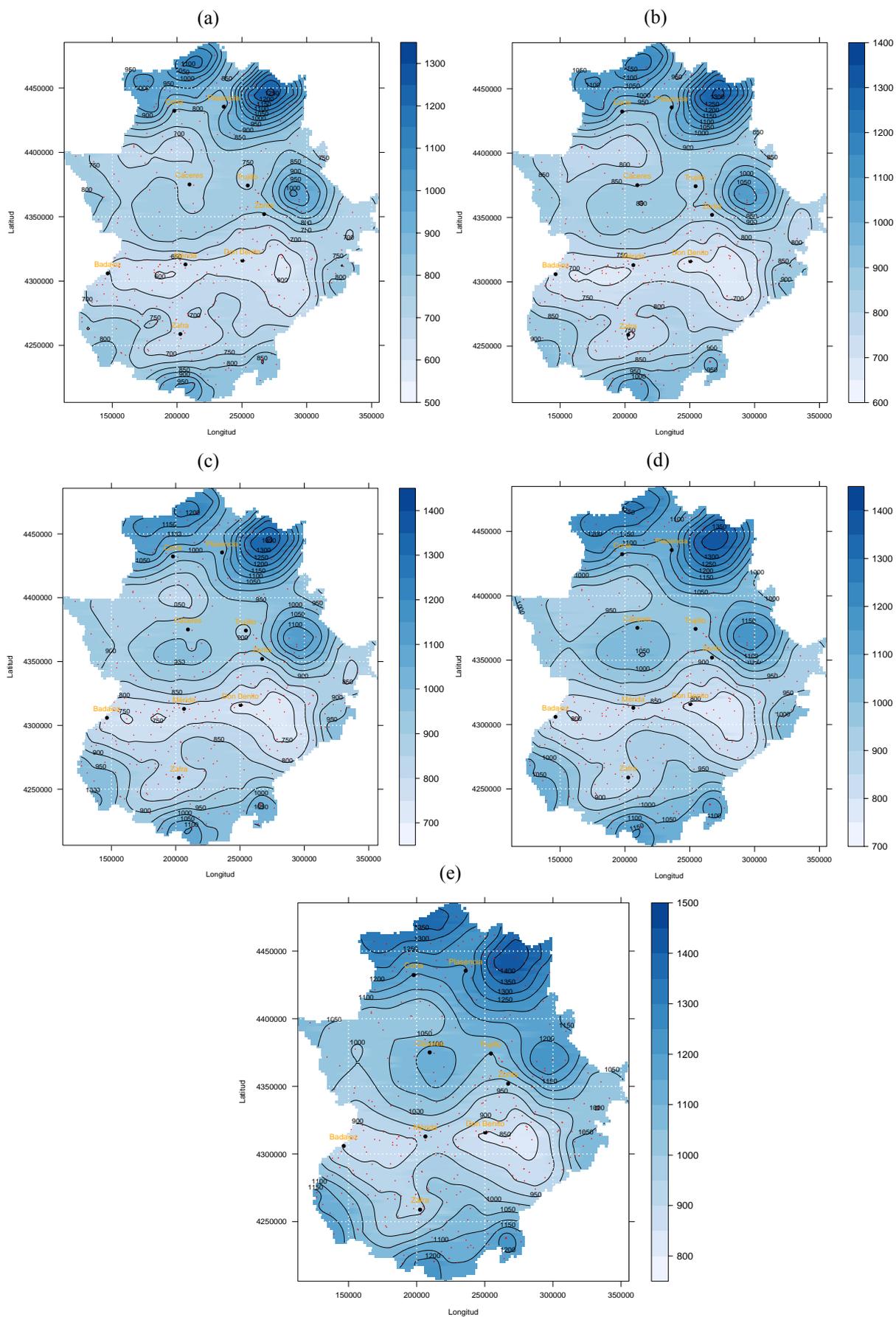
## **5.7 Comparativa de los resultados para los diferentes periodos de retorno**

Para finalizar este capítulo, se han agrupado los mapas de predicción de las precipitaciones máximas en 24h para los cinco periodos de retorno estudiados, lo cual permite comparar de forma rápida la evolución de los resultados obtenidos a medida que se aumenta el periodo de retorno.

Comparando los cinco mapas de la Figura 44, se puede apreciar la magnitud de los valores que cabe esperar para la precipitación máxima en 24h para cada uno de los periodos de retorno estudiados en Extremadura, así como la situación geográfica de las áreas donde dicha variable presenta, sus valores más altos y más bajos.

En los cinco mapas de la Figura 44, se puede observar que las áreas donde aparecen los mayores valores de precipitación máxima en 24h se sitúan principalmente en determinadas zonas montañosas de la región: Sierra de Gredos, Sierra de Gata, Sierra de Guadalupe, borde oriental de la provincia de Badajoz y en la Sierra de Tentudía. En la zona próxima a la Sierra de Gredos es donde se localizan para cualquiera de los periodos de retorno considerados, la predicción máxima absoluta de la precipitación máxima en 24h. Máximos relativos de diverso orden aparecen localizados en las otras cuatro zonas; destacando la Sierra de Gata donde se dan valores de precipitaciones máximas en 24h ligeramente inferiores a los de la Sierra de Gredos para cada periodo de retorno.

Por su parte, las zonas en las que figuran las predicciones más bajas de precipitación máxima en 24h para los diferentes periodos de retorno se dan en las Vegas del Guadiana y al sur de la Tierra de Barros.



**Figura 44:** Predicciones de las precipitaciones máximas en 24h (dmm) para los periodos de retorno de: (a) 20 años, (b) 50 años, (c) 100 años, (d) 200 años, (e) 500 años.

## 6 COMPARATIVA CON OTROS MÉTODOS

Para analizar los resultados obtenidos en este trabajo, se han comparado con los resultados obtenidos en otros estudios que buscaban los mismos objetivos.

### 6.1 Máximas lluvias diarias en la España Peninsular

En la actualidad la normativa que marca los criterios y especificaciones en el diseño de las obras de drenaje en España se trata de la Instrucción 5.2-IC “Drenaje superficial” (MOPU, 1990). Para calcular los caudales de avenida en pequeñas cuencas, hace falta un dato fundamental: la precipitación máxima en 24h. Inicialmente ese dato estaba contemplado en la publicación de la Dirección General de Carreteras del Ministerio de Obras Públicas “Isolíneas de precipitaciones máximas previsibles en un día” del año 1978. Para actualizar este documento, en 1999 la Dirección General de Carreteras (DGC) del Ministerio de Fomento publicó “Máximas lluvias diarias en la España Peninsular”, documento en vigor y de referencia en el cálculo actual de caudales en pequeñas cuencas.

Para la estimación de los cuantiles emplearon 1545 estaciones con 30 o más años de registros y dividieron la España peninsular en 26 regiones buscando características meteorológicas similares. Analizando la Figura 3.1 de la publicación “Máximas lluvias diarias en la España Peninsular” (DGC, 1999), en Extremadura utilizaron aproximadamente 100 estaciones repartidas 30 en Cáceres y 70 en Badajoz.

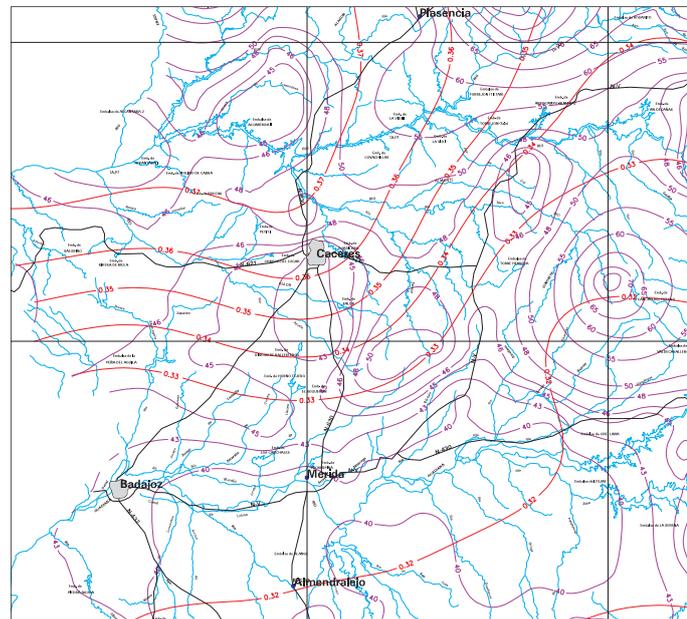
El método estadístico que emplearon para analizar las series de datos fue SQRT-ET-max cuya función de distribución vienen dado por:

$$F(x) = \exp\left[-k(1 + \sqrt{\alpha x}) \exp -\sqrt{\alpha x}\right],$$

donde  $F(x)$  representa la probabilidad de que ocurra un valor inferior a  $x$ ,  $k$  y  $\alpha$  son parámetros a estimar que dependen de la media y la desviación típica de la serie de datos.

A partir del estudio de las series generaron unos mapas mediante técnicas de krigeaje en los que representaron isolíneas con dos datos fundamentales para la aplicación del método; el coeficiente de variación  $C_v$  y el valor medio de máxima precipitación

diaria anual  $\bar{P}$ . En la Figura 45 se representa una fracción de la Hoja 2-4 de la publicación donde se encuentra recogida parte de Extremadura.



**Figura 45:** Extracto de la Hoja 2-4 de la publicación “Máximas lluvias diarias en la España Peninsular”. Las líneas rojas representan el valor de  $C_v$  y las líneas moradas el valor de  $\bar{P}$ . Fuente: DGC (1999).

Una vez obtenido el valor  $C_v$  en la localización deseada, el siguiente paso consiste en definir el valor del factor de amplificación  $K_t$ . Este factor depende del  $C_v$  y del periodo de retorno y se obtiene a partir de la Tabla 7.1 de la publicación, representando un fragmento de ella en la Tabla 9.

**Tabla 9:** Fragmento de la Tabla 7.1 “Factores de amplificación  $K_t$  para el método SQRT-ET-max” de la publicación “Máximas Diarias en la España Peninsular” (DGC, 1999).

$C_v$	Periodo de retorno en años							
	2	5	10	25	50	100	200	500
0,30	0,935	1,194	1,377	1,625	1,823	2,022	2,251	2,541
0,31	0,932	1,198	1,385	1,640	1,854	2,068	2,296	2,602
0,32	0,920	1,202	1,400	1,671	1,884	2,098	2,342	2,663
...	...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...	...
0,52	0,881	1,308	1,640	2,098	2,464	2,861	3,281	3,860

El último paso para conseguir la precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno determinado en un lugar concreto consiste en multiplicar el valor del factor de amplificación  $K_t$  por el valor medio de la máxima precipitación diaria anual  $\bar{P}$ .

Aplicando el método descrito en esta sección, se han calculado los valores de precipitación máxima en 24h para diferentes periodos de retorno en Badajoz, Mérida, Cáceres y Plasencia. Los valores obtenidos, se encuentran representados en las columnas A de la Tabla 10, realizada para comparar los resultados entre los diferentes métodos.

## **6.2 Las precipitaciones máximas en 24h y sus periodos de retorno en España**

Esta es otra publicación en la que se estudia el fenómeno de las precipitaciones máximas en 24h en España, en concreto, el volumen 10 analiza el fenómeno en Extremadura, publicado por el Instituto Nacional de Meteorología (INM) en 1999.

Para el estudio de Extremadura emplearon 124 estaciones tantas como son las series de precipitación máxima en 24h que finalizan en el intervalo cronológico 1985-1990 y que tienen al menos 15 años de registros.

El modelo de ajuste que emplearon para el cálculo fue el de Gumbel, uno de los tres casos del modelo generalizado de valores extremos. De cada estación seleccionaron el valor máximo para cada año y a partir de estos valores le ajustaron la distribución de Gumbel. En los casos que no tenían mediciones en uno de los años de la serie lo interpolaron.

A partir de las distribuciones ajustadas a las series, obtuvieron las predicciones de precipitación para los periodos de retorno de 5, 10, 25, 50, 100 y 250 años. Finalmente crearon unos mapas en los que mediante isolíneas representaron la distribución espacial de las precipitaciones máximas en 24h para distintos periodos de retorno.

Como en el caso de la Sección 6.1, a partir de los mapas de esta publicación se han obtenido las precipitaciones máximas en 24 para diferentes periodos de retorno en los municipios de Badajoz, Mérida, Cáceres y Plasencia. Los valores obtenidos se han representado en las columnas B de la Tabla 10.

## 6.3 Comparación de los resultados obtenidos empleando los distintos métodos

A partir de los mapas realizados empleando la metodología usada en el presente trabajo, se han obtenido las precipitaciones máximas en 24 para diferentes periodos de retorno en los municipios Badajoz, Mérida, Cáceres y Plasencia, representando los resultados en las columnas C de la Tabla 10.

**Tabla 10:** Precipitaciones máximas en 24h (mm) en cuatro ubicaciones para diferentes periodos de retorno. Las columnas reflejan los resultados obtenidos según la metodología expuesta en: (A) “Máximas lluvias diarias en la España Peninsular”, (B) “Las precipitaciones máximas en 24h y sus periodos de retorno en España” y (C) el presente trabajo.

Ubicación	Periodo de Retorno																				
	25			20			50			100			200			250		200		500	
	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	B	C	A	C				
Badajoz	70	68	65	79	73	74	88	83	79	98	87	84	112	90							
Mérida	67	68	64	76	69	72	85	75	79	95	79	85	108	92							
Cáceres	75	87	73	86	105	85	97	115	83	109	120	102	124	112							
Plasencia	97	100	85	110	120	95	125	125	105	140	148	110	161	120							

Analizando los resultados reflejados en la Tabla 10 se puede concluir que:

Los resultados obtenidos en Mérida y Badajoz son muy parecidos para los diferentes periodos de retorno, si bien parece que los resultados obtenidos con el método desarrollado en el presente trabajo representados en las columnas C de la Tabla 10 y los resultados con el método expuesto en la publicación “Las precipitaciones máximas en 24h y sus periodos de retorno en España” recogidos en las columnas B de la Tabla 10, son ligeramente inferiores a los de la publicación “Máximas lluvias diarias en la España Peninsular” recogidos en las columnas A de la Tabla 10, sobre todo para los periodos de retorno de 200 y 500 años.

En el caso Cáceres, los resultados obtenidos son relativamente parecidos entre ellos. Según el método desarrollado en este trabajo y los resultados del método recogido en las columnas A de la Tabla 10 son algo menores que los resultados recogidos en las columnas C de la Tabla 10.

En cuanto a los resultados obtenidos en Plasencia, son muy similares, aunque en este caso parece que hay más variación entre ellos, sobre todo entre el método desarrollado en este trabajo y los otros dos.

En resumen, se puede concluir que los resultados obtenidos a partir de los tres métodos para cada periodo de retorno son del mismo orden de magnitud, si bien existen ciertas fluctuaciones de uno a otro método más acentuadas en el caso de Plasencia y Cáceres. Las posibles causas asociadas a estas variaciones pueden estar relacionadas con los métodos utilizados, los distintos números de estaciones empleadas y las distintas longitudes de sus series.

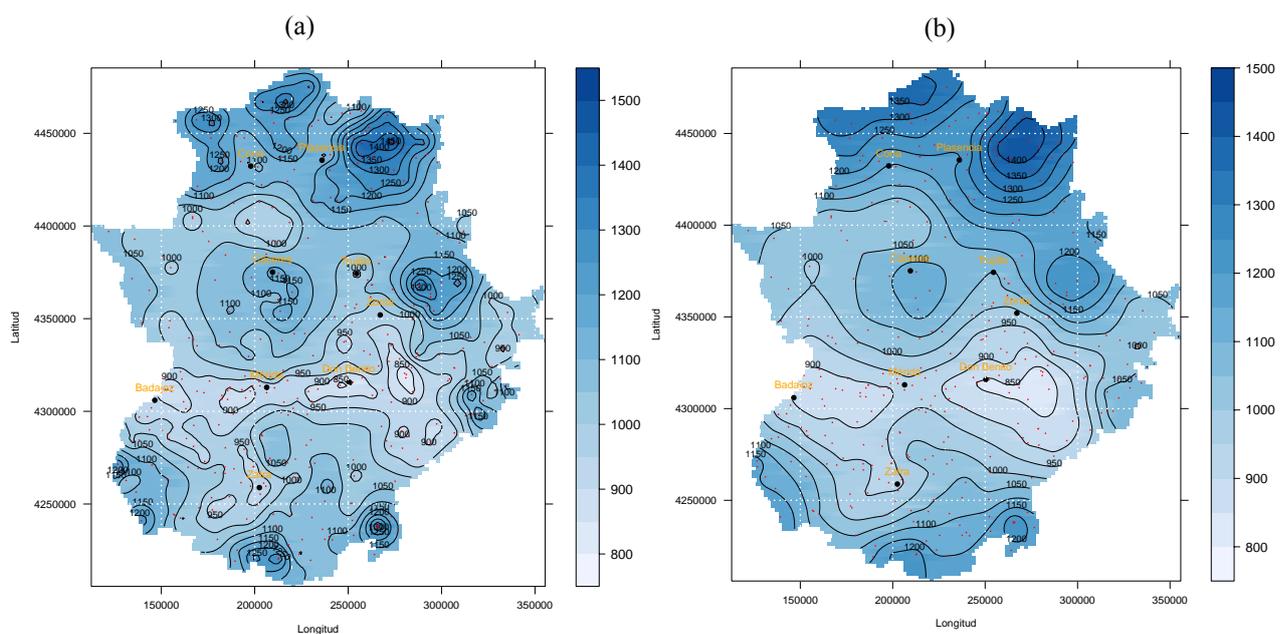
En el caso de la publicación “Máximas lluvias diarias en la España Peninsular” hay que destacar que la longitud de las series que emplearon era adecuada puesto que utilizaron series con 30 años de datos como mínimo y además dividieron toda la superficie de la Península en 26 subzonas para tratar de agrupar las características climáticas similares. Por el contrario, según la Figura 3.1 de la publicación, el número de estaciones que seleccionaron dentro de la superficie de Extremadura fue bajo. Utilizaron aproximadamente 100 estaciones de las cuales sólo unas 30 estaban en la provincia de Cáceres, dejando amplias extensiones sin ningún valor de predicción sobre todo en el noreste de la provincia. Este hecho ha podido influir considerablemente en los resultados obtenidos de predicción máxima en 24h.

En el caso de la publicación “Las precipitaciones máximas en 24h y sus períodos de retorno en España (Volumen 10)”, emplearon 124 estaciones en total. Este número es algo mayor y además las estaciones están mejor distribuidas que en el caso de la “Máximas lluvias diarias en la España Peninsular”. Sin embargo, la longitud mínima de las series que utilizaron era algo corta, ya que emplearon series de al menos 15 años. Como indicó Porth et al. (2001), estudios de variables extremas con series de datos de menos de 25 años introducen tasas de error en los resultados elevados, máxime si se emplea un método generalizado de valor extremos ya que en algunos casos calcularon la distribución a partir de sólo 15 datos (el valor máximo de cada año) del que uno era interpolado del resto, como es el caso de Guijo de Granadilla.

Por último, tras la interpretación de los resultados obtenidos con el método desarrollado en este trabajo en comparación con los otros dos, se ha puesto de manifiesto que el hecho de emplear 328 estaciones ha podido influir a la hora de realizar el krigeaje en lugares donde se dan los máximos absolutos de precipitación máxima en 24h como son las zonas de montaña. Según se indicó en la introducción de este trabajo, la precipitación es un fenómeno muy variable y depende de múltiples

factores, lo cual puede provocar que en una zona se dé una precipitación y en otra zona próxima se dé otra muy diferente.

