



UN NUEVO MÉTODO PARA EL CÁLCULO DE PRECIPITACIONES MEDIAS MEDIANTE TÉCNICAS DE INTERPOLACIÓN GEOESTADÍSTICA CONSIDERANDO LAS CARACTERÍSTICAS GEOGRÁFICAS Y TOPOGRÁFICAS DEL TERRITORIO

Cristina Portalés⁽¹⁾, Nuria Boronat-Zarceño⁽²⁾, Josep E. Pardo-Pascual⁽²⁾ y Angel Balaguer-Beser⁽³⁾

⁽¹⁾ Laboratorio de Luz, Universidad Politécnica de Valencia, Camino de Vera s/n, 46022 Valencia, criporri@doctor.upv.es

⁽²⁾ Dpto. Ing. Cartográfica, Geodesia y Fotogrametría, Universidad Politécnica de Valencia, Camino de Vera s/n, 46022 Valencia, jepardo@cgf.upv.es

⁽³⁾ Dpto. Matemática Aplicada, Universidad Politécnica de Valencia, Camino de Vera s/n, 46022 Valencia, abalague@mat.upv.es

ABSTRACT

In this paper we have computed the annual and seasonal mean precipitation digital models in an area centered in the region of Valencia (Spain), by using the monthly values obtained in 86 geographical points in the period from 1961 to 1990. In the first place the mean precipitation has been calculated for the annual period and also for the seasonal periods of spring, summer, autumn and winter, relating them with different geographical and topographical variables. Starting from these relationships a model based on multiple regression has been defined for each variable, which has been used to define a geostatistical model by means of a cokriging interpolation method. The obtained results have been validated by comparison with other interpolation methods, using for the calculation of statistics the cross validation method and new precipitation data. The smallest errors have been obtained with our geostatistical method, which considers as secondary data the results of a multiple regression.

RESUMEN

En este trabajo se obtienen los modelos digitales de precipitación media anuales y estacionales en un área centrada en la región de Valencia (España), partiendo de los valores mensuales obtenidos en 86 puntos geográficos en el periodo desde 1961 a 1990. En primer lugar se han calculado las medias anuales, en primavera, verano, otoño e invierno, relacionándolas con distintas variables geográficas y topográficas. A partir de estas relaciones se ha definido un modelo de regresión múltiple para cada variable que a su vez ha sido utilizado para extraer un modelo geoestadístico mediante la técnica del cokriging. Los resultados obtenidos han sido validados por comparación con otros métodos de interpolación, utilizando para el cálculo de estadísticos el método de validación cruzada y nuevos datos de precipitación. Los errores más pequeños se han obtenido con nuestro método geoestadístico.

1. INTRODUCCION.

La precipitación es un recurso natural de gran valor. Los modelos digitales de precipitación (MDP) tienen diversos usos, entre otros, planificación a largo plazo, establecimiento de escenarios de cambio climático, previsiones hidrológicas, modelos hidro-químicos y estudios de impacto ambiental. Aunque algunos MDP se derivan a partir de observaciones por satélite o radar, los datos precisos suelen hallarse únicamente en localizaciones específicas, en las estaciones meteorológicas. Como resultado, el establecimiento de recursos hídricos se basa normalmente en la interpolación de estos datos puntuales.



Diversos autores han propuesto distintas metodologías de interpolación, y se han hecho además diversos estudios para tratar de identificar aquella metodología que explique el modelo que mejor se ajuste a la variable precipitación para un área determinada. Tradicionalmente se han empleado métodos simples, como los lineales o cuadráticos, en los cuales los valores interpolados se derivan exclusivamente a partir de los valores de precipitación dados en los observatorios. Con las herramientas más avanzadas de SIG y la inclusión de herramientas geoestadísticas, se han desarrollado nuevas metodologías que incluyen en el procedimiento de interpolación variables topográficas y geográficas como información secundaria (Agnew and Palutikof, 2000; Ninyerola et al., 2000; Marquínez et al., 2003). Sin embargo, todavía no se ha encontrado una metodología general, ya que parece que el método empleado depende de las características y tamaño de la zona de estudio, así como de las variables topográficas y la escala temporal considerada (diaria, mensual, anual, etc.). En este trabajo se propone un procedimiento generalizado para interpolar datos puntuales de precipitación. En primer lugar definimos nuestra área de estudio y analizamos los datos de precipitación disponibles.

