

MODELIZACIÓN CLIMATOLÓGICA DE LA TEMPERATURA Y LA PRECIPITACIÓN A TRAVÉS DE UN SISTEMA DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA.

Miquel Ninyerola. Unitat de Botànica. Universitat Autònoma de Barcelona.

Xavier Pons. Departament de Geografia i CREAM. Universitat Autònoma de Barcelona.

Joan Maria Roure. Unitat de Botànica. Universitat Autònoma de Barcelona.

Contacto : Miquel Ninyerola. E-mail: ibbt1@uab.es. Teléfono: 5812985. Fax: 5811321

1. Introducción

La importancia de poder disponer de información espacial de las variables climatológicas es obvia. Muchas disciplinas utilizan estas variables como base para entender los procesos que estudian. Ahora bien, muchas veces nos encontramos que la información está limitada a las estaciones meteorológicas y por tanto a puntos discretos del espacio. No existen muchos trabajos de interpolación de estas variables que tengan en cuenta los factores que las modelizan ya que, tradicionalmente, el método utilizado ha sido el de la interpolación lineal entre las estaciones y el trazado de isolíneas basado en el conocimiento de la zona estudiada por parte del investigador. Sin embargo hay trabajos recientes que buscan relaciones estadísticas entre las variables geográficas (orografía, continentalidad, etc.) y las variables climatológicas (Chessa y Delitalia, 1997; Vogt *et al.*, 1997; Hargy, 1997; Benzi *et al.*, 1997); Llasat, 1997) así como trabajos que utilizan SIG para modelar estas variables (Gessler *et al.*, 1995; Menz, 1997).

En el presente trabajo se ha desarrollado un modelo empírico y estadístico para predecir la temperatura y la precipitación, tanto a nivel mensual como anual, en Cataluña. Decimos empírico porque este modelo se basa en los datos de las estaciones meteorológicas tanto para su elaboración como para su validación y decimos estadístico porque se basa en un análisis de regresión múltiple y en la validación correspondiente. Este análisis se realiza tomando como variables dependientes la temperatura o la precipitación y como variables independientes la altitud, la latitud, la continentalidad y la radiación solar (en el caso de las temperaturas) o un factor de nubosidad (en el caso de las precipitaciones). Tanto el análisis estadístico como las variables escogidas hacen que este modelo sea, a nuestro entender, un modelo relativamente sencillo y por tanto

realista en base a los conocimientos climatológicos existentes. Lógicamente, en un futuro siempre se podrá incrementar su complejidad si se cree conveniente incorporar nuevas variables.

Una de las virtudes de este modelo es la de predecir la temperatura y la precipitación de forma totalmente numérica y objetiva. Por tanto, al menos inicialmente, se pierde la intuición y el conocimiento del investigador pero es *a posteriori* cuando el modelo puede ser retocado o mejorado de forma relativamente fácil por un conocedor del tema. El hecho de realizar un tratamiento con técnicas de SIG (Sistemas de Información Geográfica) nos permite tener los datos en formato matricial con las ventajas que esto comporta tanto a nivel de repetibilidad como de análisis (Burrough, 1986).

El resultado final de este trabajo consta de 52 mapas repartidos de la siguiente manera: 13 mapas (mensuales y anual) de temperatura media de las máximas, temperatura media, temperatura media de las mínimas y precipitación total. Existe, también, un mapa de correctores para cada uno de los mapas finales.

2. Área de estudio

El ámbito geográfico en el que hemos trabajado está centrado en Cataluña, situada al NE de la Península Ibérica y con una área de unos 32000 km². Como es sabido, si bien es una zona relativamente pequeña, presenta una variabilidad y unos contrastes bastante acusados debidos al relieve (Bolòs *et al.*, 1983), a la proximidad del Mar Mediterráneo (Lana y Fernández Mills, 1995) y a su situación geográfica ya que recibe influencias de tipo atlántico (aunque atenuadas por el Sistema Ibérico y los Pirineos (Martín Vide, 1987)), mediterráneo e incluso sahariano. Si bien podemos caracterizar Cataluña como una zona con clima típicamente mediterráneo según el índice pluviotérmico de Emberger (1952), encontramos áreas clasificadas como semiáridas, subhúmedas y húmedas (Debazac, 1983; Piñol, *et al.*, 1991).

3. Material y métodos

Aunque la densidad de estaciones en Cataluña es bastante buena (64 estaciones por km² según Clavero *et al.*, 1996) su ubicación es heterogénea a lo largo del territorio (ver Figura 1). Tradicionalmente su ubicación ha sido efectuada con criterios distintos a los adecuados para un estudio como el nuestro. En efecto, hay muchas estaciones situadas en zonas planas (incluso las que se hallan en la región pirenaica) y muy pocas en zonas

de elevadas pendientes o orografía compleja (Clavero *et al.*, 1996). Esto hace que, por ejemplo en el caso de la radiación solar, todas las estaciones sean muy homogéneas y, como veremos, no se den resultados positivos en el modelo de regresión múltiple.

