Análisis regional de las precipitaciones diarias máximas anuales en España basado en el principio de suaves variaciones espaciales

Javier González Pérez. María Chacón Cano.

Universidad de Castilla La Mancha

Javier.Gonzalez@uclm.es, Maria.CCano@uclm.es

0 Introducción

En la actualidad, en España destaca a nivel peninsular el trabajo realizado por el Centro de Estudios y Experimentación de Obras Públicas (CEDEX), de "Estudio de las Máximas Precipitaciones Diarias en la España Peninsular" cuyo objetivo es estimar cuantiles de precipitación para un periodo de retorno de hasta 500 años. Sin embargo, en seguridad de presas es necesario conocer cuantiles de precipitación de hasta 10.000 años. Por ello, surge la necesidad de realizar un estudio de regionalización de las precipitaciones diarias máximas anuales para el conjunto de España dirigido hacia fenómenos extremos, introduciendo una nueva técnica de interpolación espacial que presupone suaves variaciones espaciales de los principales estadísticos. Además, para estimar la precipitación a elevados periodos de retorno se han analizado diferentes modelos de distribución con el objetivo de conocer el que mejor se adapta a las precipitaciones de la península.

1 Estado del arte

El análisis de frecuencias aplicado sobre precipitaciones extremas u otra variable aleatoria tiene como objetivo estimar el valor de un determinado suceso asociado a un periodo de retorno. Para realizar la estimación del cuantil es necesario modelar estadísticamente la serie de datos con la que se va a trabajar. La modelización requiere de un proceso de inferencia estadística, para a partir de una muestra caracterizar la distribución de la población. Para este fin, cuando se cuenta con muestras relativamente cortas, o se pretende realizar una extrapolación del modelo de distribución hasta altos periodos de retorno, resulta de gran interés la regionalización estadística, que complementa una limitada información temporal con información espacial. El tratamiento de la información espacial exige un modelo de interpolación espacial o unas hipótesis de comportamiento espacial de las funciones de distribución.

1.1 Regionalización

Estimar la precipitación asociada a un determinado periodo de retorno es complejo ya que se dispone de series históricas cortas y en ocasiones, con registros poco fiables. El análisis regional busca resolver estas dificultades ya que se utiliza la información espacial para aliviar la escasa información histórica (Hosking y Wallis, 1997).

Tradicionalmente se aplican métodos que suponen que uno o varios estadísticos son constantes y por lo tanto, se considera que esa región es homogénea. Con este principio, Dalrymple (1960) presentó una metodología comúnmente utilizada denominada Índice de Avenida. Más tarde, Hosking y Wallis (1997) la modificó incluyendo el uso de los L-Momentos. La dificultad de dicha metodología reside en encontrar una región homogénea (Hosking y Wallis, 1993; Vogel y Fennessey, 1993). Ya en 1962, Benson planteó que la hipótesis de homogeneidad regional no era válida. Otro problema de esta metodología son los límites regionales ya que son artificios teóricos que no están claramente definidos en la realidad. En España hay varios ejemplos de aplicación como Saenz de Ormijana (1991), Ferrer y Ardiles (1994) y Álvarez et al. (1999).

Existen otras técnicas estadísticas para definir las regiones homogéneas como por ejemplo, el método cluster. La principal dificultad de dicho método es asignar una zona sin registros a una determinada región. Por otro lado, aparece la subjetividad en algunos de sus pasos como por ejemplo, al definir el método de cálculo de la distancia o al seleccionar un número de grupos. Existen numerosos trabajos en España como Instituto del Agua (1992), Caramelo (2007), Martínez et al. (2007), Andrés et al., (2000) y Muñoz-Díaz et al. (2004).

Independientemente del método de regionalización se ha demostrado que el análisis regional permite estimar los cuantiles de modo más preciso que si se realiza un estudio local (Lettenmaier y Potter, 1985; Lettenmaier et al., 1987; Hosking y Wallis, 1988; Potter y Lettenmaier, 1990).

1.2 Técnicas de interpolación espacial

En la actualidad se utilizan distintas técnicas de interpolación para obtener representaciones suavizadas. Existen varios métodos como el método local, global y geoestadístico (Burrough y McDonnel, 1998). En los últimos años se tiende a combinar estos métodos para obtener mejores resultados (Berguería et al, 2009).

Los métodos geoestadísticos son los modelos más utilizados. La técnica kriging, utilizada por el CEDEX (1999), se basa en obtener información en un punto donde no existen datos, mediante correlación espacial entre observaciones vecinas. Sin embargo, el método comúnmente utilizado tiene dos inconvenientes: en primer lugar, no necesariamente considera la incertidumbre de los datos si no que se ajustan exactamente a los valores observados; y además, al tratarse de un método paramétrico resulta dificultoso la simulación de un comportamiento espacial continuamente variable, con progresivos cambios, como exige en muchas ocasiones la realidad.