El área de estudio está localizada en la región de Valencia (Fig. 1), con una extensión de 23,255 Km². La geografía física de la región de Valencia es bastante heterogénea, diferenciando dos sectores principales: el interior y la zona costera. El primero es un área montañosa integrada en el Sistema Ibérico y los Sistemas Prebéticos y Subbéticos, alcanzando la máxima altitud en el pico del Penyagolosa (1,813 m). El segundo sector es una región litoral plana, principalmente constituida por abanicos aluviales, y una línea de costa formada por playas y lagunas costeras. Climatológicamente, la región de Valencia se encuentra dentro del área seca de la Península Ibérica, con precipitaciones anuales que varían de 400 a 600 mm. Los mayores volúmenes – nunca muy grandes puesto que no exceden los 850 mm anuales – se encuentran en dos zonas específicas: donde el Sistema Prebético alcanza la costa – al norte de Cap de la Nau – y en la zona noroeste del territorio. La parte más seca se sitúa al sur del territorio. El resto del territorio registra valores intermedios con variaciones locales. En la región descrita hay un total de 207 observatorios de la red del Instituto Nacional de Meteorología (Fig. 1). Para todas estas estaciones, tenemos disponibles las medias de precipitación mensuales para el periodo que abarca desde 1961 a 1990 (Pérez-Cueva, 1994), calculadas sobre un periodo de tiempo que puede variar desde los 5 hasta los 30 años. Aunque la Organización Mundial de Meteorología recomienda utilizar series con medias de 30 años, otros autores han utilizado series más cortas con resultados satisfactorios (Marquínez et al., 2003; Ninyerola et al., 2000; Vicente-Serrano et al., 2003). En nuestro estudio se han seleccionado los observatorios con series que abarcan desde los 20 a los 30 años observados, que representan el 41% del total (86 observatorios).

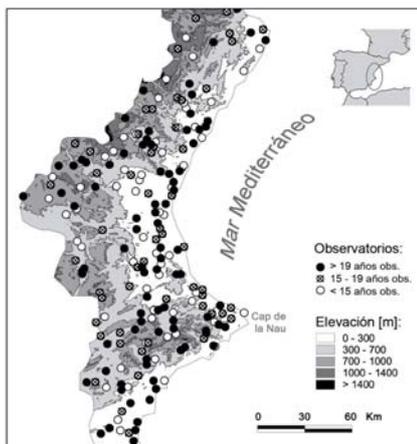


Figura 1. – MDE de la zona de estudio junto con los 207 observatorios del INM.

2. METODOLOGÍA.

2.1. Datos de precipitación y variables secundarias.

Las medias de precipitación mensuales se han agrupado de la siguiente forma: *ANU* (anual), *PRI* (primavera: marzo, abril, mayo), *VER* (verano: junio, julio, agosto), *OTO* (otoño: septiembre, octubre, noviembre) e *INV* (invierno: diciembre, enero, febrero). A continuación se ha estudiado la normalidad de los datos, para lo cual se han aplicado los tests chi-cuadrado y Kolmogorov-Smirnov. Además, los dibujos de probabilidad normal e histogramas muestran que las variables *ANU*, *PRI* y *OTO* siguen una distribución normal. Para las variables *VER* e *INV* ha sido necesario aplicar una transformación logarítmica (a partir de ahora, referidas como *LogVER* y *LogINV*) para reducir la asimetría.

Es bien sabido que algunas variables derivadas de la topografía y la geografía tienen influencia en la precipitación. Por lo tanto, al tomar en consideración estas variables en el proceso de interpolación se esperan mejores resultados. Debido a este hecho, nuestro primer objetivo ha sido el de encontrar aquellas variables que tienen una influencia significativa en la precipitación en nuestra área de estudio. La tabla 1 muestra las variables calculadas a partir del MDE (con un mallado de 1x1 Km), así como los coeficientes de correlación con respecto a los periodos de



precipitación considerados. De todas formas, el significado de alguna de estas variables se entiende mejor cuando se tiene en cuenta el producto con otra de las variables de la tabla 1. De este modo, también se han tenido en consideración los cuadrados y los productos escalares entre todos los pares de variables de la tabla 1 (por ejemplo: X^2 , $X \cdot COSTA$, etc.).

Variables	Significado	Coeficientes de correlación (r)				
		ANU	PRI	LogVER	OTO	LogINV
X	Longitud	0.50	0.40	0.04	0.61	0.42
Y	Latitud	0.40	0.34	0.82	0.39	0.22
COSTA	Min. distancia al mar	-0.09	0.05	0.42	-0.31	-0.08
LEJANIA	100 Km - COSTA	0.09	-0.05	-0.42	0.31	0.08
Z5	Elevación media (radio de 5 km)	0.10	0.28	0.50	-0.15	0.05
P5	Pendiente media (radio de 5 km)	0.46	0.57	0.32	0.30	0.43
D5	Desnivel = $Z5_{max} - Z5_{min}$	0.42	0.56	0.21	0.27	0.41
ACI	(Orientación x $COSTA$) + 1	0.21	0.18	0.23	0.25	0.12
CNI	($COSTA$ x dirección Norte) + 1	0.26	0.21	0.02	0.27	0.30
CEI	($COSTA$ x dirección Este) + 1	-0.34	-0.39	0.05	-0.30	-0.35
ANI	(Orientación x dirección Norte) + 1	0.09	0.11	-0.15	0.05	0.17
AEI	(Orientación x dirección Este) + 1	0.17	0.17	0.27	0.17	-0.08

Tabla 1. – Variables secundarias calculadas, significado y coeficientes de correlación con la precipitación.