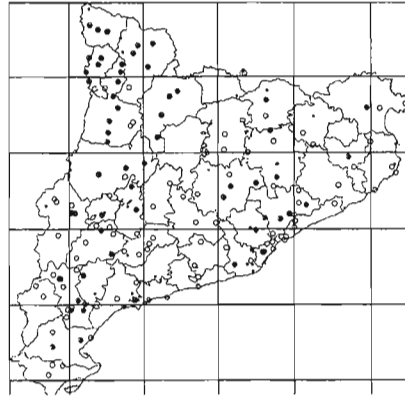


Fig.1. Disposición geográfica de las estaciones meteorológicas utilizadas. Las redondas grandes representan las estaciones de temperatura; las redondas pequeñas, las de precipitación y las redondas oscuras representan las estaciones de las cuales hemos obtenido ambos valores.

Filtrado de los datos

Si bien existen diversos criterios para el filtrado de datos climatológicos, en este trabajo hemos dado más importancia al factor de distribución espacial sin olvidar, claro está, la duración de las series. La WMO (World Meteorologic Organization) da 30 años como la longitud óptima de una serie, aunque esto dependerá de la variabilidad de la zona de estudio. En este caso hemos filtrado las series de temperatura a los 15 años y las de precipitación a los 20 años. Dada la mayor variabilidad de la precipitación, quizás 20 años sean pocos, pero como ya hemos dicho tratamos de hacer una interpolación espacial y, por tanto, es muy importante tener cubierta la mayor parte posible del territorio estudiado. Para el caso de la precipitación quizás es mejor tener reflejada la variabilidad local que tener series más constantes pero menos representativas de todo el territorio. Para la elección final de las series se han efectuado diversos tests estadísticos para ver cual daba mejores resultados. En cualquier caso, resulta evidente que en los próximos años pueden repetirse los cálculos con mayor longitud de las series de datos.

Hemos trabajado finalmente con 86 estaciones de temperatura (de las 436 iniciales) y con 142 de precipitación (de las 664 iniciales). Podemos ver que la densidad de las estaciones utilizadas es de una cada 225 km² para la precipitaciones y una cada 372 km² para las temperaturas).

Todas las estaciones provienen de datos cedidos por el INM (Instituto Nacional de Meteorología) y corresponden al periodo 1951-1991. Lamentablemente, en el momento de realizar este estudio no era posible disponer de datos posteriores.

Elección de las variables dependientes

A partir de los datos del INM hemos elaborado mediante programas propios las medias mensuales y anuales de las series con años completos de temperatura y precipitación. Para el caso de la temperatura hemos seleccionado las temperaturas medias de las máximas y las mínimas, así como las temperaturas medias. Para el caso de la precipitación, únicamente se presentan los datos de precipitación total, ya que los datos relativos a los días de precipitación dieron resultados insuficientes en los primeros tests, probablemente debido a la falta de fiabilidad de los datos iniciales y/o a la dificultad de su modelización.

Elección de las variables independientes

En este caso la elección ha sido hecha acorde con los factores que han estado más profusamente designados en la literatura como básicos en la conformación del clima. En el caso de la temperatura tenemos la altitud (ALT), la latitud (LAT), la continentalidad (CON) y la radiación solar (RAD). Para la precipitación hemos utilizado las mismas variables independientes excepto la radiación solar que ha sido substituida por un factor de nubosidad.

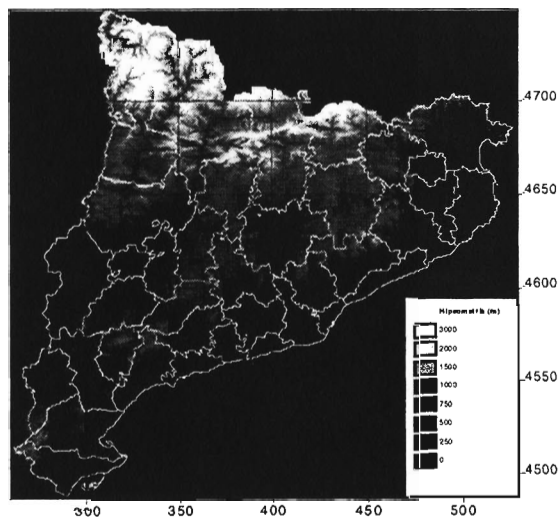
La variable altitud es la altitud nominal de las estaciones y nos da información de la variabilidad provocada por el relieve. La latitud es el coseno de la latitud nominal de las estaciones ya que debido a la curvatura del globo terrestre es una mejor medida que el valor latitudinal directo. Esta variable no ha sido incluida en el modelo de radiación solar utilizado (como veremos más adelante) y por tanto debe de ser tenida en cuenta. La latitud nos aproximará a la variabilidad provocada por la circulación atmosférica zonal. La continentalidad es la distancia lineal al mar. Si bien se han testado otros modelos no lineales (i.e., sigmoidales) el que mejores ajustes ha dado, por el momento, ha sido el lineal, posiblemente a causa de la distribución de las estaciones meteorológicas. Otros estudios (Hargy, 1997) utilizan el logaritmo de la distancia al mar como variable independiente. Será necesario realizar otros estudios para que la distancia al mar se aproxime más a la continentalidad. En este caso, el modelo dependerá mucho de la orografía de la zona estudiada. Los valores de continentalidad fueron obtenidos a partir de una matriz ráster elaborada mediante técnicas de SIG a partir del MDE (Modelo