Un caso concreto es la predicción de la precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 500 años en Jarandilla de la Vera recogido en el Apéndice 2. Su valor es de 199,2mm, mientras que en el mapa representado en la Figura 42 el valor del sombreado azul indica una precipitación de 140mm. Es decir, al aplicar el krigeaje el valor ha sido suavizado por otros del entorno como el de Robledillo de la Vera, situado a algo más de 5km de distancia de Jarandilla y cuyo valor de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 500 años es 135,3mm. A raíz de esta observación se hizo una prueba calculando el mapa de precipitaciones máximas en 24 horas para un periodo de retorno de 500 años pero definiendo en el variograma muestral que la distancia máxima entre la que existe correlación espacial entre pares de estaciones fuese de 10km. El mapa en cuestión está representado en el panel (a) de la Figura 46.



**Figura 46:** Predicciones de las precipitaciones máximas en 24h (dmm) para un periodo de retorno de 500 años con una correlación espacial máxima entre pares de estaciones de: (a) 10km, (b) 60km.

Comparando los dos paneles de la Figura 46, los resultados obtenidos con diferentes distancias máximas de correlación espacial son muy similares, si bien se aprecia que en algunos casos se han ajustado algo más los valores pero nada que sea destacable. Como se ha indicado, esto es debido a la proximidad entre las estaciones empleadas y su influencia, que suavizan a la baja los valores de precipitación mayores y al alza

los valores de precipitación menores. De aquí que los valores de precipitación máxima en 24h de Plasencia, zona influenciada por las montañas de alrededor, sean sistemáticamente más bajos en las columnas C de la Tabla 10 que en las columnas A y B, mientras que en las zonas más llanas, donde no existen máximos absolutos de precipitación, los valores son más parecidos entre todos los métodos para cada periodo de retorno.

Para estudios futuros se puede concluir que en los casos que únicamente se busque la influencia extrema de una determinada variable en un territorio, es recomendable en las zonas con estaciones donde se den máximos absolutos en dicha variable, realizar un estudio pormenorizado de las estaciones próximas para ver cómo influyen entre ellas y si fuera necesario, en caso de detectar alguna anomalía (outliers), suprimir dicha información (CEDEX, 2011). Otra opción para esas zonas determinadas sería reducir la distancia máxima de correlación espacial, para dar mayor fuerza en las predicciones a los máximos absolutos.

## 7 CONCLUSIONES

En este capítulo se resumen las conclusiones que se extraen de los resultados presentados en el Capítulo 5 y la comparación con otros métodos establecida en el Capítulo 6.

De los resultados obtenidos a partir de las premisas establecidas en el trabajo como el número y longitud mínima de las series empleadas, el método utilizado para su análisis, el método de interpolación espacial aplicado, se puede concluir que:

La precipitación máxima en 24h se trata de un fenómeno local y estaciones situadas a más de 60km entre ellas aportan poca información al fenómeno, ya que la correlación espacial empieza a perder fuerza a distancias mayores.

En el caso de las precipitaciones máximas en 24h los modelos que mejor se ajustan al variograma muestral son el esférico y exponencial. No se aprecian muchas diferencias entre los ajustes producidos de los dos modelos, si bien parece que en los periodos de 20, 50, 100 y 200 años se ajusta algo mejor el esférico y en el caso del periodo de retorno de 500 años se ajusta algo mejor el exponencial.

Los resultados obtenidos ponen de manifiesto que en las zonas montañosas es donde se dan las predicciones de precipitaciones máximas en 24h mayores, tanto en el norte, en el este como en el sur de Extremadura. También se observa como en las zonas de vega y sobre todo en las del Guadiana, menos influenciadas por las zonas montañosas, se dan las predicciones de precipitaciones máximas en 24h menores.

En comparación con otros trabajos, el hecho de emplear 328 estaciones para realizar la predicción de la precipitación máxima en 24h mejora sustancialmente la representatividad de los resultados, además refleja que a la hora de realizar nuevos estudios hay que poner énfasis en las zonas donde se dan los máximos absolutos para realizar un estudio pormenorizado de esas zonas.

## 8 PLANTEAMIENTOS FUTUROS

En este capítulo se identifican otras técnicas, mejoras y posibles alternativas a realizar en próximos estudios, además se contempla la influencia del cambio climático en la posible alteración futura de los resultados.

### 8.1 Metodologías alternativas para futuros estudios

Existen multitud de metodologías alternativas que se pueden emplear en trabajos futuros. Una posibilidad es usar métodos que relacionen los datos de precipitaciones máximas en 24h con regresores como la altura o la vegetación. Beguería & Vicente-Serrano (2006) demostraron que existe una fuerte relación entre las precipitaciones y la altura. Este hecho se ha podido constatar también a partir de los resultados obtenidos en este trabajo. En Extremadura este fenómeno se produce como consecuencia de los vientos cargados de humedad que entran por el Atlántico, ya que al encontrarse con un obstáculo detienen las masas nubosas obligándolas a ascender para franquearlo, provocando que el aire se enfríe y como consecuencia se produzca una rápida condensación de la humedad en gotas de agua, son las denominadas lluvias orográficas. Sin embargo, esta relación no puede tomarse como cierta en todos los casos (Cooley, et al., 2007). Una de las razones es que la cantidad de vapor de agua disponible en la atmósfera disminuye con la altura, al igual que ocurre con la temperatura (Grieser, 2012). Este fenómeno está asociado a las lluvias denominadas convectivas. De ahí que se abra un campo de estudio para determinar como la orografía de Extremadura influye en la distribución de precipitaciones. Otra variable interesante con la que analizar si existe cierta relación con las precipitaciones es la vegetación, estudiando si el hecho de que exista una mayor o menor cantidad de vegetación influye de alguna forma en las precipitaciones o en el carácter extremo de las mismas.

Por último, otro factor a estudiar en futuros trabajos, es analizar si existe alguna relación entre la cantidad de precipitación y los cursos de agua, o simplemente está relacionado con la orografía. Como se ha podido apreciar en los mapas obtenidos en el presente trabajo, en las zonas por las que discurren los dos grandes cauces fluviales de la región las precipitaciones máximas en 24h son bajas.

Para estudiar estas relaciones entre la influencia de las diferentes variables indicadas anteriormente y la precipitación máxima en 24h, sería interesante aplicar otras teorías estadísticas basadas en métodos Bayesianos (Cooley, et al., 2007) y comparar los resultados con los obtenidos en el presente trabajo.

## 8.2 Influencia del cambio climático en los resultados

Los resultados obtenidos se han calculado a partir de los datos facilitados por AEMET. En ellos los primeros registros de los que tienen constancia datan de principios del siglo XX y los últimos llegan a la actualidad, si bien las series de cada una de las estaciones facilitadas no son paralelas en el tiempo, ya que unas empiezan antes, otras después y algunas de ellas tienen saltos. Para tener unos resultados representativos se escogieron series de al menos 25 años. A partir de las tendencias en las distintas series, se generaron las predicciones que han dado como resultado las precipitaciones máximas en 24 h de cada estación para cada periodo de retorno.

Las precipitaciones tienen una parte de fenómeno global ya que de forma general se producen por los movimientos de masas de aire en función de la energía que transmite el sol, y una parte de fenómeno local en la que un elemento muy importante es la orografía. Los datos de AEMET se han tomado bajo una serie de condiciones concretas en un lugar concreto y en un periodo concreto. Todas estas circunstancias han sufrido modificaciones a lo largo de la historia, teniendo en cuenta que a largo plazo las mayores alteraciones han sido debido a causas naturales como pueden ser los movimientos tectónicos, las emisiones volcánicas, alteraciones en el magnetismo terrestre,.... En el corto plazo las mayores alteraciones son debidas generalmente a causas humanas como pueden ser la deforestación o las emisiones a la atmósfera. En el caso que alguna de ellas se alterase considerablemente por alguna razón que llegase a modificar la dinámica de las masas de aire, los resultados obtenidos podrían no ser representativos, puesto que los datos de partida tampoco lo serían.

En el caso que las alteraciones provocasen una menor precipitación en Extremadura y como consecuencia de ello unas menores precipitaciones máximas en 24h, si no se actualizasen los valores máximos de precipitación se estaría añadiendo un sobrecoste en el diseño hidráulico de los elementos que evacúan el agua de lluvia.

Por el contrario, en el caso que las posibles alteraciones provocasen un incremento de las precipitaciones máximas en 24h en Extremadura, sería peligroso desde el punto de vista del diseño hidráulico, ya que se estaría infradimensionando cualquier elemento calculado a partir de predicciones ya no representativas. Para garantizar que los valores obtenidos son fiables con el paso del tiempo, se recomienda actualizar los datos de partida en periodos cortos de tiempo de 5 a 10 años, incorporando además aquellas nuevas estaciones con registros de más de 25 años y volver a recalcular los mapas. De esta forma se evitaría así que algún cambio en la dinámica atmosférica provocase alteraciones importantes en los resultados. Realizar esto no sería complejo puesto que sólo habría que actualizar la Tabla A2-1 del Apéndice 2, ya que los comandos para generar los mapas de predicción recogidos en el Apéndice 3.2, 3.3, 3.4, 3.5, 3.6 ya están creados y seguirían siendo válidos. Sólo sería necesario comprobar que el modelo seleccionado se ajusta bien al variograma muestral.

## 9 BIBLIOGRAFÍA

- Balkema, A. & de Haan, L. (1974). Residual life time at great age. *Annals of Probability*, **2**, 792-804.
- Beguiría, S. & Vicente-Serrano, S. (2006). Mapping the hazard of extreme rainfall by peaks over threshold extreme value analysis and spatial regression techniques. *Journal of Applied Meteorology and Climatology*, **45**, 108-124.
- Bivand, R. (2011). R sp graphics example figures. *The R Project for Statistical Computing*. Disponible en <http://rspatial.r-forge.r-project.org/gallery/>.
- Capel, J.J. (1981). *Los Climas de España*. Barcelona: Oikos-Tau.
- CEDEX, (2011). *Mapa de Caudales Máximos*. Madrid: CEDEX.
- Chu, L., McAleer, M. & Chang, C. (2012). Statistical modelling of extreme rainfall in Taiwan. Documentos de Trabajo del Instituto Complutense de Análisis Económico nº 27. Disponible en <http://eprints.ucm.es/17472/>.
- Correa, J.C. & González, N. (2002). Gráficos estadísticos con R. Universidad Nacional de Medellín. Disponible en <http://cran.r-project.org/doc/contrib/grafi3.pdf>.
- Cooley, D., Nychka, D. & Naveau, P. (2007). Bayesian spatial modeling of extreme precipitation return levels. *Journal of the American Statistical Association*, **102**, 824-840.
- Cressie, N.A.C. (1993). *Statistics for Spatial Data*, revised edition. New York: Wiley.
- Christou, N. (2013). Spatial data for introductory statistics courses. UCLA Department of Statistics. Disponible en <http://www.stat.ucla.edu/~spatial/>.
- Davison, A.C., Padoan, S. & Ribatet, M. (2012). Statistical modelling of spatial extremes. *Statistical Science*, **27**, 161-186.
- Dirección General de Carreteras (1999). *Máximas Lluvias Diarias en la España Peninsular*. Madrid: Dirección General de Carreteras.
- Escobar, F. (2009). El formato shapefile. Departamento de Geografía, Universidad de Alcalá. Disponible en [http://www.geogra.uah.es/gisweb/practica-vectorial/Formato\\_Shapefile.htm](http://www.geogra.uah.es/gisweb/practica-vectorial/Formato_Shapefile.htm).

- Ferreira, A. & de Haan, L. (2013). On the block maxima method in extreme value theory. Disponible en <http://arxiv.org/abs/1310.3222v1>.
- Fisher, R.A. & Tippett, L.H.C. (1928). On the estimation of the frequency distributions of the largest or smallest member of a sample. *Proceeding of the Cambridge Philosophical Society*, **24**, 180-190.
- Font, I. (1983). *Climatología de España y Portugal*. Madrid: Instituto Nacional de Meteorología.
- Friederichs, P. (2007). *An Introduction to Extreme Value Theory*. Bonn: Meteorological Institute, University of Bonn.
- Gnedenko, B. V. (1943). Sur la distribution limite du terme maximum d'une série aléatoire. *Annals of Mathematics*, **44**, 423-453.
- Gratton, Y. (2002). Le Krigeage: La méthode optimale d'interpolacion spatiale. *Les articles de l'Institut d'Analyse Géographique*.
- Grieser, J. (2012). Analyzing Extreme Rain. Disponible en <http://www.juergen-grieser.de/>.
- Hengl, T. (2009). *A Practical Guide to Geostatistical Mapping*. Amsterdam: University of Amsterdam.
- Instituto Nacional de Estadística (2001). Mapas municipales. Disponibles en [http://www.ine.es/ss/Satellite?L=es\\_ES&c=Page&cid=1254735116596&p=1254735116596&pagename=ProductosYServicios%2FPYSLaYout](http://www.ine.es/ss/Satellite?L=es_ES&c=Page&cid=1254735116596&p=1254735116596&pagename=ProductosYServicios%2FPYSLaYout).
- Instituto Nacional de Meteorología (1999). *Las Precipitaciones Máximas en 24 Horas y sus Períodos de Retorno en España, Volumen 10*. Madrid: Dirección General del Instituto Nacional de Meteorología.
- Instituto Geográfico Nacional (1992). *Atlas Nacional de España, Climatología*. Madrid: Instituto Geográfico Nacional.
- Journel, A.G. & Huijbregts, C.J. (1978). *Mining Geostatistics*. New York: Academic Press.
- Krige, D. G. (1951). A statistical approach to some basic mine valuation problems on the Witwatersrand. *Journal of the Chemical, Metallurgical and Mining Society of South Africa*, **52**, 119-139.
- Matheron, G. (1963). Principles of geostatistics. *Economic Geology*, **58**, 1246-1268.
- Matheron, G. (1969). Curso de Geoestadística. *Los Cuadernos del Centro de Morfología Matemática de Fontainebleau*, traducido por Alfaro, M. París: Centro de Geoestadística de la Escuela de Minas de París.

- Matheron, G. (1970). *La Théorie des Variables Regionalisées et ses Applications. Les Cahiers du Centre de Morphologie Mathématique de Fontainebleau*. París: Ecole de Mines de Paris.
- McNeil, A.J. & Saladin, T. (1997). The peaks over thresholds method for estimating high quantiles of loss distributions. *Proceedings of XXVIIth International ASTIN Colloquium*, 23-43.
- Ministerio de Obras Públicas (1990). *Instrucción 5.2-IC Drenaje Superficial*. Madrid: Ministerio de Obras Públicas.
- Mkhandi, S., Opere, A. O. & Willems, P. (2005). Comparison between annual maximum and peaks over threshold models for flood frequency prediction. Disponible en <https://profiles.uonbi.ac.ke/aopere/publications/>.
- Muller, W.G. & Zimmerman, D.L. (1999). Optimal designs for variogram estimation. *Environmetrics*, **10**, 23-37.
- Pebesma, E. J. (2004). Multivariable geostatistics in S: the gstat package. *Computers & Geosciences*, **30**, 683-691.
- Pewsey, A. (2012). *Técnicas Estadísticas Avanzadas de Investigación en Geotecnologías*. Cáceres: Universidad de Extremadura.
- Pickands, J. (1975). Statistical inference using extreme order statistics. *Annals of Statistics* **3**, 119-131.
- Porth, L.S., Boes, D.C., Davis, R.A., Troendle, C.A. & King, R.M. (2001). Development of a technique to determine adequate sample size using subsampling and return interval estimation. *Journal of Hydrology*, **251**, 110-116.
- R Development Core Team (2012). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponible en <http://www.R-project.org>.
- Ribatet, M.A. (2006). A User's Guide to the POT Package (Version 1.0). Disponible en <http://cran.r-project.org/>.
- Ribatet, M.A. (2007). POT: Modelling peaks over a threshold. *R News*, **7**, 34-36.
- Ribeiro Jr., P.J. & Diggle, P.J. (2001). geoR: A package for geostatistical analysis. *R News*, **1**, 15-18.
- Santa, L.F. (2010). Ejemplo de la construcción de un mapa de predicción por medio de geoestadística. Universidad Nacional de Colombia. Disponible en <http://geotux.tuxfamily.org/index.php/es/>

component/k2/item/292-mapa-de-prediccion-geoestadistica-usando-r

- Silver, M. (2014). Geostatistics and rainfall with R. *Scratching Surfaces*. Open Source-GIS-Thoughts. Disponible en <http://www.surfaces.co.il/geostatistics-and-rainfall-with-r/>.
- Stavros, A. (2010). Statistical modeling of extreme rainfall event. Disponible en <http://aegean.academia.edu/StavrosAnastasiadis>.
- Warrick, A.W. & Myers, D.E. (1987). Optimization of sampling locations for variogram calculations. *Water Resources Research*, **23**, 496-500.
- Zhang, X.F., Van Eijkeren, J.C.H. & Heemink, A.W. (1995). On the weighted least squares method for fitting a semivariogram model. *Computers & Geosciences*, **21**, 605-608.

Las páginas web recogidas en la bibliografía fueron verificadas por última vez a fecha de 15 de enero de 2015.

## **APÉNDICES AL TRABAJO**

## **Apéndice 1**

### **Documentación para la solicitud de datos meteorológicos en AEMET**





#### INSTRUCCIONES PARA CUMPLIMENTAR EL IMPRESO DE SOLICITUD L1

Cumplimentar el impreso con letras mayúsculas. El punto 1 se rellenará con los datos que deban figurar en la factura.

1. Los solicitantes de nacionalidad extranjera indicarán el número de pasaporte en el espacio correspondiente al CIF//NIF/DNI.
2. DESCRIPCIÓN DE LA PRESTACIÓN SOLICITADA. Describa ampliamente la información que desea que se le suministre (prestación, estación/coordenadas/área geográfica, fecha/periodo de tiempo, variables, etc.).
3. En el apartado USO de la información es conveniente especificar el proyecto concreto en el que se va a usar con el fin de poder facilitarle la información más adecuada.

En caso de duda consulte con el personal de la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET)

#### OBLIGACIONES DEL USUARIO

El usuario se compromete a:

1. No ceder a terceros ninguno de los derechos que le corresponda derivados de esta licencia, salvo autorización previa y por escrito de AEMET
2. No formular declaraciones en relación con la información recibida de AEMET que puedan comprometer a éste o a su imagen pública.
3. Aceptar que todos los derechos de propiedad intelectual, tanto morales como económicos, sobre la información recibida de AEMET, corresponde a la Administración General del Estado.
4. En caso de cualquier difusión o suministro de los servicios de valor añadido elaborados en base a la información meteorológica y climatológica suministrada por AEMET, mencionar explícitamente a AEMET como propietario de dicha información, incluyendo el siguiente texto: "Información elaborada utilizando, entre otras, la suministrada por la Agencia Estatal de Meteorología. Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente".
5. No transmitir total ni parcialmente a terceros la información recibida de AEMET, salvo autorización previa y por escrito de AEMET. Esta autorización de transmisión a terceros no será necesaria cuando se haya declarado este uso al hacer la solicitud, debiendo en este caso mencionar a AEMET como propietario de dicha información en cualquier difusión de la misma, incluyendo el siguiente texto: "Información elaborada por la Agencia Estatal de Meteorología. Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente".
6. No utilizar la información suministrada por AEMET en publicación alguna, salvo autorización previa y por escrito de AEMET.