Las variables X e Y representan la localización en términos de longitud y latitud. Debido a la ubicación de la región de Valencia en la parte oriental de la Península Ibérica, el parámetro longitudinal tiene una fuerte correlación con la distancia al mar Mediterráneo, que se representa con la variable $COSTA$. También se ha calculado una variable denominada $LEJANIA$ (= (100 Km - $COSTA$)) que, aunque es combinación lineal de la variable $COSTA$, conceptualmente funciona mejor en los productos escalares para algunos periodos de precipitación. Las variables elevación ($Z5$), pendiente ($P5$) y desnivel ($D5 = Z5_{max} - Z5_{min}$) no son variables puntuales, sino que toman el valor promedio dentro de un buffer circular de 5 Km de radio. Como describe Wotling et al. (2000), esto permite suavizar los efectos locales y la mejor integración de las características principales del entorno topográfico. Con el objetivo de mejorar los modelos de predicción, introducimos unas nuevas variables (ACI , CNI , CEI , ANI y AEI) que resultan de los productos escalares normalizados entre las siguientes direcciones:

1. dirección a la mínima distancia de la línea de costa: \vec{C}
2. dirección de la orientación: \vec{A}
3. dirección norte: \vec{N}
4. dirección este: \vec{E}

Cuando nos referimos a la dirección de la orientación (\vec{A}), también queremos expresar la dirección de máxima pendiente. Esta variable se ha calculado como el valor medio de orientación de ciertas áreas de influencia, que constituyen las laderas generadas automáticamente a partir del MDE. El método que hemos utilizado – descrito con más detalle en Capdevilla et al. (2003) – consiste en la obtención de las cuencas y redes de drenaje por medio de algoritmos estándar implementados en un SIG. A continuación, por medio de un programa específico, el canal fluvial se remonta hacia arriba siguiendo la línea de máxima acumulación, hasta que se alcanza la línea divisoria, de tal forma que cada cuenca queda dividida en dos laderas por el río. Todas las localizaciones situadas en la misma ladera se considera que tienen el mismo valor del vector \vec{A} .

Los resultados en la tabla 1 muestran que la correlación entre la elevación ($Z5$) y la precipitación no es estadísticamente significativa para un nivel de confianza del 95%, excepto para las variables PRI y VER . En general, las variables secundarias que tienen mayores correlaciones con la precipitación son la longitud (X), latitud (Y), pendiente ($P5$), desnivel ($D5$) y la variable que mide la relación entre la pendiente de la ladera y la mínima distancia a la costa (ACI). Algunas de las variables son más significativas en los productos. Por ejemplo, la variable obtenida de la multiplicación entre $LEJANIA$ y $P5$ tiene los siguientes coeficientes de correlación con las variables de precipitación: ANU (0.52), PRI (0.59), $LogVER$ (0.14), OTO (0.44) and $LogINV$ (0.47).

2.2. Procedimientos de interpolación



Se han derivado modelos digitales de precipitación (MDP) con un total de seis metodologías distintas de interpolación. La explicación matemática puede encontrarse por ejemplo en Goovaerts, 1997, por lo que en las próximas líneas se omiten ecuaciones y explicaciones teóricas.

Inversa de la distancia ponderada (IDP): Los resultados de la IDP han sido obtenidos con el programa ArcMap, que requiere que se especifiquen la potencia p y el tamaño del vecindario considerado. Se realizaron varias pruebas y los mejores resultados se obtuvieron para un valor de $p=1$ y un vecindario de 40 puntos.

Krigeado ordinario (KO) y Krigeado simple (KS): Los semivariogramas experimentales se calcularon utilizando el módulo de análisis geoestadístico del programa ArcMap, y los resultados obtenidos se corroboraron con el programa VARIOWIN 2.2. A continuación se definieron los modelos teóricos de semivariograma tomando en consideración el comportamiento experimental tanto cerca como lejos del origen, y se consideraron las anisotropías. La tabla 2 muestra la lista de parámetros de los modelos del semivariograma para cada una de las variables de precipitación. Para las variables *ANU* y *LogINV*, se tuvieron en cuenta anisotropías geométricas (con factores de 1.75 y 1.5, respectivamente). Las variables *PRI*, *LogVER* y *OTO* se consideraron que eran isotrópicas.