1.3 Función de distribución

El análisis de frecuencias conlleva elegir una función de distribución que se adapte a los datos de precipitación de la mejor manera posible con el fin de extrapolar la información a elevados periodos de retornos.

Tradicionalmente en España se suele utilizar dos funciones biparámetricas para el análisis de lluvias diarias máximas anuales, la función Gumbel y la SQRT-ET max. La función de distribución Gumbel ha sido muy utilizada en diversos estudios como Lana X. et al (1995), MMA (2001) y Casas et al (2007). En cambio, la función SQRT-ET máx. fue propuesta en 1999 por el CEDEX.

En la actualidad existe cierta tendencia a utilizar funciones de distribución triparamétricas ya que, debido a su flexibilidad, se ajustan en mejor medida a los datos observados. En España existen algunos estudios puntuales como Saenz de Ormijana et al. (1991) que propone utilizar el modelo de distribución GEV frente al modelo Gumbel en la provincia de Cáceres, Granada, Jaén-Córdoba y Málaga. Lana et al. (2006) que comparó en Cataluña, los modelos de distribución GEV y Pareto Generalizado para series de extremos anuales y series de duración parcial concluyendo que, en series de extremos anuales es mejor utilizar una función GEV y en series de duración parcial es preferible utilizar un modelo Pareto Generalizado. Beguería et al. (2009) empleo series de duración parcial y por lo tanto, aplicó el modelo de distribución Pareto Generalizado para la zona Noreste de España. A la vista de todos estos trabajos no se ha encontrado una familia de función de distribución única probada su validez para toda España, si bien la GEV es la más generalmente aplicada, para funciones triparamétricas, y la Gumbel o SQRT-ET max. para distribuciones biparamétricas, sin menoscabo que en terminadas zonas otras distribuciones bi- o triparamétricas puedan producir ajustes similares o mejores.

2 Objetivos y Metodología

Hasta el momento en España está disponible como estudio pluviométrico de precipitaciones máximas más general el “Estudio de las Máximas Precipitaciones Diarias en la España Peninsular” del CEDEX (1999). En este trabajo se realizó una regionalización utilizando el método índice de avenidas, empleando datos de precipitación hasta diciembre de 1991. Además, la función de distribución se validó hasta un periodo de retorno de 500 años. Las necesidad de extrapolar los ajustes de la función de distribución hasta mayores periodos de retorno, como son los exigidos en seguridad de presas, donde se llegan a utilizar periodos de hasta 10.000 años, y la disponibilidad de mayor numero de series de precipitación y más largas, hacen recomendable una actualización de ese trabajo, con algunos cambios metodológicos que mejore la representatividad del modelo con respecto a la realidad a modelar.

Por lo tanto, el objetivo de este estudio es realizar una regionalización de las precipitaciones diarias máximas anuales para la España Peninsular. Además, se conseguirán los siguientes aspectos:

- Actualizar la información, ya que se ha utilizado más de 5.000 estaciones pluviométricas con registros históricos desde 1855 hasta 2009.
- Introducir una nueva técnica estadística para regionalizar basándose en el principio de suaves variaciones espaciales de los principales estadísticos, y empleando los L-Momentos de probabilidad como los estadísticos de caracterización.
- Conocer el modelo de función de distribución que mejor se ajusta de modo general a las precipitaciones en España y permita estimar los cuantiles para altos periodos de retorno.

La técnica estadística para regionalizar presentada en este estudio se basa en presuponer una continua variación espacial de los principales estadísticos mediante la hipótesis de suave cambio espacial de los mismos. Para poder desarrollar dicha técnica es necesario estimar los estadísticos y la incertidumbre que caracterizan cada estación pluviométrica utilizando las series históricas. Por su mayor robustez frente a la estimación de estadísticos de extremos, y a la facilidad de tratamiento de la incertidumbre en las estimaciones, se emplean los L-Momentos como estadísticos de caracterización de las funciones de distribución.

2.1 Obtención de los L-Momentos de cálculo

Para realizar este estudio de precipitaciones se han utilizado 5.897 estaciones pluviométricas con registros históricos desde el año 1855 hasta el 2009 de la precipitación máxima diaria mensual máximos. Dicha información procede de la Agencia Estatal de Meteorología (AEMET).

2.1.1 Estimación de los L-Momentos locales y cuantificación de su incertidumbre

Los estadísticos de cada estación se van a estimar utilizando los L-Momentos, que es un sistema alternativo a los momentos centrales de probabilidad para describir las formas de las funciones de distribución (Hosking y Wallis, 1997). Este método, conocido como PWM (Probability-Weitghed Moments), fue desarrollado por Greenwood et al. (1979) y se basa en calcular combinaciones lineales de los datos. Dichas combinaciones lineales no implica la elevación a una potencia de las observaciones o de sus desviaciones con respecto de los valores promedios, como en el caso de los momentos convencionales.