#### OBLIGACIONES DE AEMET

1. Las prestaciones meteorológicas suministradas por AEMET serán efectuadas con la mayor fiabilidad permitida por los medios propios de éste. En particular, las predicciones meteorológicas sólo describen las evoluciones más probables del estado de la atmósfera y del estado de la mar en función de los conocimientos técnicos y científicos sobre esta materia.
2. AEMET no será responsable de los posibles perjuicios ocasionados por la información meteorológica suministrada al USUARIO, cuando los mismos se deriven de la manipulación, alteración o falseamiento de esta información, no imputables a AEMET o a sus funcionarios o por la incorrecta interpretación de la misma por el USUARIO o el personal de él dependiente.
3. AEMET no asumirá responsabilidad alguna por la utilización que el USUARIO haga de la información suministrada por aquél.
4. AEMET no será responsable en los casos de fallos de transmisión de la información, a través de cualquier sistema, cuando dichos fallos sean imputables a los equipos técnicos de recepción propiedad del USUARIO, al mal funcionamiento de las líneas u otra causa imputable a la empresa operadora de las mismas, o a cualquier otro imprevisto de fuerza mayor.
5. Garantizar el riguroso cumplimiento de la legislación vigente relativa a los ficheros automatizados de datos de carácter personal contenidos en este impreso, cuando sean incluidos en la Base de Datos de Peticiones y Usuarios de AEMET para uso interno.
6. Disponer de un libro de quejas y sugerencias para que los usuarios puedan realizar sus reclamaciones.

#### CONDICIONES ECONÓMICAS

1. AEMET presupuestará las prestaciones solicitadas por el USUARIO conforme a lo establecido en la vigente Orden Ministerial por la que se regulan las prestaciones del Instituto Nacional de Meteorología sujetas al régimen de precios públicos, y en sus anexos.
2. AEMET elaborará la prestación solicitada y procederá a su suministro cuando el USUARIO haya realizado el abono del precio público o tasa correspondiente.
3. El USUARIO deberá realizar el pago en los 30 días siguientes al de la fecha de comunicación del importe (así como devolver firmado el presupuesto en el caso de que se le requiera). Si transcurrido este tiempo no se hubiera efectuado el pago, la petición se considerará anulada. En caso de que transcurrido este tiempo no se hubiera efectuado el abono, la petición se considerará anulada.
4. En el caso de suministros periódicos, AEMET cancelará la prestación del servicio si ocurre cualquiera de las siguientes circunstancias:
  - o Si el USUARIO no ha abonado en el plazo establecido el importe que corresponde por la prestación del servicio en aplicación de la Orden de Precios Públicos vigente.
  - o Si el USUARIO incumple alguna de las condiciones establecidas en la presente autorización
  - o Si el USUARIO infringe, perjudica o hace peligrar los derechos de autor de la Administración General del Estado sobre la información o cualquier otro derecho de propiedad intelectual de la Administración General del Estado sobre la misma.
  - o Ante la imposibilidad de prestación del servicio como consecuencia de acuerdos adoptados por la Administración General del Estado o por los organismos internacionales competentes o cuando la Administración acuerde la supresión del mismo.





#### INSTRUCCIONES PARA CUMPLIMENTAR EL IMPRESO DE SOLICITUD L2

1. Cumplimentar el impreso en su totalidad y con letras mayúsculas. Presentar el documento original.
  2. Los solicitantes de nacionalidad extranjera indicarán el número de pasaporte en el espacio correspondiente al CIF/NIF/DNI pasaporte.
  3. En DESCRIPCIÓN DE LA PRESTACIÓN SOLICITADA, indique ampliamente la información que desea que se le suministre (prestación, estación/coordenadas/área geográfica, fecha/periodo de tiempo, variables, etc.).
  4. La solicitud debe ir firmada por el Jefe del Departamento y con el sello del organismo.
- En caso de duda consulte con el personal de la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET).

#### OBLIGACIONES DEL USUARIO

El usuario se compromete a:

1. Custodiar y a usar la información recibida de AEMET para utilizarla exclusivamente en el proyecto objeto de esta solicitud.
2. Que la información suministrada por AEMET será, en ningún caso, entregada ni difundida a terceros.
3. No utilizar la información meteorológica para generar servicios de valor añadido.
4. Que todas las personas asociadas al proyecto estén enteradas de las condiciones estipuladas y, por consiguiente, que serán rigurosamente observadas.
5. Mencionar explícitamente a AEMET en cualquier publicación o difusión de los resultados obtenidos, como proveedor de dicha información meteorológica / climatológica, en los siguientes términos:
  - Cuando los resultados de la investigación se hayan obtenido a partir de las prestaciones suministradas por AEMET, se deberá incluir el siguiente texto: "Resultados obtenidos a partir de la información cedida por la Agencia Estatal de Meteorología. Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente".
  - En el caso de que se incluya la información facilitada por AEMET, sin haberse alterado su contenido meteorológico / climatológico, deberá aparecer el texto: "Información elaborada por la Agencia Estatal de Meteorología. Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente".
6. Someter a una publicación (tesis, tesinas, informes, publicación en libros o revistas científicas, etc.) de libre uso, sujeta exclusivamente a los gastos de entrega (costes de los medios de distribución, transmisión, etc.) sin ninguna demora relacionada con objetivos comerciales, los resultados obtenidos de la investigación.
7. Entregar a AEMET dos (2) ejemplares de las publicaciones en el plazo máximo de un año desde la fecha de finalización del proyecto.
8. Reconocer como contribución de AEMET al proyecto y, en consecuencia, otorgar a AEMET idénticos derechos que los concedidos a otros contribuyentes del mismo por un importe equivalente al valor que la información meteorológica facilitada tiene.
9. Que si de forma imprevista, el proyecto de investigación desemboca en el desarrollo de un software, el depósito de patentes, la elaboración de medios o material didáctico, o cualquier otro, que puedan usarse con fines comerciales:
  - Otorgar a AEMET todas las licencias libres para uso de estos "software" o patentes en el marco de su responsabilidad oficial. por consiguiente, el beneficiario acepta la reciprocidad de su propia política a favor de una actividad no comercial de AEMET.
  - No autorizar el uso comercial antes de haber llegado a un acuerdo específico con AEMET. Si se comprobara la imposibilidad de tal acuerdo, se abonará a AEMET el valor real de las prestaciones meteorológicas.
  - Indemnizar a AEMET por cualquier pérdida que sufra debido al incumplimiento de estas obligaciones.

#### OBLIGACIONES DE AEMET

1. Las prestaciones meteorológicas suministradas por AEMET serán efectuadas con la mayor fiabilidad permitida por los medios propios de éste. En particular, las predicciones meteorológicas sólo describen las evoluciones más probables del estado de la atmósfera en función de los conocimientos técnicos y científicos sobre esta materia.
2. AEMET no será responsable de los posibles perjuicios ocasionados por la información meteorológica suministrada al USUARIO, cuando los mismos se deriven de la manipulación, alteración o falseamiento de esta información, no imputables a AEMET o a sus funcionarios o por la incorrecta interpretación de la misma por el USUARIO o el personal de él dependiente.
3. AEMET no asumirá responsabilidad alguna por la utilización que el USUARIO haga de la información suministrada por aquél.
4. AEMET no será responsable en los casos de fallos de transmisión de la información, a través de cualquier sistema, cuando dichos fallos sean imputables a los equipos técnicos de recepción propiedad del USUARIO, al mal funcionamiento de las líneas u otra causa imputable a la empresa operadora de las mismas, o a cualquier otro imprevisto de fuerza mayor.
5. Garantizar el riguroso cumplimiento de la legislación vigente relativa a los ficheros automatizados de datos de carácter personal contenidos en este impreso, cuando sean incluidos en la Base de Datos de Peticiones y Usuarios de AEMET para uso interno.
6. Disponer de un libro de quejas y sugerencias para que los usuarios puedan realizar sus reclamaciones.

#### CONDICIONES ECONÓMICAS

1. Esta prestación no conlleva ningún coste para el solicitante.
2. AEMET entregará al usuario, junto con la información solicitada, un presupuesto con el precio público que le hubiera correspondido pagar en caso de que su solicitud no hubiera estado exenta de pago para que conozca el valor real de las prestaciones recibidas, de acuerdo con la Orden Ministerial vigente por la que se regulan las prestaciones del Instituto Nacional de Meteorología sujetas al régimen de precios públicos.



30 de abril de 2013

## DATOS DEL PROYECTO

### 1. Título

Análisis estadístico de datos de precipitación en Extremadura y su aplicación directa en los estudios hidráulicos.

### 2. Descripción del objetivo científico-técnico

En el diseño de cualquier elemento de drenaje en obras lineales, es muy importante la estadística de precipitaciones, ya que a partir de ella, se obtienen los caudales de referencia de las cuencas, que son la base del diseño de estos elementos.

El objetivo del presente trabajo es desarrollar, a partir de los datos solicitados de las series históricas de precipitación en Extremadura, posibles modelos estadísticos que extrapolen tendencias históricas y predigan los valores máximos de precipitación en puntos en los que no se tienen registros.

Empleando los datos solicitados, el software estadístico R, el método estadístico de kriging y la metodología estadística para valores extremos, se plasmarán los resultados obtenidos en un conjunto de mapas de Extremadura, con los valores de isolíneas de precipitación máximas en 24 horas para los periodos de retorno de 50, 100, 200 y 500 años.

### 3. Organismo que lo ha aprobado

Escuela Politécnica de Cáceres, Universidad de Extremadura.

### 4. Justificación de la necesidad de la información solicitada para su realización

Durante las primeras fases de este trabajo se ha realizado un estudio previo con los datos de precipitación facilitados por AEMET de 20 estaciones repartidas por la geografía extremeña. Las conclusiones que se obtuvieron fueron que, debido a la gran distancia que existía entre las 20 estaciones, los modelos estadísticos ajustados no proporcionan predicciones fiables de precipitación en puntos entre las estaciones. Por este motivo, es necesario aumentar el número de estaciones incluido en el estudio de las que se poseen datos, ya que sin ellos será imposible producir unas predicciones fiables para todo el territorio extremeño. De aquí la necesidad de solicitar los datos adicionales.

## 5. Duración

Febrero a septiembre de 2013.

## 6. Futuras aplicaciones de los resultados

### 6.1. Ampliaciones de uso

Una vez programado los comandos del software R, se podrá ampliar fácilmente su uso a otras regiones. Teniendo una malla suficientemente densa de datos de precipitación de cualquier otra zona, bastará con introducirlos en el software y elegir el modelo estadístico que mejor se ajuste de los que previamente se han definido.

### 6.2. Aplicaciones

El principal propósito de producir el conjunto de mapas de Extremadura con las isolíneas de precipitación máximas en 24 horas para los periodos de retorno de 50, 100, 200 y 500 años, es servir como base de cálculo en la definición de los caudales de aportación en cuencas de la Comunidad de Extremadura. A partir de ellos se podrán definir las secciones hidráulicas de las diferentes obras de drenaje para evacuar estos caudales. El hecho de representar las isolíneas sobre el mapa de Extremadura, facilitará a los técnicos su uso, ya que de una forma rápida podrán consultar los valores máximos de precipitación en 24h. esperados en cualquier punto de la geografía extremeña.

Al estudiar los valores extremos de precipitación, los resultados obtenidos se podrán utilizar en la mejora de seguridad de cualquier elemento de drenaje. Un ejemplo de aplicación es el caso de presas y embalses; por un lado en el cálculo y diseño de los aliviaderos y por otro en la mejora y optimización de los protocolos de actuación en los casos de desembalses.

## Firmado:

El Ingeniero de Caminos Canales  
y Puertos, Autor del Estudio

D. Rafael Núñez Bigeriego

El Dr. en Estadística, Director del  
Estudio

D. Arthur Pewsey

El Director de la Escuela  
Politécnica de Cáceres

D. Luis Mariano del Río Pérez



## **Apéndice 2**

### **Predicciones de precipitación máxima en 24h en las estaciones seleccionadas para diferentes periodos de retorno**

**Tabla A2.1:** Predicciones de precipitación máxima en 24h para diferentes periodos de retorno, calculados en **R** mediante el método *peaks over threshold* a partir de los datos facilitados por AEMET. *PmaxT24h* representa la precipitación máxima en 24h en el periodo de retorno elegido.

Número Estación	Nombre Estación	PmaxT24 (dmm)					Coordenadas UTM Huso 30	
		20	50	100	200	500	Longitud	Latitud
1	ABADIA	792	889	958	1023	1104	246705,70	4460917,81
2	ACEDERA	592	638	667	691	718	277548,68	4328320,12
3	ACEHUCHE	697	797	871	944	1037	188750,78	4412268,58
4	ACEUCHAL	636	737	812	888	988	196554,23	4283347,58
5	ALANGE	685	807	904	1005	1145	217874,60	4298002,07
6	ALBURQUERQUE (LA ACOTADA)	724	791	835	874	920	154061,51	4345148,92
7	ALBURQUERQUE	646	694	724	749	777	154585,17	4348834,09
8	ALCANTARA (SALTO)	631	704	754	802	859	166747,00	4405006,27
9	ALCANTARA	600	657	695	729	768	166706,81	4404080,98
10	ALCONCHEL (DON JUAN)	859	1040	1187	1343	1566	126712,70	4268290,77
11	ALCONCHEL	769	893	989	1086	1217	144981,84	4271076,52
12	ALCUESCAR	763	866	942	1017	1114	221098,20	4341854,02
13	ALDEA DEL CANO	746	925	1097	1308	1666	213637,46	4354011,98
14	ALDEACENTENERA (CANTAMPLINA)	672	752	809	862	928	269917,93	4383318,87
15	ALDEANUEVA DEL CAMINO	871	950	1001	1046	1096	251076,73	4460772,11
16	ALIA	1004	1182	1324	1473	1681	309046,74	4369263,41
17	ALISEDA (LA UMBRIA)	725	828	903	977	1070	178805,83	4370816,22
18	ALMENDRAL	668	743	794	840	896	167246,12	4281118,43
19	ALMENDRALEJO (ENOLOGICA)	771	929	1057	1191	1379	204042,26	4286740,78
20	ALMENDRALEJO (GRUPO ESCOLAR)	582	669	735	802	889	203721,05	4287215,91
21	ALMOHARIN (LA PARRILLA)	726	821	889	954	1036	231265,58	4330013,77
22	ARROYOMOLINOS DE LA VERA	1201	1334	1428	1515	1623	256480,95	4437596,70
23	ARROYOMOLINOS DE MONTANCHEZ	772	851	904	953	1011	226773,13	4341962,58
24	AZUAGA (C. DE A.)	1003	1220	1397	1585	1852	266010,84	4237931,36
25	AZUAGA (INSTITUTO)	840	981	1089	1199	1347	265269,92	4237551,69
26	AZUAGA (LA CARDECHOSA)	754	864	946	1027	1132	276638,91	4235162,74
27	AZUAGA (S.E.A.)	929	1106	1245	1390	1590	265413,82	4238318,92
28	BADAJOS (BENAVIDES)	630	702	752	800	857	146485,10	4305960,51
29	BAJADOZ (DOÑA TERESA)	608	682	734	782	842	188526,01	4298512,82
30	BADAJOS (EL ALCORNOQUE)	590	654	697	738	786	161893,80	4305133,26
31	BADAJOS (EL SURCO)	608	669	711	749	794	175765,79	4316353,83
32	BADAJOS (GRANJA AGRICOLA)	577	639	682	722	770	155732,02	4312938,18
33	BADAJOS (INSTITUTO)	714	781	813	835	854	155375,47	4310852,53
34	BADAJOS (LA BARCA)	666	816	942	1080	1284	182401,73	4308578,01
35	BADAJOS (LA ENCOMIENDA)	746	832	892	947	1014	144682,12	4301869,14
36	BADAJOS (ROCILLAS)	688	760	806	847	893	152045,12	4318043,95
37	BADAJOS (SAGRAJAS)	630	715	777	837	913	161042,78	4317405,05

38	BADAJOS (UNIVERSIDAD)	508	543	565	583	603	151990,16	4311866,04
39	BADAJOS (VALDECONEJOS)	587	622	642	657	671	163138,35	4301434,49
40	BADAJOS (VALDESEVILLA)	634	676	702	724	747	163449,76	4285355,69
41	BADAJOS/TALAVERA LA REAL	650	753	831	908	1012	169139,91	4310820,71
42	BARCARROTA	758	848	912	973	1048	164349,21	4269839,90
43	BARRADO	1179	1302	1387	1466	1561	254221,00	4441065,36
44	BATERO	976	1162	1311	1467	1685	334521,00	4313867,28
45	BENQUERENCIA DE LA SERENA	670	756	819	879	955	282656,96	4286522,75
46	BERLANGA	691	771	826	875	934	252239,15	4241118,80
47	BERZOCANA	1306	1493	1633	1771	1951	288136,63	4368294,50
48	BIENVENIDA	668	725	763	797	935	219245,96	4243895,48
49	BOHONAL DE IBOR	881	982	1053	1118	1198	287051,96	4406897,20
50	BROZAS (ARAYA DE ARRIBA)	797	921	1014	1107	1228	184317,43	4384336,98
51	BROZAS	647	729	788	843	912	175369,39	4391659,73
52	BURGUILLOS DEL CERRO	653	720	766	809	860	186445,09	4253965,95
53	CABEZA DEL BUEY (LA GAMA)	506	557	590	621	656	297404,71	4293167,83
54	CABEZA DEL BUEY	613	673	699	720	743	306876,90	4288366,49
55	CABEZA LA VACA	1037	1198	1322	1448	1617	199810,00	4221004,33
56	CABEZUELA DEL VALLE	1404	1506	1570	1624	1682	260956,57	4453105,11
57	CACERES (ANTENAS)	580	620	644	664	686	212427,41	4360232,58
58	CACERES (OLALLA)	805	925	1014	1100	1212	186380,77	4353670,90
59	CACERES, CIUDAD	692	838	964	1105	1317	209555,27	4375100,85
60	CÁCERES	768	908	1019	1136	1300	212763,52	4374487,08
61	CACHORRILLA	870	969	1038	1101	1177	186178,24	4425040,26
62	CALAMONTE	631	717	781	844	926	206360,96	4310122,92
63	CALZADILLA DE LOS BARROS	722	848	948	1051	1194	209920,60	4244379,42
64	CAMPANARIO	559	643	709	777	869	273126,36	4304994,25
65	CAMPILLO DE LLERENA	610	670	710	746	789	253220,38	4265160,00
66	CAMPOLUGAR	711	770	808	841	878	260602,93	4342150,94
67	CAÑAMERO (EL PINAR)	1091	1252	1374	1496	1656	295829,37	4354172,81
68	CAÑAMERO	1038	1168	1263	1355	1472	294109,83	4361654,08
69	CAÑAVERAL	722	793	841	994	934	209388,09	4409912,90
70	CAPILLA	1120	1335	1504	1679	1919	319144,67	4298627,38
71	CARRASCALEJO	858	989	1087	1183	1309	309627,72	4390876,51
72	CASAR DE CACERES	818	932	1015	1095	1198	206162,92	4384710,22
73	CASAS DE DON GOMEZ	822	901	953	1000	1054	192520,86	4434821,78
74	CASAS DE DON PEDRO	650	725	780	832	897	298769,24	4330524,78
75	CASAS DE MIRAVETE	768	877	957	1034	1134	264846,89	4401064,69
76	CASAS DE REINA	775	863	924	981	1049	239797,68	4232466,67
77	CASTUERA (C H GUADIANA)	683	738	773	803	838	278613,94	4288948,25
78	CASTUERA	537	590	626	659	698	278859,77	4289095,69
79	CECLAVIN	769	871	945	1017	1108	176703,01	4414776,43
80	CHELES	809	985	1135	1300	1545	126642,56	4271477,76
81	CILLEROS	938	1019	1072	1118	1170	176661,98	4447376,49
82	CONQUISTA DE LA SIERRA	662	696	716	731	747	264299,81	4359568,76
83	CORDOBILLA DE LACARA	673	711	734	752	771	203106,74	4338964,41

