

RECONSTRUCCIÓN DE LA SEÑAL TÉRMICA LOCAL EN LA COMUNIDAD VALENCIANA ENTRE 1948 Y 2011 A PARTIR DE UN DOWNSCALING ESTADÍSTICO MEDIANTE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL: DETECCIÓN DE PATRONES LOCALES DE CAMBIO¹

Juan Javier Miró Pérez

castalium@gmail.com

María José Estrela Navarro

Laboratorio de Meteorología-Climatología. Unidad Mixta CEAM-UVEG.

Departament de Geografia Física. Universitat de Valencia

Maria.Jose.Estrela@uv.es

Jorge Olcina Cantos

Laboratorio de Climatología. Instituto Interuniversitario de Geografía. Universidad de Alicante

jorge.olcina@ua.es

RESUMEN

Para el área de la Comunidad Valenciana (España) se dispone de más de 300 series de temperatura diaria de las que sólo 3 cubren por completo el periodo 1948-2011, y una mayoría menos de la mitad de dicho periodo. El presente trabajo busca reconstruir todas las señales térmicas locales que faltan en el periodo completo 1948-2011 a partir del reanálisis NCEP/NCAR en dicho periodo. Para ello se realiza un *downscaling* estadístico con los datos observados por medio de una ANN. Ello ha permitido detectar patrones locales de cambio climático que han sido consistentes a lo largo del espacio y tiempo. Estos patrones señalan una tendencia mayor al calentamiento en las partes altas de los relieves y áreas de montaña,

Fecha de recepción: enero 2014.

Fecha de aceptación: julio 2014.

¹ Los procedimientos metodológicos y resultados presentados en este artículo se derivan de la Tesis Doctoral *Downscaling estadístico de series climáticas mediante redes neuronales: Reconstrucción en alta resolución de la temperatura diaria para la Comunidad Valenciana. Interpolación espacial y análisis de tendencias (1948-2011)*, finalizada en 2013 y defendida en enero de 2014 en el Instituto Interuniversitario de Geografía de la Universidad de Alicante.

y menor en el fondo de los valles. El valor del estudio reside en la detección de las áreas potencialmente más vulnerables al cambio térmico, más que en una determinación exacta de una magnitud global de cambio térmico.

Palabras clave: Temperatura, cambio climático, patrones locales, redes neuronales, reanálisis del NCEP, homogeneidad.

ABSTRACT

For the area of Valencia (Spain) is available more than 300 daily temperature series of which only three cover completely the period from 1948 to 2011, and a majority less than half of that period. This work seeks to reconstruct all missing local thermal signals for the whole period 1948-2011 from the NCEP/NCAR reanalysis availability in that period. To do this, a statistical downscaling is performed with the observed data available through an ANN. This allowed us to detect local patterns of climate change that have been consistent over time and space. These patterns indicate substantially a greater warming tendency in the upper parts of the reliefs and mountain areas, and lower in the valley bottoms and lower lands. The value of the study lies primarily in identifying areas potentially more vulnerable to thermal change, rather than the accurate determination of a global magnitude of thermal change.

Keywords: Temperature, climate change, local patterns, artificial neural networks, NCEP reanalysis, homogeneity.

I. INTRODUCCIÓN

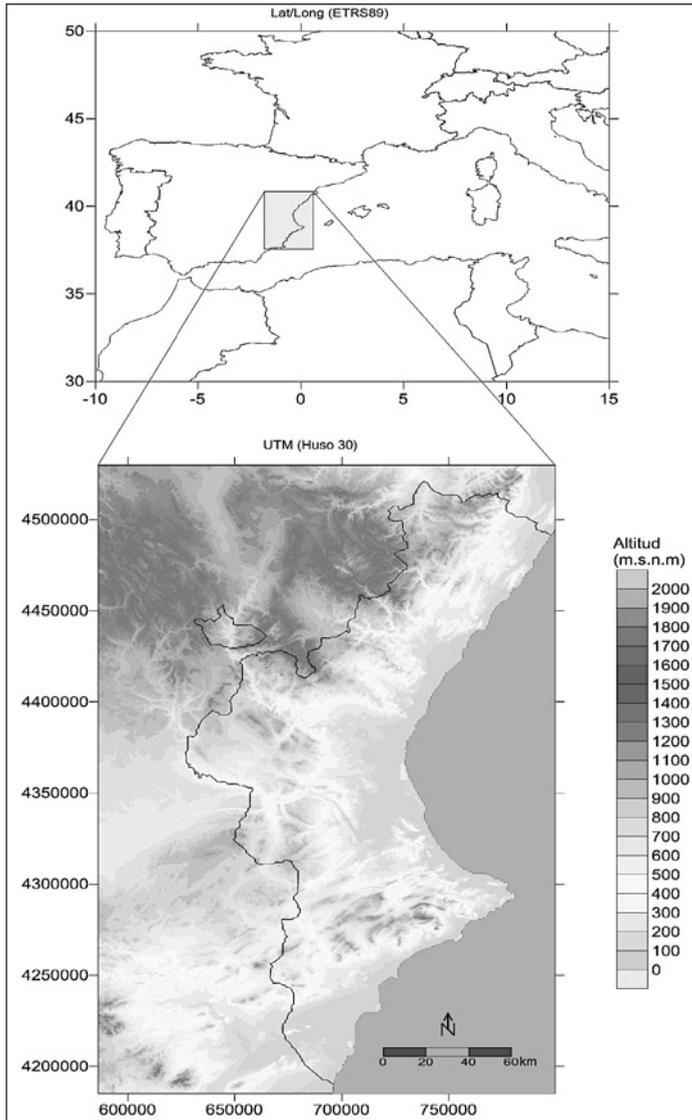
Se ha indicado la necesidad de comprobar de forma más precisa la influencia de factores regionales y locales en el cambio climático, ya que es donde residen más incertidumbres (Pita, 2009). Aquí las herramientas de *downscaling* estadístico (SD) están mostrando su utilidad en la determinación de los patrones climáticos locales (Hewitson & Crane, 1996; Wilby *et al.*, 1998; Gutiérrez *et al.*, 2004) porque permiten su extrapolación a partir de la proyección de modelos globales (GCMs).

El punto fuerte de estas herramientas es la adecuación de la señal que se modela a los datos reales de la escala local, así como su bajo coste computacional, en comparación al *downscaling* dinámico. Aunque presentan la debilidad inherente al hecho de que las relaciones estacionarias en que se basan los modelos locales obtenidos podrían variar con el tiempo, en concreto por los forzamientos provocados por el cambio climático (Wilby *et al.*, 2004). Por ello que es importante validar dichas relaciones estacionarias en el tiempo pasado, antes de proceder a una proyección a escenarios futuros. Precisamente, el reanálisis del NCEP/NCAR (Kalnay *et al.*, 1996; Kistler *et al.*, 2001), el más largo y actualizado disponible (1948-actualidad), nos brinda una importante herramienta al respecto.

El presente trabajo se ha centrado en aplicar un SD sobre el periodo pasado de 1948-2011 y una región concreta como la Comunidad Valenciana (Figura 1). El proceso cubre tres objetivos: reconstruir la señal térmica diaria de las más de 300 series de temperatura

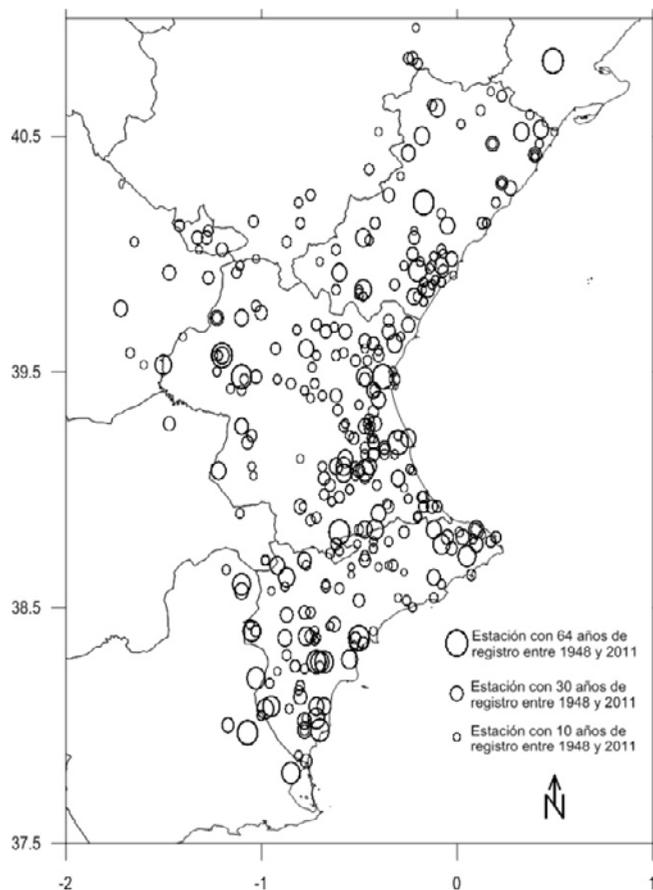
para el periodo completo 1948-2011, en un contexto homogéneo y sin lagunas; validar el SD en datos extrapolados y comprobar si mantiene cohesión y carácter estacionario temporal durante todo el periodo; y, por último, establecer los patrones locales de cambio ya acontecidos y ver su cohesión espacial.

Figura 1
MARCO TERRITORIAL OBJETO DE ESTUDIO Y MAPA FÍSICO DEL RELIEVE



Elaboración propia.

Figura 2
ESTACIONES CON REGISTRO DE TEMPERATURAS EN LA COMUNIDAD VALENCIANA Y ÁREAS LÍMITROFES,
DURANTE 10 AÑOS O MÁS ENTRE 1948 Y 2011



Caracterización gráfica de la cantidad de años disponibles para cada estación. Elaboración propia.

Se parte del hecho de que en el área de estudio la mayoría de estaciones con registro térmico en superficie (SAT) poseen series cortas, con gran inconsistencia temporal en el periodo de disponibilidad del reanálisis. Sólo 3 series cubren todo el periodo 1948-2011 sin lagunas (y 6 con alguna). Es por ello que los estudios sobre cambio climático y tendencias térmicas realizados en el área se han circunscrito a tendencias globales en la región, sobre todo a partir de procesos de homogeneización relativa, utilizando las series más largas u óptimas disponibles (Quereda *et al.*, 2000; Miró *et al.*, 2006; Brunet *et al.*, 2007; Quereda *et al.*, 2009; Bladé y Castro Díez, 2010; Del Río *et al.*, 2012). Pero ello no ha permitido hasta ahora descender a la escala local a lo largo del territorio, a fin de identificar patrones locales de cambio climático.