Matemáticamente los L-Momentos vienen dados por (Maidment, 1993):

$$\lambda_1 = \mu = \beta_0$$

$$\tau_2 = \frac{\lambda_2}{\lambda_1} = \frac{2\beta_1 - \beta_0}{\beta_0}$$

$$\tau_3 = \frac{\lambda_3}{\lambda_2} = \frac{6\beta_2 - 6\beta_1 + b\beta_0}{2\beta_1 - \beta_0}$$

$$\tau_4 = \frac{\lambda_4}{\lambda_2} = \frac{20\beta_3 - 30\beta_2 + 12\beta_1 - \beta_0}{2\beta_1 - \beta_0}$$

λ_1, τ_2, τ_3 y τ_4 corresponden con la media (μ), el L-coeficiente de variación, el L-coeficiente de asimetría y el L-coeficiente de curtosis, respectivamente. Los L-coeficientes son análogos a los coeficientes definidos tradicionalmente. Dichos L-momentos se estiman a partir de los PWM según

$$\beta_r = E\{x[F(x)]^r\}$$

Donde *F(x)* es la función de distribución acumulada de *x*. La fórmula general para estimar los β_r (Landwehr et al., 1979) es:

$$\beta_r = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N-r}\frac{\binom{N-j}{r}\, x_{(j)}}{\binom{N-1}{r}} = \frac{1}{(r+1)}\sum_{j=1}^{N-r}\frac{\binom{N-j}{r}\, x_{(j)}}{\binom{N}{r+1}}$$

Donde $x_{(j)}$ es el *j* valor más pequeño de las observaciones colocadas en orden $x_N \leq \ldots \leq x_j$.

Otra propiedad relevante de los L-Momentos es que la incertidumbre asociada a su estimación a partir de una muestra se aproximan a una función de distribución normal de media la estimación de la muestra y la desviación típica función de la población analizada y del tamaño de la muestra (Hosking y Wallis, 1997). Dicha hipótesis se ha contrastado con el test de Kolmogorov- Smirnov y con la asimetría de la muestra, como medida continua de la desviación, mediante ensayos sobre muestras aleatorias sintéticas generadas por el método de Monte Carlo. Los estadísticos que mayor normalidad presentan y por lo tanto, los utilizados en el estudio, son la media, el L-coeficiente de variación, el L-coeficiente de asimetría y el L-coeficiente de curtosis.

Tras conocer los estadísticos estimados en cada estación pluviométrica es necesario calcular la incertidumbre. Dicha estimación se puede cuantificar mediante las técnicas de simulación de Monte Carlo o mediante el método bootstrap, entre otros. Analizando cada método y aplicándolo en distintas estaciones pluviométricas, se ha observado que el método bootstrap se puede ver influenciado por datos contaminados y por la longitud de la muestra. Por ello, a pesar de que las técnicas de simulación de Monte Carlo necesitan un elevado esfuerzo computacional, será el método elegido para estimar la incertidumbre aproximando los registros históricos a una función de distribución kappa (Hosking y Wallis, 1997). La σ_μ y la σ_τ son las estimaciones de la desviación típica de los estadísticos $\mu(i)$ y $\tau(i)$, para la simulación $i = 1,\ldots m$.

$$\sigma_\mu = \sqrt{\frac{1}{m-1}\sum_{i=1}^{m}(\mu(i)-\lambda_1)^2}$$

$$\sigma_\tau = \sqrt{\frac{1}{m-1}\sum_{i=1}^{m}(\tau(i)-\hat{\tau})^2}$$

2.1.2 Distribución espacial de los L-Momentos

Tras caracterizar cada estación pluviométrica se va proceder a desarrollar el análisis regional. Como se ha explicado, la metodología clásica presupone que uno o varios estadísticos son constantes definiendo de este modo la “región homogénea”. Existen razones para dudar sobre la definición de homogeneidad regional y sobre los límites entre regiones ya que son artificios teóricos. Por todo ello, en este estudio se va a continuar con la línea de investigación de González y Valdés (2007) donde se propone una nueva metodología para el análisis regional presuponiendo suaves variaciones espaciales de los principales estadísticos. Dicha metodología se basa en la aplicación de la spline como método de interpolación evitando la definición de región homogénea mediante la hipótesis de suavidad espacial en los principales estadísticos y considerando la incertidumbre de los mismos.