84	CORIA (TABACO)	684	742	780	813	849	196971,91	4433252,86
85	CORIA F VALDERRITOS	723	792	839	880	928	201667,88	4431831,56
86	CORIA	787	944	1074	1213	1413	197884,02	4432289,85
87	CORTE DE PELEAS	609	670	712	750	795	180798,83	4292734,81
88	DESCARGAMARIA	1325	1436	1507	1570	1640	203536,18	4467281,25
89	DON ALVARO	484	522	547	569	593	215588,28	4304999,83
90	DON BENITO (COLEGIO)	561	604	631	655	681	252135,73	4315808,78
91	DON BENITO (LAS CUMBRES)	643	732	797	860	941	249978,68	4316185,48
92	DON BENITO	560	625	670	712	764	250378,20	4315864,18
93	EL GORDO (EL GUADALPERAL)	755	838	895	949	1013	292809,67	4412910,97
94	EL TORNO	1186	1286	1350	1406	1469	249203,64	4447095,55
95	EL TORVISCAL	735	818	875	927	990	261742,15	4330635,23
96	EMBALSE DE GARCIA DE SOLA	657	723	768	809	858	311569,17	4334001,63
97	ESCURIAL	784	870	929	983	1048	250718,09	4339465,61
98	ESPARRAGALEJO	625	678	713	743	778	202243,80	4316144,34
99	ESPARRAGOSA DE LA SERENA	585	633	664	691	722	273076,28	4281235,81
100	ESPARRAGOSA DE LARES	671	729	767	800	838	303396,00	4316524,78
101	FERIA	834	909	958	1001	1049	188850,36	4268974,49
102	FREGENAL DE LA SIERRA	759	817	853	885	919	180038,59	4230899,55
103	FUENLABRADA DE LOS MONTES	601	629	645	657	669	332748,45	4333552,26
104	FUENTE DE CANTOS	691	800	884	969	1082	211263,25	4238372,69
105	FUENTES DE LEON	975	931	965	993	1022	189490,49	4219199,08
106	FUENTE DEL MAESTRE (SEGUNDA)	609	667	706	740	779	199303,31	4270150,28
107	FUENTE DEL MAESTRE	618	675	712	745	780	199301,00	4270088,60
108	GALISTEO	747	861	945	1029	1139	221099,87	4430476,50
109	GARBAYUELA	709	767	805	837	873	326992,07	4324145,86
110	GARCIAZ	822	899	950	995	1047	273705,16	4365770,27
111	GARGALIGAS (C P C)	561	615	651	683	721	271735,73	4326943,86
112	GARLITOS	603	641	664	683	704	322298,05	4305804,71
113	GARROVILLAS DE ALCONETAR	590	634	661	685	710	195614,68	4402107,80
114	GARVIN DE LA JARA (EL PLANCHON)	809	909	980	1047	1131	297715,35	4395962,86
115	GRANJA DE TORREHERMOSA	798	893	960	1022	1097	272973,40	4243286,72
116	GUADALUPE (MONASTERIO)	870	941	986	1026	1070	299702,46	4369591,69
117	GUAREÑA (LOS COBOS)	601	654	689	720	756	228821,34	4310709,97
118	GUAREÑA	596	644	674	699	728	230570,45	4305402,09
119	GUIJO DE GRANADILLA	839	928	989	1044	1110	230510,77	4453914,17
120	HELECHAL	620	672	706	736	769	294158,41	4282515,09
121	HELECHOSA DE LOS MONTES	666	731	775	815	862	335304,23	4353362,02
122	HERGUIJUELA	831	920	981	1037	1102	262041,80	4361736,24
123	HERRERA DE ALCANTARA	784	881	949	1014	1094	121834,99	4397039,64
124	HERRERA DEL DUQUE	776	868	934	996	1074	322958,32	4337252,81
125	HERVAS (COLEGIO)	779	811	829	843	857	257028,26	4461967,02
126	HIGUERA DE LLERENA	702	808	888	966	1068	237492,78	4251461,10
127	HIGUERA DE VARGAS	836	941	1015	1086	1173	153129,23	4262995,04

128	HINOJOSA DEL VALLE	601	661	701	737	780	222138,31	4264231,81
129	HORNACHOS	752	884	986	1092	1235	232104,26	4272011,19
130	IBAHERNANDO	783	853	898	938	983	248514,38	4356821,86
131	JARANDILLA DE LA VERA	1548	1699	1799	1889	1992	273462,99	4445466,15
132	JEREZ DE LOS CABALLEROS (VAL- CABADO)	652	677	690	700	710	160184,89	4242457,76
133	JEREZ DE LOS CABALLEROS	734	842	923	1004	1111	170249,55	4247971,67
134	LA ALBUERA	720	850	952	1059	1205	167354,75	4292420,85
135	LA CODOSERA	815	907	967	1021	1083	139532,93	4347752,42
136	LA CORONADA	641	728	792	855	935	268392,13	4311395,74
137	LA GARROVILLA	569	623	660	692	729	198872,09	4313739,90
138	LA LAPA (HOYA DE OLIVARES)	712	787	838	884	939	192666,29	4261539,09
139	LA NAVA DE SANTIAGO	797	912	998	1081	1188	196734,19	4329634,26
140	LA PARRA (EL NARANJERO)	717	767	799	825	853	184120,60	4266565,19
141	LA PARRA	847	919	965	1004	1048	184009,57	4269905,19
142	LA ROCA DE LA SIERRA	795	894	964	1030	1112	180989,05	4335663,64
143	LLERENA	811	915	990	1061	1149	236271,67	4236376,98
144	LOBON (LA ORDEN)	573	614	640	661	684	182444,33	4306630,32
145	LOBON	537	583	612	638	666	185456,29	4306448,30
146	LOGROSAN (GRUPO ESCOLAR)	780	828	857	882	907	292259,33	4356920,71
147	LOGROSAN	957	1047	1107	1161	1224	285174,32	4357205,55
148	LOS SANTOS DE MAIMONA (ASLAND)	582	649	697	742	799	205952,98	4259652,24
149	LOS SANTOS DE MAIMONA	683	749	793	833	880	204796,95	4261238,48
150	MADRIGALEJO	658	703	731	754	779	272947,10	4335549,35
151	MADROÑERA (PISCINAS)	976	1126	1240	1353	1502	262454,38	4368174,23
152	MADROÑERA F TORRE MURIEL	635	686	720	750	784	260452,96	4370797,56
153	MADROÑERA	799	881	937	988	1045	262934,54	4368221,27
154	MAGACELA	564	615	650	680	715	263007,03	4308685,37
155	MAGUILLA	587	649	691	730	777	252040,30	4250475,62
156	MALCOCINADO	787	877	939	996	1064	264108,81	4222712,85
157	MALPARTIDA DE CACERES	762	871	951	1029	1128	198263,93	4372196,86
158	MALPARTIDA DE LA SERENA	626	719	788	857	948	270496,57	4284086,74
159	MALPARTIDA DE PLASENCIA	1051	1197	1304	1408	1540	240091,30	4430112,75
160	MANCHITA	680	762	819	873	940	237696,75	4300470,82
161	MEDELLIN	607	669	710	748	793	243593,76	4316976,88
162	MEDINA DE LAS TORRES	660	724	766	803	847	201522,07	4249533,24
163	MEMBRIO	776	868	933	993	1067	151439,37	4383124,24
164	MENGABRIL (LA CASILLA)	544	581	604	624	644	328396,66	4311314,59
165	MENGABRIL	495	537	563	586	612	245691,05	4314007,54
166	MÉRIDA (GRUPO ESCOLAR)	622	705	765	823	897	210604,46	4312652,86
167	MÉRIDA (PERALES DE ARRIBA)	517	563	594	621	652	195149,84	4307304,46
168	MÉRIDA (PI/UELA)	593	666	718	768	829	197654,19	4310914,32
169	MÉRIDA	446	484	508	529	552	206442,26	4312960,82
170	MIAJADAS (INSTITUTO)	446	484	508	529	552	247768,16	4337399,37
171	MIAJADAS	670	748	803	856	920	248743,41	4337831,05

172	MIRANDILLA	805	904	973	1038	1119	215241,46	4322148,80
173	MONESTERIO (COLEGIO)	988	1077	1136	1187	1246	212573,68	4220358,27
174	MONESTERIO	1236	1423	1561	1698	1875	212904,64	4220747,92
175	MONROY	771	879	959	1036	1134	228460,91	4393465,49
176	MONTANCHEZ	828	923	990	1054	1133	214546,07	4338137,83
177	MONTEHERMOSO	838	929	992	1050	1120	214699,64	4437199,52
178	MONTEMOLIN (EL SANTO)	1123	1252	1340	1421	1519	214446,22	4443077,14
179	MONTEMOLIN, PALLARES	934	1025	1086	1140	1202	225372,78	4230874,40
180	MONTEMOLIN	627	666	689	708	728	223761,69	4222903,31
181	MONTERRUBIO DE LA SERENA	656	741	803	863	941	218202,56	4227878,96
182	MONTIJO (GRUPO ESCOLAR)	547	593	623	650	680	287160,41	4274060,15
183	MONTIJO (INSTITUTO)	664	758	827	895	982	186677,58	4312886,14
184	MONTIJO (S E AGRARIA)	599	668	718	764	821	186918,54	4312876,59
185	MORALEJA	836	922	980	1032	1094	183854,31	4437803,64
186	NAVACONCEJO (F LA CASERIA)	1457	1563	1629	1684	1744	182322,05	4435241,37
187	NAVALMORAL DE LA MATA (ESCUELADE CAPACITACION AGRA	838	920	976	1026	1084	259528,93	4451390,84
188	NAVALMORAL DE LA MATA	951	1113	1239	1368	1541	279818,14	4424384,34
189	NAVALVILLAR DE PELA	674	766	834	902	991	286402,60	4329308,69
190	NAVAS DEL MADROÑO	834	1000	1135	1278	1482	287151,28	4331201,39
191	NOGALES	479	516	538	558	579	173214,39	4272963,96
192	NUÑOMORAL (VEGAS DE CORIA)	1279	1411	1501	1584	1683	229125,57	4475271,55
193	OLIVA DE LA FRONTERA (ERMITA)	894	1028	1126	1222	1346	156665,00	4244460,21
194	OLIVA DE LA FRONTERA	809	868	905	937	972	157180,17	4243974,91
195	OLIVA DE MERIDA	736	828	892	953	1028	228157,36	4298384,14
196	OLIVENZA (LA MONJARA)	543	584	611	633	659	134433,01	4283573,87
197	OLIVENZA (VI/A DE LOS MATOS)	629	681	716	746	780	138190,09	4296877,63
198	OLIVENZA	684	769	829	886	957	143643,05	4290017,71
199	ORELLANA DE LA SIERRA	634	692	727	756	786	283910,77	4323514,23
200	ORELLANA LA VIEJA(SEGUNDA)	544	589	617	642	671	281162,70	4319887,40
201	ORELLANA LA VIEJA	544	589	617	642	671	280217,53	4320530,84
202	PANTANO DE BORBOLLON	856	937	991	1040	1096	194460,13	4447563,86
203	PANTANO DE CIJARA	666	711	739	762	787	325746,41	4359924,39
204	PANTANO DE CORNALVO	667	757	824	888	970	223500,62	4320650,43
205	PANTANO GABRIEL Y GALAN	866	984	1069	1153	1258	234030,76	4457031,61
206	PANTANO DE ORELLANA	591	637	667	692	720	280870,68	4318044,14
207	PANTANO DE PIEDRA AGUDA	683	812	916	1027	1185	150489,57	4289837,78
208	PANTANO DE PROSERPINA	732	886	1016	1157	1364	208295,99	4318728,33
209	PANTANO DE ZUJAR	509	550	577	600	626	284519,15	4310538,38
210	PELOCHE	764	882	972	1062	1182	315575,99	4339890,99
211	PEÑALSORDO	698	753	788	818	851	316297,13	4298631,12
212	PERALEDA DEL ZAUCEJO	717	804	865	922	991	275157,12	4262262,65
213	PINOFRANQUEADO	1372	1534	1647	1753	1882	216523,85	4466780,43
214	PIORNAL	1462	1565	1629	1684	1743	257175,31	4444458,50
215	PLASENCIA (VALLE JERTE)	806	880	928	970	1019	236807,62	4436802,30

216	PLASENCIA	754	837	894	947	1010	236002,98	4435502,54
217	PORTEZUELO	615	682	730	776	833	202590,06	4412799,33
218	PRESA DE ALANGE	727	854	952	1051	1183	214128,66	4299340,27
219	PRESA CANCHO DEL FRESNO	1017	1104	1160	1209	1264	294106,90	4363351,19
220	PRESA DE BROVALES	707	784	836	885	942	176892,28	4253417,03
221	PRESA DE LOS CANCHALES	637	732	803	873	964	194759,11	4319055,48
222	PRESA DE LOS MOLINOS	702	777	828	875	929	229291,16	4269821,53
223	PRESA DE MONTIJO	653	787	900	1024	1205	202827,59	4313713,60
224	PRESA DE SIERRA BRAVA	603	648	676	700	726	271197,30	4341463,63
225	PRESA DE VALDEOBISPO	875	1005	1103	1200	1327	222534,06	4443703,12
226	PRESA DE VALUENGO	646	708	749	786	830	177953,91	4245899,94
227	PRESA DEL JERTE	672	742	791	836	891	240375,99	4438439,33
228	PRESA DEL RUECAS	604	630	644	655	666	284388,25	4349574,69
229	PRESA PEÑA DEL AGUILA	691	755	798	835	879	164886,29	4339610,33
230	PRESA RIVERA DE GATA	864	937	984	1026	1073	190466,45	4448498,54
231	PUEBLA DE ALCOCER	636	696	736	772	814	304213,17	4317429,95
232	PUEBLA DE LA CALZADA	543	593	626	655	689	185525,79	4311233,09
233	PUEBLA DE LA REINA (EL AGUILA)	650	731	788	842	910	227587,91	4281733,38
234	PUEBLA DE LA REINA	679	766	828	887	961	230031,81	4284552,06
235	PUEBLA DE OBANDO	837	899	938	971	1007	186664,74	4342786,40
236	PUEBLA DE SANCHO PEREZ	652	725	776	824	883	202927,04	4255317,16
237	PUEBLA DEL MAESTRE	912	1008	1072	1130	1199	229871,40	4219611,45
238	PUEBLA DEL PRIOR	657	763	844	927	1038	221757,35	4274216,55
239	PUEBLA DE ALCOLLARIN	718	828	911	994	1103	258435,01	4332588,08
240	PUEBLONUEVO DE MIRAMONTES (C. P. VALDECAÑAS)	851	923	968	1008	1053	297658,18	4434227,17
241	PUERTO DE SANTA CRUZ	738	822	879	935	999	253514,70	4355736,00
242	PUERTO HURRACO	678	761	819	873	940	279095,13	4280141,25
243	QUINTANA DE LA SERENA	669	781	868	956	1077	267821,12	4291878,77
244	REINA	912	1018	1091	1159	1241	241566,42	4230650,90
245	RETAMAL DE LLERENA	693	800	879	957	1058	252760,15	4273815,42
246	RIOLOBOS	802	899	968	1032	1111	217538,01	4424122,55
247	RISCO	963	1173	1346	1532	1799	316032,85	4309063,39
248	RIBERA DEL FRESNO	712	817	895	972	1070	217565,96	4272202,33
249	ROBLEDILLO DE LA VERA	1090	1180	1239	1292	1353	279384,05	4442143,17
250	ROBLEDILLO DE TRUJILLO	801	889	951	1009	1082	242807,40	4350988,67
251	ROMANGORDO	753	827	875	919	970	268474,42	4402806,31
252	SALORINO	597	652	688	720	757	155020,49	4377555,19
253	SALVALEON	779	877	948	1016	1102	169710,59	4269184,60
254	SALVATIERRA DE LOS BARROS	903	1027	1117	1205	1317	178792,18	4266869,51
255	SAN BENITO DE LA CONTIENDA	729	860	965	1075	1230	138181,04	4284422,88
256	SAN FRANCISCO DE OLIVENZA	615	662	692	718	746	142560,00	4297174,27
257	SAN VICENTE DE ALCANTARA	887	970	1025	1074	1130	143557,98	4365278,19
258	SANCTI SPIRITUS	635	692	729	762	800	314016,63	4316575,67
259	SANTA AMALIA	700	816	905	996	1119	239338,68	4322394,89

260	SANTA CRUZ DE LA SIERRA	889	968	1019	1064	1115	254416,27	4357713,82
261	SANTA CRUZ DE PANIAGUA (EL BRONCO)	909	947	968	984	999	217830,36	4457465,86
262	SANTA MARTA DE LOS BARROS	667	756	820	882	960	184250,57	4280304,19
263	SANTIAGO DE ALCANTARA	691	768	820	868	926	135738,25	4392813,66
264	SANTIAGO DEL CAMPO	611	628	634	638	640	211089,46	4391781,71
265	SEGURA DE LEON	933	1044	1121	1193	1280	190618,92	4225115,97
266	SERRADILLA (VILLARREAL DE SAN CARLOS)	810	872	911	945	982	240655,97	4415273,76
267	SERRADILLA	911	1032	1120	1205	1313	231201,35	4413747,78
268	SIRUELA	821	943	1036	1130	1256	322463,54	4316381,01
269	TALARRUBIAS	736	806	853	896	945	306981,99	4323315,66
270	TALARRUBIAS (SEGUNDA)	697	793	863	931	1018	306650,65	4323539,75
271	TALAVAN	672	725	758	787	820	218622,24	4401847,80
272	TALAVERA LA REAL	621	702	760	816	887	172802,46	4310050,44
273	TALAYUELA (CENTENILLO)	964	1033	1076	1111	1150	286340,86	4436697,37
274	TALAYUELA (LA CAÑALERA)	978	1114	1212	1308	1430	274404,45	4430098,24
275	TALAYUELA LA BARQUILLA	929	1011	1064	1111	1164	292087,46	4438697,97
276	TAMUREJO	748	817	863	904	951	331492,83	4317540,07
277	TEJEDA DE TIETAR	1026	1109	1163	1209	1261	255176,72	4433934,21
278	TORIL	966	1117	1230	1342	1487	262459,71	4420121,24
279	TORNAVACAS	1365	1482	1557	1623	1698	271027,28	4459676,34
280	TORRECILLA DE LA TIESA (BANIS-PEDRO)	828	927	996	1060	1138	266464,89	4379718,87
281	TORRECILLA DE LOS ANGELES	916	981	1022	1056	1093	209083,33	4460886,96
282	TORREJON EL RUBIO (SALTO)	961	1117	1234	1352	1507	244061,45	4413924,08
283	TORREJONCILLO	855	987	1086	1184	1312	203668,70	4422178,09
284	TORREMAYOR	750	845	912	974	1052	193147,40	4311705,67
285	TORREMENGA	1166	1272	1343	1406	1479	263334,37	4436762,52
286	TORREORGAZ	797	946	1068	1197	1380	220006,05	4364279,06
287	TRASIERRA	792	869	922	969	1025	237556,09	4230934,00
288	TRUJILLANOS	546	570	584	595	605	217574,70	4316661,47
289	TRUJILLO	652	704	738	767	800	254509,33	4374286,27
290	USAGRE	707	822	913	1006	1135	222192,60	4250338,07
291	VALDASTILLAS (KIRSCH)	1222	1210	1266	1314	1367	253216,98	4447364,92
292	VALDEBOTOA	645	719	769	816	874	160249,45	4321394,17
293	VALDETORRES	595	652	689	723	762	233784,45	4311961,28
294	VALDIVIA (I N C)	755	874	964	1052	1169	266297,16	4324480,49
295	VALENCIA DE ALCANTARA	793	888	955	1018	1095	134259,66	4371645,64
296	VALENCIA DE LAS TORRES (CASTILLEJOS)	748	905	1034	1171	1367	239461,62	4259730,75
297	VALENCIA DE MOMBUEY	853	1037	1190	1356	1596	139262,52	4240923,25
298	VALENCIA DEL VENTOSO	577	638	679	718	765	195762,85	4241905,10
299	VALUENGO	581	620	644	664	685	177261,89	4246854,18
300	VALVERDE DE LEGANES (DO/A AU- RORA)	643	697	731	761	795	154016,68	4285172,46