Variables	Semivariograma calculado
<i>ANU</i>	$\gamma(\mathbf{h}) = 5320 + 15580 * \text{Gauss. (72000, 41142, 135.0) (h)}$
<i>PRI</i>	$\gamma(\mathbf{h}) = 242 + 792 * \text{Gauss. (83500) (h)} + 271.6267 * \text{Gauss. (16500) (h)}$
<i>LogVER</i>	$\gamma(\mathbf{h}) = 0.006 + 0.12199333 * \text{Exp. (142500) (h)}$
<i>OTO</i>	$\gamma(\mathbf{h}) = 704 + 2528 * \text{Gauss. (76500) (h)}$
<i>INV</i>	$\gamma(\mathbf{h}) = 0.026 + 0.124 * \text{Gauss. (67500, 45000, 135.0) (h)}$

Tabla 2. – Modelos de semivariograma calculados para los krigeados; El significado de las ecuaciones es el siguiente:

$$\gamma(\mathbf{h}) = \text{efecto pepita} + (\text{meseta parcial})_1 \cdot \text{Modelo}_1(\text{rango mayor}_1, \text{rango menor}_1, \text{acimut}_1) (\mathbf{h}) \\ + (\text{meseta parcial})_2 \cdot \text{Modelo}_2(\text{rango mayor}_2, \text{rango menor}_2, \text{acimut}_2) (\mathbf{h}).$$

“Exp” es el modelo exponencial y “Gauss” el modelo Gaussiano.

Regresión múltiple con los residuos Krigeados (RMK): En primer lugar se calcularon los modelos de regresión múltiple (RM) con el programa STATGRAPHICS. Teniendo en cuenta todas las variables secundarias descritas en la tabla 1 y sus cuadrados y productos, el número total de variables (90) es mayor que el número de observatorios (86), por lo que es necesario reducir el número de variables. Esta reducción se hizo en dos partes:

1. En primer lugar se consideraron únicamente aquellas variables cuya correlación con la precipitación fuese significativa en una confianza del 95%. Mediante este proceso de eliminación el número de variables y el correspondiente R^2 de la regresión (entre paréntesis) resulta: 46 (92.08) para *ANU*, 50 (91.33) para *PRI*, 52 (94.70) para *LogVER*, 52 (93.89) para *OTO* y 43 (86.69) para *LogINV*.
2. En segundo lugar, se aplicó el método de backward selection, que redujo considerablemente el número de variables sin disminuir demasiado el R^2 de la regresión (entre paréntesis): 18 (86.42) para *ANU*, 19 (84.78) para *PRI*, 20 (90.75) para *LogVER*, 24 (91.03) para *OTO* y 18 (82.96) para *LogINV*.

Las variables secundarias que forman parte en los modelos de regresión se muestran en la tabla 3.

Precipitación	Variables secundarias
<i>ANU</i>	$Y, D5, CNI, CEI, Y^2, CNI^2, CEI^2, X*D5, X*ACI, X*CNI, LEJANIA *P5, LEJANIA *D5, LEJANIA *ACI, Z5*ACI, D5*CEI, ACI*ANI, ANI*AEI, AEI*CNI$
<i>PRI</i>	$X, Y, D5, Y^2, CNI^2, X*Y, X*Z5, X*D5, COSTA*D5, LEJANIA *Z5, LEJANIA *P5, Z5*CNI, P5*CNI, P5*CEI, D5*CEI, ACI*ANI, ACI*CNI, ANI*AEI, AEI*CNI$
<i>LogVER</i>	$COSTA, ACI, AEI, Y^2, Z5^2, P5^2, ACI^2, AEI^2, X*Z5, Y*COSTA, COSTA*ACI, COSTA*ANI, COSTA*CNI, COSTA*CEI, Z5*ANI, P5*ACI, P5*AEI, P5*CNI, ACI*AEI, ACI*CEI$
<i>OTO</i>	$X, Y, COSTA, D5, ACI, CNI, CEI, X^2, Y^2, COSTA^2, P5^2, CNI^2, CEI^2, X*COSTA, X*P5, X*ACI, Y*P5, Y*D5, COSTA*Z5, COSTA*CEI, LEJANIA *ANI, P5*CEI, ACI*ANI, AEI*CNI$
<i>LogINV</i>	$Y, P5, D5, X^2, Y^2, D5^2, X*Y, Y*P5, Y*D5, LEJANIA *P5, LEJANIA *D5, Z5*P5, Z5*D5, P5*D5,$



$D5*ACI, D5*AEI, ACI*ANI, ANI*CN1$

Tabla 3. – Variables secundarias incluidas en las ecuaciones de regresión.