El proceso adecuado se expresa como un problema de optimización en el que hay que minimizar la siguiente expresión:

$$\mathrm{p}\cdot\sum_{\mathrm{i,j}} \mathrm{w_{ij}}\left[\mathrm{z_{ij}} - \mathrm{ss}(\mathrm{x_{i,}y_{j,}})\right]^2 + (1-\mathrm{p})\cdot\int\left[\left(\frac{\mathrm{d^2ss}}{\mathrm{dx^2}}\right)^2 + \left(\frac{\mathrm{d^2ss}}{\mathrm{dy^2}}\right)^2\right]\cdot\mathrm{dx}\cdot\mathrm{dy}$$

Donde *ss(x,y)* es la spline suavizada, *p* el parámetro de rugosidad y $w_{i,j}$ el peso. Dicho peso debe ser adecuado según la incertidumbre que haya en cada estación pluviométrica y, debido a que los estadísticos siguen una distribución normal, los pesos serán relativos a las desviaciones típicas (σ_μ y σ_τ). Es decir, cuanto mayor sea la incertidumbre, el peso será menor y la superficie estará más suavizada.

Tras un análisis de los tamaños de la malla, se va a trabajar con celdas de 2.500x2.500m, aunque la distribución de las estaciones pluviométricas es desordenada en el espacio. El valor del estadístico en cada nodo de la malla ($v(i,j)$) se estima asignándole mayor importancia a las estaciones cercanas por la inversa de la distancia al cuadrado y contabilizando la incertidumbre. Además, el peso es inversamente proporcional a la distancia al cuadrado entre estaciones, y a su desviación típica.

$$v(i,j) = \frac{\sum_{k=1}^{N} \frac{v(k)}{\left[d_{ij}^{k}\right]^2 \cdot \sigma_v(k)}}{\sum_{k=1}^{N} \frac{1}{\left[d_{ij}^{k}\right]^2 \cdot \sigma_v(k)}}$$

$$w(i,j) = \frac{1}{\sum_{k=1}^{N} \frac{1}{\left[d_{ij}^{k}\right]^2 \cdot \sigma_v(k)}}$$

k = 1,…, N
i = 1,…, I
j = 1,…, J

Donde v es el estadístico a interpolar, evaluado en la estación k y en el nodo (i,j); d_{ij}^{k} es la distancia desde el nodo (i,j) a la estación (k); y $\sigma_v(k)$ es la desviación típica de la estimación del estadístico de estudio en la estación k.

Seleccionar correctamente el parámetro p de rugosidad es uno de los pasos más importantes del proceso de regionalización. La sensibilidad de los resultados al valor de p puede producir que la superficie sea exactamente los valores observados (p=1) o que la spline se transforme en un plano (p=0). Para seleccionar p, se utiliza el criterio de máxima verosimilitud es decir, se busca el valor p que maximice la verosimilitud del valor interpolado en cada estación, cuando la observación se quita del conjunto de observaciones.

$$V = \left[\prod_{k=1}^{N} \phi(ss_v^k(k), v(k), \sigma_v(k))\right]^{1/N}$$

Donde ss_v^k es la interpolación del valor v en la estación k usando todas las observaciones excepto el valor de la estación k, y $\phi(x, \mu, \sigma)$ es la función de densidad normal, evaluada en x, con media μ y desviación típica σ.

2.1.3 Efecto orográfico

La escasa información en las zonas montañosas, la necesidad de interpolar en estas zonas, y la evidencia de su efecto sobre las precipitaciones obliga a considerar el efecto orográfico. Por ello, en este estudio se transforma la precipitación media en la suma de la precipitación sin efecto orográfico y la precipitación con efecto orográfico.

El efecto orográfico propuesto viene dado por la siguiente ecuación, suponiendo un comportamiento lineal:

$$\hat{\mu}_j = \mu_j^{z=0} + \rho_j \cdot z_j + \varepsilon_j$$

Siendo $\hat{\mu}_j$ la precipitación media en la estación j estimada mediante regresión lineal, $\mu_j^{z=0}$ la precipitación media en la estación j sin efecto orográfico, ρ_j la pendiente orográfica en la estación j, z_j la cota regional de la malla 2.500x2.500 m y ε_j el error del modelo lineal en las proximidades de la estación j.

Para ajustar los parámetros del modelo lineal se buscará minimizar los errores empleando un conjunto de estaciones próximas (k_j=1,…, K) a la estación *j* de estudio.

$$\min_{\mu_j^{z=0},\rho_j} \sum_{k_j}^{K} \left(\lambda_{1_{k_j}} - \mu_j^{z=0} + \rho_j \cdot z_{k_j}\right)^2$$

Siendo $\lambda_{1_{k_j}}$ la precipitación media de las estaciones cercanas a la estación *j* de estudio estimada a partir de la muestra y z_{k_j} la cota en las estaciones cercanas a la estación de estudio.