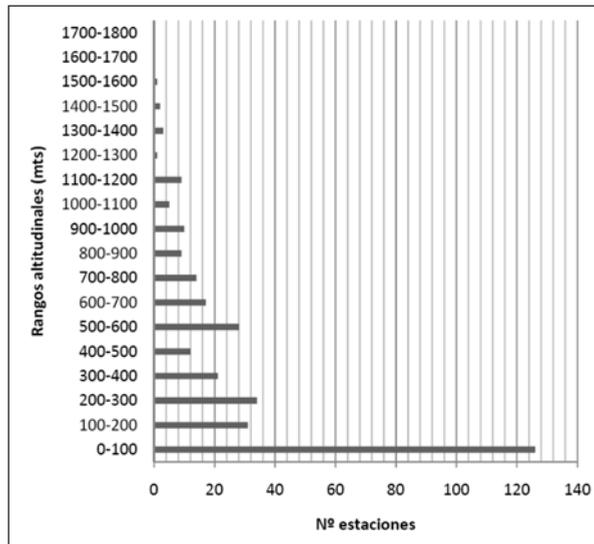
Si observamos la distribución de estaciones disponibles con un mínimo de 10 años de registro (8 en el caso de las áreas montañosas) entre 1948 y 2011, vemos que las series más largas, así como el mayor número, se concentran en áreas litorales y prelitorales (Figura 2). Además, la mayoría de series tienen menos de 25 años de registro (con un gran número entre 10 y 20 años), sin contar que tal registro puede no ser continuo. Sin embargo, si se logra, a partir de la información disponible, modelar la señal térmica de la totalidad de estaciones, de manera que pueda reconstruirse a la totalidad del periodo 1948-2011 (64 años), tendremos entonces suficiente cantidad de información espacial para, por un lado, definir el comportamiento térmico local para un único periodo largo, y por otro, investigar los patrones locales de cambio en el transcurso de dicho periodo.

El SD será especialmente interesante en las zonas montañosas y culminantes, dado que en estos sectores se dispone de un menor número de series y además éstas son más cortas (Figura 3).

Del mismo modo, el SD es útil para corregir el desequilibrio temporal de la información disponible, ya que las series SAT existentes cubren especialmente las últimas décadas (Figura 4).

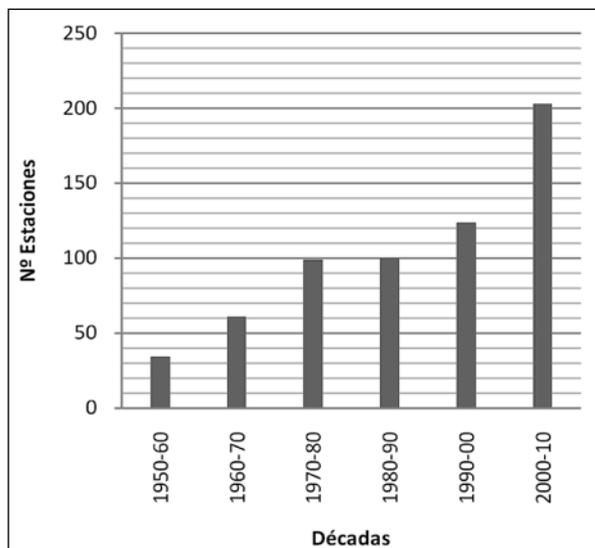
Por otro lado, algunos estudios recientes han indicado patrones locales de cambio climático con mayor calentamiento en partes altas y culminaciones de relieves, frente a su amortiguación o, incluso, inversión en las partes más bajas y fondos de valle, particularmente en las temperaturas mínimas (Daly *et al.*, 2010; Pepin *et al.*, 2011; Dobrowski *et al.*, 2011). Es pues interesante ver si éstos u otros patrones locales de cambio climático, asociados a factores físico-geográficos del territorio, se manifiestan en la región de estudio. Para ello, el SD que aquí se plantea puede ser de gran utilidad.

Figura 3
DISTRIBUCIÓN DE LAS ESTACIONES CON REGISTRO TÉRMICO POR RANGOS ALTITUDINALES



Elaboración propia.

Figura 4
NÚMERO DE ESTACIONES POR DÉCADA CON REGISTRO DE TEMPERATURAS DE AL MENOS 7 AÑOS



Elaboración propia.

II. DATOS Y MÉTODOS

II.1. Fuentes y variables empleadas

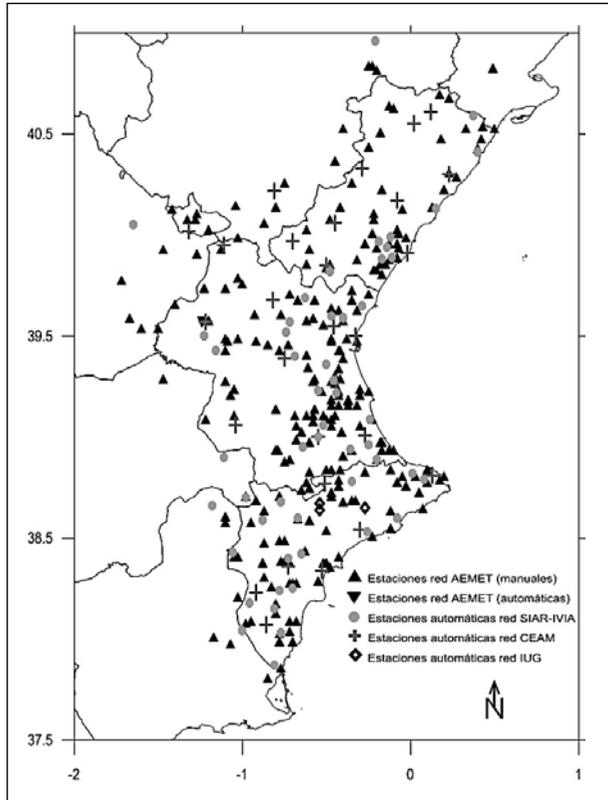
En primer lugar, las series SAT empleadas pertenecen a los siguientes organismos oficiales o instituciones de investigación relevantes:

- AEMET <<http://www.aemet.es>>
- CEAM <<http://www.ceam.es>>, <<http://www.ceam.es/ceamet>>
- SIAR-IVIA <<http://www.ivia.es/>>, <<http://eportal.magrama.gob.es/websiar>>
- SIAR (otras comunidades autónomas) <<http://eportal.magrama.gob.es/websiar>>
- IIG <<http://iig.ua.es/>>, <<http://m.web.ua.es/es/labclima/>>

Se sometió al SD un total de 326 estaciones, de las que 243 pertenecen a la red de estaciones de la AEMET (242 manuales y 1 automática), 52 pertenecen a la red del SIAR, todas automáticas (46 del IVIA y otras 6 de organismos adscritos al SIAR fuera de la Comunidad Valenciana), 28 pertenecen a la red del CEAM (todas automáticas) y 3 pertenecen al IIG (automáticas). En resumen, se trata de 242 estaciones manuales frente a 84 automáticas. Su distribución se puede ver en la Figura 5.

El criterio fundamental para la selección de estas series ha sido tener registro continuo durante , al menos, 10 años. Si bien para áreas montañosas con menor densidad de estaciones el criterio se ha rebajado este criterio temporal (8 años), cuando se comprobaba que el SD

Figura 5
REDES Y TOTALIDAD DE ESTACIONES CON REGISTRO DE TEMPERATURAS SOMETIDAS AL SD



Elaboración propia.

ha sido particularmente bueno. Todas las series fueron sometidas a un control de calidad previo, comúnmente aplicado a la base de datos diarios de que dispone la Fundación CEAM, y similar al recomendado en Brunet *et al.* (2008). Las series sometidas a SD fueron las de temperatura máxima (Tmax) y temperatura mínima (Tmin) diarias.

Respecto de la fuente de variables explicativas o *inputs* de la ANN, se ha elegido el reanálisis NCEP/NCAR (rejilla de 2.5°x2.5° de Latitud/Longitud) por tres motivos principales. El primero es el hecho de que sea el de mayor duración y pueda ser actualizado (1948-actualidad). El segundo es que no hay evidencia de que el uso de modelos mesoescalares de mayor resolución tengan mejores resultados al emplearlos en SD, existiendo indicios de lo contrario (Ahmed, 2011). El tercero es que este reanálisis ha demostrado ser homogéneo y consistente para las latitudes entre 30°N y 60°N desde 1948 hasta hoy.

De modo que existen suficientes datos para adecuar el modelo en esas latitudes del hemisferio Norte en todo el periodo, a lo que se une la necesidad de proporcionar coherencia y homogeneidad al reanálisis (Kalnay *et al.*, 1996; Kistler *et al.*, 2001; Sterl, 2004; Bengtsson *et al.*, 2004; Rubinstein *et al.*, 2004; Simmons *et al.*, 2004; CCSP, 2008). Sin embargo, para llevar

a cabo un SD es preferible el uso de datos referidos a distintos niveles de presión en la atmósfera libre, siendo más problemáticos los referidos a la capa límite (Rubinstein *et al.*, 2004).

Los datos utilizados del reanálisis fueron descargados desde la dirección web <http://nomad1.ncep.noaa.gov/cgi-bin/ftp2u_6p_r1.sh> en formato *grib*, e insertados, en un formato de tabla, en la misma base de datos (servidor MySQL) de las series SAT.

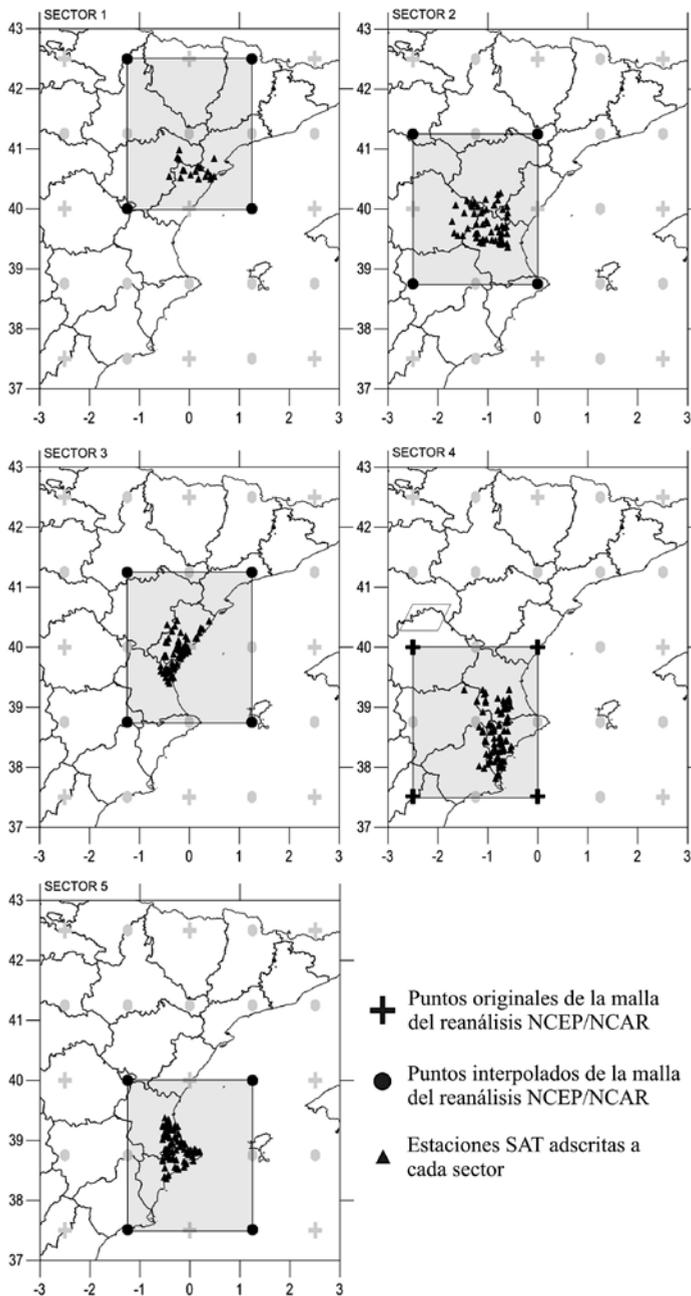
Los puntos de la rejilla del reanálisis utilizados son los 4 más próximos a la estación SAT objetivo, a fin de tener en cuenta los patrones atmosféricos espaciales. Pero, dado que algunas estaciones quedaban en una posición espacial marginal, se ha utilizado también una interpolación del reanálisis. De modo que todas las estaciones se han adscrito a uno de los 5 sectores finalmente contemplados. Cada sector utiliza 4 puntos diferentes derivados del reanálisis (Figura 6).