La elevación ($Z5$) no aparece en ninguna de las ecuaciones, y sólo es considerada como producto escalar con otras variables secundarias (por ejemplo, $Z5*ANI$ o $COSTA*Z5$). Por otra parte, la variable $D5$ aparece en todas las ecuaciones excepto en la de $LogVER$, donde las variables ACI y AEI tienen gran importancia. Este hecho condicionará fuertemente la geometría de los MDP derivados. La variable $COSTA$ aparece en la ecuación $LogVER$, mientras que en ANU y $LogINV$ se ha considerado su opuesta ($LEJANIA$) que aparece como producto escalar con otras variables. Finalmente, los residuos obtenidos se modelaron con un procedimiento de Krigado, con el fin de corregirlos de cualquier sobreestimación o subestimación local (Prudhomme and Reed, 1999; Ninyerola et al., 2000).

Cokrigado ordinario (CKO) y cokrigado simple (CKS): En estos métodos se pueden introducir diversas variables secundarias para considerar en proceso de interpolación. En ArcMap se pueden introducir hasta un máximo de tres variables secundarias. Sin embargo, a medida que el número de variables secundarias aumenta el modelo de cokrigado se hace más complejo y necesita de una capacidad de computación mayor. Por eso únicamente hemos utilizado una variable secundaria la cual coincide con la variable explicada en el modelo de regresión múltiple calculado en el punto anterior, sin tener en cuenta el krigado de los residuos. Al utilizar esta nueva variable, el procedimiento de interpolación se simplifica, al mismo tiempo que se enriquecen los modelos de cokrigado resultantes.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.

En esta sección se evalúan los modelos digitales de precipitación en términos estadísticos y de distribución de la precipitación. Obtenidas las variables $LogVER$ y $LogINV$, el programa ArcMap permite obtener los modelos de VER y INV aplicando la transformación inversa correspondiente.

3.1 Bondad del modelo.

Para evaluar la bondad del modelo se han calculado algunos estadísticos con dos procedimientos distintos: la validación cruzada y la inclusión de un nuevo conjunto de datos test. Las estadísticas calculadas son el coeficiente de determinación (r^2), el error medio cuadrático (RMSE) y el error medio absoluto (MAE) (Vicente-Serrano et al., 2003).

Validación cruzada: La tabla 4 muestra los indicadores estadísticos obtenidos mediante la validación cruzada para todos los métodos de interpolación excepto para el RMK. Los resultados que se muestran para este último método sólo tienen en cuenta los errores entre el valor observado y el obtenido con el modelo de regresión descrito en la sección anterior, en el cual forman parte las variables de la tabla 3. Analizando los valores obtenidos se observa como los peores resultados se obtienen con los modelos IDP, mientras que con los dos métodos de krigado (KO y KS) los estadísticos mejoran. Una significativa mejora se obtiene con los métodos de cokrigado, mostrando la relevancia de la inclusión del valor estimado por regresión como una variable secundaria. Aunque los estadísticos obtenidos para el modelo RMK no se pueden comparar con los obtenidos con el resto de métodos, debido a que el procedimiento de obtención de los errores es diferente, si es importante el observar que los estadísticos de los dos métodos del cokrigado (CKO y CKS) mejoran los obtenidos con el método (RMK) a pesar de que en la obtención de las predicciones de este último modelo se tenga en cuenta el valor observado en el propio punto donde se calcula el error.

	r^2						RMSE [mm]						MAE [mm]					
	IDP	KO	KS	CKO	CKS	RMK	IDP	KO	KS	CKO	CKS	RMK	IDP	KO	KS	CKO	CKS	RMK
ANU	0.69	0.74	0.72	0.87	0.87	0.84	76.5	69.7	72.1	49.0	50.0	54.9	57.0	50.7	52.5	37.8	37.4	42.3
PRI	0.64	0.71	0.71	0.83	0.82	0.83	19.7	17.6	17.7	13.4	13.8	13.5	14.6	13.3	13.2	10.7	10.8	11.0
VER	0.72	0.71	0.70	0.93	0.88	0.83	11.8	11.8	12.1	6.1	7.8	9.0	8.1	7.6	7.7	4.3	5.0	5.6
OTO	0.76	0.82	0.82	0.92	0.91	0.89	28.1	24.2	24.3	16.4	17.0	19.1	21.4	17.6	17.9	11.9	13.2	15.4
INV	0.70	0.77	0.77	0.89	0.80	0.84	25.3	22.0	22.0	15.0	21.9	18.5	18.6	15.4	15.5	10.9	15.2	14.1

Tabla 4. – Valores estadísticos obtenidos en la predicción de errores con el método de validación cruzada para el IDP y los métodos geoestadísticos, y mediante la comparación con nuevos datos en el caso del RMK.