De este modo, se asume que la precipitación media observada cuenta con un error del modelo lineal ξ, que se ajusta a una función de distribución normal de media 0

$$\lambda_{1_j} = \hat{\mu}_j + \xi_j^{\lambda_1} \quad \in N(0, \sigma^2_{\xi_{k_j}^{\lambda_1}})$$

El problema es conocer la zona de influencia de cada estación pluviométrica para poder realizar este ajuste. Para ello se han fijado cuatro criterios que se han estimado analizando la verosimilitud del modelo y la normalidad de la muestra:

- La zona de influencia debe estar compuesta por un número mínimo de estaciones pluviométricas.
- El radio de estudio de la zona de influencia no puede ser inferior a un cierto valor.
- Para que no exista distorsión en los resultados, no se deben considerar estaciones muy alejadas de la estación de estudio. Por ello, se fija un radio máximo.
- No se deben coger estaciones que, aunque estén cerca, tengan grandes diferencias de cotas ya que en las zonas costeras los resultados se distorsionarían.

Los resultados obtenidos han sido que la zona de influencia debe haber 7 estaciones como mínimo, la zona se analizará con un radio mínimo de 10 km, un radio máximo de 29 km y un incremento de cota de 375 m.

2.2 Análisis de los modelos de distintas funciones de distribución

Para extrapolar la información a elevados periodos de retorno es necesario asumir un modelo de distribución que se adapte a las series históricas de precipitación. Por ello, en este estudio se realizará un análisis exhaustivo de diferentes modelos de distribución y se elegirá la función de distribución que mejor se adapte a las precipitaciones en España. Los modelos de distribución analizados son los que se muestra en la tabla 1.

Tabla 1 Modelos de distribución analizados

Modelos de distribución de 2 parámetros	**Modelos de distribución de 3 parámetros**
Gumbel	Generalizada para valores extremos (GEV)
SQRT-ET. máx.	Logística generalizada (GLO)
	Pareto generalizada (GPareto)

Un modo para comprobar qué función de distribución se ajusta en mayor medida a las precipitaciones es estimar la verosimilitud de los L-Coeficientes de los modelos de cada función de distribución. Debido a que los modelos con los que se está trabajando tienen dos o tres parámetros, se comprobará la verosimilitud de los L-Coeficientes superiores a los utilizados en cada modelo (curtosis y asimetría).

Otro método recomendado por Hosking y Wallis (1997) es el diagrama de L-momentos con el fin de seleccionar la función de distribución. En dicho diagrama se representa el L-coeficiente de curtosis frente al L-coeficiente de asimetría de los modelos de distribución y se comparan con los valores locales o regionales. En este estudio se tiene un L-coeficiente por cada estación pluviométrica por lo que se ha utilizado la media de la distancia euclidea entre el dato muestral y el punto más cercano de la expresión polinómica.

El tercer método se basa en comparar el L-coeficiente de curtosis de la función de distribución con el L-coeficiente real, utilizando el error cuadrático medio.

El cuarto modo pretende comparar el modelo de distribución teórico con la serie de datos empíricos en cada una de las estaciones para periodos de retorno de 2 a 100 años (Lin y Vogel, 1993; Bonnin, 2004). El indicador del grado de consistencia de la función de distribución nos lo dará la media de los errores relativos de todas las estaciones y todos los cuantiles. Por lo tanto, cuanto menor sea el error relativo medio indicará un mejor ajuste del modelo de distribución teórico.

Como se puede ver en la siguiente tabla la función de distribución generalizada para valores extremos es la que mejores resultados presenta seguida de la función Gumbel.

Tabla 2 Análisis del mejor modelo de distribución según diferentes criterios

Orden de las funciones	**Verosimilitud**	**Diagrama de L-momentos**	**Error cuadrático medio**	**Comparación con el histórico**
1º	GEV	GEV	GEV	GPareto
2º	GPareto	GLO	Gumbel	Gumbel
3º	GLO	GPareto	GLO	GEV
4º	Gumbel	Gumbel	GPareto	GLO
5º	SQRT-ET máx			

Estos resultados son generalizados para toda la península ibérica pero es necesario analizar lo que ocurre en cada celda en la que se ha dividido la península debido a la gran heterogeneidad que existe en las precipitaciones. Para ello, se desarrolla la función kappa (Hosking, 1994; Parida, 1999 y Singh et al., 2003) para cada una de las celdas de la malla en la que se ha dividido la península. El modelo de distribución kappa contiene cuatro parámetros ξ (localización), α (escala), k y h. Según el valor de h_{kappa} y k_{kappa} la función kappa pasará a una función de 2 o 3 parámetros.

Analizando el valor de los parámetros h_{kappa} y k_{kappa} se ha observado que se puede utilizar la función de distribución Generalizada para Valores Extremos o la función Gumbel. El inconveniente que tiene utilizar la función de distribución de 3 parámetros es que si se adopta un parámetro de forma (k_{GEV}) mayor o igual a 0 existe un límite superior en la estimación de los cuantiles y por lo tanto, se infravaloran los cuantiles respecto a utilizar el modelo Gumbel. De este modo, se propone utilizar la función de distribución Generalizada para Valores Extremos para k_{GEV} inferiores a 0 y en el caso contrario, utilizar un modelo Gumbel.