Las variables explicativas utilizadas han sido las que, tras múltiples pruebas, arrojaron mejores resultados en el SD. Ello según su ajuste en datos de validación no usados para entrenar la ANN, así como un menor *overfitting* o diferencia entre el error obtenido en datos de validación respecto al obtenido en datos de entrenamiento. En concreto se han empleado temperatura (TMP), altitud geopotencial (HGT), componentes U y V del viento (U-GRD, V-GRD) y humedad relativa (RH) para 4 niveles de la media-baja troposfera (2 para HGT), además del agua precipitable (P-WAT) e índice de elevación- mejores 4 capas (4LFTX) para el conjunto de la columna troposférica (Tabla 1).

Tabla 1
VARIABLES DEL REANÁLISIS NCEP/NCAR INCLUIDAS COMO INPUTS EN EL SD
POR CADA PUNTO DE LA MALLA DEL REANÁLISIS

Variable NCEP	Tmax (\bar{X} 12h y 18h)		Tmin (\bar{X} 00h y 06h)	
	Día 0	Día -1	Día 0	Día -1
TMP 1000hPa	X	X	X	
TMP 925hPa	X		X	
TMP 850 hPa	X		X	X
TMP 700 hPa	X		X	
HGT 1000hPa	X		X	
HGT 700 hPa	X		X	
U-GRD 1000hPa	X		X	
U-GRD 925hPa	X		X	
U-GRD 850 hPa	X		X	
U-GRD 700 hPa	X		X	
V-GRD 1000hPa	X		X	
V-GRD 925hPa	X		X	
V-GRD 850 hPa	X		X	
V-GRD 700 hPa	X		X	
RH 1000hPa	X		X	
RH 925hPa	X		X	
RH 850 hPa	X		X	
RH 700 hPa	X		X	
P-WAT	X		X	
4LFTX	X	X	X	X

Figura 6
DELIMITACIÓN DE LOS 5 SECTORES EN QUE SE HAN DISTRIBUIDO LA TOTALIDAD DE ESTACIONES SAT



Delimitación según las cajas de 4 puntos de la malla del reanálisis usadas en cada SD puntual. Elaboración propia.

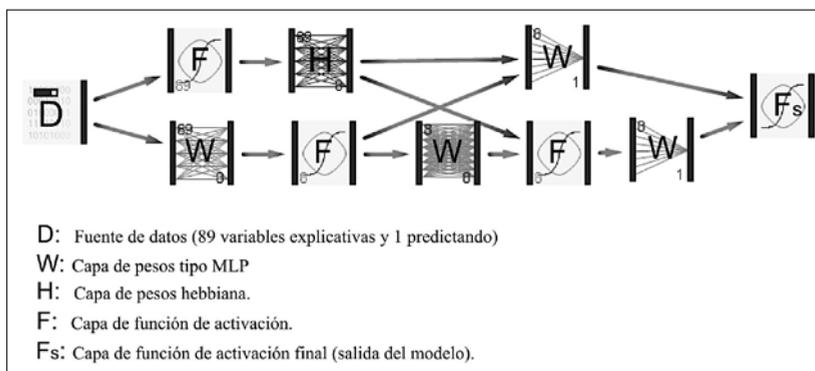
Estas variables, contempladas por cada punto de la malla del reanálisis (Tabla 1), se multiplican por los 4 puntos utilizados de la malla del reanálisis, según el sector definido en la Figura 6 al que se adscriba cada estación SAT. Por último, se introduce una variable referida a la variación estacional de la constante solar. En total son 89 *inputs*.

También debe señalarse que, dado que el reanálisis ofrece una salida cada 6h, los mejores resultados se obtuvieron con un promedio de las variables a las 12h y 18h para el SD de Tmax, y un promedio de las variables a las 00h y 06h para el SD de Tmin.

II.2. Método del *downscaling* estadístico

Respecto de la elección del método de SD, recientes trabajos que emplearon técnicas híbridas, ó una memoria temporal en ANNs, consiguieron resultados mejores que otras (como RMs) en datos diarios y sectores de clima complejo (Coulibaly, 2005; Mendes, 2010). En el presente caso, el procedimiento de SD aquí empleado se basa en una ANN de desarrollo propio, que cruza de forma híbrida dos tipos de ANNs diferentes (Miró *et al.*, 2012). Se ha desarrollado en el software *Peltarion Synapse*, especializado en ANNs. Dicha ANN incorpora un cruce modular entre dos tipos de capas de pesos (Figura 7). El primer tipo (*weight layer block*) opera como una ANN tradicional del tipo *multilayer perceptron*, ó MLP (<http://www.peltarion.com/doc/index.php?title=Synapse:Weight_layer_block>), mientras que el segundo tipo (*hebbian layer block*) se basa en el tipo de aprendizaje de Hebb (Bishop, 1995; <http://www.peltarion.com/doc/index.php?title=Synapse:Hebbian_layer_block>). El número de neuronas en capa oculta fue siempre de 8 (Figura 7).

Figura 7
CONFIGURACIÓN MODULAR DE LA RED NEURONAL UTILIZADA PARA EL SD



Elaboración propia a partir del diagrama configurado en *Peltarion Synapse*.

Dicha ANN híbrida permite introducir a una red MLP normal, lo que sería equivalente a realizar previamente un Análisis de Componentes Principales, que viene a proporcionar la capa de pesos hebbiana, en disposición paralela a la capa de pesos MLP al inicio de la red neuronal. Una descripción de su funcionalidad se puede consultar en <<http://blog.peltarion.com/2006/06/20/the-talented-drhebb-part-2-pca/>>. Ello mejoró significativamente los

resultados del SD, e hizo mucho más robusta su extrapolación, en distintas pruebas previas. También hizo innecesaria la subdivisión estacional de los datos diarios en el SD, sin ninguna merma en los resultados, como sí ocurría con sólo una ANN de tipo MLP.

Cuando un conjunto de datos observados se somete al SD, se reserva un 10% de los datos como *set* de validación. Estos datos no son utilizados para entrenar el modelo, y son los usados para validar el error del SD.

El problema de la homogeneidad de las series SAT observadas se abordó dentro del propio proceso de SD, mediante un enfoque multi-modelo por tramos. De modo que éstas no fueron sometidas previamente a una homogeneización (test relativos), por dos motivos fundamentales. El primero es porque se busca prioritariamente preservar la señal local en datos diarios, y los test de homogeneización relativa de tipo circular entre series SAT, aunque tal vez sean más adecuados para una valoración general y conjunta de tendencias térmicas, pueden eliminar o alterar componentes de variabilidad locales. Es, por ejemplo, el caso de las escasas y cortas series disponibles representativas en sectores culminantes de montaña, si su homogeneización fuese realizada con series vecinas en los valles, sometidas a procesos locales diferentes, como es la frecuencia de inversiones térmicas. Esa componente más local podría dar lugar a tendencias térmicas puntuales distintas a las generales.

El segundo viene por la peculiaridad del fenómeno de urbanización expansiva y su relación con la densidad y ubicación de series de temperatura en la Comunidad Valenciana. Prácticamente todos los sectores litorales y llanos prelitorales de la región han sufrido una fortísima presión urbanística y expansión de usos urbanos y turísticos, junto con cambios en otros usos del suelo, en los últimos tres decenios, especialmente en el periodo 1992-2007 (Burriel, 2009; Membrado Tena, 2011; Martí Ciriquián y Nolasco Girugeda, 2011; Martí Ciriquián y Ponce Herrero, 2011). Se ha hecho notar además que, en el pasado (series más largas), hubo una política en la región de ubicar la mayoría de observatorios en las periferias de las poblaciones, de modo que poco a poco éstos han ido siendo absorbidos por aquellas (Quereda *et al.*, 2000 y 2009). Es el caso de un gran número de estaciones manuales, coincidiendo además las áreas con una mayor densidad y longitud de series disponibles con aquellas más afectadas por la expansión urbanística y cambios en usos del suelo.

Los actuales test de homogeneización relativa parten del supuesto de que la homogeneidad se comporta como ruido aleatorio, no tratándose de señales coincidentes en el tiempo y en una mayoría de observatorios, pudiéndose así remover las inhomogeneidades por contraste circular entre series inhomogéneas (Aguilar *et al.*, 1999). Desde esa perspectiva, parecen reconstruir adecuadamente las tendencias de largo plazo de un conjunto de series (Venema *et al.* 2012), pero éste último punto es todavía el más sensible de los métodos de homogeneización relativa (Domonkos, *et al.*, 2012).

En el anterior contexto descrito para la región, la presencia de tendencias espurias de largo plazo en la temperatura, causadas por la urbanización, podría ser la norma y no la excepción, en forma de una inhomogeneidad coincidente en sentido y forma, en un gran número de series. No se trataría pues de un fenómeno aleatorio, y podría fácilmente ser, a un grado, tomado como señal natural por la comparación estadística circular entre series SAT (test relativos).

El procedimiento aquí seguido se basa en el que inicialmente se aplicó para 15 estaciones de la región en Miró *et al.* (2012). Aprovecha, por un lado la propia capacidad de las ANN

de trabajar con series temporales deterministas contaminadas con ruido (Morcego, 2000). Las ANNs son capaces de trabajar con señales con más de un 50% de ruido (las peores series SAT quedan lejos de eso), lo que hace innecesario el uso de procesos reductores de ruido que conllevan un riesgo de posible eliminación de partes importantes de la señal por esos procesos (Vinagre y Martínez, 2006).

Y por otro lado, se utiliza un test de homogeneidad absoluto, el RHTest V3 en su versión PMF (Wang, 2008), que puede trabajar con datos diarios. Dado que el riesgo principal de usar un test absoluto es la obtención de falsos positivos (Venema *et al.*, 2012), éste no se usa aquí como solución final, sino sólo como un detector apriorístico de probables inhomogeneidades de tipo salto, sin perjuicio de que puedan ser falsos positivos. Su uso se justifica porque se aplica un SD por tramos distintos de la serie SAT, y el RHTest es útil para delimitar tales tramos, y evitar que una importante inhomogeneidad pudiese quedar en medio de un tramo, lo que no haría necesariamente inoperante la ANN, pero sí causaría un aumento de los márgenes de error, particularmente en datos diarios extremos.

Inicialmente se ha aplicado un primer criterio de dividir la serie SAT observada en tramos de 10 años. Sobre cada tramo por separado se aplica un SD. Tal delimitación evita que posibles tendencias espurias de largo plazo lleguen a degradar perceptiblemente el rendimiento de la ANN, pero siendo suficiente tal periodo para que ésta modele el rango probabilístico del lugar y la respuesta ante el abanico de distintos tipos de tiempo posibles. De hecho, en las pruebas previas, al usar periodos mayores (15 ó 25 años), no hubo un mejor rendimiento en datos extrapolados; sino que, de hecho, fue mejor la estimación del rango probabilístico con un enfoque multi-modelo en que se obtiene un SD final del promedio de los sectoriales extrapolados a todo el periodo 1948-2011.