Errores en datos test: Para sacar mejores conclusiones sobre la ventaja de los modelos CKO y CKS (cokrigado) respecto al modelo RMK se han considerado datos adicionales (test) que no han participado en el cálculo de los modelos de interpolación, y se han evaluado los errores obtenidos en dichos datos test. Los datos adicionales se



componen de 56 estaciones que cuentan con datos de precipitación durante períodos entre 15 y 19 años (fig. 1). Con estos nuevos datos, se han calculado los indicadores estadísticos de nuevo para los tres mejores modelos de acuerdo con la tabla 4 (CKO, CKS y RMK). Los resultados obtenidos se muestran en la tabla 5, donde los métodos de cokrigado dan resultados ligeramente peores que los de la tabla 4 (esto se puede explicar por el uso de datos de series más cortas), pero dentro de un rango comprensible. Comparando las tres metodologías en la tabla 5, el método de cokrigado proporciona similares resultados estadísticos, mientras los estadísticos para el método RMK son bastante peores. En cuanto a los métodos de cokrigado, el CKO es más fiable para las variables estacionales que para la escala anual, especialmente para *LogINV*. Esto puede ser explicado por el mayor volumen de precipitación en la variable *ANU*, haciendo más conveniente el uso de una media global en la interpolación por cokrigado, mientras que los menores volúmenes en el resto de las variables exigen medias locales.

	r^2			RMSE [mm]			MAE [mm]		
	CKO	CKS	RMK	CKO	CKS	RMK	CKO	CKS	RMK
<i>ANU</i>	0.76	0.80	0.61	69.7	62.3	101.2	57.1	48.4	79.1
<i>PRI</i>	0.76	0.75	0.53	16.1	16.7	22.2	13.1	12.7	17.1
<i>VER</i>	0.75	0.70	0.56	13.8	15.0	19.0	10.0	10.3	15.2
<i>OTO</i>	0.82	0.82	0.45	26.3	26.0	49.1	19.4	20.2	37.9
<i>INV</i>	0.71	0.70	0.63	26.0	30.7	34.3	19.1	21.5	24.4

Tabla 5. – Valores estadísticos obtenidos en la predicción de errores utilizando un nuevo conjunto de datos.

3.2.3.2 Distribución espacial de la precipitación interpolada.

Con formato: Numeración y viñetas

Otra vía de valorar los resultados obtenidos es el análisis de los mapas obtenidos mediante las diferentes interpolaciones. La figura 2 muestra, como ejemplo, los modelos digitales de precipitación obtenidos con las diferentes metodologías para las estaciones Otoño (*OTO*) e Invierno (*INV*).