Digital de Elevaciones) y posteriormente extraídos los valores de las celdas correspondientes a las estaciones mediante programas propios. Podemos observar el MDE en la Figura 2.

Por último, la radiación solar se ha obtenido a partir de un modelo de radiación potencial (elaborado por Pons, 1996). Este modelo es totalmente computacional y basado en un MDE. La densidad óptica atmosférica se trata como constante ($\tau = 0.288$) y equivalente a unas condiciones medias para una atmósfera clara forestal (Rothermel *et al.*, 1986 y Dozier, 1989). Además este modelo, debido a la poca variación latitudinal del Cataluña, trabaja en referencia al punto central de MDE. Finalmente, este modelo potencial ha sido corregido mediante los datos registrados por las estaciones meteorológicas, obteniendo así un factor de nubosidad con la relación lineal entre la radiación potencial y la radiación real (ver ecuación 3.1.). Esta relación ha sido calculada para cada estación y para todos los meses del año y se ha interpolado para todo el territorio. Además se ha forzado el paso por el origen de coordenadas ya que, aunque no existen datos empíricos, es fácil pensar que si la radiación potencial es nula, la real también lo será.

$$\text{Radiación Real} = \text{NUB} * \text{Radiación Potencial} + b, \text{ donde } b=0 \quad \text{Ecuación 3.1.}$$

Es precisamente este factor de nubosidad (NUB) el utilizado en el caso de la precipitación, en vez de la radiación solar que se utiliza en los modelos de temperatura. Este factor es en realidad un factor de ausencia de nubes.



Modelo de regresión

Se ha efectuado un análisis de regresión múltiple con el método standard para la entrada de variables dependientes en la ecuación de regresión. Este método fuerza que todas las variables dependientes entren en la ecuación de regresión al mismo tiempo.

Pruebas realizadas con los métodos *forward stepwise* y *backward stepwise* no han dado resultados distintos. Se presentan, en el apartado de resultados estadísticos, el coeficiente de determinación múltiple R^2 para valorar el ajuste del modelo y los coeficientes de regresión no estandarizados B. Estos coeficientes serán utilizados, como veremos, para construir los mapas finales. Todos los cálculos se han realizado con $\alpha = 0.05$ y los valores p se han obviado debido a que en todos los casos de significación estos valores eran muy buenos.

Evaluación del modelo

Para evaluar el modelo separamos, al azar, un 60% de las estaciones (con series adecuadas para cada caso) y realizamos el análisis de regresión múltiple. Entonces calculamos la variable dependiente para el 40% restante a partir de los valores y los coeficientes obtenidos con el primer subconjunto de estaciones. Finalmente comparamos los valores predecidos y los observados para este 40% de las estaciones. Con este sistema los valores de fiabilidad obtenidos serán siempre como mínimo iguales o inferiores a los que obtendríamos con el 100% de la población.

La cartografía del modelo: síntesis final

El proceso descrito a continuación es válido para cualquiera de las variables dependientes estudiadas.

Para elaborar los mapas finales de temperatura y precipitación partimos de unas matrices ráster para cada una de las variables independientes y de los coeficientes obtenidos por el análisis de regresión múltiple. La matriz de la altitud fue obtenida a partir de un MDE con una malla de 180 x 180 m. La matriz de la latitud y la continentalidad fueron elaboradas a partir del MDE con técnicas de SIG y para las matrices de radiación solar y nubosidad, como hemos dicho anteriormente, disponíamos de modelos realizados en trabajos previos. En el caso de la radiación solar es importante saber que partimos de un modelo calculado sobre un MDE de 500 x 500 m que fue densificado posteriormente a 180 x 180 m para obtener el mismo tamaño de celda que las otras matrices. Esto es debido al hecho que la relación radiación-temperatura no depende tanto de factores

locales (pequeñas hondonadas, etc.) sino de la ubicación general del emplazamiento. El hecho que la temperatura venga regulada por las corrientes de aire y su mezcla hace más propicio un MDE más generalista para su modelización.