3 Resultados

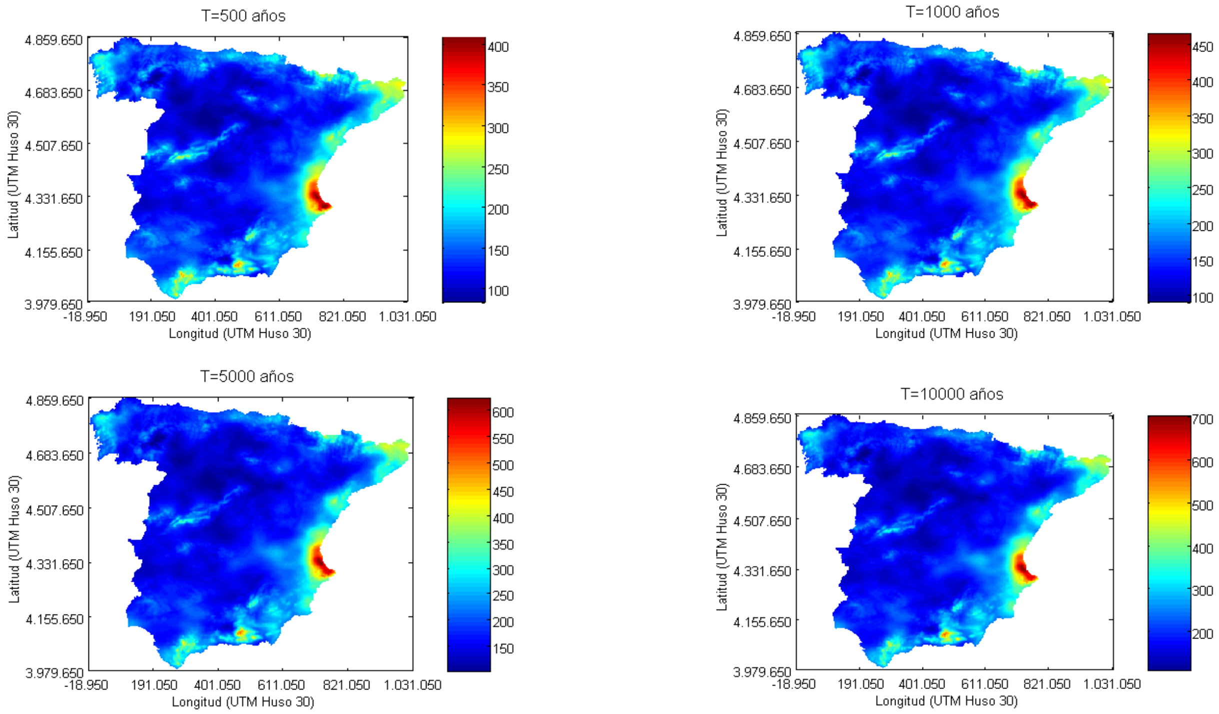
Una vez obtenido los L-Momentos estimados con el ajuste de la superficie y obtenida la función de distribución, es necesario presentar los resultados para diferentes periodos de retorno como se puede observar en la figura 1. La función de distribución que finalmente se utiliza es el modelo GEV para k_{GEV} <0 y la función Gumbel para k_{GEV} ≥0.

$$x\,(F) = \begin{cases} \xi + \dfrac{\alpha}{k}\{1-(-\log F)^k\}\; si\; k<0 \\ \xi - \alpha \log(-\log F)\; si\; k \geq 0 \end{cases}$$

Siendo ξ (localización), α (escala) y k (forma).

Tras conocer los cuantiles asociados a determinados periodos de retorno es necesario determinar el intervalo de confianza de los mismos. Para ello, se ha asumido que dicho intervalo se comporta según el modelo GEV cuyos parámetros son función del periodo de retorno y de la longitud de la serie (González, J. Chacón, M. y Durán, P., 2011)

Figura 1 Precipitación estimada (mm/día) para diferentes periodos de retorno



4 Conclusión

El principal objetivo de este trabajo de investigación ha sido caracterizar desde el punto de vista estadístico las precipitaciones máximas diarias en la península para un cierto periodo de retorno, mediante una nueva técnica estadística de regionalización.