301	VALVERDE DE LEGANES	653	718	762	801	848	153403,78	4287794,61
302	VALVERDE DE LLERENA	823	922	992	1057	1137	252966,67	4233073,01
303	VALVERDE DEL FRESNO	1178	1312	1406	1494	1601	168840,05	4457294,84
304	VILLA DEL REY	738	834	903	968	1050	172133,76	4397049,47
305	VILLAFRANCA BARROS (SEGUNDA)	747	894	1013	1137	1312	208888,18	4273593,96
306	VILLAFRANCA DE LOS BARROS	707	827	921	1017	1149	208080,18	4274704,09
307	VILLAGARCIA DE LA TORRE	771	885	969	1051	1156	230640,59	4242735,76
308	VILLAGONZALO	689	797	879	963	1074	222898,11	4306901,83
309	VILLALBA DE LOS BARROS	569	626	664	698	737	194325,63	4279541,51
310	VILLAMESIAS	696	760	801	837	879	252070,17	4348003,46
311	VILLAMIEL	1158	1314	1430	1543	1690	177714,54	4455365,54
312	VILLANUEVA DE LA SERENA (ENCO-MIENDA)	747	864	951	1037	1149	260069,99	4323124,79
313	VILLANUEVA DE LA SERENA	553	601	632	660	691	257508,21	4318110,88
314	VILLANUEVA DE LA SIERRA	1078	1195	1275	1348	1436	210181,73	4455593,78
315	VILLANUEVA DE LA VERA (CHORRI-LLO)	1392	1505	1576	1638	1707	290362,88	4444917,54
316	VILLANUEVA DEL FRESNO A CHELES(C P C)	600	634	653	669	686	131145,03	4262707,71
317	VILLANUEVA DEL FRESNO	789	904	988	1072	1180	136548,47	4256404,05
318	VILLAR DEL PEDROSO	575	638	682	723	773	311812,36	4397301,83
319	VILLAR DEL REY (MOHACHO)	724	810	871	928	997	169135,09	4335382,37
320	VILLAR DEL REY	749	840	903	963	1037	167254,03	4338706,09
321	VILLARTA DE LOS MONTES (EL RO-BLEDILLO)	718	800	858	912	978	341457,58	4341328,86
322	ZAFRA (PRESA DEL CASTELLAR)	828	916	976	1030	1094	197816,31	4259645,30
323	ZAFRA	631	683	717	746	780	202523,21	4258852,14
324	ZARZA CAPILLA	725	786	826	862	902	312870,04	4297600,73
325	ZARZA DE ALANGE	662	746	805	862	932	220539,20	4301612,67
326	ZARZA DE GRANADILLA	666	698	716	730	745	240713,95	4458651,51
327	ZARZA LA MAYOR	850	1007	1130	1258	1433	169366,06	4421424,86
328	ZORITA	730	809	863	912	972	267165,10	4352013,82

## **Apéndice 3**

### **Comandos en R**

## **Apéndice 3.1**

### **Comandos para la obtención de las predicciones de precipitación máxima en 24h para diferentes periodos de retorno a partir de serie de Acedera**

```
##Seleccionar los datos y leer el archivo fuente
setwd("C:/Users/Rafael/Desktop/ESTUDIOS/MUI UEX/TFM/1 DOCUMENTO
FINAL/DATOS AEMET/petición todos los datos/Municipios a estudiar")
Acedera <- read.table("Acedera.txt", header=T, dec=".", sep="\t")
Acedera
x <- Acedera[9]
x
summary(x)

##Aplicar Método POT
library(POT)
par(mfrow=c(2,2))
mrlplot(x[,"PMAX77"], conf = 0.95)
tcplot(x[,"PMAX77"], conf = 0.95, which = 1)
tcplot(x[,"PMAX77"], conf = 0.95, which = 2)

##Selección del valor del threshold
par(mfrow=c(2,2))
mrlplot(x[,"PMAX77"])
abline(v = 300, col = "green")
tcplot(x[,"PMAX77"], which = 1)
abline(v = 300, col = "green")
tcplot(x[,"PMAX77"], which = 2)
abline(v = 300, col = "green")

##Representar los puntos por encima del threshold
plot(Acedera[,2], Acedera[,9], main="", xlab="AÑO",
      ylab="Precipitación en dmm", col="blue")
abline(h = 300, col = "green")

##Obtención de las predicciones para los diferentes periodos de
retorno
fitted <- fitgpd(x[,"PMAX77"], 300, est = "mle")
dval <- x[,"PMAX77"]
ndat <- length(dval) ; nval <- 0
for (i in 1:ndat) { if (dval[i] > 300) {nval <- nval+1} }
npy=nval/length(dval)/12 # Es el número de observaciones por
encima del "threshold" dividido por el número de años.
rl.fun <- retlev(fitted, npy=npy)
rl.fun(20) ; rl.fun(50) ; rl.fun(100) ; rl.fun(200) ; rl.fun(500)

plot(fitted, npy=npy)
##*****
##Resumen de los valores de precipitación máxima en 24h mensual de
la estación de Acedera
      PMAX77
Min.   : 0.00
1st Qu.: 57.75
Median :135.00
Mean   :157.00
3rd Qu.:223.25
Max.   :680.00

##Predicciones de precipitaciones máximas en 24h (dmm) para los
periodos de retorno de 20,50,100,200,500
      scale
592.4612
      scale
637.8952
      scale
666.5871
      scale
691.1623
      scale
718.3228
```

## **Apéndice 3.2**

### **Comandos para generar el mapa de predicciones de precipitación máxima en 24h para el periodo de retorno de 20 años**

```
## Instalar paquetes
install.packages("akima")
install.packages("maps")
install.packages("maptools")
install.packages("sp")
install.packages("spdep")
install.packages("gstat")
install.packages("RColorBrewer")
install.packages("splancs")
install.packages("spatstat")
install.packages("lattice")
install.packages("pgirmess")
install.packages("classInt")
install.packages("spgwr")
install.packages("geoR")
install.packages("nlme")
install.packages("spatial")

## Cargar paquetes
library(car)
library(MASS)
library(maptools)
library(spatial)
library(gstat)
library(RColorBrewer)
library(geoR)
library(maps)
library(lattice)
library(akima)
library(sp)
library(spdep)
library(splancs)
library(spatstat)
library(pgirmess)
library(classInt)
library(spgwr)
library(geoR)
library(nlme)
library("spatial")

## Integración de los datos de las estaciones en el mapa de
  Extremadura

setwd("C:/Users/Rafael/Desktop/ESTUDIOS/MUI UEX/TFM/1 DOCUMENTO
  FINAL/mapas_completo_municipal")
trellis.par.set(sp.theme())
pextr = readShapePoly("ccaa0102c11.shp")
poligonos = polygons(pextr)
datos = read.table("datos_precipitacion_extremadura.txt", sep =
  "\t", dec = ",", header = T)
xy = SpatialPoints(datos[c("Longitud", "Latitud")])
plot(poligonos, axes=T, cex.axis=0.7, xlim=c(min(100000),
  max(350000)), ylim=c(min(4210000), max(4480000)))
title(xlab="Longitud", ylab="Latitud", cex.lab=0.75)points(xy, pch =
  3, cex = 0.3, col = "red")
attach(datos)
text(Longitud, Latitud, NumEst, cex=0.3, pos=3, offset=0.1,
  col="blue")

## Integración de los municipios más importantes en el Mapa de
  Extremauda

datosmuni = read.table("datos_municipios.txt", sep = "\t", dec =
  ",", header = T)
xy1 = SpatialPoints(datosmuni[c("CiudadLong", "CiudadLat")])
points(xy1, pch=16, cex=1, col="black")
attach(datosmuni)
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="black")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="black")
```

```
abline(h = c(4250000,4300000,4350000,4400000,4450000), v =
  c(100000,150000,200000,250000,300000,350000), col = "lightgray",
  lty = 3)
axis(1)
axis(2)
box()
rejillaB = spsample(poligonos, n = 100, "regular")
rejilla1B = as.data.frame(rejillaB)
names(rejilla1B) = c("x", "y")
gridded(rejilla1B) = c("x", "y")
points(rejilla1B, pch=3, col="blue")

## Crear objeto espacial
coor_datos = matrix(NA, nrow=nrow(datos), ncol=2)
coor_datos[,1] = datos$Longitud
coor_datos[,2] = datos$Latitud
colnames(coor_datos) = c("Longitud", "Latitud")
prec.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_datos, datos)
grd = Sobj_SpatialGrid(prec.sp, maxDim=100)$SG
plot(grd, axes=T, col="lightblue")
points(prec.sp, pch=16, col="red")
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="black")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="black")
abline(h = c(4250000,4300000,4350000,4400000,4450000), v =
  c(100000,150000,200000,250000,300000,350000), col = "lightgray",
  lty = 3)

## Visualizar datos diagrama de burbujas
bubble(prec.sp, "T20", pch=1, col="red", axes=T, xlab="Longitud",
  ylab="Latitud", main="")

## Ver si hay distancias que sean 0
dists = dist(datos[,7:8]) ; summary(dists)

## Cálculo de Variograma, elección de la distancia del sill
breaks = seq(50, 200000, l = 20)
vgprec = variogram(T20~1, locations=~Longitud+Latitud,
  boundaries=breaks, data=datos) ; vgprec
plot(vgprec, type="b", xlab="distancia (m)", ylab="semivarianza",
  main="")

## Cálculo de Variograma
breaks = seq(50, 60000, l = 13)
vgprec = variogram(T20~1, locations=~Longitud+Latitud,
  boundaries=breaks, data=datos) ; vgprec
plot(vgprec, type="b", xlab="distancia (m)", ylab="semivarianza",
  main="")

## Ajustar distintos modelos
Expmod.vgprec = vgm(psill=22000, model="Exp", nugget=10000,
  range=50000)
Expfit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Expmod.vgprec)
plot(vgprec, model=Expfit.vgprec, xlab="distancia (m)",
  ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")

Gaumod.vgprec = vgm(psill=22000, model="Gau", nugget=10000,
  range=50000)
Gaufit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Gaumod.vgprec)
plot(vgprec, model=Gaufit.vgprec, xlab="distancia (m)",
  ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")

Sphmod.vgprec = vgm(psill=22000, model="Sph", nugget=10000,
  range=50000)
Sphfit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Sphmod.vgprec)
plot(vgprec, model=Sphfit.vgprec, xlab="distancia (m)",
  ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")
```

```
## Generar predicciones
## Elección de la rejilla

rejilla = spsample(poligonos, n = 10000, "regular")
rejilla1 = as.data.frame(rejilla)
names(rejilla1) = c("x", "y")
gridded(rejilla1) = c("x", "y")
plot(rejilla1, axes=T)
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="red")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="blue")
abline(h = c(4250000, 4300000, 4350000, 4400000, 4450000), v =
       c(100000, 150000, 200000, 250000, 300000, 350000), col = "lightgray",
       lty = 3)

## Cálculo de krigeaje

kr = krige(T20~1, prec.sp, rejilla1, model=Sphfit.vgprec)
library(RColorBrewer)
est <- list("sp.points", prec.sp, pch=16, col="red", cex=0.2)

## Crear objeto espacial puntos seleccionados

coor_ciudad = matrix(NA, nrow=nrow(datosmuni), ncol=2)
coor_ciudad[,1] = datosmuni$CiudadLong
coor_ciudad[,2] = datosmuni$CiudadLat
colnames(coor_ciudad) = c("CiudadLong", "CiudadLat")
ciudad.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_ciudad, datosmuni)
ciudpunt <- list("sp.points", ciudad.sp, pch=16, col="black", cex=0.7)
ciudpunc = ciudpunt

## Crear objeto espacial texto nombres seleccionados

coor_text = matrix(NA, nrow=nrow(datosmuni), ncol=2)
coor_text[,1] = datosmuni$CiudadLong
CiudadLat7000 = CiudadLat+7000
coor_text[,2] = CiudadLat7000
ciudnombre = list("sp.text", loc=coor_text, txt=datosmuni$Ciudad,
                  col="orange", cex=0.7)

## Generar líneas del mapa

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4450000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H1datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H1datos) = c("H1Long", "H1Lat")
coor_H1 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H1[,1] = x1 ; coor_H1[,2] = y1
H1.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H1, H1datos)
H1punt <- list("sp.points", H1.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4400000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H2datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H2datos) = c("H2Long", "H2Lat")
coor_H2 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H2[,1] = x1 ; coor_H2[,2] = y1
H2.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H2, H2datos)
H2punt <- list("sp.points", H2.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4350000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H3datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H3datos) = c("H3Long", "H3Lat")
coor_H3 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H3[,1] = x1 ; coor_H3[,2] = y1
H3.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H3, H3datos)
H3punt <- list("sp.points", H3.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)
```

```
a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4300000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H4datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(H4datos) = c("H4Long","H4Lat")
coor_H4 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_H4[,1] = x1 ; coor_H4[,2] = y1
H4.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H4, H4datos)
H4punt <- list("sp.points",H4.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4250000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H5datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(H5datos) = c("H5Long","H5Lat")
coor_H5 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_H5[,1] = x1 ; coor_H5[,2] = y1
H5.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H5, H5datos)
H5punt <- list("sp.points",H5.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 150000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V1datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(V1datos) = c("V1Long","V1Lat")
coor_V1 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_V1[,1] = x1 ; coor_V1[,2] = y1
V1.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V1, V1datos)
V1punt <- list("sp.points",V1.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 200000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V2datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(V2datos) = c("V2Long","V2Lat")
coor_V2 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_V2[,1] = x1 ; coor_V2[,2] = y1
V2.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V2, V2datos)
V2punt <- list("sp.points",V2.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 250000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V3datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(V3datos) = c("V3Long","V3Lat")
coor_V3 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_V3[,1] = x1 ; coor_V3[,2] = y1
V3.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V3, V3datos)
V3punt <- list("sp.points",V3.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 300000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V4datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(V4datos) = c("V4Long","V4Lat")
coor_V4 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_V4[,1] = x1 ; coor_V4[,2] = y1
V4.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V4, V4datos)
V4punt <- list("sp.points",V4.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 350000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V5datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(V5datos) = c("V5Long","V5Lat")
coor_V5 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_V5[,1] = x1 ; coor_V5[,2] = y1
V5.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V5, V5datos)
V5punt <- list("sp.points",V5.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)
```

```
## Representar mapa con las isolíneas de precipitación
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
  name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
  H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
  V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
  cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
  col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
  scales=list(draw=T, cex=0.7))

## Representar mapa con las isolíneas de la varianza
spplot(kr, c("var1.var"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
  name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
  H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
  V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
  cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
  col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
  scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Esférico
kr = krige(T20~1, prec.sp, rejilla1, model=Sphfit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
  name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
  H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
  V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
  cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
  col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
  scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Gaussiano
kr = krige(T20~1, prec.sp, rejilla1, model=Gaufit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
  name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
  H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
  V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
  cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
  col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
  scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Exponencial
kr = krige(T20~1, prec.sp, rejilla1, model=Expfit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
  name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
  H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
  V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
  cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
  col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
  scales=list(draw=T, cex=0.7))
```