A base de cruzar y operar numéricamente con las matrices, mediante técnicas básicas de SIG ráster, construimos los mapas finales. Es decir, multiplicamos cada celda por el coeficiente de regresión adecuado y posteriormente sumamos todas las matrices (ver ecuación 3.2.). Nótese que la matriz de los valores de intercepción estaba formada por celdas con valores idénticos para cada caso e iguales al valor de intercepción obtenido en el análisis de regresión.

$$y = b_0 + b_1(\text{ALT}) + b_2(\text{LAT}) + b_3(\text{CON}) + b_4(\text{RAD}) \quad \text{Ecuación 3.2.}$$

Recordemos que para el caso de la precipitación la ecuación es fundamentalmente la misma pero cambiando la variable RAD por la variable NUB.

Elaboración de los correctores

Cada celda de estos mapas matriciales que acabamos de obtener tendrán valores de temperatura y precipitación en función de los resultados del modelo de regresión. Llamaremos por tanto a estos mapas, mapas potenciales. Ahora bien, si comparamos los valores potenciales (obtenidos por el modelo) y los valores reales (obtenidos en las estaciones) podremos tener una buena estimación del error que se ha producido en el análisis de regresión. Así pues hemos obtenido para cada estación meteorológica un valor de error que llamaremos corrector.

Hemos escogido un corrector de tipo aditivo (ver ecuación 3.3.) para hacerlo independiente de la magnitud de los valores.

$$\text{Corrector} = \text{Temperatura}_{\text{real}} - \text{Temperatura}_{\text{potencial}} \quad \text{Ecuación 3.3.}$$

Si interpolamos los valores de los correctores de cada estación para todo el territorio obtendremos unos mapas de correctores o anomalías que estimarán el error del modelo en cada punto. En esta fase del proceso realizamos una interpolación típica, basada en el inverso de la distancia al cuadrado. Estos mapas de anomalías no serán uniformes sino que presentarán máxima variación en los lugares más impredecibles y mínima variación en los sitios más predecibles. Los sitios más impredecibles por nuestro modelo son los que presentan zonas más abruptas y por tanto con mayor peso de los factores locales. Por tanto, estos mapas de anomalías son interesantes también por si mismos ya que nos indican qué zonas del área estudiada son más predecibles o cuales lo son menos.

Cruzando estos mapas de anomalías con los mapas potenciales (ver ecuación 3.4.) obtendremos lo que llamaremos mapas reales. Lógicamente, en las celdas que correspondan a las estaciones meteorológicas obtendremos los valores observados en éstas y en el resto de las celdas obtendremos valores potenciales modificados por estos correctores.

$$\text{Temperatura}_{\text{real}} = \text{Temperatura}_{\text{potencial}} + (\text{Temperatura}_{\text{real}} - \text{Temperatura}_{\text{potencial}})$$

Ecuación
3.4.

Evaluación del modelo corregido

Una vez aplicado los correctores a los mapas potenciales procedimos a testar el modelo. Separamos, al azar, un 60% de las estaciones para construir el modelo y nos guardamos el restante 40% para validarlo. Realizamos el mapa de anomalías a partir del 60% de las estaciones y calculamos los mapas reales correspondientes. Las celdas correspondientes al 60% de las estaciones tendrán los valores perfectamente corregidos (y por tanto idénticos a los observados) y el resto de las estaciones tendrán unos valores estimados por nuestro modelo y corregidos por unos valores interpolados a partir del 60% de las estaciones. Es decir, tendrán unos valores más cercanos a la realidad que los directamente predichos por el modelo pero no idénticos a los observados en las estaciones meteorológicas. Una vez obtenidos los mapas reales, calculados a partir de 60% de las estaciones, extrajimos los valores obtenidos para el 40% de las estaciones que habíamos reservado. Con estos valores realizamos un análisis de regresión múltiple, obteniendo finalmente el coeficiente múltiple de determinación para el modelo corregido (R_c^2). Este coeficiente nos permitirá comparar el modelo sin corregir con el modelo corregido. Lógicamente, los mapas finales fueron elaborados con el 100% de las estaciones disponibles en cada caso. Los ajustes del modelo con todas las estaciones serán como mínimo igual o mejores que los obtenidos en la validación.

Algunas consideraciones sobre el error acumulado del modelo

Hay diversas fuentes que pueden generar errores y que es importante tener en cuenta. Éstos pueden provenir de los datos iniciales, tanto de la información geográfica digital (altimetría y planimetría de las matrices) como de la información climatológica de las estaciones. En el último caso podemos encontrar errores en las coordenadas geográficas, en la ubicación y calibración de los instrumentos de medida, en la lectura de los datos obtenidos por los aparatos y en la transcripción de la información (Martín Vide, 1987). Los errores también pueden provenir de nuestra manipulación de la información así

como de factores intrínsecos del modelo (no consideración de parámetros importantes e interpolación lineal de los correctores).