Hasta el momento en la literatura científica, la regionalización ha estado ligada preferentemente al concepto de homogeneización. Dicho término no simula la distribución espacial que tienen los principales estadísticos que con frecuencia no puede considerarse completamente homogénea. Por ello, en este estudio se ha utilizado la información histórica para poder caracterizar la variación espacial real que existe. De este modo, el principio de suaves variaciones espacial presenta varias ventajas:

- Es una técnica objetiva para estimar datos estadísticos en sitios sin información pluviométrica a partir de información puntual próxima.
- Se evitan los efectos locales que introducen ruido en el proceso de inferencia estadística, consiguiéndose filtrar el comportamiento regional de las precipitaciones. Así, en pluviómetros cercanos pueden producirse diferencias de cuantiles de precipitación no esperadas. Este tipo de regionalización filtra estos efectos locales y proporcionar una mejor estimación.
- Se introduce el concepto de incertidumbre en las estimaciones estadísticas, estadístico que no se utilizaba en ningún método de regionalización, caracterizándolo en este procedimiento y teniéndolo en consideración para el ajuste regional.

Así mismo, la falta de información en las zonas montañosas y la necesidad de interpolar en zonas con accidentes orográficos se ha solventado al considerar el efecto orográfico. Para poder tener en cuenta dicho efecto se ha calculado la zona de influencia de cada pluviómetro, la cual estará limitada por cuatro criterios, definidos y ajustados de modo general para toda la España Peninsular. En conclusión, utilizar el principio de suaves variaciones espaciales conjuntamente con el efecto orográfico permite obtener una mejor estimación de los cuantiles de precipitación, aprovechando el conjunto de la información pluviométrica disponible hoy en día desde los registros puntuales.

Una vez conocida la distribución espacial de las precipitaciones, caracterizada a partir de los L-Momentos, para estimar los cuantiles de precipitación para un determinado periodo de retorno es necesario conocer la función de distribución que mejor se adapta a las precipitaciones de España. En seguridad de presas es necesario estimar hasta periodos de incluso 10.000 años, por lo que existe la necesidad de conocer qué modelo de distribución se adapta en mejor modo a las precipitaciones de España. Por ello, tras un análisis se ha concluido que el modelo de la función de distribución de probabilidad Generalizada para Valores Extremos combinado con el modelo Gumbel es el que mejor se adapta, de modo general, a las precipitaciones diarias máximas anuales en España.

Además, aplicando la técnica de simulación de Monte Carlo se ha concluido que el intervalo de confianza asociado a un determinado periodo de retorno se aproxima a una función GEV. Con ello, se podrá determinar la incertidumbre de la precipitación diaria máxima anual estimada en cualquier estudio.

Los resultados de este trabajo pueden encontrarse en la web "Análisis regional de las precipitaciones diarias máximas anuales en España".

5 Bibliografía

ANDRÉS, M.; TOMÁS, C.; DE PABLO, F. "Spatial patterns of the daily non-convective rainfall in Castilla y Leon (Spain)". *Int. J. Climatol*. 2000, 20, 1207-1224.

ÁLVAREZ, M; PUERTAS, J.; SOTO, B.; DÍAZ-FIERROS,F."Análisis regional de las precipitaciones máximas en Galicia mediante el método del Índice de Avenida". *Ingeniería del Agua*.1999,vol. 6, núm.4, 283-290.

BEGUERÍA, S; VICENTE-SERRANO, S.M, LÓPEZ-MORENO, JUAN I.; GARCÍA-RUIZ, JOSÉ M. "Annual and seasonal mapping of peak intensity, magnitude and duration of extreme precipitation events across a climatic gradient, northeast Spain". *International Journal of Climatology*. 2009, 29, 1759-1779.

BENSON, M.A. "Evaluation of methods for evaluating the ocurrence of floods". U.S.G.S. *Water Supply Paper*.1962 1550-A.

BONNIN, Geoffrey M.; MARTIN, Deborah; LIN, Bingzhang; PARZYBOK, Tye; YEKTA, Michael;RILEY, David. *Precipitation-Frequency Atlas of the United State.* NOAA, atlas 14, volume 1 version 4.0. NOAA, National Weather Service, Silver Spring, Maryland.2004.

BURROUGH, PA; McDONNEL, RA. *Principls of geographical information systems.* Oxford: Oxford University Press. 1998.

CARAMELO, LILIANA; MANSON ORGAZ, M.DOLORES. "A study of precipitation variability in the Duero Basin (Iberian Peninsula)". *International Journal of Climatology*. 2007, 27, 327-339

CASAS, M. CARMEN; HERRERO, MÓNICA; NINYEROLA, MIQUEL; PONS, XAVIER; RODRÍGUEZ, RAÜL; RIUS, ANNA; REDAÑO, ANGEL. "Analysis and objective mapping of extreme daily rainfall in Catalonia". *International Journal of Climatology*. 2007, 27, 399-409.

CEDEX. *Máximas lluvias diarias en la España Península*. Ministerio de Fomento, 1999.

DALRYMPLE,T. "Flood frequency analyses". U.S.G.S. *Water Supply Paper*.1960 1543-A.

FERRER, J.; ARDILES, L." Análisis estadístico de las series anuales de máximas lluvias diarias en España". *Ingeniería Civil*. 1994, núm, 95, 87-100.