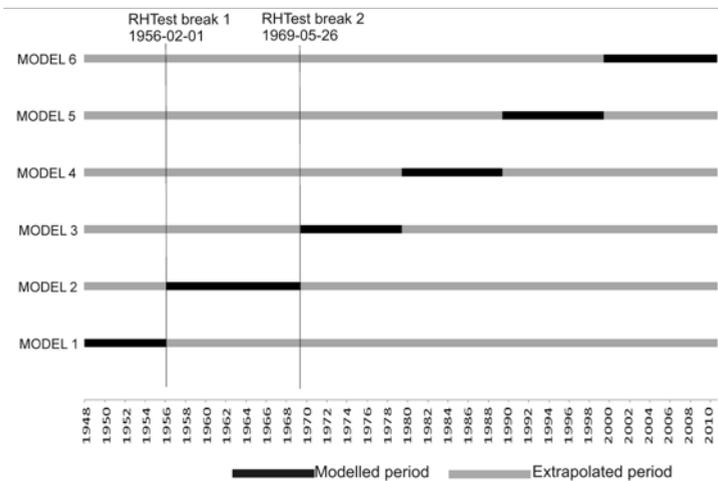
Sin embargo, la presencia en la serie SAT de inhomogeneidades de tipo salto, detectadas por el RHTest, determinará el modo de seccionar cada serie observada, de tal manera que se hacen casar los puntos de división con los saltos detectados en la serie observada. Como puede ser complicado casar dichos saltos detectados con el criterio de dividir la serie en tramos de ± 10 años, se aceptan tramos entre una longitud máxima de 15 años y mínima de 8 años, o bien realizar dos tramos de 10 años parcialmente superpuestos. Cualquier tramo menor a 8 años, o segmento que aparentemente presente muchas irregularidades al aplicar el RHTest, ha sido desechado. También, cuando ha sido posible, se ha dispuesto un punto de división en torno a 1979-1980, separando así el periodo pre-satelital del satelital. Ello permitirá también evidenciar la coherencia entre el SD realizado sobre el periodo pre-satelital respecto del realizado sobre el satelital.

Para ejemplificar tal proceso, se presenta aquí el caso concreto de la serie de T_{min} del observatorio de Alicante 'Ciudad Jardín', que ocupa todo el periodo de estudio (Figura 8).

Al final, se obtiene una media ponderada entre todos los SDs sectoriales realizados y extrapolados al periodo 1948-2011 (6 en el ejemplo de la Figura 8). De modo que el SD final responde a un único y homogéneo contexto intermedio, situado entre todos los diferentes contextos observacionales habidos, causantes de inhomogeneidades a lo largo del periodo de observación de temperaturas.

Las ventajas de este enfoque multi-modelo de SD por tramos son fundamentalmente tres: La consecución de homogeneidad del SD (referenciada al reanálisis) en un contexto observacional medio de la SAT observada. La mejora del rango probabilístico del SD \bar{X} final

Figura 8
DIVISIÓN EN SECCIONES REALIZADA SOBRE LA SERIE OBSERVADA DE TMIN DE ALICANTE 'CIUDAD JARDÍN'



Sobre cada tramo en negro se aplica un SD sectorial que después se extrapola al resto del periodo 1948-2011. Elaboración propia.

respecto del rendimiento de los SDs sectoriales. Y, por último, la posibilidad de superponer en periodo extrapolado los SDs sectoriales creados a partir de periodos observados distintos, de modo que puede validarse la coherencia que mantienen entre sí, y el mantenimiento de las relaciones estacionarias, en la extrapolación.

Dependiendo de la longitud de la SAT observada, el número de SDs sectoriales oscila entre un mínimo de 2 y un máximo de 6. A las series más cortas (que darían para un solo tramo-SD), se les aplicaron dos SDs sectoriales, cuyos tramos temporales están parcialmente superpuestos, cambiando el *set* de validación. Incluso en estos últimos casos mejoró el resultado del SD \bar{X} respecto de los dos sectoriales.

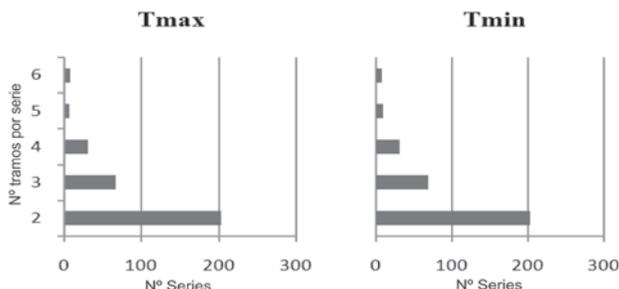
El proceso descrito se ha aplicado, de manera individual, a cada una de las 326 series de Tmax y otras tantas de Tmin, contempladas en el estudio. Ello ha supuesto una ingente cantidad de tiempo y esfuerzo.

Aquellas series que no presentaron tramos útiles para el SD tras la aplicación del RHTest, así como aquellas que arrojaron un SD de baja calidad (MAE en validación > 2°C y R < 0.85 respecto de datos diarios observados), han sido desestimadas del SD final. Tras dicha criba, el número de series SAT finalmente incluidas en el SD ha sido de 314 para Tmax y 320 para Tmin.

Al predominar series SAT relativamente cortas, hay un mayor número con pocos tramos útiles para SDs sectoriales (2 ó 3) y menor con 5 ó 6 tramos útiles (Figura 9).

Obtenido el SD final para todas las series, se aplicó a las series reconstruidas, anualizadas, y para el periodo 1948-2011, el test de tendencia de Mann-Kendall y la estimación Sen de pendiente de la tendencia (Salmi *et al.*, 2002), incluyendo el testeo de la significación estadística de las tendencias.

Figura 9
DISTRIBUCIÓN DE FRECUENCIAS DEL NÚMERO DE TRAMOS ÚTILES
QUE HAN DADO LUGAR A SDs SECTORIALES POR CADA SERIE SAT



Elaboración propia.

II.3. Factores físico-geográficos y métodos de contraste con las tendencias térmicas

Otro elemento importante es la determinación de factores físico-geográficos del territorio y la necesidad de incorporar unos métodos de representación, de forma que puedan ser contrastados con la información derivada del SD.

Se ha determinado la consideración de los siguientes factores: altitud, latitud, exposición a la radiación solar (Norte-Sur), continentalidad, y potencialidad de inversiones térmicas y enfriamiento nocturno por irradiación. Inicialmente, sólo se dispone de la altitud y latitud en la ubicación de cada observatorio.

Respecto de la continentalidad, todas las series fueron clasificadas en tres grupos. Se etiquetó un valor de continentalidad 1 a aquellas a menos de 20km del litoral, de 2 a aquellas entre 20 y 40km del litoral, y de 3 a aquellas a más de 40km del litoral.

A partir del uso de un modelo digital de terreno (MDT) de 90x90mts, cuya fuente primaria ha sido el Centro Nacional de Información Geográfica, se ha podido extraer también información sobre la exposición Norte-Sur y sobre potencialidad de inversiones térmicas, a través de la creación de modelos de terreno derivados del primero.

La exposición a la radiación solar se ha calculado a partir del MDT, a través de la fuerza de la pendiente hacia una exposición Norte o bien una exposición Sur. Ello se ha realizado mediante una herramienta del software SURFER denominada 'Primera Derivada' (*First Derivative*), aplicada sobre el MDT, con un ángulo de 90° (Schwartz, 1974; Keckler, 1995).

Por otro lado, el grado de pendiente absoluta y la configuración convergente o divergente del relieve determinan efectos positivos o negativos en las temperaturas mínimas bajo situaciones de calma, estabilidad e inversiones térmicas. Se ha estimado que dichos efectos afectan entre un 30 y 60% de registros térmicos diarios en terrenos complejos (Bolstad *et al.*, 1998; Iijima y Shinoda, 2000; Dobrowski, 2011), que llegan a ser hasta un 70% en puntos del interior de la Península Ibérica (Bello, 2008). En nuestro caso, para su cálculo a partir del MDT disponible, se ha realizado en primer lugar un modelo de magnitudes absolutas de la pendiente del terreno (*Terrain Slope*), en grados, a través de SURFER (Moore *et al.*, 1993; Keckler, 1995). Éste expresará mayor potencial a la inversión térmica con menor pendiente, y al contrario con mayor. Y en segundo lugar, se ha realizado un modelo de zonas de

afluencia y difluencia del terreno, a partir de un operador laplaciano disponible en SURFER (Keckler, 1995). Zonas de afluencia expresarán mayor potencialidad de acumulación de frío en situaciones subsidentes y de inversión térmica, y por el contrario, descarga de éste en zonas de difluencia.

El operador laplaciano, $\nabla^2 Z$, es la herramienta matemática que cuantifica, bien en un flujo neto hacia dentro (Laplaciano > 0 , ó las áreas de recarga), o bien hacia fuera (Laplaciano < 0 , áreas de descarga) un volumen localmente controlado referente a una situación física de partida. El operador laplaciano se define en el cálculo multivariable por

$$\nabla^2 Z = \frac{\partial^2 Z}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 Z}{\partial y^2}$$

en donde Z se refiere a la altitud, que varía en función de la ubicación que determinan las coordenadas espaciales x e y.

La aplicación en SURFER del operador laplaciano genera una red de diferencias con respecto de un punto central, en un estándar de cinco puntos:

$$\nabla^2 Z(x, y) = \left(\frac{Z_E - 2Z + Z_W}{\Delta x^2} \right) + \left(\frac{Z_N - 2Z + Z_S}{\Delta y^2} \right)$$

Sin embargo, este operador se ha tenido que aplicar en varias resoluciones del MDT (90, 200, 500 y 1000 mts) para lograr cuantificar los campos de convergencia y divergencia del terreno tanto de orden menor como de orden mayor. De modo que el modelo laplaciano resultante queda definido por

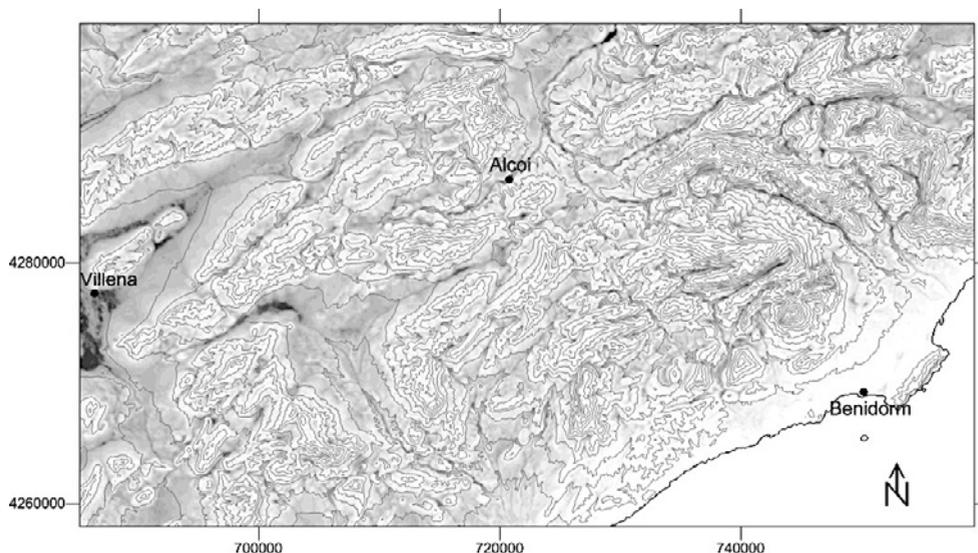
$$\nabla^2 Z = (\nabla^2 Z)_{90} + (\nabla^2 Z)_{200} + (\nabla^2 Z)_{500} + (\nabla^2 Z)_{1000}$$

En el modelo de terreno final, que expresa potencialidad a la inversión térmica nocturna, se ha valorado con el mismo peso el potencial derivado de la pendiente del terreno que el derivado del operador laplaciano, tras convertirlos en magnitudes equivalentes. Las magnitudes se degradaron en la franja de 10 km. más cercana al litoral, hasta valer 0 en la misma línea de costa, puesto que la presencia del mar puede alterar o, incluso, anular este factor. El resultado se expresa en la Figura 10.