## **Apéndice 3.3**

### **Comandos para generar el mapa de predicciones de precipitación máxima en 24h para el periodo de retorno de 50 años**

```
## Instalar paquetes
install.packages("akima")
install.packages("maps")
install.packages("maptools")
install.packages("sp")
install.packages("spdep")
install.packages("gstat")
install.packages("splancs")
install.packages("spatstat")
install.packages("lattice")
install.packages("pgirmess")
install.packages("RColorBrewer")
install.packages("classInt")
install.packages("spgwr")
install.packages("geoR")
install.packages("nlme")
install.packages("spatial")

## Cargar paquetes
library(car)
library(akima)
library(MASS)
library(lattice)
library(maps)
library(maptools)
library(sp)
library(spdep)
library(spatial)
library(gstat)
library(splancs)
library(spatstat)
library(pgirmess)
library(RColorBrewer)
library(classInt)
library(spgwr)
library(geoR)
library(nlme)
library("spatial")

## Integración de los datos de las estaciones en el mapa de
  Extremadura
setwd("C:/Users/Rafael/Desktop/ESTUDIOS/MUI UEX/TFM/1 DOCUMENTO
  FINAL/mapas_completo_municipal")
trellis.par.set(sp.theme())
pextr = readShapePoly("ccaa0102c11.shp")
poligonos = polygons(pextr)
datos = read.table("datos precipitacion extremadura.txt", sep =
  "\t", dec = ",", header = T)
xy = SpatialPoints(datos[c("Longitud", "Latitud")])
plot(poligonos, axes=T)
points(xy, pch = 3, cex = 0.3, col = "red")

## Integración de los municipios más importantes en el Mapa de
  Extremauda
datosmuni = read.table("datos_municipios.txt", sep = "\t", dec =
  ",", header = T)
xy1 = SpatialPoints(datosmuni[c("CiudadLong", "CiudadLat")])
points(xy1, pch=16, cex=1, col="black")
attach(datosmuni)
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="black")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="black")
abline(h = c(4250000,4300000,4350000,4400000,4450000), v =
  c(100000,150000,200000,250000,300000,350000), col = "lightgray",
  lty = 3)
axis(1)
axis(2)
box()
```

```
rejillaB = spsample(poligonos, n = 100, "regular")
rejilla1B = as.data.frame(rejillaB)
names(rejilla1B) = c("x", "y")
gridded(rejilla1B) = c("x", "y")
points(rejilla1B, pch=3, col="blue")

## Crear objeto espacial
coor_datos = matrix(NA, nrow=nrow(datos), ncol=2)
coor_datos[,1] = datos$Longitud
coor_datos[,2] = datos$Latitud
colnames(coor_datos) = c("Longitud", "Latitud")
prec.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_datos, datos)
grd = Sobj_SpatialGrid(prec.sp, maxDim=100)$SG
plot(grd, axes=T, col="lightblue")
points(prec.sp, pch=16, col="red")
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="black")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="black")
abline(h = c(4250000, 4300000, 4350000, 4400000, 4450000), v =
       c(100000, 150000, 200000, 250000, 300000, 350000), col = "lightgray",
       lty = 3)

## Visualizar datos diagrama de burbujas
bubble(prec.sp, "T50", pch=1, col="red", axes=T, xlab="Longitud",
       ylab="Latitud", main="")

## Ver si hay distancias que sean 0
dists = dist(datos[,7:8]) ; summary(dists)

## Cálculo de Variograma, elección de la distancia del sill
breaks = seq(50, 200000, l = 20)
vgprec = variogram(T50~1, locations=~Longitud+Latitud,
                  boundaries=breaks, data=datos) ; vgprec
plot(vgprec, type="b", xlab="distancia (m)", ylab="semivarianza",
     main="")

## Cálculo de Variograma
breaks = seq(50, 60000, l = 12)
vgprec = variogram(T50~1, locations=~Longitud+Latitud,
                  boundaries=breaks, data=datos) ; vgprec
plot(vgprec, type="b", xlab="distancia (m)", ylab="semivarianza",
     main="")

## Ajustar distintos modelos
Expmod.vgprec = vgm(psill=12000, model="Exp", nugget=16000,
                  range=50000)
Expfit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Expmod.vgprec)
plot(vgprec, model=Expfit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")

Gaumod.vgprec = vgm(psill=12000, model="Gau", nugget=16000,
                  range=50000)
Gaufit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Gaumod.vgprec)
plot(vgprec, model=Gaufit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")

Sphmod.vgprec = vgm(psill=12000, model="Sph", nugget=160000,
                  range=50000)
Sphfit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Sphmod.vgprec)
plot(vgprec, model=Sphfit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")

## Generar predicciones
## Elección de la rejilla
rejilla = spsample(poligonos, n = 10000, "regular")
rejilla1 = as.data.frame(rejilla)
```

```
names(rejilla1) = c("x", "y")
gridded(rejilla1) = c("x", "y")
plot(rejilla1, axes=T)
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="red")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="blue")
abline(h = c(4250000, 4300000, 4350000, 4400000, 4450000), v =
      c(100000, 150000, 200000, 250000, 300000, 350000), col = "lightgray",
      lty = 3)

## Cálculo de krigeaje
kr = krige(T50~1, prec.sp, rejilla1, model=Sphfit.vgprec)
library(RColorBrewer)
est <- list("sp.points", prec.sp, pch=16, col="red", cex=0.2)

## Crear objeto espacial puntos seleccionados
coor_ciudad = matrix(NA, nrow=nrow(datosmuni), ncol=2)
coor_ciudad[,1] = datosmuni$CiudadLong
coor_ciudad[,2] = datosmuni$CiudadLat
colnames(coor_ciudad) = c("CiudadLong", "CiudadLat")
ciudad.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_ciudad, datosmuni)
ciudpunt <- list("sp.points", ciudad.sp, pch=16, col="black", cex=0.7)
ciudpuntc = ciudpunt

## Crear objeto espacial texto nombres seleccionados
coor_text = matrix(NA, nrow=nrow(datosmuni), ncol=2)
coor_text[,1] = datosmuni$CiudadLong
CiudadLat7000 = CiudadLat+7000
coor_text[,2] = CiudadLat7000
ciudnombre = list("sp.text", loc=coor_text, txt=datosmuni$Ciudad,
      col="orange", cex=0.7)

## Generar líneas del mapa
a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4450000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H1datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H1datos) = c("H1Long", "H1Lat")
coor_H1 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H1[,1] = x1 ; coor_H1[,2] = y1
H1.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H1, H1datos)
H1punt <- list("sp.points", H1.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4400000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H2datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H2datos) = c("H2Long", "H2Lat")
coor_H2 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H2[,1] = x1 ; coor_H2[,2] = y1
H2.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H2, H2datos)
H2punt <- list("sp.points", H2.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4350000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H3datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H3datos) = c("H3Long", "H3Lat")
coor_H3 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H3[,1] = x1 ; coor_H3[,2] = y1
H3.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H3, H3datos)
H3punt <- list("sp.points", H3.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4300000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H4datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H4datos) = c("H4Long", "H4Lat")
```

```
coor_H4 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H4[,1] = x1 ; coor_H4[,2] = y1
H4.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H4, H4datos)
H4punt <- list("sp.points", H4.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4250000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H5datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H5datos) = c("H5Long", "H5Lat")
coor_H5 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H5[,1] = x1 ; coor_H5[,2] = y1
H5.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H5, H5datos)
H5punt <- list("sp.points", H5.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 150000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V1datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V1datos) = c("V1Long", "V1Lat")
coor_V1 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V1[,1] = x1 ; coor_V1[,2] = y1
V1.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V1, V1datos)
V1punt <- list("sp.points", V1.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 200000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V2datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V2datos) = c("V2Long", "V2Lat")
coor_V2 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V2[,1] = x1 ; coor_V2[,2] = y1
V2.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V2, V2datos)
V2punt <- list("sp.points", V2.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 250000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V3datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V3datos) = c("V3Long", "V3Lat")
coor_V3 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V3[,1] = x1 ; coor_V3[,2] = y1
V3.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V3, V3datos)
V3punt <- list("sp.points", V3.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 300000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V4datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V4datos) = c("V4Long", "V4Lat")
coor_V4 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V4[,1] = x1 ; coor_V4[,2] = y1
V4.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V4, V4datos)
V4punt <- list("sp.points", V4.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 350000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V5datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V5datos) = c("V5Long", "V5Lat")
coor_V5 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V5[,1] = x1 ; coor_V5[,2] = y1
V5.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V5, V5datos)
V5punt <- list("sp.points", V5.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

## Representar mapa con las isolíneas de precipitación
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
  name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
  H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
```

```
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

## Representar mapa con las isolíneas de la varianza
spplot(kr, c("var1.var"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt,
H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7),
ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE, col='black',
pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6), scales=list(draw=T,
cex=0.7))

##*****
## Esférico
kr = krige(T50~1, prec.sp, rejilla1, model=Sphfit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Gaussiano
kr = krige(T50~1, prec.sp, rejilla1, model=Gaufit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Exponencial
kr = krige(T50~1, prec.sp, rejilla1, model=Expfit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))
```

## **Apéndice 3.4**

### **Comandos para generar el mapa de predicciones de precipitación máxima en 24h para el periodo de retorno de 100 años**

```
## Instalar paquetes
install.packages("akima")
install.packages("maps")
install.packages("maptools")
install.packages("sp")
install.packages("spdep")
install.packages("gstat")
install.packages("splancs")
install.packages("spatstat")
install.packages("lattice")
install.packages("pgirmess")
install.packages("RColorBrewer")
install.packages("classInt")
install.packages("spgwr")
install.packages("geoR")
install.packages("nlme")
install.packages("spatial")

## Cargar paquetes
library(car)
library(akima)
library(MASS)
library(lattice)
library(maps)
library(maptools)
library(sp)
library(spdep)
library(spatial)
library(gstat)
library(splancs)
library(spatstat)
library(pgirmess)
library(RColorBrewer)
library(classInt)
library(spgwr)
library(geoR)
library(nlme)
library("spatial")

## Integración de los datos de las estaciones en el mapa de
  Extremadura
setwd("C:/Users/Rafael/Desktop/ESTUDIOS/MUI UEX/TFM/1 DOCUMENTO
  FINAL/mapas_completo_municipal")
trellis.par.set(sp.theme())
pextr = readShapePoly("ccaa0102c11.shp")
poligonos = polygons(pextr)
datos = read.table("datos precipitacion extremadura.txt", sep =
  "\t", dec = ",", header = T)
xy = SpatialPoints(datos[c("Longitud", "Latitud")])
plot(poligonos, axes=T)
points(xy, pch = 3, cex = 0.3, col = "red")

## Integración de los municipios más importantes en el Mapa de
  Extremauda
datosmuni = read.table("datos_municipios.txt", sep = "\t", dec =
  ",", header = T)
xy1 = SpatialPoints(datosmuni[c("CiudadLong", "CiudadLat")])
points(xy1, pch=16, cex=1, col="black")
attach(datosmuni)
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="black")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="black")
abline(h = c(4250000,4300000,4350000,4400000,4450000), v =
  c(100000,150000,200000,250000,300000,350000), col = "lightgray",
  lty = 3)
axis(1)
axis(2)
box()
```

```
rejillaB = spsample(poligonos, n = 100, "regular")
rejilla1B = as.data.frame(rejillaB)
names(rejilla1B) = c("x", "y")
gridded(rejilla1B) = c("x", "y")
points(rejilla1B, pch=3, col="blue")

## Crear objeto espacial
coor_datos = matrix(NA, nrow=nrow(datos), ncol=2)
coor_datos[,1] = datos$Longitud
coor_datos[,2] = datos$Latitud
colnames(coor_datos) = c("Longitud", "Latitud")
prec.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_datos, datos)
grd = Sobj_SpatialGrid(prec.sp, maxDim=100)$SG
plot(grd, axes=T, col="lightblue")
points(prec.sp, pch=16, col="red")
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="black")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="black")
abline(h = c(4250000, 4300000, 4350000, 4400000, 4450000), v =
       c(100000, 150000, 200000, 250000, 300000, 350000), col = "lightgray",
       lty = 3)

## Visualizar datos diagrama de burbujas
bubble(prec.sp, "T100", pch=1, col="red", axes=T, xlab="Longitud",
       ylab="Latitud", main="")

## Ver si hay distancias que sean 0
dists = dist(datos[,7:8]) ; summary(dists)

## Cálculo de Variograma, elección de la distancia del sill
breaks = seq(50, 200000, l = 20)
vgprec = variogram(T100~1, locations=~Longitud+Latitud,
                  boundaries=breaks, data=datos) ; vgprec
plot(vgprec, type="b", xlab="distancia (m)", ylab="semivarianza",
     main="")

## Cálculo de Variograma
breaks = seq(50, 60000, l = 12)
vgprec = variogram(T100~1, locations=~Longitud+Latitud,
                  boundaries=breaks, data=datos) ; vgprec
plot(vgprec, type="b", xlab="distancia (m)", ylab="semivarianza",
     main="")

## Ajustar distintos modelos
Expmod.vgprec = vgm(psill=16000, model="Exp", nugget=23000,
                  range=50000)
Expfit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Expmod.vgprec)
plot(vgprec, model=Expfit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")

Gaumod.vgprec = vgm(psill=16000, model="Gau", nugget=23000,
                  range=50000)
Gaufit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Gaumod.vgprec)
plot(vgprec, model=Gaufit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")

Sphmod.vgprec = vgm(psill=16000, model="Sph", nugget=23000,
                  range=50000)
Sphfit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Sphmod.vgprec)
plot(vgprec, model=Sphfit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")

## Generar predicciones
## Elección de la rejilla
rejilla = spsample(poligonos, n = 10000, "regular")
rejilla1 = as.data.frame(rejilla)
```

```
names(rejilla1) = c("x", "y")
gridded(rejilla1) = c("x", "y")
plot(rejilla1, axes=T)
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="red")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="blue")
abline(h = c(4250000, 4300000, 4350000, 4400000, 4450000), v =
  c(100000, 150000, 200000, 250000, 300000, 350000), col = "lightgray",
  lty = 3)

## Cálculo de krigeaje
kr = krige(T100~1, prec.sp, rejilla1, model=Sphfit.vgprec)
library(RColorBrewer)
est <- list("sp.points", prec.sp, pch=16, col="red", cex=0.2)

## Crear objeto espacial puntos seleccionados
coord_ciudad = matrix(NA, nrow=nrow(datosmuni), ncol=2)
coord_ciudad[,1] = datosmuni$CiudadLong
coord_ciudad[,2] = datosmuni$CiudadLat
colnames(coord_ciudad) = c("CiudadLong", "CiudadLat")
ciudad.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coord_ciudad, datosmuni)
ciudpunt <- list("sp.points", ciudad.sp, pch=16, col="black", cex=0.7)
ciudpuntc = ciudpunt

## Crear objeto espacial texto nombres seleccionados
coord_text = matrix(NA, nrow=nrow(datosmuni), ncol=2)
coord_text[,1] = datosmuni$CiudadLong
CiudadLat7000 = CiudadLat+7000
coord_text[,2] = CiudadLat7000
ciudnombre = list("sp.text", loc=coord_text, txt=datosmuni$Ciudad,
  col="orange", cex=0.7)

## Generar líneas del mapa
a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4450000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H1datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H1datos) = c("H1Long", "H1Lat")
coord_H1 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coord_H1[,1] = x1 ; coord_H1[,2] = y1
H1.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coord_H1, H1datos)
H1punt <- list("sp.points", H1.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4400000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H2datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H2datos) = c("H2Long", "H2Lat")
coord_H2 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coord_H2[,1] = x1 ; coord_H2[,2] = y1
H2.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coord_H2, H2datos)
H2punt <- list("sp.points", H2.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4350000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H3datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H3datos) = c("H3Long", "H3Lat")
coord_H3 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coord_H3[,1] = x1 ; coord_H3[,2] = y1
H3.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coord_H3, H3datos)
H3punt <- list("sp.points", H3.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4300000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H4datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H4datos) = c("H4Long", "H4Lat")
```

```
coor_H4 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H4[,1] = x1 ; coor_H4[,2] = y1
H4.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H4, H4datos)
H4punt <- list("sp.points", H4.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4250000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H5datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H5datos) = c("H5Long", "H5Lat")
coor_H5 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H5[,1] = x1 ; coor_H5[,2] = y1
H5.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H5, H5datos)
H5punt <- list("sp.points", H5.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 150000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V1datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V1datos) = c("V1Long", "V1Lat")
coor_V1 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V1[,1] = x1 ; coor_V1[,2] = y1
V1.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V1, V1datos)
V1punt <- list("sp.points", V1.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 200000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V2datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V2datos) = c("V2Long", "V2Lat")
coor_V2 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V2[,1] = x1 ; coor_V2[,2] = y1
V2.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V2, V2datos)
V2punt <- list("sp.points", V2.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 250000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V3datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V3datos) = c("V3Long", "V3Lat")
coor_V3 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V3[,1] = x1 ; coor_V3[,2] = y1
V3.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V3, V3datos)
V3punt <- list("sp.points", V3.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 300000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V4datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V4datos) = c("V4Long", "V4Lat")
coor_V4 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V4[,1] = x1 ; coor_V4[,2] = y1
V4.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V4, V4datos)
V4punt <- list("sp.points", V4.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 350000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V5datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V5datos) = c("V5Long", "V5Lat")
coor_V5 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V5[,1] = x1 ; coor_V5[,2] = y1
V5.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V5, V5datos)
V5punt <- list("sp.points", V5.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

## Representar mapa con las isolíneas de precipitación
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
  name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
  H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
```

```
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

## Representar mapa con las isolíneas de la varianza
spplot(kr, c("var1.var"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Esférico
kr = krige(T100~1, prec.sp, rejilla1, model=Sphfit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Gaussiano
kr = krige(T100~1, prec.sp, rejilla1, model=Gaufit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Exponencial
kr = krige(T100~1, prec.sp, rejilla1, model=Expfit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))
```