GREENWOOD, J.A.; LANDWEHR, J.M; MATALAS, N.C.;WALLIS, J.R. "Probability weighted moments: definition and relation to parameters of several distributions expressable in inverse form". *Water Resour. Res*. 1979, 15, 1049–1054.

GONZALEZ, J.; VALDES, J.B. "A regional monthly precipitation simulation model based on an L-Moment smoothed statistical regionalization approach". *J.Hydrol*. 2007, 348,27-39.

GONZALEZ, J.; CHACÓN, M.; DURÁN, P. "Caracterización estadística de las precipitaciones en España para altos periodos de retorno. Análisis de la necesidad de su reevaluación periódica." En: III FORO Internacional del Análisis de Riesgos, Seguridad de Presas y Gestión de Infraestructuras Críticas (Valencia, España, 17-18 Octubre 2011).

HOSKING, J.R.M; WALLIS, J.R. "The effect of intersite dependence on regional flood frequency analysis", *Water Resour. Res.* 1988, 24, 588–600.

HOSKING, J.R.M; WALLIS, J.R. "Some statistics useful in regional frequency analysis", *Water Resour. Res.* 1993, 29(2), 271-281.

HOSKING, J.R.M. "The four-parameter Kappa distribution". *IBM J. Res. Dev.*1994, 38 (3), 251-258.

HOSKING, J.R.M; WALLIS, J.R. *Regional Frequency Analysis: An Approach Based on L-Moments.* Cambridge University Press, NY, USA.1997.
INSTITUTO DEL AGUA. "Estudio Hidrológico de Ramblas Costeras de la Región de Murcia". Univ. Murcia.1992.
LANA, X.; FERNANDEZ MILLS, G.; BURGUEÑO, A. "Daily precipitation maxima in Catalonia (north-east Spain): Expected values and their spatial distribution". *International Journal of Climatology*. 1995.
LANA, X.; A. BURGUEÑO, A.; MARTINEZ, MD; SERRA, C. "Statistical distributions and sampling strategies for the analysis of extreme dry spells in Catalonia (NE Spain)". *Journal of Hidrology*. 2006. 324, 94-114.
LANDWEHR, J.M.; MALATAS, N.C.; WALLIS, J.R. "Probability-weighted moments compared with some traditional techniques in estimating Gumbel parameters and quantiles", *Water Resour. Res.* 1979, 15, 1055-1064.
LETTENMAIER, D.P.; POTTER, K.W. "Testing flood frequency estimation methods using a regional flood generation model". *Water Resour. Res.*1985, 21, 1903–1914.
LETTENMAIER, D.P.; WALLIS, J.R.; E.F. "Effect of regional heterogeneity on flood frequency estimation". *Water Resour. Res.* 1987, 23, 313–323.
LIN, B.; VOGEL, J.L. "A comparison of L-moments with method of moments". *American Society of Civil Engineers, Proceeding of the International Symposium on Engineering Hydrology.* San Francisco, California. 1993. 443-448
MAIDMENT, David R. *Handbook of hydrology.* McGrall Hill, 1993. 1424 p.
MARTINEZ, M.D.; LANA,X.; BURGUEÑO, A.; SERRA, C. "Spatial and temporal daily rainfall regime in Catalonia (NE Spain) derived from four precipitation indices, years 1950-2000". *Int. J. Climatol*. 2007, 27, 123-138.
MMA (2001). *Las precipitaciones máximas en 24 horas y sus periodos de retorno en España. Un estudio por regiones.* Ministerio de Medio Ambiente.
MUÑOR-DÍAZ, D.; RODRIGO, F.S. "Spatiol-temporal patterns of seasonal rainfall in Spain (1912-2000) using cluster and principal component analysis: comparison". *Annales Geophysicae*. 2004. 22, 1435-1448.
PARIDA, B.P. "Modelling of Indian summer monsoon rainfall using a four-parameter kappa distribution". *International Journal of Climatology.* 1999. 19,1389-1398.
POTTER, K.W.; LETTENMAIER, D.P. "A comparison of regional flood frequency estimation methods using a resampling method". *Water Resour. Res.* 1990, 26, 415–424
SAENZ DE ORMIJANA, F.; HIDALGA CASTRO F.J.; SANTA PÉREZ, A. "Estimación de precipitaciones máximas mediante el método regional del índice de avenida". *Rev. Obras Publ*. 1991, Febrero, 9-22.
SINGH, V.P.; ASCE, F.; DENG, Z.Q. "Entropy-based parameter estimation for kappa distribution". *Journal of hydrologic engineering.* 2003. 8 (2), 81-92.
VOGEL RM.; FENNESSEY NM. "L-moment diagrams should replace product moment diagrams". *Water Resources Research*. 1993, 29, 1745–1752.