Obtenidos los anteriores modelos de terreno, se cruzó la localización de los observatorios sometidos al SD con las magnitudes que expresan estos modelos de terreno en dicha localización, pasando éstas a incluirse como propiedades del emplazamiento de cada observatorio.

Finalmente, se ha puesto en relación la magnitud y sentido de las tendencias térmicas entre 1948 y 2011, derivadas del SD, con los factores físico-geográficos de cada emplazamiento, de dos modos: Por un lado, a partir de correlación múltiple, mediante regresión lineal múltiple (Etxeberría, 1999), utilizando las pendientes Sen obtenidas de tendencia térmica y los factores físico-geográficos contemplados. Y por otro lado, se ha desarrollado un análisis de clústeres mediante mapas de Kohonen (Kohonen, 2001), conocidos como SOM (*Self-Organizing Maps*) o ‘mapas auto-organizados’. Éstos permiten un análisis de los patrones de

Figura 10
DETALLE DEL MODELO DE TERRENO QUE EXPRESA POTENCIALIDAD DE ACUMULACIÓN DE AIRE FRÍO POR
FENÓMENOS DE IRRADIACIÓN NOCTURNA E INVERSIONES TÉRMICAS



Ejemplo del centro-Norte de Alicante. A mayor intensidad de negro, mayor potencialidad. Se incluyen las curvas de nivel de 100mts. Elaboración propia.

relación entre las tendencias térmicas (test de Mann-Kendall y pendiente Sen) y los factores físico-geográficos contemplados, de los que se deriva la agrupación de todas las series en grupos por proximidad en el espacio de características, ó clústeres. Para ello se ha hecho uso la herramienta ‘SOM view’ disponible en *Peltarion Synapse* (<http://www.peltarion.com/doc/index.php?title=Synapse:SOM_View>). Estos mapas SOM se componen de celdas hexagonales en una retícula de 15 x 15. Por cada función que interviene se conforma un *maplet*. Se añade el *maplet* de agrupación automática en clústeres, y el que expresa la matriz unificada de distancias. Cada celda hexagonal representa un nodo al que se asocian los observatorios más cercanos en el espacio de características.

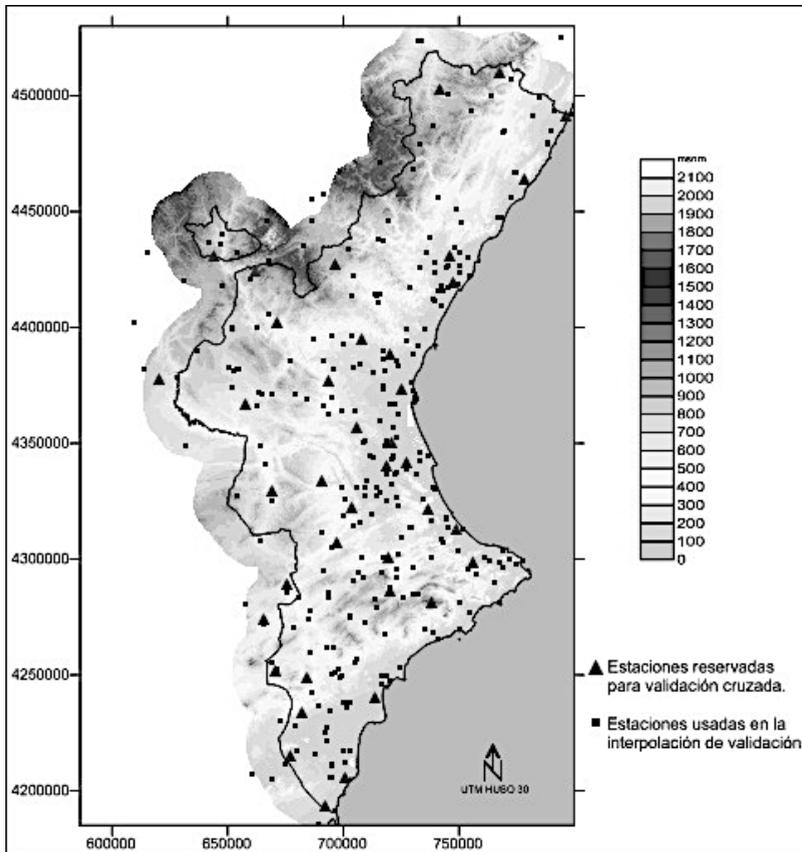
II.4. Procedimiento de interpolación espacial y cartografía de cambios térmicos

Por último, se ha realizado una interpolación espacial para expresar los resultados sobre el mapa, aprovechando que los factores físico-geográficos contemplados han derivado de sus correspondientes modelos del terreno creados con una resolución 90x90 m. En base a las magnitudes que adopta el factor de potencialidad de inversión térmica (para Tmin) y de exposición a la radiación solar (para Tmax) en la localización de las más de 300 estaciones, se realizó un modelo de regresión lineal para pesar correctamente los valores en °C de la distribución espacial de magnitudes que presenta cada uno de estos dos modelos de terreno. Ello permitirá extrapolar en el espacio el efecto de estos factores en los patrones de cambio

climático detectados. Adicionalmente, a partir de las estaciones disponibles situadas a mayor altitud y cumbres, contrastadas con las más cercanas a baja altitud, se afinó el gradiente térmico en la vertical a usar a partir de la información que aporta el MDT de altitud. Para la latitud y continentalidad se estimó que la densidad de estaciones es suficiente para plasmar cualquier variabilidad dependiente de éstas en el espacio. El método de interpolación espacial utilizado es *kriging* ordinario (Journel 1989; Keckler, 1995).

Se ha tenido la precaución de realizar primero una validación cruzada, sustrayendo de una interpolación de prueba un total de 40 estaciones repartidas aleatoriamente por el territorio contemplado (Figura 11), algunas en zonas montañosas más difíciles. La validación se realiza en las localizaciones de esas 40 estaciones, comparando el valor interpolado-extrapolado con el valor esperado disponible en el punto para Tmax y Tmin promedios del periodo 1948-2011.

Figura 11
DISTRIBUCIÓN DE LAS 40 ESTACIONES RESERVADAS PARA VALIDACIÓN CRUZADA
DE LA INTERPOLACIÓN ESPACIAL



Elaboración propia.

III. VALIDACIÓN DEL SD

Se han aplicado varios criterios en la validación del SD:

- Evaluación del error absoluto medio (MAE) y el error euclidiano medio (AEE) de los SDs sectoriales, respecto de los valores diarios observados, en el *set* de validación.
- Diferencia entre los anteriores y los mismos obtenidos sobre el *set* de entrenamiento (*overfitting*).
- Coeficiente de correlación R (Pearson) entre la serie diaria observada y el SD final.
- Correlación R entre los SDs sectoriales para la totalidad del periodo 1948-2011 (diario).
- Sesgo medio del SD respecto de datos diarios observados por rangos percentiles.
- MAE y R del SD para datos mensuales.
- Coherencia de las tendencias a largo plazo que muestran los SDs sectoriales.

En promedio, el SD arroja un MAE y AEE diarios de 1.36°C y 1.64°C, respectivamente, para Tmax, y de 1.32°C y 1.49°C, respectivamente, para Tmin. Ello en los *sets* de validación no usados para constreñir los modelos. Son además normales unos valores de AEE algo superiores al MAE, ya que el primero toma más en cuenta el error extremo (similar al RMSE), mientras que el MAE evalúa mejor el error medio.

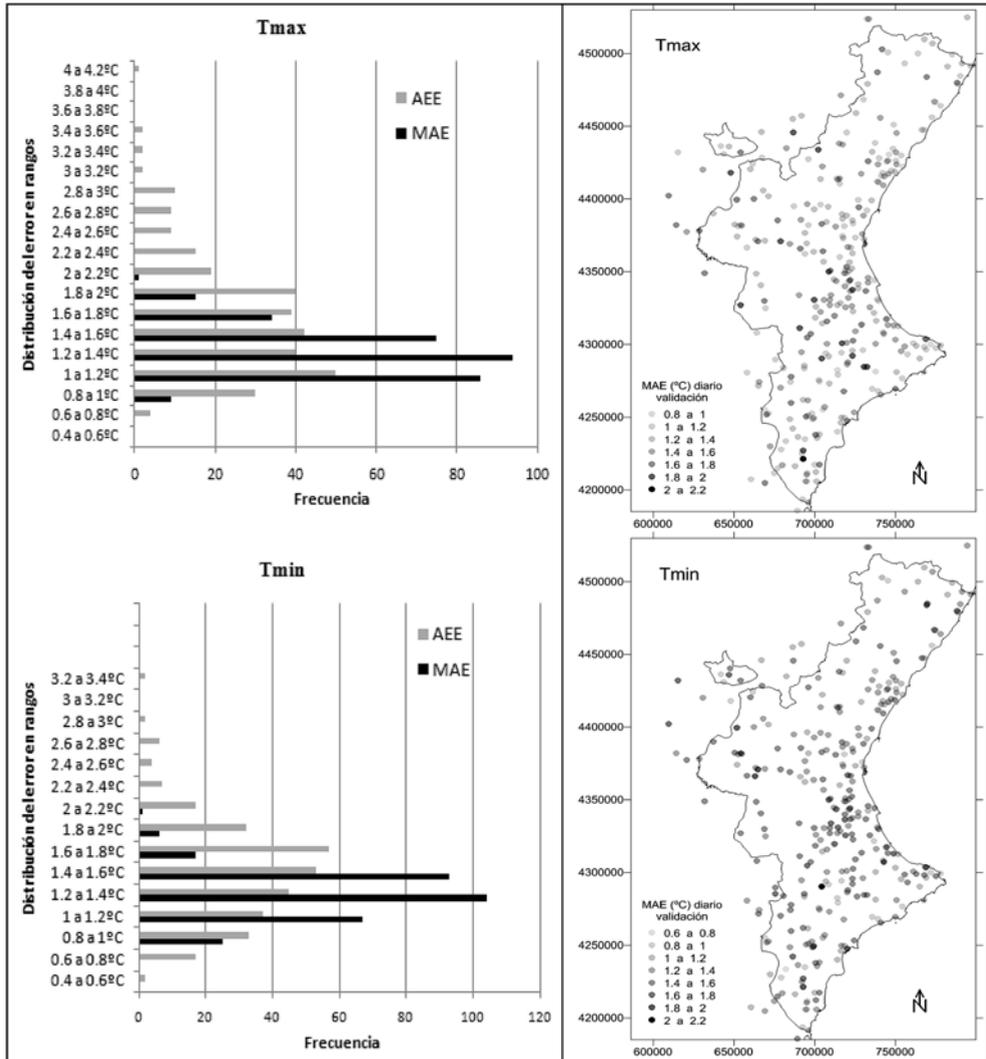
Estos valores de error diario registrados en el *set* de validación se han diferenciado poco de los registrados en el *set* de entrenamiento de los SDs sectoriales. Tan sólo suponen un incremento de 0.093°C en el MAE y 0.217°C en AEE para Tmax; y de 0.084°C en MAE y 0.182°C en AEE para Tmin. Por tanto, la posibilidad de *overfitting* es baja. Los modelos se basan esencialmente en relaciones causales estacionarias y, por tanto, mantienen casi todo su rendimiento en la extrapolación.