Todos estos errores quedaran reflejados en los residuos de los modelos y finalmente en los mapas de anomalías o correctores (excepto los de la interpolación). Así cuando hablamos de correctores no nos referimos solamente a la variabilidad climática natural sino a estos errores acumulados.

4. Resultados y discusión

Temperatura

Presentamos únicamente los resultados de la temperatura media. Hay que tener en cuenta que los resultados para las temperaturas medias de las máximas y las mínimas, aunque bastante buenos, son siempre inferiores a los obtenidos para las medias. Los meses con mejores predictores son los de primavera y otoño mientras que los peores predictores se dan en los meses invernales.

Podemos observar en la Tabla 1 que todos los coeficientes de determinación del modelo sin corregir (R^2) son mayores que 0.80. Para el modelo corregido (R_c^2) podemos ver que estos coeficientes son ligeramente mayores. Es decir, el modelo resulta mejorado al contrastarse con los datos de las estaciones meteorológicas pero, debido a que los ajustes del modelo sin corregir ya eran muy buenos, esta mejora es poco importante.

ENE	B (ALT)= -0.003 B (LAT)= ns	B (CON)= -0.022 B (RAD)= 0.003	$R^2= 0.838$ B (INT)= 6.343	$R_c^2=0.863$
FEB	B (ALT)= -0.005 B (LAT)= ns	B (CON)= -0.013 B (RAD)= ns	$R^2= 0.918$ B (INT)= 9.410	$R_c^2=0.980$
MAR	B (ALT)= -0.005 B (LAT)= 66.476	B (CON)= ns B (RAD)= 0.002	$R^2= 0.952$ B (INT)= -40.690	$R_c^2=0.974$
ABR	B (ALT)= -0.006 B (LAT)= 40.802	B (CON)= ns B (RAD)= 0.002	$R^2= 0.951$ B (INT)= -20.772	$R_c^2=0.964$
MAY	B (ALT)= -0.006 B (LAT)= 73.775	B (CON)= 0.008 B (RAD)= 0.003	$R^2= 0.933$ B (INT)= -43.853	$R_c^2=0.948$
JUN	B (ALT)= -0.006 B (LAT)= 157.090	B (CON)= 0.014 B (RAD)= ns	$R^2= 0.902$ B (INT)= -96.290	$R_c^2=0.950$

JUL	B (ALT)= -0.006	B (CON)= 0.016	R ² = 0.861	R _c ² =0.944
	B (LAT)= 180.552	B (RAD)= ns	B (INT)= -110.662	
AGO	B (ALT)= -0.006	B (CON)= 0.014	R ² = 0.908	R _c ² =0.959
	B (LAT)= 188.859	B (RAD)= ns	B (INT)= -117.133	
SET	B (ALT)= -0.005	B (CON)= 0.006	R ² = 0.949	R _c ² =0.981
	B (LAT)= 141.677	B (RAD)= 0.002	B (INT)= -87.200	
OCT	B (ALT)= -0.005	B (CON)= ns	R ² = 0.952	R _c ² =0.985
	B (LAT)= 121.937	B (RAD)= 0.002	B (INT)= -76.474	
NOV	B (ALT)= -0.004	B (CON)= -0.018	R ² = 0.891	R _c ² =0.954
	B (LAT)= ns	B (RAD)= 0.003	B (INT)= 10.266	
DIC	B (ALT)= -0.003	B (CON)= -0.024	R ² = 0.812	R _c ² =0.929
	B (LAT)= ns	B (RAD)= ns	B (INT)= 8.570	

Tabla 1. Resultado del análisis estadístico de regresión múltiple para el caso de la temperatura media. Las variables independientes son: ALT (altitud), CON (continentalidad), LAT (coseno de la latitud en grados), y RAD (radiación solar), que variará en función del mes. También se muestra el coeficiente múltiple de determinación R² y los coeficientes de regresión no estandarizados B. La notación ns indica que la variable no es significativa mientras que R_c² es el coeficiente múltiple de determinación para el modelo corregido.

En la Figura 3 podemos observar la importancia estadística de las diferentes variables independientes para el caso de la temperatura media. La altitud es significativa para todos los meses del año. Ahora bien, no hemos de olvidar que las variables estudiadas están correlacionadas para el caso de Cataluña (i.e., a una latitud más septentrional y a una mayor distancia al mar corresponde una mayor altitud). La continentalidad es menos importante en los meses primaverales probablemente porque el gradiente de temperatura entre el interior y el litoral es menor. La radiación solar no es significativa durante el verano probablemente porque la radiación es más uniforme durante estos meses debido a la elevada altura solar. El comportamiento de la latitud no parece tan claro como en los anteriores casos y deberemos esperar a posteriores estudios para tener más datos sobre el tema.