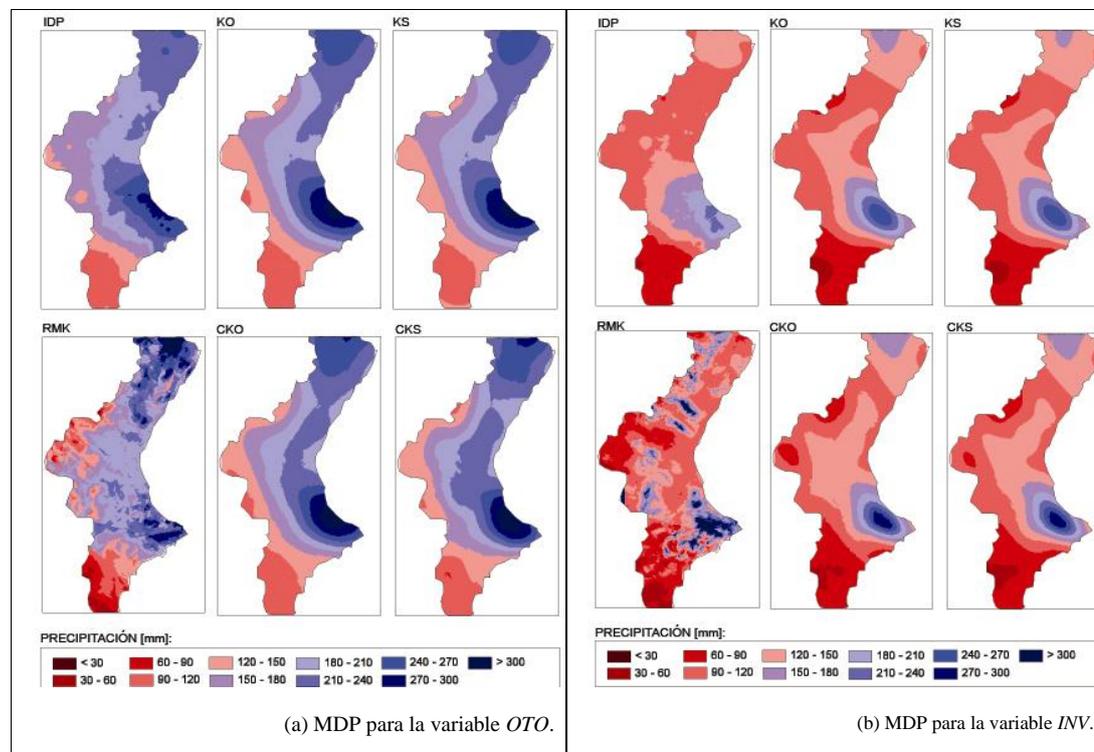




Figura 2. – MDP para las variables *Otoño e Invierno*.

En el caso de *OTO* son evidentes las semejanzas en la distribución espacial de la precipitación en todos los análisis estadísticos, mostrando mapas bastante suaves. Los métodos de cokrigado difieren básicamente en que se muestra una diferencia significativa entre las áreas costeras y las áreas que están unos pocos kilómetros hacia el interior, asociadas con las primeras alineaciones montañosas. Al contrario, los modelos obtenidos con IDP y RMK son muy diferentes de los anteriores y también claramente entre ellos. El modelo IDP muestra un incremento – respecto al resto de las interpolaciones – de las áreas cubiertas por valores medios, mientras que los valores extremos (tanto los altos como los bajos) ocupan una extensión menor. La interpolación RMK es la que genera distribuciones más diferenciadas del resto, con excesiva variabilidad del total de precipitaciones, a consecuencia de su origen fundamentalmente geográfico. En el caso de *INV* las líneas generales son las mismas que para *OTO*. No obstante, podemos apreciar que en los modelos de cokrigado la influencia geográfica es más acusada. Por ejemplo, en la parte más occidental se aprecia un área de precipitación de entre 60 y 90 mm., que se halla también presente en el modelo RMK pero no en el OK y el SK.

3.3.3.3 Comentarios finales.

Con formato: Numeración y viñetas

Los resultados de las tablas 4 y 5 demuestran la mejora considerable que la introducción de información topográfica y geográfica produce en los procesos de interpolación de la precipitación. Esta conclusión coincide con la expresada por múltiples autores (Pardo-Igúzquiza, 1998; Goovaerts, 2000; Ninyerola et al., 2000; Marquínez et al., 2003; Vicente-Serrano et al., 2003), aunque hay algunas diferencias que merecen ser subrayadas. La mayor parte de los trabajos que emplearon interpolaciones por cokrigado consideraron que la elevación era la variable más relevante (incluso la única) a tener en cuenta como información secundaria (Goovaerts, 2000). Este factor, aunque importante en muchos territorios, no es el que mayor influencia tiene en la distribución de la precipitación media en nuestra área de estudio. Como muestra la tabla 1, la elevación sólo presenta una clara relación con la precipitación durante la estación *VER* ($r = 0.5$). Además, excepto para áreas de pequeña extensión, el uso exclusivo de la variable elevación resulta ser poco expresivo. Por ejemplo, Brunsdon et al. (2001) muestran que en Gran Bretaña el factor elevación presenta mucha mayor influencia en el NW que en el SE, debido a que la mayoría de las precipitaciones están asociadas a los flujos zonales del W y del NW. Incluso en áreas de pequeña extensión, en casos donde las lluvias provienen de flujos de vientos de direcciones opuestas, la elevación deja de ser la variable más significativa, como se puede observar en Diodato (2005).

4. CONCLUSIONES.

En este trabajo se han analizado seis métodos de interpolación para obtener modelos digitales de precipitación para un área centrada en la región de Valencia. En primer lugar, se calcularon un total de 12 variables topográficas y/o geográficas, así como el producto entre ellas para un análisis posterior y su posible introducción en los estimadores multivariados. En segundo lugar, se calcularon los modelos y se compararon cartográfica y estadísticamente a través de la validación cruzada y el método de inclusión de un nuevo conjunto de datos. Para los estimadores de cokrigado se añadió una única variable secundaria, que consistía en la estimación obtenida mediante regresión múltiple para cada una de las variables de precipitación. Las conclusiones que se derivan del análisis se pueden resumir en estos puntos:

- (i) El método de interpolación Inversa de la Distancia Ponderada, que ha sido tradicionalmente utilizado para la interpolación de datos de precipitación, ha proporcionado predicciones menos precisas que los métodos geoestadísticos, y por tanto no es apropiado para obtener modelos de precipitación en nuestra área de estudio.
- (ii) El método Regresión Múltiple con los residuos Krigeados se mostró ineficiente para nuestra área de estudio con las variables secundarias seleccionadas.
- (iii) Los métodos de Krigado Simple y Krigado Ordinario, aunque consiguen resultados estadísticamente satisfactorios, no son capaces de describir la precipitación tan bien como los métodos de cokrigado, mostrando un excesivo suavizado de los mapas.
- (iv) Finalmente, los mejores métodos de interpolación son los geoestadísticos, especialmente los basados en el Cokrigado (CKO y CKS), cuando consideramos los valores de la estimación obtenida mediante la regresión como información secundaria. Ambos métodos CKO y CKS, proporcionan modelos fiables para



todas la variables de precipitación, pero el primero parece ser más adecuado para la escala estacional y el segundo para la escala anual, de acuerdo con las tablas 4 y 5.