Al descender a la distribución de frecuencias de los estadísticos de error del SD entre la totalidad de series procesadas, hay diferencias (Figura 12). Mientras que hay casos con un SD muy bueno, con errores medios diarios incluso menores a 1°C, en otros asciende por encima de 1.5°C, aunque aún en terreno muy aceptable. Pero el grueso de las series muestran errores diarios en los rangos entre 1° y 1.5°C.

Sin embargo, estas diferencias no parecen responder a criterios espaciales (Figura 12, derecha). Tan sólo puede advertirse un error promedio algo mayor hacia el interior Sur de Valencia, coincidiendo con los sectores con mayores amplitudes térmicas y exacerbación de extremos (mayores márgenes de desviación del SD).

Por el contrario, estas diferencias sí han dependido de la propia calidad inicial de las series SAT observadas. Así, al agrupar la totalidad de series en dos grupos, según se trate de estaciones automáticas y de AEMET de primer orden (primer grupo), o bien de estaciones manuales de AEMET de segundo orden (segundo grupo), se evidencian dichas diferencias (Tabla 2). De modo que cuando se trata de series SAT con un registro más preciso (grupo 1), el SD consigue un ajuste muy bueno, con bajo error diario. Mientras que con series de registro manual a cargo de personal colaborador (segundo grupo), de calidad más heterogénea y a menudo registro menos preciso (sin decimales, registros dudosos y/o repetidos, etc.), la calidad del SD es menor. Ello señala que el principal limitador en los casos de menor rendimiento no es el propio SD, sino la calidad de origen de la serie SAT observada. De hecho,

Figura 12
DISTRIBUCIÓN DEL MAE Y AAE DIARIO DEL SD DE TODAS LAS SERIES



La frecuencia (izquierda) se refiere al número de series en cada rango de error especificado en el eje vertical. Los mapas (derecha) incluyen sólo el MAE. Elaboración propia.

tras verificar algunos valores diarios concretos en que hubo un mayor desvío del SD, se evidenció que, en realidad, el SD corregía el dato observado. Tales datos, habiendo pasado los filtros previos, tras un análisis más exhaustivo se comprobó que eran malos ó dudosos. Sin embargo, estos datos observados dudosos o erróneos hacen aumentar el AEE del SD para las series de peor calidad.

Tabla 2
MAE Y AEE DEL SD PARA DATOS DIARIOS DE VALIDACIÓN, EN °C

	MAE grupo 1	MAE grupo 2	AEE grupo 1	AEE grupo 2
Tmax	1.141	1.317	1.111	1.532
Tmin	1.161	1.287	1.142	1.415

Grupo 1: estaciones de primer orden (AEMET) y automáticas. Grupo 2: estaciones manuales de segundo orden. Se incluyen sólo tramos posteriores a 1980 para su comparación. Set de validación.

Tabla 3
MAE Y AEE DIARIO EN °C DE LOS SDs SECTORIALES DEL PERIODO PRE-SATELITAL
FRENTE A LOS DEL PERIODO SATELITAL

	MAE SD pre-satelital	MAE SD satelital	AEE SD pre-satelital	AEE SD satelital
Tmax	1.498	1.426	1.996	1.790
Tmin	1.430	1.338	1.740	1.530

Se incluyen sólo series con tramos útiles en ambos periodos. Set de validación.

Por otra parte, se evaluó el SD para aquellas series con disponibilidad de tramos útiles (SDs sectoriales) tanto antes como después de la incorporación de datos satelitales (1979). Se evidencia que el rendimiento del SD en los tramos pre-satelitales no varía mucho con respecto al periodo satelital, o si acaso, la mejora es leve en el segundo (Tabla 3).

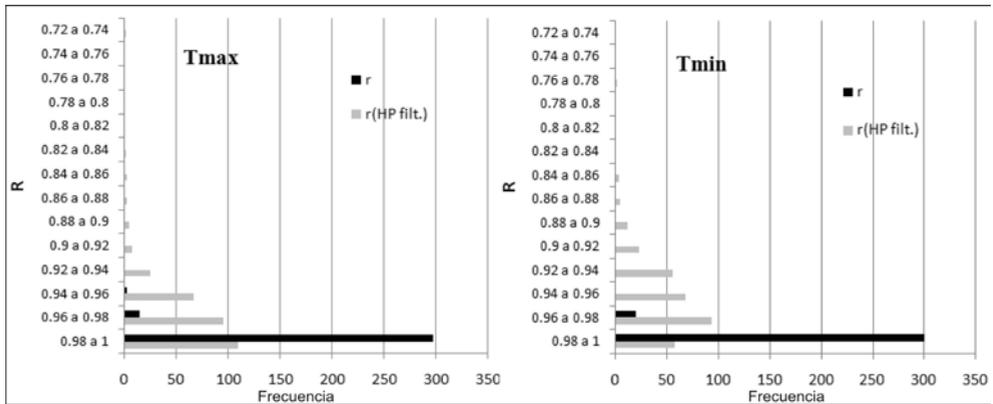
Las correlaciones R obtenidas entre el SD final y los datos diarios observados brutos (serie completa) fueron en promedio de 0.962 para Tmax y 0.953 para Tmin. Las mismas obtenidas para los SDs sectoriales fueron de 0.958 para Tmax y 0.948 para Tmin, por lo que el SD final muestra, por poco, una mejor correlación. Si a las series se les sustrae el ciclo estacional y otros ciclos de baja frecuencia, mediante un filtro de *Hodrick-Prescott* HP (Hodrick & Prescott, 1980), dejando sólo las fluctuaciones diarias de alta frecuencia, R baja a 0.873 (Tmax) y 0.831 (Tmin).

Dado que las inhomogeneidades de los datos brutos observados repercutirán negativamente en dichas correlaciones (aunque menos en datos diarios que en mensuales o anuales), también es útil ver las correlaciones obtenidas entre los SDs y los datos observados dentro de los propios tramos sectoriales en que se dividió la serie SAT. Aquí R aumenta a 0.969 en Tmax y 0.962 en Tmin, mientras que para las variaciones diarias de alta frecuencia (serie filtrada) queda en 0.884 para Tmax y 0.845 para Tmin.

Todas las correlaciones obtenidas en datos diarios son estadísticamente significativas al 99.9% (según la distribución t-Student).

Sin embargo, puede ser incluso de mayor interés testar las correlaciones entre los SDs sectoriales de cada serie para todo el periodo extrapolado 1948-2011. Dado que éstos se forjaron sobre periodos observados distintos, una alta correlación en datos diarios será indicativa de la bondad del SD en la extrapolación, y su fundamentación en relaciones causales entre la atmósfera y los factores físicos de cada enclave, que se sostienen en el tiempo (Figura 13). Así, del análisis de la Figura 13 se concluye que la correlación R entre los SDs sectoriales es muy alta, siempre por encima de 0.95, con el grueso por encima de 0.98. Si las series son filtradas dejando sólo las fluctuaciones diarias de alta frecuencia (filtro HP), la R generalmente baja un poco, pero las correlaciones siguen siendo muy altas en una mayoría de casos (0.92 a 1).

Figura 13
CORRELACIONES R EN DATOS DIARIOS OBTENIDAS ENTRE LOS SDs SECTORIALES DE CADA SERIE,
EXTRAPOLADOS A LA TOTALIDAD DEL PERIODO 1948-2011



La frecuencia refiere al número de series en cada rango de R especificado en el eje vertical. Todas son estadísticamente significativas al 99.9% (distribución t-Student). Elaboración propia.

Es especialmente interesante testar las correlaciones entre los SDs sectoriales temporalmente más alejados entre sí en su periodo de entrenamiento. Para ello se realizó una matriz de correlaciones entre los SDs sectoriales a partir sólo de las series que presentan 4 o más SDs sectoriales, de modo que el primer y último tramo quedan alejados temporalmente (Tabla 4).

Tabla 4
MATRIZ DE CORRELACIONES (\bar{X} TODAS SERIES) EN DATOS DIARIOS ENTRE LOS SDs SECTORIALES
EXTRAPOLADOS A LA TOTALIDAD DEL PERIODO 1948-2011

Tmax							Tmax (HP filt.)						
	SD 1	SD 2	SD 3	SD 4	SD 5	SD 6		SD 1	SD 2	SD 3	SD 4	SD 5	SD 6
SD 1	1.00	0.988	0.982	0.982	0.981	0.982	SD 1	1.00	0.951	0.926	0.923	0.917	0.924
SD 2		1.00	0.986	0.985	0.984	0.987	SD 2		1.00	0.944	0.937	0.930	0.944
SD 3			1.00	0.988	0.984	0.988	SD 3			1.00	0.950	0.932	0.951
SD 4				1.00	0.990	0.990	SD 4				1.00	0.956	0.959
SD 5					1.00	0.992	SD 5					1.00	0.965
SD 6						1.00	SD 6						1.00
Tmin							Tmin (HP filt.)						
SD 1	1.00	0.987	0.984	0.982	0.982	0.984	SD 1	1.00	0.932	0.918	0.908	0.900	0.914
SD 2		1.00	0.987	0.984	0.982	0.985	SD 2		1.00	0.932	0.920	0.905	0.924
SD 3			1.00	0.989	0.987	0.989	SD 3			1.00	0.946	0.932	0.944
SD 4				1.00	0.990	0.989	SD 4				1.00	0.941	0.946
SD 5					1.00	0.992	SD 5					1.00	0.959
SD 6						1.00	SD 6						1.00

Todas son estadísticamente significativas al 99.9% (distribución t-Student).

Como se aprecia en la tabla 4, las correlaciones se mantienen en promedio altas, sin muchas diferencias de R entre los SDs sectoriales más alejados, respecto a los vecinos. Es importante si nos atenemos a que, para series con 6 SDs sectoriales, el SD1 estará entrenado en los años 50 del siglo pasado, y el SD6 ya en el siglo actual. De manera que las relaciones estacionarias no se degradan significativamente.

Un punto débil del SD es una tendencia a subestimar los valores diarios más extremos. Sin embargo, se ha realizado un cálculo del sesgo medio por cada mes para según percentiles, de manera que dicho sesgo pueda ser corregido en un contraste cuantil-cuantil, cuando se trate de estimar más correctamente valores extremos (Tabla 5).