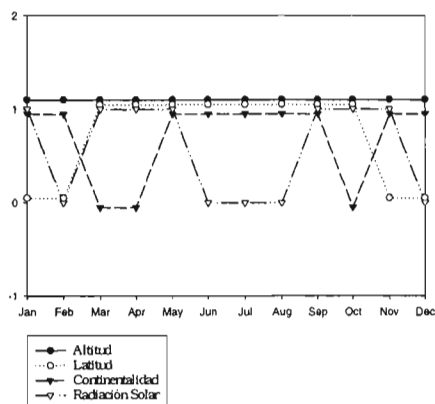


Fig. 3. Importancia estadística a lo largo del año de las variables independientes para el caso de la temperatura media. Un valor de 1 significa que la variable es significativa al 95 % de confianza y un valor de 0 quiere decir que no es significativa.

	Media	Desviación Estándar	Valor Mínimo	Valor Máximo
ENE	3.9	3.0	-6.5	10.1
FEB	4.9	3.5	-8.2	11.1
MAR	7.4	3.6	-7.4	13.2
ABR	9.6	3.8	-6.6	15.3
MAY	13.4	3.8	-2.6	18.8
JUN	17.4	4.1	1.6	23.6
JUL	20.7	4.1	4.9	27.1
AGO	20.3	4.1	4.4	26.5
SET	17.5	3.8	2.3	23.3
OCT	12.6	3.6	-1.1	18.4
NOV	7.5	3.2	-4.1	13.5
DIC	4.6	2.9	-4.9	10.8
AN	11.6	3.6	-2.0	17.1

Tabla 2. Parámetros estadísticos de la temperatura real (medias) para las 2545200 celdas de Cataluña.

En la Tabla 2 podemos observar que los parámetros estadísticos para la temperatura real de las medias se ajustan bastante a los datos previos (Clavero *et al.*, 1996). Los meses extremos son enero ($T=3.9\text{ }^{\circ}\text{C}$) y julio ($T=20.7\text{ }^{\circ}\text{C}$). La temperatura anual ha sido obtenida a partir de los mapas de las medias mensuales.

En la Figura 4 se representa el histograma de frecuencias para la temperatura anual de las medias.

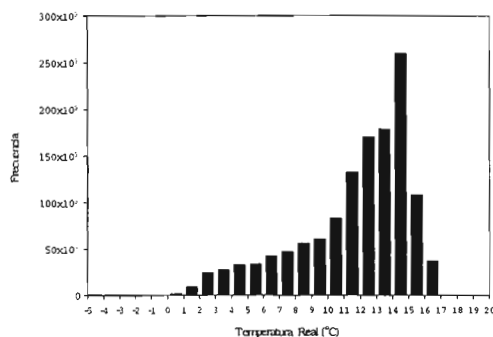


Fig. 4. Histograma de la temperatura real anual. La elevada frecuencia de cada clase es debido al elevado número de celdas de la matriz (2545200 celdas).

Precipitación

En la Tabla 3 se puede observar que los coeficientes de determinación son más bajos que los de temperatura, como era de esperar, debido al carácter más impredecible de la precipitación. Los meses más impredecibles son los de otoño ($R^2=0.28$ i $R^2=0.44$), lo que podría ser debido al tipo de perturbaciones que tiene lugar en estos meses en el litoral mediterráneo (Clavero *et al.*, 1996). El verano es la estación con meses con mejores predictores ($R^2=0.6$). A diferencia del caso de la temperatura, podemos ver que en el modelo corregido (R_c^2) estos coeficientes son mucho mayores que los del modelo no corregido. Es decir, el modelo mejora en gran manera una vez corregido con los datos de las estaciones debido, precisamente, a que la precipitación se predice peor que la temperatura en el modelo sin corregir.