En cuanto a la conclusion (ii) se debe señalar que en nuestra muestra los datos no están regularmente distribuidos, por lo que existe una falta de información en ciertas áreas. Ésta puede ser la razón de la ineficiencia del método de Regresión Multiple. No obstante, la incorporación de la estimación de la regresión múltiple en los métodos de cokrigado mejora los modelos de precipitación y los enriquece más que ninguna de la otras variables secundarias individualmente o incluso que algunas de ellas combinadas (hemos probado incluyendo simultáneamente en las ecuaciones del cokrigado hasta tres variables secundarias diferentes).

En resumen, se han hallado modelos digitales de precipitación para la región de Valencia a partir de los datos obtenidos en 86 estaciones meteorológicas para el periodo 1961-1990. Además, la información proporcionada por la estimación procedente de la regresión se ha incorporado a los métodos de cokrigado, lo cual conduce a una mejora respecto a los métodos con los que se había trabajado hasta el presente. Nuestros resultados confirman que la metodología utilizada puede ser usada como un procedimiento general para la interpolación de los datos de precipitación, especialmente para las áreas con menor volumen de agua y variaciones locales de precipitación o con una muestra de datos distribuida irregularmente.

5. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido financiado por los proyectos CTM2006-11767 y CLG2006-11242-C03/BTE del Ministerio de Educación y Ciencia de España.

Con formato: Numeración y viñetas

REFERENCIAS

- Agnew, M., Palutikof, J.P., 2000. GIS-based construction of baseline climatologies for the Mediterranean using terrain variables. *Climate Research* 14, 115-127.
- Brunsdon, C., McClatchey, J., Unwin, D.J., 2001. Spatial variations in the average rainfall-altitude relationship in Great Britain: an approach using geographically weighted regression. *International Journal of Climatology* 21 (4), 455-466.
- Capdevilla, S., Pardo-Pascual, J.E., Porres de la Haza, M.J., Palomar, J., 2003. Determinación automática de laderas a partir de un modelo digital de elevaciones. IX Conferencia Iberoamericana de SIG: De lo local a lo global. Nuevas tecnologías de la información geográfica para el desarrollo, 100-112.
- Diodato N., 2005. The influence of topographic co-variables on the spatial variability of precipitation over little regions of complex terrain. *International Journal of Climatology* 25, 351-363.
- Goovaerts, P., 1997. *Geostatistics for natural resources evaluation*. Oxford University Press (New York).
- Goovaerts, P., 2000. Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall. *Journal of Hydrology*. 228, 113-129.
- Marquín, J., Lastra, J., García, P., 2003. Estimation models for precipitation in mountainous regions: the use of GIS and multivariate analysis. *Journal of Hydrology*. 270, 1-11.
- Ninyerola, M., Pons, X., Roure, J.M., 2000. A methodological approach of climatological modelling of air temperature and precipitation through GIS techniques. *International Journal of Climatology* 20, 1823-1841.
- Pardo-Igúzquiza, E., 1998. Comparison of geostatistical methods for estimating the areal average climatological rainfall mean using data on precipitation and topography. *International Journal of Climatology* 18, 1031-1047.
- Pérez-Cueva, A. J., 1994. Atlas climático de la comunidad valenciana. Serie: Publicaciones de divulgación técnica. Colección: "Territori". Nr. 4. Ed. Generalitat Valenciana.
- Prudhomme, C., Reed, D.W. 1999. Mapping extreme rainfall in a mountainous region using geostatistical techniques: a case study in Scotland. *International Journal of Climatology* 19 (12), 1337-1356.
- Vicente-Serrano, S.M., Saz-Sánchez, M.A., Cuadrat, J.M., 2003. Comparative analysis of interpolation methods in the middle Ebro Valley (Spain): application to annual precipitation and temperature. *Climate Research*. 24, 161-180.
- Wotling, G., Bouvier, Ch., Danloux, J., Fritsch, J.-M., 2000. Regionalization of extreme precipitation distribution using the principal components of the topographical environment. *Journal of Hydrology* 233, 86-101.