Tabla 5
SESGO NEGATIVO PROMEDIO, O SUBVALORACIÓN EN °C, QUE PRESENTA EL SD CON RESPECTO A DATOS DIARIOS OBSERVADOS, POR RANGOS PERCENTILES, (X TODAS LAS SERIES)

Mes	Tmax							Mes	Tmin						
	Perc. <=5	Perc. <=10	Perc. 10-25	Perc. 25-75	Perc. 75-90	Perc. >= 90	Perc. >= 95		Perc. <=5	Perc. <=10	Perc. 10-25	Perc. 25-75	Perc. 75-90	Perc. >= 90	Perc. >= 95
ENE	-1.69	-1.35	-0.56	0.03	0.68	1.26	1.49	ENE	-1.96	-1.65	-0.81	0.12	0.85	1.42	1.65
FEF	-1.70	-1.41	-0.68	-0.01	0.67	1.53	1.87	FEF	-1.98	-1.68	-0.90	0.04	0.83	1.29	1.49
MAR	-1.84	-1.56	-0.84	-0.03	0.72	1.41	1.71	MAR	-2.16	-1.80	-0.94	0.04	0.85	1.30	1.43
ABR	-1.78	-1.44	-0.73	-0.07	0.62	1.74	2.26	ABR	-2.07	-1.69	-0.77	0.08	0.82	1.39	1.62
MAY	-1.79	-1.45	-0.64	0.05	0.61	1.54	1.99	MAY	-1.86	-1.53	-0.74	0.07	0.69	1.21	1.43
JUN	-2.23	-1.77	-0.69	0.09	0.66	1.44	1.92	JUN	-1.96	-1.57	-0.64	0.10	0.69	1.34	1.65
JUL	-2.22	-1.75	-0.66	0.13	0.59	1.32	1.73	JUL	-2.24	-1.84	-0.84	0.09	0.83	1.36	1.59
AGO	-2.10	-1.66	-0.66	0.05	0.57	1.33	1.77	AGO	-2.25	-1.87	-0.90	0.05	0.86	1.49	1.73
SEP	-1.88	-1.45	-0.52	-0.01	0.49	1.52	2.11	SEP	-2.05	-1.66	-0.75	0.04	0.77	1.42	1.70
OCT	-1.52	-1.22	-0.54	-0.03	0.67	1.38	1.70	OCT	-1.99	-1.63	-0.73	0.04	0.76	1.24	1.38
NOV	-1.41	-1.15	-0.55	-0.04	0.52	1.19	1.51	NOV	-1.89	-1.57	-0.83	0.05	0.80	1.30	1.51
DIC	-1.49	-1.21	-0.53	0.00	0.56	1.33	1.67	DIC	-1.95	-1.65	-0.82	0.10	0.77	1.29	1.48
\bar{X}	-1.80	-1.45	-0.63	0.01	0.61	1.42	1.81	\bar{X}	-2.03	-1.68	-0.81	0.07	0.79	1.34	1.56

La tabla 5 presenta sesgos promedio para la totalidad de series, pero tal cálculo se ha realizado para cada serie particular, de manera que la corrección en datos extremos pueda aplicarse a cada una. Los sesgos son menores para las series SAT de mejor calidad (grupo 1) que para las del grupo 2. En cualquier caso, los sesgos en el grueso de datos diarios (percentil 25 al 75) son siempre insignificantes, mientras que van aumentando progresivamente hacia los percentiles más extremos (hasta 1.5°C ó 2°C).

Al pasar a una resolución mensual, los márgenes de error del SD, como es de esperar, descienden bastante. Para su evaluación, los datos mensuales se ordenaron por mes-año (ene-1948, ene-1949...ene2011 y así con el resto de meses), evitándose así la oscilación estacional en la correlación. Sin embargo, las inhomogeneidades de tipo salto en las SAT observadas tienen en este caso un impacto negativo mayor en las correlaciones. Es por ello que la comparación se ha realizado sobre las series observadas tras una corrección de aquellos saltos detectados por el RHTest que después fueron confirmados por el SD por tramos. Debido a

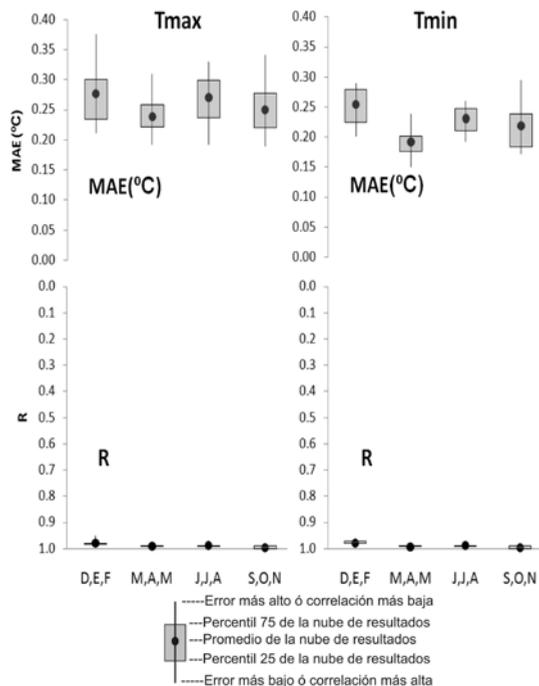
la falta de significación estadística que en este caso proporcionarían series observadas cortas (número muestras = número de años), la evaluación se realiza sólo para las series observadas con 40 o más años continuos. Los resultados para todos los SDs (MAE y R mensuales) se resumen aquí trimestralmente y en barras de desviaciones en torno al valor promedio (Figura 14).

Como se aprecia en la Figura 14, el error en datos mensuales desciende generalmente por debajo de 0.3°C, y la correlación entre el SD y datos observados es muy cercana a 1 en todos los casos, y con pocas desviaciones. La primavera y otoño presentan los mejores resultados, pero con escasas diferencias interanuales.

Un último punto de interés es corroborar la coherencia interna de las tendencias térmicas de largo plazo derivadas del SD, lo que es importante verificar si después se quiere proyectar a escenarios futuros. Gracias a la disponibilidad de SDs sectoriales por cada serie, formalizados sobre tramos temporales distintos y extrapolados a 1948-2011, dicha corroboración se puede realizar aquí. Para ello se han utilizado sólo las series que disponen de 4, 5 ó 6 SDs sectoriales, tanto en Tmax como en Tmin. Se resume aquí el contraste de tendencias entre los SDs sectoriales y el SD final de cada serie analizada agrupando los resultados en dos grupos, el primero engloba las series con un menor MAE del SD, y el segundo a aquellas con un mayor MAE (Figura 15).

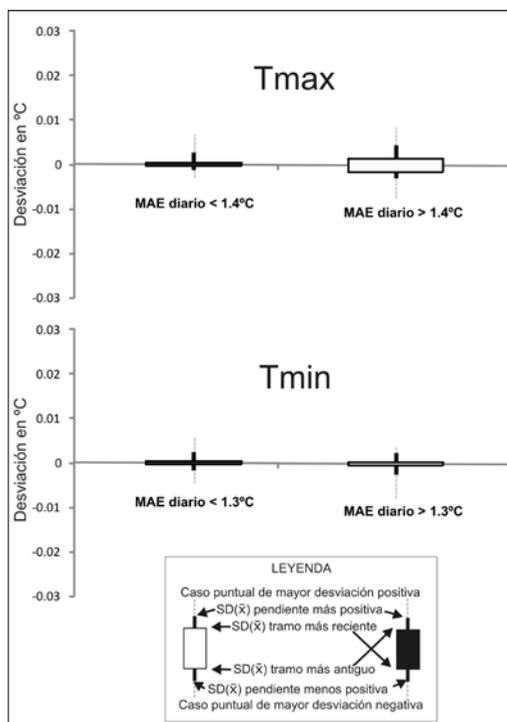
Figura 14

MAE (°C) Y R DEL SD EN DATOS MENSUALES ORDENADOS POR MES-AÑO, AGRUPADOS AQUÍ POR TRIMESTRES



Se incluyen sólo series SAT de más 40 años. Valores de R son estadísticamente significativos al 99% (distribución t). Elaboración propia.

Figura 15
 DESVIACIÓN RESPECTO DEL SD FINAL QUE MUESTRAN LAS PENDIENTES ANUALES
 DE TENDENCIA DE LOS SDs SECTORIALES EXTRAPOLADOS AL PERIODO 1948-2011



Sólo casos con 4 o más SDs. Agrupados según MAE diario de cada SD, mostrándose los valores promedio y extremos de dos grupos. Elaboración propia.

Se observa en la Figura 15 una coherencia bastante elevada de las tendencias. Para Tmax la coherencia es algo mejor para el grupo de MAE más bajo. Para el grupo de mayor MAE en Tmax aparece un ligero desarrollo en ‘vela blanca’. Aunque es pequeña y la variabilidad baja (apenas supone una diferencia promedio de 0.0028°C entre la pendiente anual del primer SD sectorial respecto del último), indica una muy leve tendencia en los SDs sectoriales finales a estimar una pendiente algo más positiva que los iniciales. Podría ser indicio de que las relaciones estacionarias tienden a modificarse algo, por un forzamiento provocado por el cambio climático. Sin embargo, ello no ocurre, ni con el grupo de menor MAE en Tmax, ni con los dos grupos de Tmin, que muestran velas insignificantes, sin indicio de que las tendencias de largo plazo de los SDs cambien según su periodo de entrenamiento. Ello es importante porque el SD ha eliminado o suavizado pendientes positivas que algunas series urbanas observadas presentaban para Tmin, mostrando así también la alta probabilidad de que tales tendencias en series observadas eran espurias, derivadas de un calentamiento urbano. Por último, los casos de mayor desviación (SD sectorial puntual que más se desvía del promedio), o de error extremo, no se alejan respecto de los resultados generales.

IV. RESULTADOS: PATRONES DE CAMBIO DETECTADOS

Se muestran a continuación los resultados que ponen en relación las tendencias térmicas mostradas por el SD en cada emplazamiento (observatorio) entre 1948 y 2011 (pendiente Sen y test de Mann-Kendall), y el peso que en los mismos han tenido los factores físico-geográficos tenidos en cuenta (continentalidad, potencial inversión térmica nocturna, exposición radiación solar diurna, latitud y altitud). Los resultados de la correlación múltiple se muestran en la Tabla 6, y los de la clusterización mediante mapas SOM ó de Kohonen en la Figura 16.

Tanto para Tmax como para Tmin se refleja en primer lugar que la variabilidad de los factores físico-geográficos tiene una relación importante con la distribución de tendencias (R de 0.78 y R² ajustado de 0.6 para Tmax; R de 0.68 y R² ajustado de 0.46 en Tmin). De la lectura de F y de un valor crítico de F de prácticamente 0 (análisis de varianza), se desprende que tanto para Tmax como para Tmin son coeficientes estadísticamente significativos. Por tanto, existen factores de variabilidad local.

Sin embargo, de la lectura de los estadísticos referidos a las variables independientes, se infiere que no todos los factores físico-geográficos contemplados tienen un papel relevante, sino que son dos ó tres los verdaderamente explicativos.

Para el caso de Tmax, el factor de continentalidad tiene el peso más relevante en los coeficientes, con clara significación estadística por la lectura del estadístico t, valor p, e intervalo de confianza (95%). La altitud, aunque tiene un coeficiente bajo, muestra un error típico próximo a 0, elevado valor de t, valor p de prácticamente 0, y un intervalo de confianza muy ajustado al valor del coeficiente, lo que indica que también éste es un factor determinante. Cabe así atribuir el bajo coeficiente a que, en realidad, no aporta un valor explicativo muy diferente al ya aportado sobre todo por la continentalidad. Y dicha lectura se refrenda en los *maplets* SOM, que expresan que la continentalidad y la altitud son los que mejor explican el patrón de tendencias térmicas, representado por el test de Mann-Kendall y la pendiente Sen. Así, los sectores con tendencias más positivas coinciden bien con aquellos de mayor altitud y una elevada continentalidad. Por el contrario, los de tendencias térmicas más débiles coinciden bien con áreas a baja altitud y escasa continentalidad. Sin embargo, los factores de inversión nocturna, exposición diurna y latitud reparten sus valores altos y bajos de una manera más aleatoria entre las zonas de tendencias térmicas más fuertes y más suaves en los *maplets*, y tampoco sus coeficientes son estadísticamente significativos en la correlación múltiple. Por tanto no parecen tener un papel relevante. En todo caso las estaciones a menor latitud casan en alguna medida con tendencias térmicas más débiles, particularmente con baja altitud y continentalidad (litoral de Alicante). Todo ello determina finalmente una agrupación básica en dos clústeres, uno interior y de mayores altitudes frente a otro litoral y de menores altitudes.