ENE	B (ALT)= 0.017 B (LAT)= ns	B (CON)= ns B (NUB)= -271.182	R ² = 0.451 B (INT)= 229.794	R _c ² =0.812
FEB	B (ALT)= 0.017 B (LAT)= ns	B (CON)= ns B (NUB)= -317.277	R ² = 0.576 B (INT)= 260.294	R _c ² =0.891
MAR	B (ALT)= 0.017 B (LAT)= ns	B (CON)= ns B (NUB)= -366.646	R ² = 0.507 B (INT)= 310.420	R _c ² =0.871
ABR	B (ALT)= 0.014 B (LAT)= ns	B (CON)= 0.131 B (NUB)= -304.349	R ² = 0.613 B (INT)= 263.538	R _c ² =0.913
MAY	B (ALT)= 0.039 B (LAT)= ns	B (CON)= ns B (NUB)= -218.150	R ² = 0.596 B (INT)= 211.133	R _c ² =0.901
JUN	B (ALT)= 0.047 B (LAT)= ns	B (CON)= ns B (NUB)= -199.523	R ² = 0.616 B (INT)= 184.171	R _c ² =0.919
JUL	B (ALT)= 0.020 B (LAT)= -1719.620	B (CON)= ns B (NUB)= -156.320	R ² = 0.698 B (INT)= 1421.590	R _c ² =0.913
AGO	B (ALT)= 0.030 B (LAT)= -1511.030	B (CON)= ns B (NUB)= -262.060	R ² = 0.633 B (INT)= 1360.240	R _c ² =0.917
SET	B (ALT)= 0.012 B (LAT)= ns	B (CON)= ns B (NUB)= -330.561	R ² = 0.284 B (INT)= 305.522	R _c ² =0.714
OCT	B (ALT)= 0.018 B (LAT)= ns	B (CON)= -0.226 B (NUB)= -397.158	R ² = 0.413 B (INT)= 368.023	R _c ² =0.784
NOV	B (ALT)= 0.025 B (LAT)= ns	B (CON)= ns B (NUB)= -279.649	R ² = 0.446 B (INT)= 250.556	R _c ² =0.848
DIC	B (ALT)= 0.021 B (LAT)= ns	B (CON)= ns B (NUB)= -324.561	R ² = 0.437 B (INT)= 278.839	R _c ² =0.823

Tabla 3. Resultado del análisis estadístico de regresión múltiple para el caso de la precipitación. Las variables independientes son: ALT (altitud), CON (continentalidad), LAT (coseno de la latitud en grados), y NUB (factor de ausencia de nubosidad), que será único para todo el año. También se muestra el coeficiente múltiple de determinación R² y los coeficientes de regresión no estandarizados B. La notación ns indica que la variable no es significativa mientras que R_c² es el coeficiente múltiple de determinación para el modelo corregido.

En la Figura 5 podemos observar, al igual que para la temperatura, la importancia estadística de las variables utilizadas. En este caso tanto la altitud como la ausencia de nubosidad son significativas durante todo el año. La continentalidad es significativa durante la primavera y el otoño debido a que las estaciones que están más alejadas del mar reciben más precipitación durante la primavera y las más cercanas más precipitación durante el otoño. La latitud únicamente es significativa durante el verano, debido probablemente, a la presencia de los Pirineos en el norte del territorio, donde las precipitaciones estivales son muy elevadas.

En la Tabla 4 podemos observar que los parámetros estadísticos para la precipitación también se ajustan mucho a los datos previos (Clavero *et al.*, 1996). Los meses con precipitación menor son febrero (42.7 mm) y julio (44.4 mm) mientras que los de precipitación mayor son mayo (82.5 mm) y octubre (76.1 mm). La precipitación anual ha sido obtenida a partir de los mapas de las medias mensuales.

En la Figura 6 se representa el histograma de frecuencias para la precipitación anual.

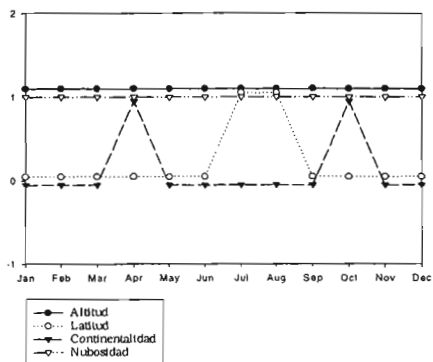


Fig. 5. Importancia estadística a lo largo del año de las variables independientes para el caso de la precipitación. Un valor de 1 significa que la variable es significativa al 95 % de confianza y un valor de 0 quiere decir que no es significativa.

	Media	Desviación Estándar	Valor Mínimo	Valor Máximo
ENE	45.2	15.2	18.0	104.2
FEB	42.7	15.1	14.8	94.2
MAR	56.8	15.5	25.5	107.8
ABR	62.8	17.0	30.6	109.7
MAY	82.5	27.2	38.3	188.7
JUN	75.4	32.8	25.0	197.9
JUL	44.4	25.0	2.9	116.6
AGO	65.9	29.2	15.0	152.9
SET	73.9	14.4	35.9	116.3
OCT	76.1	18.7	34.9	136.3
NOV	66.0	19.9	24.6	144.7
DIC	58.7	18.4	22.4	126.4
AN	749.9	223.9	335.8	1568.5

Tabla 4. Parámetros estadísticos de la precipitación real para las 2545200 celdas de Cataluña.