## **Apéndice 3.5**

### **Comandos para generar el mapa de predicciones de precipitación máxima en 24h para el periodo de retorno de 200 años**

```
## Instalar paquetes
install.packages("akima")
install.packages("maps")
install.packages("maptools")
install.packages("sp")
install.packages("spdep")
install.packages("gstat")
install.packages("splancs")
install.packages("spatstat")
install.packages("lattice")
install.packages("pgirmess")
install.packages("RColorBrewer")
install.packages("classInt")
install.packages("spgwr")
install.packages("geoR")
install.packages("nlme")
install.packages("spatial")

## Cargar paquetes
library(car)
library(akima)
library(MASS)
library(lattice)
library(maps)
library(maptools)
library(sp)
library(spdep)
library(spatial)
library(gstat)
library(splancs)
library(spatstat)
library(pgirmess)
library(RColorBrewer)
library(classInt)
library(spgwr)
library(geoR)
library(nlme)
library("spatial")

## Integración de los datos de las estaciones en el mapa de
  Extremadura
setwd("C:/Users/Rafael/Desktop/ESTUDIOS/MUI UEX/TFM/1 DOCUMENTO
  FINAL/mapas_completo_municipal")
trellis.par.set(sp.theme())
pextr = readShapePoly("ccaa0102c11.shp")
poligonos = polygons(pextr)
datos = read.table("datos precipitacion extremadura.txt", sep =
  "\t", dec = ",", header = T)
xy = SpatialPoints(datos[c("Longitud", "Latitud")])
plot(poligonos, axes=T)
points(xy, pch = 3, cex = 0.3, col = "red")

## Integración de los municipios más importantes en el Mapa de
  Extremauda
datosmuni = read.table("datos_municipios.txt", sep = "\t", dec =
  ",", header = T)
xy1 = SpatialPoints(datosmuni[c("CiudadLong", "CiudadLat")])
points(xy1, pch=16, cex=1, col="black")
attach(datosmuni)
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="black")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="black")
abline(h = c(4250000,4300000,4350000,4400000,4450000), v =
  c(100000,150000,200000,250000,300000,350000), col = "lightgray",
  lty = 3)
axis(1)
axis(2)
box()
```

```
rejillaB = spsample(poligonos, n = 100, "regular")
rejilla1B = as.data.frame(rejillaB)
names(rejilla1B) = c("x", "y")
gridded(rejilla1B) = c("x", "y")
points(rejilla1B, pch=3, col="blue")

## Crear objeto espacial
coor_datos = matrix(NA, nrow=nrow(datos), ncol=2)
coor_datos[,1] = datos$Longitud
coor_datos[,2] = datos$Latitud
colnames(coor_datos) = c("Longitud", "Latitud")
prec.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_datos, datos)
grd = Sobj_SpatialGrid(prec.sp, maxDim=100)$SG
plot(grd, axes=T, col="lightblue")
points(prec.sp, pch=16, col="red")
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="black")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="black")
abline(h = c(4250000, 4300000, 4350000, 4400000, 4450000), v =
       c(100000, 150000, 200000, 250000, 300000, 350000), col = "lightgray",
       lty = 3)

## Visualizar datos diagrama de burbujas
bubble(prec.sp, "T200", pch=1, col="red", axes=T, xlab="Longitud",
       ylab="Latitud", main="")

## Ver si hay distancias que sean 0
dists = dist(datos[,7:8]) ; summary(dists)

## Cálculo de Variograma, elección de la distancia del sill
breaks = seq(50, 200000, l = 20)
vgprec = variogram(T200~1, locations=~Longitud+Latitud,
                  boundaries=breaks, data=datos) ; vgprec
plot(vgprec, type="b", xlab="distancia (m)", ylab="semivarianza",
     main="")

## Cálculo de Variograma
breaks = seq(50, 60000, l = 12)
vgprec = variogram(T200~1, locations=~Longitud+Latitud,
                  boundaries=breaks, data=datos) ; vgprec
plot(vgprec, type="b", xlab="distancia (m)", ylab="semivarianza",
     main="")

## Ajustar distintos modelos
Expmod.vgprec = vgm(psill=27000, model="Exp", nugget=32000,
                  range=50000)
Expfit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Expmod.vgprec)
plot(vgprec, model=Expfit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")

Gaumod.vgprec = vgm(psill=40000, model="Gau", nugget=32000,
                  range=50000)
Gaufit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Gaumod.vgprec)
plot(vgprec, model=Gaufit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")

Sphmod.vgprec = vgm(psill=27000, model="Sph", nugget=32000,
                  range=40000)
Sphfit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Sphmod.vgprec)
plot(vgprec, model=Sphfit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2, lwd=2, pch=16, main="")

## Generar predicciones
## Elección de la rejilla
rejilla = spsample(poligonos, n = 10000, "regular")
rejilla1 = as.data.frame(rejilla)
```

```
names(rejilla1) = c("x", "y")
gridded(rejilla1) = c("x", "y")
plot(rejilla1, axes=T)
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="red")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="blue")
abline(h = c(4250000, 4300000, 4350000, 4400000, 4450000), v =
      c(100000, 150000, 200000, 250000, 300000, 350000), col = "lightgray",
      lty = 3)

## Cálculo de krigeaje
kr = krige(T200~1, prec.sp, rejilla1, model=Sphfit.vgprec)
library(RColorBrewer)
est <- list("sp.points", prec.sp, pch=16, col="red", cex=0.2)

## Crear objeto espacial puntos seleccionados
coord_ciudad = matrix(NA, nrow=nrow(datosmuni), ncol=2)
coord_ciudad[,1] = datosmuni$CiudadLong
coord_ciudad[,2] = datosmuni$CiudadLat
colnames(coord_ciudad) = c("CiudadLong", "CiudadLat")
ciudad.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coord_ciudad, datosmuni)
ciudpunt <- list("sp.points", ciudad.sp, pch=16, col="black", cex=0.7)
ciudpuntc = ciudpunt

## Crear objeto espacial texto nombres seleccionados
coord_text = matrix(NA, nrow=nrow(datosmuni), ncol=2)
coord_text[,1] = datosmuni$CiudadLong
CiudadLat7000 = CiudadLat+7000
coord_text[,2] = CiudadLat7000
ciudnombre = list("sp.text", loc=coord_text, txt=datosmuni$Ciudad,
      col="orange", cex=0.7)

## Generar líneas del mapa
a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4450000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H1datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H1datos) = c("H1Long", "H1Lat")
coord_H1 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coord_H1[,1] = x1 ; coord_H1[,2] = y1
H1.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coord_H1, H1datos)
H1punt <- list("sp.points", H1.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4400000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H2datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H2datos) = c("H2Long", "H2Lat")
coord_H2 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coord_H2[,1] = x1 ; coord_H2[,2] = y1
H2.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coord_H2, H2datos)
H2punt <- list("sp.points", H2.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4350000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H3datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H3datos) = c("H3Long", "H3Lat")
coord_H3 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coord_H3[,1] = x1 ; coord_H3[,2] = y1
H3.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coord_H3, H3datos)
H3punt <- list("sp.points", H3.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4300000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H4datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H4datos) = c("H4Long", "H4Lat")
```

```
coor_H4 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H4[,1] = x1 ; coor_H4[,2] = y1
H4.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H4, H4datos)
H4punt <- list("sp.points", H4.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4250000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H5datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H5datos) = c("H5Long", "H5Lat")
coor_H5 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H5[,1] = x1 ; coor_H5[,2] = y1
H5.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H5, H5datos)
H5punt <- list("sp.points", H5.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 150000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V1datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V1datos) = c("V1Long", "V1Lat")
coor_V1 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V1[,1] = x1 ; coor_V1[,2] = y1
V1.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V1, V1datos)
V1punt <- list("sp.points", V1.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 200000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V2datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V2datos) = c("V2Long", "V2Lat")
coor_V2 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V2[,1] = x1 ; coor_V2[,2] = y1
V2.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V2, V2datos)
V2punt <- list("sp.points", V2.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 250000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V3datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V3datos) = c("V3Long", "V3Lat")
coor_V3 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V3[,1] = x1 ; coor_V3[,2] = y1
V3.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V3, V3datos)
V3punt <- list("sp.points", V3.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 300000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V4datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V4datos) = c("V4Long", "V4Lat")
coor_V4 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V4[,1] = x1 ; coor_V4[,2] = y1
V4.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V4, V4datos)
V4punt <- list("sp.points", V4.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 350000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V5datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(V5datos) = c("V5Long", "V5Lat")
coor_V5 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_V5[,1] = x1 ; coor_V5[,2] = y1
V5.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V5, V5datos)
V5punt <- list("sp.points", V5.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

## Representar mapa con las isolíneas de precipitación
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
  name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
  H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
```

```
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

## Representar mapa con las isolíneas de la varianza
spplot(kr, c("var1.var"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Esférico
kr = krige(T200~1, prec.sp, rejilla1, model=Sphfit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Gaussiano
kr = krige(T200~1, prec.sp, rejilla1, model=Gaufit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Exponencial
kr = krige(T200~1, prec.sp, rejilla1, model=Expfit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"), col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))
```

## **Apéndice 3.6**

### **Comandos para generar el mapa de predicciones de precipitación máxima en 24h para el periodo de retorno de 500 años**

```
## Instalar paquetes
install.packages("akima")
install.packages("maps")
install.packages("maptools")
install.packages("sp")
install.packages("spdep")
install.packages("gstat")
install.packages("splancs")
install.packages("spatstat")
install.packages("lattice")
install.packages("pgirmess")
install.packages("RColorBrewer")
install.packages("classInt")
install.packages("spgwr")
install.packages("geoR")
install.packages("nlme")
install.packages("spatial")

## Cargar paquetes
library(car)
library(akima)
library(MASS)
library(lattice)
library(maps)
library(maptools)
library(sp)
library(spdep)
library(spatial)
library(gstat)
library(splancs)
library(spatstat)
library(pgirmess)
library(RColorBrewer)
library(classInt)
library(spgwr)
library(geoR)
library(nlme)
library("spatial")

## Integración de los datos de las estaciones en el mapa de
  Extremadura

setwd("C:/Users/Rafael/Desktop/ESTUDIOS/MUI UEX/TFM/1 DOCUMENTO
  FINAL/mapas_completo_municipal")
trellis.par.set(sp.theme())
pextr = readShapePoly("ccaa0102c11.shp")
poligonos = polygons(pextr)
datos = read.table("datos precipitacion extremadura.txt", sep =
  "\t", dec = ",", header = T)
xy = SpatialPoints(datos[c("Longitud", "Latitud")])
plot(poligonos, axes=T)
points(xy, pch = 3, cex = 0.3, col = "red")

## Integración de los municipios más importantes en el Mapa de
  Extremauda

datosmuni = read.table("datos_municipios.txt", sep = "\t", dec =
  ",", header = T)
xy1 = SpatialPoints(datosmuni[c("CiudadLong", "CiudadLat")])
points(xy1, pch=16, cex=1, col="black")
attach(datosmuni)
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="black")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="black")
abline(h = c(4250000,4300000,4350000,4400000,4450000), v =
  c(100000,150000,200000,250000,300000,350000), col = "lightgray",
  lty = 3)
axis(1)
axis(2)
box()
rejillaB = spsample(poligonos, n = 100, "regular")
```

```
rejilla1B = as.data.frame(rejillaB)
names(rejilla1B) = c("x", "y")
gridded(rejilla1B) = c("x", "y")
points(rejilla1B, pch=3, col="blue")

## Crear objeto espacial

coord_datos = matrix(NA, nrow=nrow(datos), ncol=2)
coord_datos[,1] = datos$Longitud
coord_datos[,2] = datos$Latitud
colnames(coord_datos) = c("Longitud", "Latitud")
prec.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coord_datos, datos)
grd = Sobj_SpatialGrid(prec.sp, maxDim=100)$SG
plot(grd, axes=T, col="lightblue")
points(prec.sp, pch=16, col="red")
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="black")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="black")
abline(h = c(4250000, 4300000, 4350000, 4400000, 4450000), v =
       c(100000, 150000, 200000, 250000, 300000, 350000), col = "lightgray",
       lty = 3)

## Visualizar datos diagrama de burbujas

bubble(prec.sp, "T500", pch=1, col="red", axes=T, xlab="Longitud",
       ylab="Latitud", main="")

## Ver si hay distancias que sean 0

dists = dist(datos[,7:8]) ; summary(dists)

## Cálculo de Variograma, elección de la distancia del sill

breaks = seq(50, 200000, l = 20)
vgprec = variogram(T500~1, locations=~Longitud+Latitud,
                  boundaries=breaks, data=datos) ; vgprec
plot(vgprec, type="b", xlab="distancia (m)", ylab="semivarianza",
     main="")

## Cálculo de Variograma

breaks = seq(50, 60000, l = 12)
vgprec = variogram(T500~1, locations=~Longitud+Latitud,
                  boundaries=breaks, data=datos) ; vgprec
plot(vgprec, type="b", xlab="distancia (m)", ylab="semivarianza",
     main="", ylim = c(20000, 80000))

## Ajustar distintos modelos

Expmod.vgprec = vgm(psill=22000, model="Exp", nugget=45000,
                  range=50000)
Expfit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Expmod.vgprec)
plot(vgprec, model=Expfit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2,
     lwd=2, pch=16, main="", ylim = c(20000, 80000))

Gaumod.vgprec = vgm(psill=22000, model="Gau", nugget=50000,
                  range=100000)
Gaufit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Gaumod.vgprec)
plot(vgprec, model=Gaufit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2,
     lwd=2, pch=16, main="", ylim = c(20000, 80000))

Sphmod.vgprec = vgm(psill=22000, model="Sph", nugget=50000,
                  range=50000)
Sphfit.vgprec = fit.variogram(vgprec, Sphmod.vgprec)
plot(vgprec, model=Sphfit.vgprec, xlab="distancia (m)",
     ylab="semivarianza", type="b", lty=2,
     lwd=2, pch=16, main="", ylim = c(20000, 80000))

## Generar predicciones
## Elección de la rejilla
```

```
rejilla = spsample(poligonos, n = 10000, "regular")
rejilla1 = as.data.frame(rejilla)
names(rejilla1) = c("x", "y")
gridded(rejilla1) = c("x", "y")
plot(rejilla1, axes=T)
points(CiudadLong, CiudadLat, pch=16, cex=1, col="red")
text(CiudadLong, CiudadLat, Ciudad, cex=1, pos=3, col="blue")
abline(h = c(4250000, 4300000, 4350000, 4400000, 4450000), v =
       c(100000, 150000, 200000, 250000, 300000, 350000), col = "lightgray",
       lty = 3)

## Cálculo de krigeaje
kr = krige(T500~1, prec.sp, rejilla1, model=Expmod.vgprec)
library(RColorBrewer)
est <- list("sp.points", prec.sp, pch=16, col="red", cex=0.2)

## Crear objeto espacial puntos seleccionados
coor_ciudad = matrix(NA, nrow=nrow(datosmuni), ncol=2)
coor_ciudad[,1] = datosmuni$CiudadLong
coor_ciudad[,2] = datosmuni$CiudadLat
colnames(coor_ciudad) = c("CiudadLong", "CiudadLat")
ciudad.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_ciudad, datosmuni)
ciudpunt <- list("sp.points", ciudad.sp, pch=16, col="black", cex=0.7)
ciudpunc = ciudpunt

## Crear objeto espacial texto nombres seleccionados
coor_text = matrix(NA, nrow=nrow(datosmuni), ncol=2)
coor_text[,1] = datosmuni$CiudadLong
CiudadLat7000 = CiudadLat+7000
coor_text[,2] = CiudadLat7000
ciudnombre = list("sp.text", loc=coor_text, txt=datosmuni$Ciudad,
                  col="orange", cex=0.7)

## Generar líneas del mapa
a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4450000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H1datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H1datos) = c("H1Long", "H1Lat")
coor_H1 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H1[,1] = x1 ; coor_H1[,2] = y1
H1.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H1, H1datos)
H1punt <- list("sp.points", H1.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4400000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H2datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H2datos) = c("H2Long", "H2Lat")
coor_H2 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H2[,1] = x1 ; coor_H2[,2] = y1
H2.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H2, H2datos)
H2punt <- list("sp.points", H2.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4350000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H3datos <- data.frame(x1, y1)
colnames(H3datos) = c("H3Long", "H3Lat")
coor_H3 = matrix(NA, nrow=length(x1), ncol=2)
coor_H3[,1] = x1 ; coor_H3[,2] = y1
H3.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H3, H3datos)
H3punt <- list("sp.points", H3.sp, pch=20, col="white", cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4300000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
```

```
H4datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(H4datos) = c("H4Long","H4Lat")
coor_H4 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_H4[,1] = x1 ; coor_H4[,2] = y1
H4.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H4, H4datos)
H4punt <- list("sp.points",H4.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 100000 ; b <- 400000 ; c <- 4250000
x1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
y1 <- rep(c, 101)
H5datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(H5datos) = c("H5Long","H5Lat")
coor_H5 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_H5[,1] = x1 ; coor_H5[,2] = y1
H5.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_H5, H5datos)
H5punt <- list("sp.points",H5.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 150000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V1datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(V1datos) = c("V1Long","V1Lat")
coor_V1 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_V1[,1] = x1 ; coor_V1[,2] = y1
V1.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V1, V1datos)
V1punt <- list("sp.points",V1.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 200000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V2datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(V2datos) = c("V2Long","V2Lat")
coor_V2 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_V2[,1] = x1 ; coor_V2[,2] = y1
V2.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V2, V2datos)
V2punt <- list("sp.points",V2.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 250000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V3datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(V3datos) = c("V3Long","V3Lat")
coor_V3 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_V3[,1] = x1 ; coor_V3[,2] = y1
V3.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V3, V3datos)
V3punt <- list("sp.points",V3.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 300000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V4datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(V4datos) = c("V4Long","V4Lat")
coor_V4 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_V4[,1] = x1 ; coor_V4[,2] = y1
V4.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V4, V4datos)
V4punt <- list("sp.points",V4.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

a <- 4200000 ; b <- 4500000 ; c <- 350000
y1 <- seq(a, b, by=((b-a)/100))
x1 <- rep(c, 101)
V5datos <- data.frame(x1,y1)
colnames(V5datos) = c("V5Long","V5Lat")
coor_V5 = matrix(NA, nrow=length(x1),ncol=2)
coor_V5[,1] = x1 ; coor_V5[,2] = y1
V5.sp = SpatialPointsDataFrame(coords=coor_V5, V5datos)
V5punt <- list("sp.points",V5.sp,pch=20,col="white",cex=0.1)

## Representar mapa con las isolíneas de precipitación
```

```
spplot(kr, c("var1.pred"),col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

## Representar mapa con las isolíneas de la varianza

spplot(kr, c("var1.var"),col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Esférico

kr = krige(T500~1, prec.sp, rejilla1, model=Sphfit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"),col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

##*****
## Gaussiano

kr = krige(T500~1, prec.sp, rejilla1, model=Gaufit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"),col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))

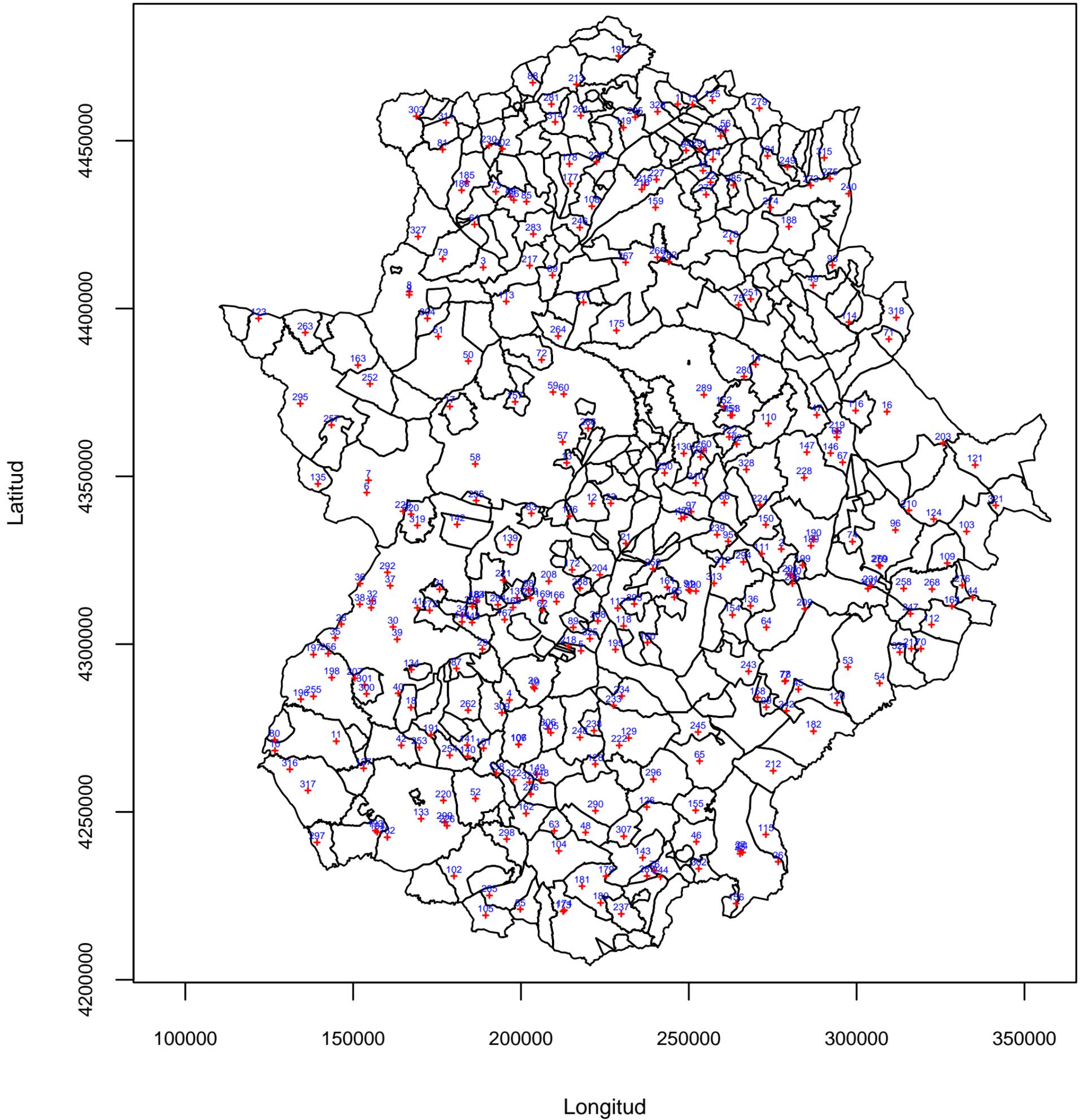
##*****
## Exponencial

kr = krige(T500~1, prec.sp, rejilla1, model=Expfit.vgprec)
spplot(kr, c("var1.pred"),col.regions=colorRampPalette(brewer.pal(7,
name="Blues")), sp.layout=list(est, ciudpunt, ciudnombre, H1punt,
H2punt, H3punt, H4punt, H5punt, V1punt, V2punt, V3punt, V4punt,
V5punt), names.attr=c("Predicciones"), xlab=list("Longitud",
cex=0.7), ylab=list("Latitud", cex=0.7), contour=TRUE,
col='black', pretty=TRUE, main="", labels=list(T,cex=0.6),
scales=list(draw=T, cex=0.7))
```