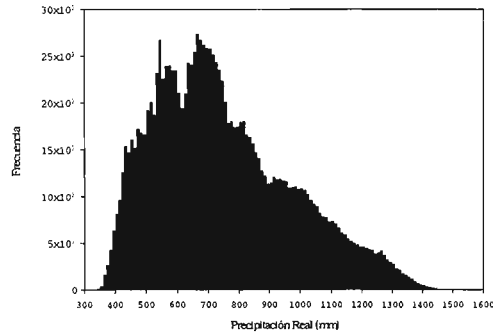


Fig. 6. Histograma de la precipitación real anual. La elevada frecuencia de cada clase es debido al elevado número de celdas de la matriz (2545200 celdas).

5. Conclusiones finales

Los modelos de temperatura y precipitación propuestos realizan predicciones bastante precisas, especialmente teniendo en cuenta que no se introducen datos climatológicos de las estaciones en primera instancia y sólo trabajamos con variables geográficas.

Es importante no perder de vista que el resultado final de este trabajo son mapas digitales en formato matricial que pueden ser consultados con facilidad y actualizados, una vez mecanizado el proceso, con nuevos datos meteorológicos. Además son modelos relativamente sencillos que precisan de tener únicamente un MDE de la zona y los correspondientes datos meteorológicos de las estaciones.

Bibliografía

- Benzi, R.; Deidda, R. y Marrocu, M. (1997) "Characterization of temperature and precipitation fields over Sardinia with principal component analysis and singular spectrum analysis." *International Journal of Climatology*, Vol. 17, 1231-1262.
- Burrough, P.A. (1986) "Principles of Geographical Information Systems for Land Resources Assessment." Clarendon Press. Oxford.
- Boldòs, M. de; *et al.* (1983). "Gran geografia comarcal de Catalunya. Geografia general." Vol.17. Fundació Enciclopèdia Catalana. Barcelona.
- Clavero, P., Martín Vide, J., Raso Nadal, J.M. (1996) "Atles climàtic de Catalunya. Termopluviometria." Generalitat de Catalunya (Departament de Política Territorial i Obres Públiques). Institut Cartogràfic de Catalunya i Departament de Medi Ambient. Barcelona.

- Chessa, P. y Delitalia, A. (1997) "Objective analysis of daily extreme temperatures of Sardinia (Italy) using distance from sea as independent variable." *International Journal of Climatology*, Vol. 17, 1467-1485.
- Debazac, E. F. (1983) "Temperate broad-leaved evergreen forest of the Mediterranean region and middle east." In: Ovington, J.D (ed.). "Temperate Broad-Leaved Evergreen Forest: Ecosystem of the World". 10, 107-122. Elsevier.
- Dozier, J. (1989) "Spectral signature of alpine snow cover from the Landsat Thematic Mapper." *Remote sensing of Environment*, 28.
- Emberger, L. (1952) "Sur le quotient pluviothermique." *C.R. Acad. Sci., Paris* 234, 2508-2510.
- Gessler, P.E.; Moore, I.D.; McKenzie, N.J y Ryan, P.J. (1995) "Soil-landscape modelling and spatial prediction of soil attributes." *International Journal of Geographical Information Systems*, Vol. 9, No 4, 421-432.
- Hargy, V. (1997) "Objectively mapping accumulated temperature for Ireland." *International Journal of Climatology*, Vol. 17, 909-927.
- Lana, X.; Fernández-Mills, G. y Burgueño, A. (1995) "Daily precipitation maxima in Catalonia (north-east Spain): expected values and their spatial distribution." *International Journal of Climatology*, 15: 341-354.
- Llasat, C. (1997) "Meteorologia agrícola i forestal a Catalunya." Secció d'estadística i informació agrària Gabinet tècnic. Departament d'Agricultura, Ramaderia i Pesca. Generalitat de Catalunya.
- Martín Vide, J. (1987) "Característiques climatològiques de la precipitació en la franja costera mediterrània de la Península Ibèrica." Tesi Doctoral. Institut Cartogràfic de Catalunya. Generalitat de Catalunya. Barcelona.
- Menz, G. (1997) "Regionalization of precipitation models in east africa using meteosat data." *International Journal of Climatology*, Vol. 17, 1011-1027.
- Piñol, J.; Lledó, M.J. y Escarré, A. (1991) "Hydrological balance of two Mediterranean forested catchments (Prades, northeast Spain)." *Journal des Sciences Hydrologiques*, 36, 2, 95-107.
- Pons, X. "Estimación de la Radiación Solar a partir de modelos digitales de elevaciones. Propuesta metodológica." (1996) en Juaristi, J. y Moro, I. (eds.) "VII Coloquio de Geografía Cuantitativa, Sistemas de Información Geográfica y Teledetección". Victoria-Gasteiz.
- Rothermel, R. *et al.* (1986) "Modelling moisture content of fine dead wildland fuels." USDA Forest Service. Ogden.
- Vogt, J.; Viau, A. y Paquet, F. (1997) "Mapping regional air temperature fields using satellite-derived surface skin temperatures." *International Journal of Climatology*, Vol. 17, 1559-1579.