## **Apéndice 4**

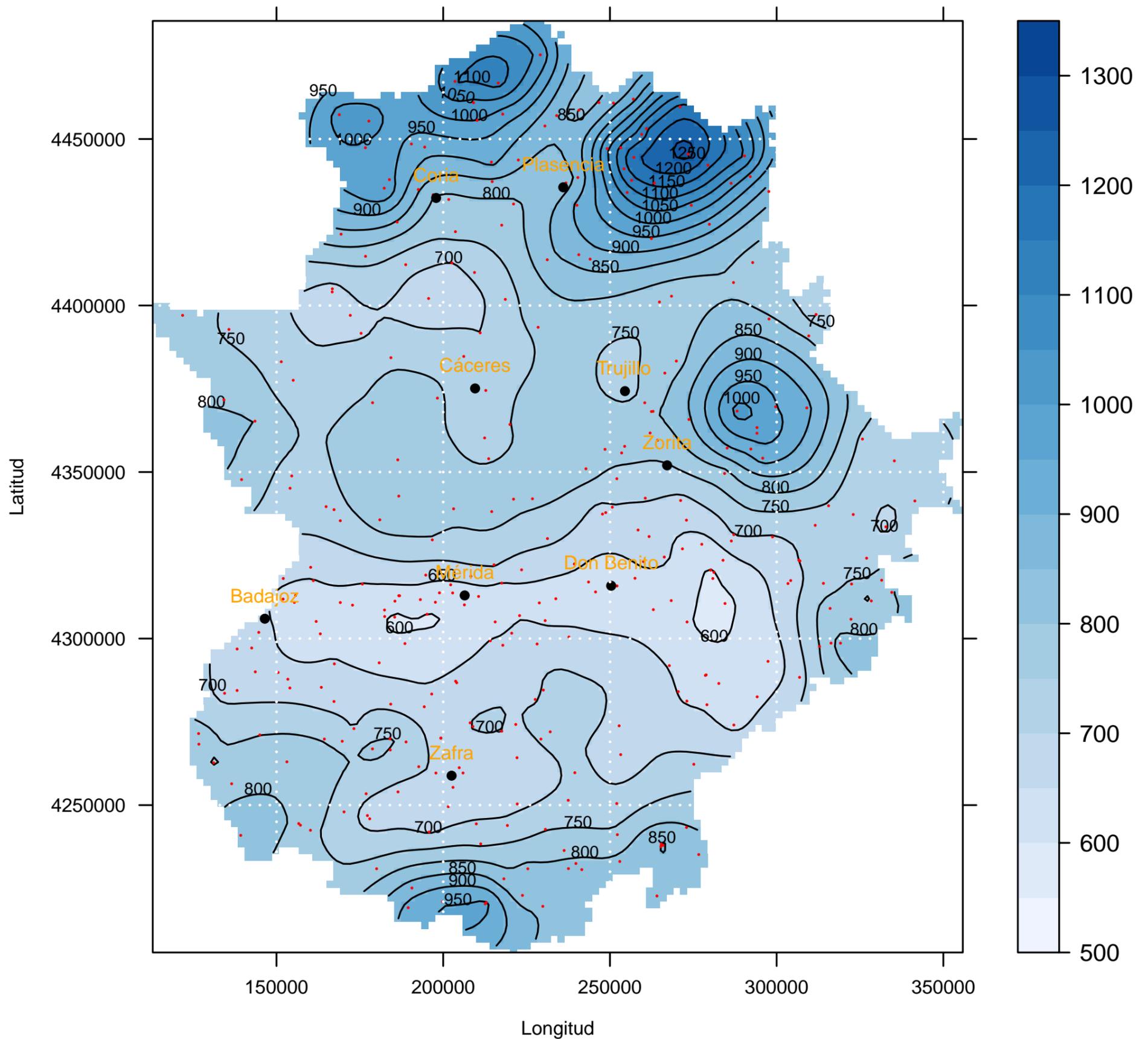
### **Mapas de predicción de precipitaciones máximas en 24h**

# Mapa 1: Ubicación de las 328 estaciones extremeñas empleadas en el estudio



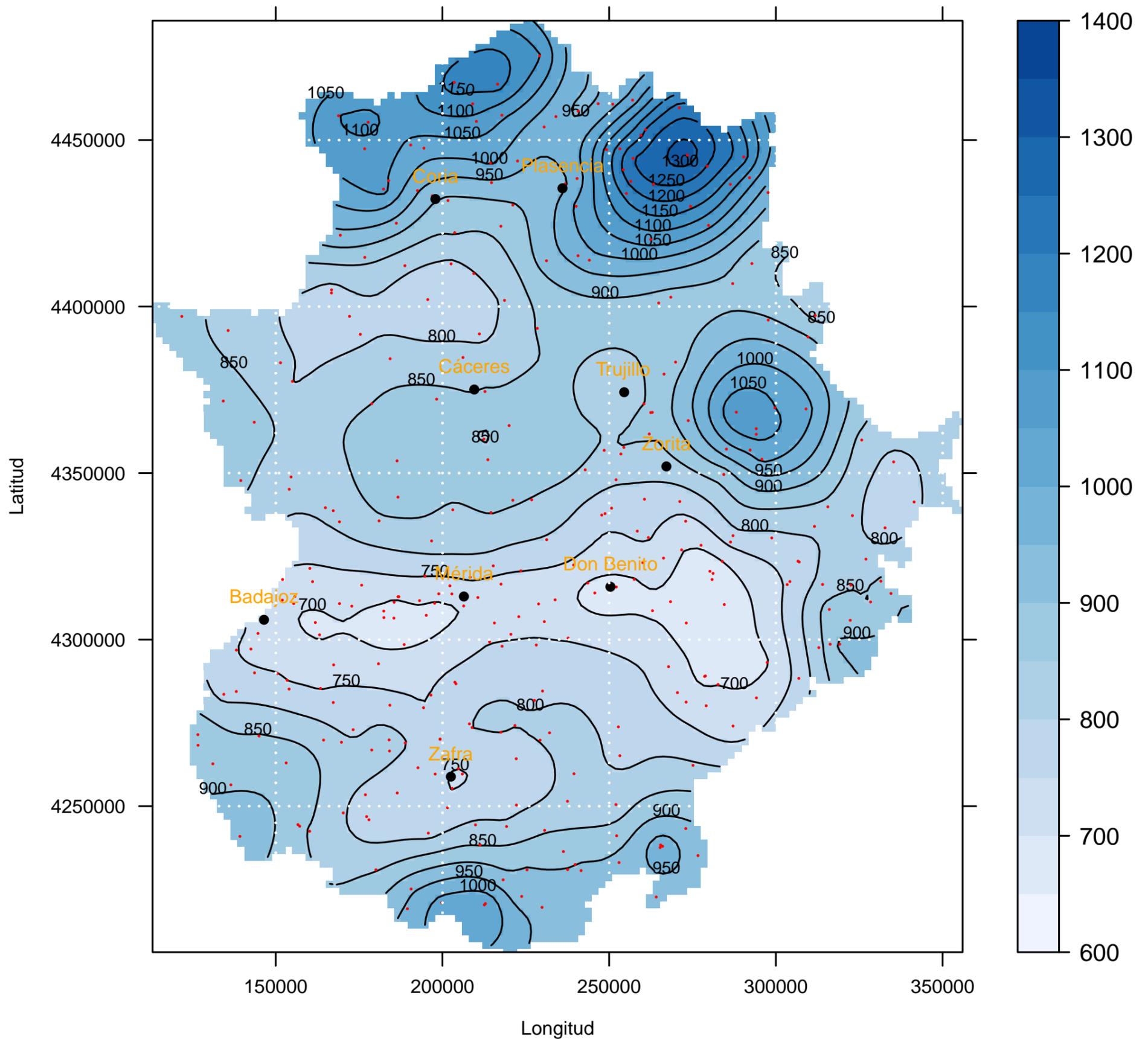
Mapa generado a partir de la información de las estaciones facilitada por AEMET.

## Mapa 2: Predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 20 años



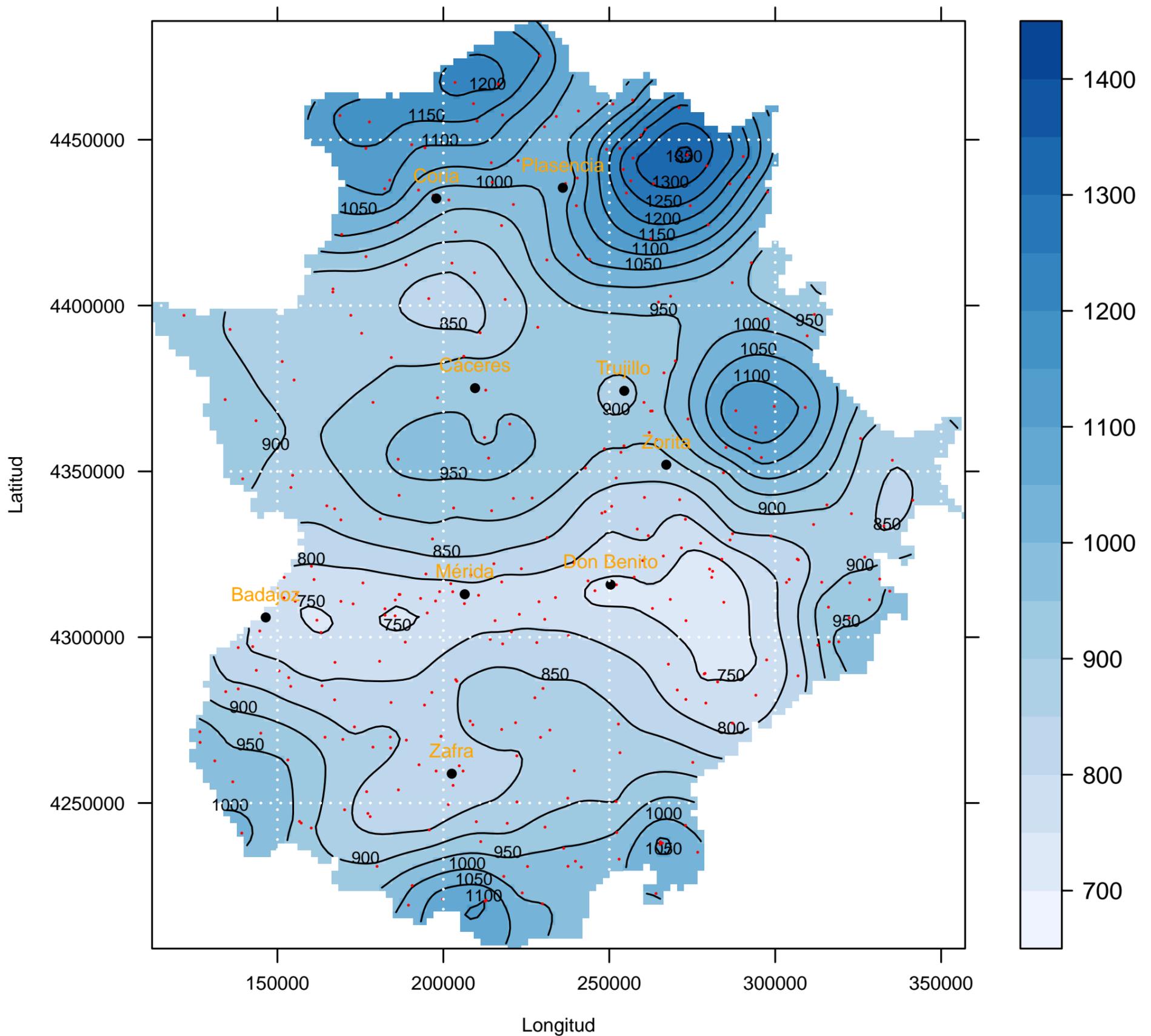
Mapa generado a partir de la información de precipitaciones máximas en 24h facilitada por AEMET.

# Mapa 3: Predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 50 años



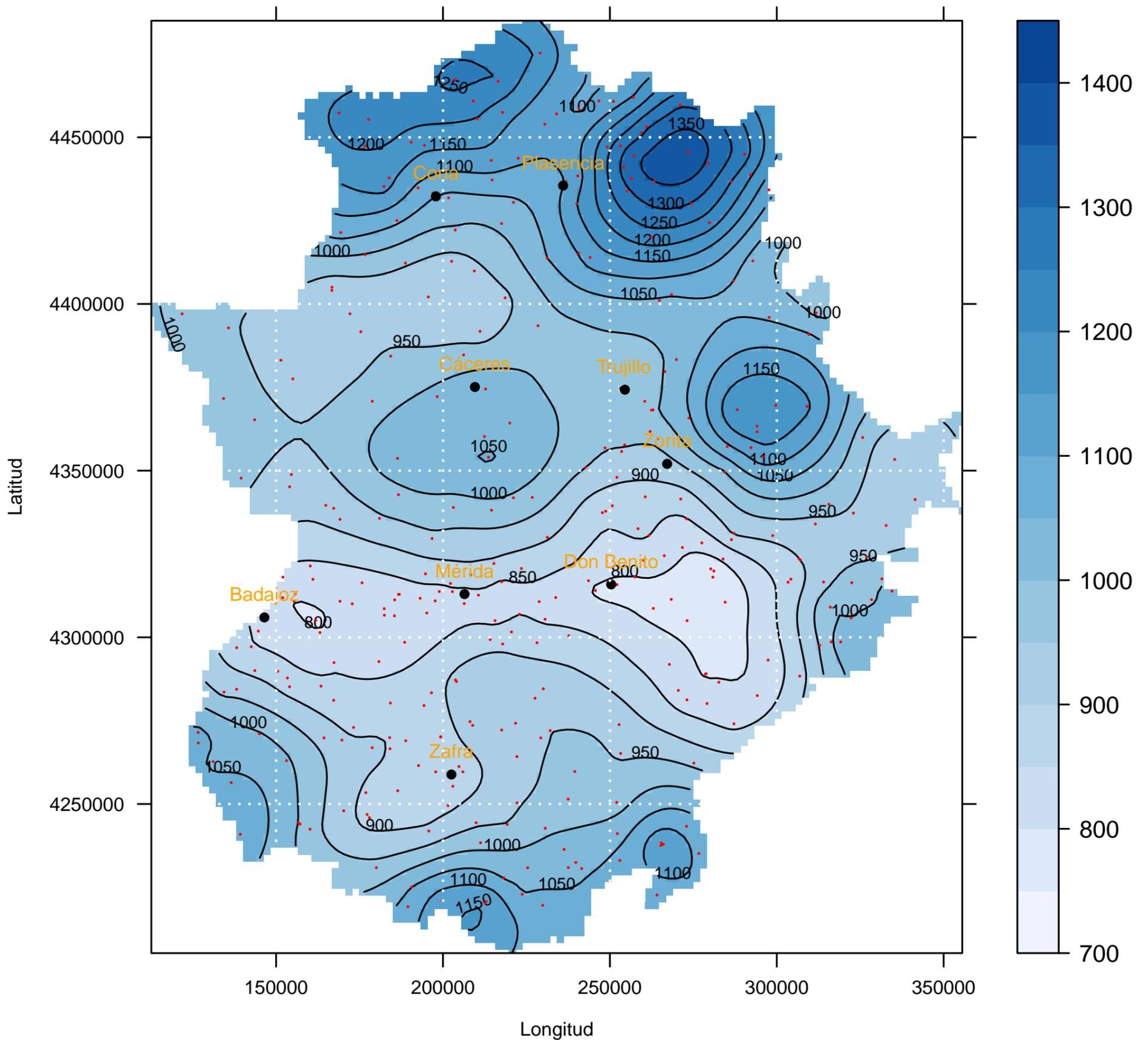
Mapa generado a partir de la información de precipitaciones máximas en 24h facilitada por AEMET.

# Mapa 3: Predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 100 años



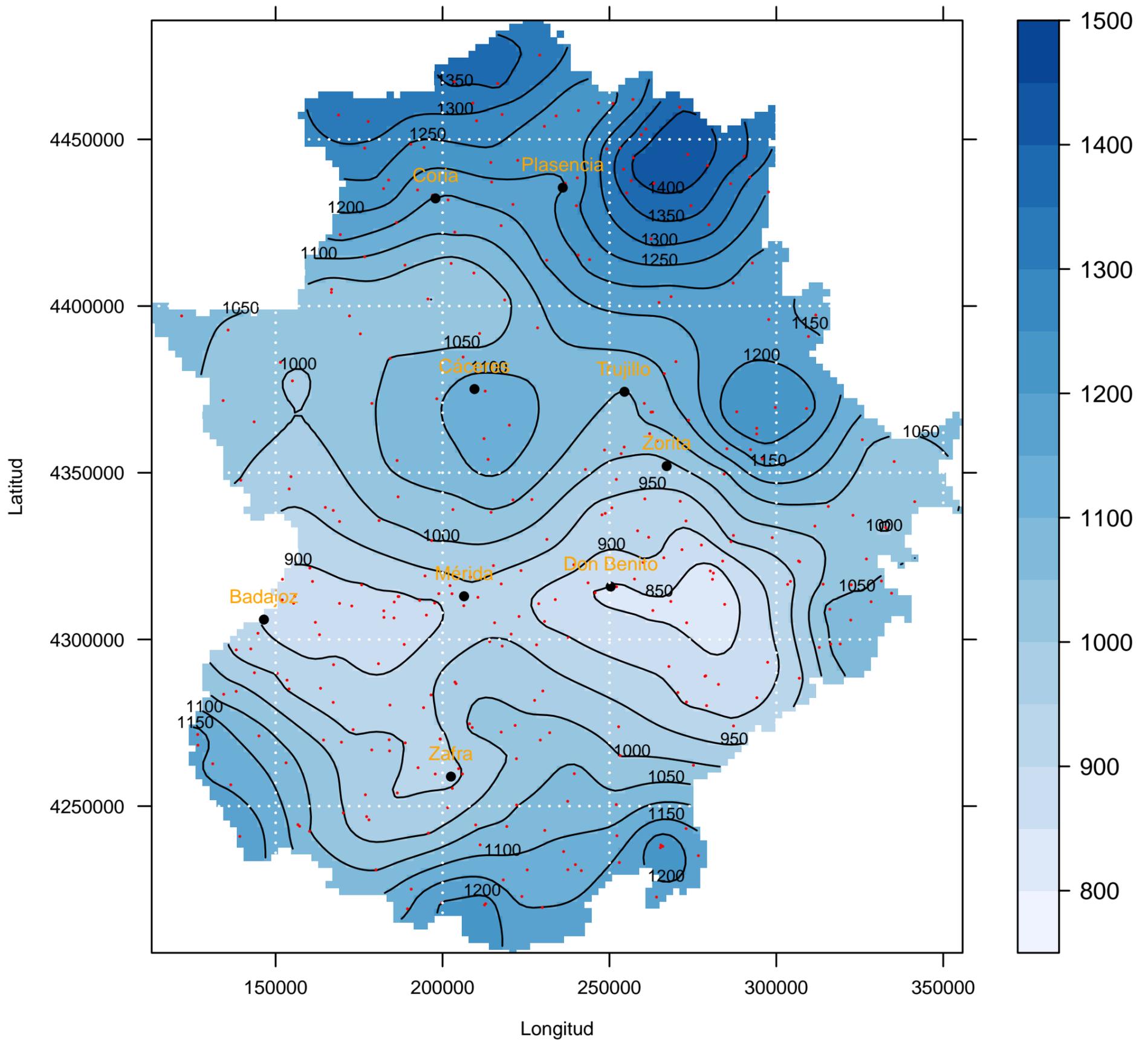
Mapa generado a partir de la información de precipitaciones máximas en 24h facilitada por AEMET.

# Mapa 4: Predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 200 años



Mapa generado a partir de la información de precipitaciones máximas en 24h facilitada por AEMET.

# Mapa 5: Predicciones de precipitación máxima en 24h para un periodo de retorno de 500 años



Mapa generado a partir de la información de precipitaciones máximas en 24h facilitada por AEMET.