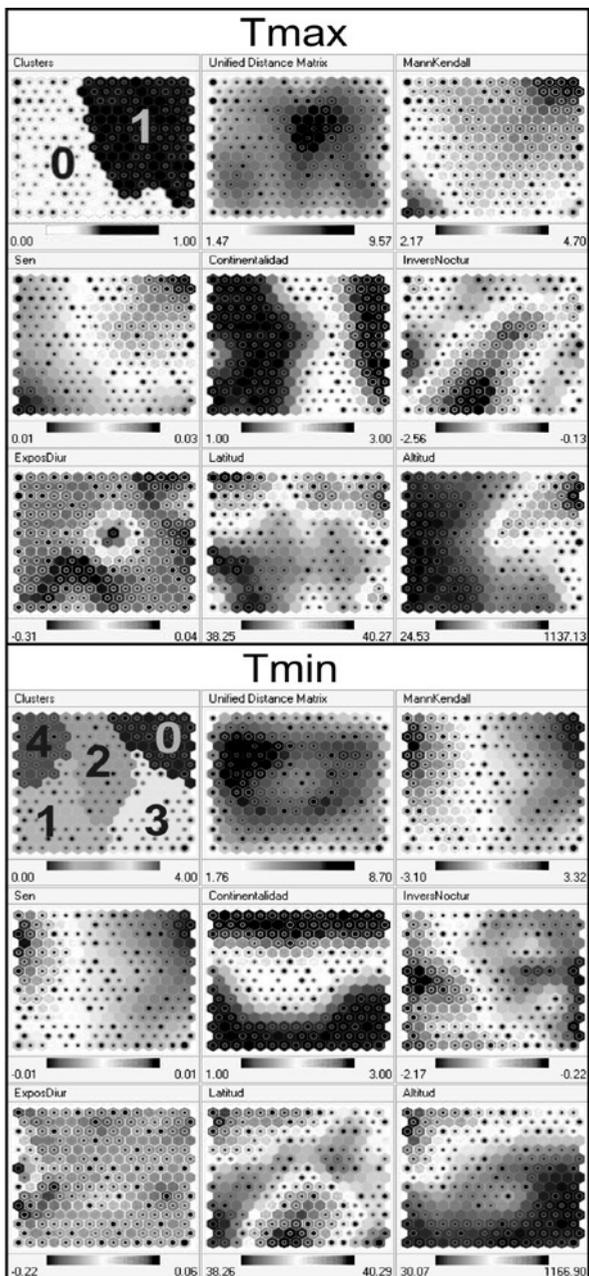
Para Tmin, de la lectura de los estadísticos de correlación múltiple se infiere que los factores más determinantes en la distribución de tendencias son el de inversión nocturna, como novedad, y de nuevo, la altitud. Un factor de inversión nocturna más profundo se correlaciona aquí con tendencias térmicas menos positivas. Mientras que con una mayor altitud las tendencias tienden a ser más positivas. Las distribuciones en los *maplets* SOM que mejor explican las tendencias también son las de inversión nocturna (*InversNoctur*) y

Tabla 6
ESTADÍSTICOS OBTENIDOS POR EL CÁLCULO DE LA CORRELACIÓN MÚLTIPLE

Tmax						
<i>Estadísticas de la regresión</i>						
Coefficiente de correlación múltiple	0.777					
Coefficiente de determinación R ²	0.604					
R ² ajustado	0.598					
Error típico	0.292					
Observaciones	314					
ANÁLISIS DE VARIANZA (ANOVA)						
	Grados de libertad	Σ cuadrados	\bar{x} cuadrados	F	Valor crítico de F	
Regresión	5	40.042	8.008	93.683	0.0000	
Residuos	308	26.243	0.085			
Total	313	66.285				
	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Valor p	Inferior 95%	Superior 95%
Intercepción	-0.388	0.959	-0.404	0.6863	-2.276	1.500
Factor continentalidad	0.113	0.034	3.335	0.0010	0.046	0.180
Factor inversión nocturna	-0.033	0.026	-1.265	0.2068	-0.085	0.018
Factor exposición diurna	-0.097	0.186	-0.522	0.6018	-0.463	0.269
Latitud	0.035	0.025	1.445	0.1493	-0.013	0.084
Altitud	0.001	0.000	9.839	0.0000	0.001	0.001
Tmin						
<i>Estadísticas de la regresión</i>						
Coefficiente de correlación múltiple	0.681					
Coefficiente de determinación R ²	0.464					
R ² ajustado	0.456					
Error típico	0.354					
Observaciones	320					
ANÁLISIS DE VARIANZA (ANOVA)						
	Grados de libertad	Σ cuadrados	\bar{x} cuadrados	F	Valor crítico de F	
Regresión	5	33.928	6.786	54.209	0.0000	
Residuos	314	39.180	0.125			
Total	319	73.109				
	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Valor p	Inferior 95%	Superior 95%
Intercepción	1.790	1.150	1.557	0.1205	-0.472	4.052
Factor continentalidad	-0.230	0.041	-5.657	0.0000	-0.309	-0.150
Factor inversión nocturna	0.247	0.031	7.916	0.0000	0.185	0.308
Factor exposición diurna	-0.670	0.224	-2.987	0.0030	-1.112	-0.229
Latitud	-0.035	0.029	-1.204	0.2293	-0.093	0.022
Altitud	0.001	0.000	8.468	0.0000	0.001	0.001

Correlación múltiple entre la pendiente Sen de la tendencia térmica (SD) entre 1948-2011 y los factores físico-geográficos.

Figura 16
MAPAS SOM: AGRUPACIÓN EN CLÚSTERES



Distribución en mapas 15x15 de tipo Kohonen de todas las series según la relación entre la magnitud de sus tendencias térmicas (SD) y los factores físico-geográficos. Elaboración propia en Peltarion Synapse.

altitud, sobre todo el primero. De modo que los valles y depresiones de mayor afluencia de aire frío nocturno e inversión térmica con alta estabilidad se descuelgan de las tendencias térmicas al ascenso, incluso llegando a ser negativas. Por el contrario, las áreas culminantes y las pendientes montañosas no se despegan significativamente de tendencias al ascenso térmico. Pero el factor de continentalidad aporta aquí información adicional. Siendo que mantiene un peso más débil en la correlación múltiple (ahora negativo), pero aún estadísticamente significativo. Los *maplets* muestran que en realidad presenta un polo positivo y negativo tanto con tendencias térmicas al alza como a la baja. Su fuerte polarización y ordenamiento nos informa de que está aportando una dimensión diferente que divide, al menos en dos grupos, tanto la región con tendencias térmicas positivas como la región con tendencias térmicas negativas. Así, en realidad, este factor actúa sobre T_{min} atenuando las tendencias (tanto las negativas como las positivas) con la cercanía al mar, y exacerbándolas con una continentalidad mayor. La latitud muestra aquí una influencia poco relevante en la distribución de tendencias, aunque aporta alguna información en el agrupamiento en clústeres, al menos para uno de ellos.

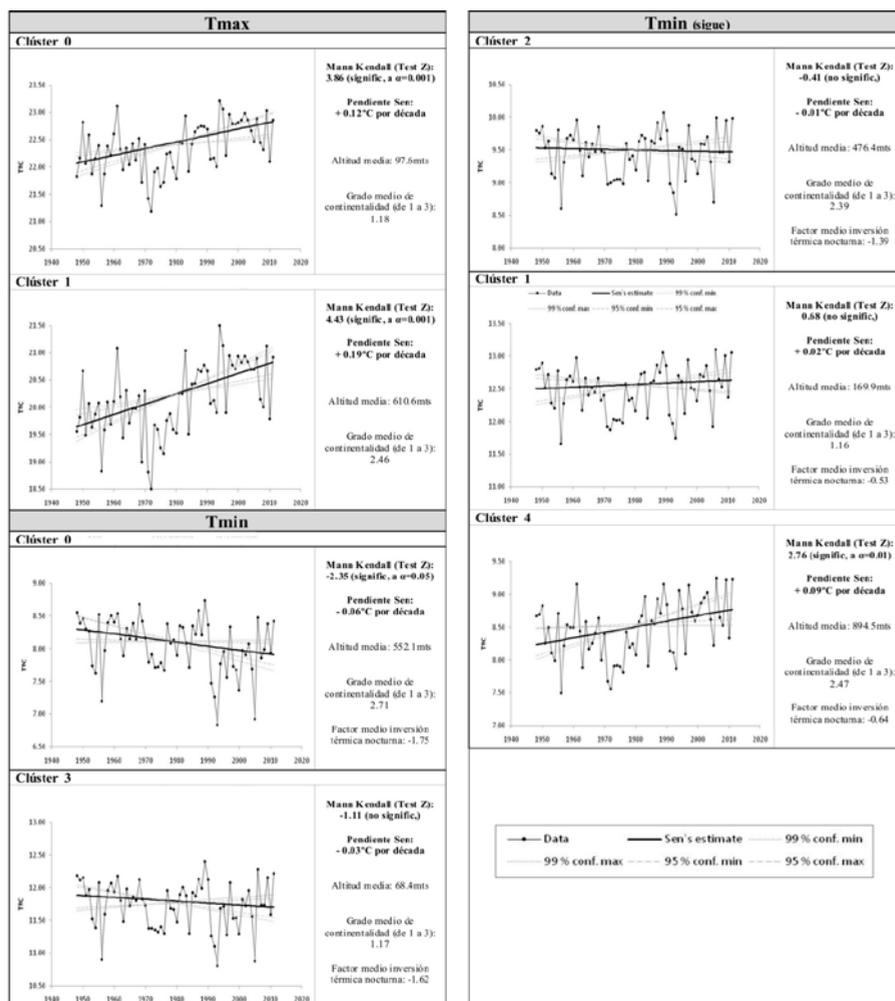
Sorprende inicialmente que el factor de exposición (*ExposDiur*) tenga para T_{min} un peso con significación estadística en la correlación múltiple. Aunque, el error típico es más alto, el estadístico t más bajo y el valor p se aleja algo más de 0 que en los anteriores casos. Sin embargo en los *maplets* SOM se evidencia que tal resultado sólo se fundamenta en unos pocos casos que presentan marcada exposición Norte, sin casos en la contraparte Sur (el resto de estaciones presentan valores de exposición débiles ó próximos a cero). Dado que estos pocos observatorios se sitúan en laderas de significativa pendiente (al Norte), puede atribuirse tal correlación a su coincidencia con áreas donde el factor *InversNoctur* juega un papel positivo en la temperatura. Por tanto, puede considerarse una correlación espuria.

La clusterización derivada de SOM para T_{min} identifica 5 clústeres. Los referiremos según muestran una tendencia térmica de menos a más positiva. El primero (clúster 0 ó superior derecha en el primer *maplet* de la Figura 16- T_{min}) corresponde a las estaciones que presentan las tendencias térmicas más negativas, en ambientes continentalizados y de alta potencialidad a la inversión térmica nocturna, a cierta altitud, pero derivada de su continentalidad. Son pues estaciones situadas en llanuras ó depresiones del interior. El segundo grupo (clúster 3 ó inferior derecha) presenta similitudes con el anterior, pero con la diferencia de que ahora se trata de estaciones más cercanas al litoral y a menor altitud (situadas en las depresiones y hondonadas prelitorales más afectadas por inversiones térmicas). Éstas mantienen tendencia térmica negativa, pero más débil y no significativa. El tercer grupo (clúster 2 ó centro superior) agrupa estaciones de tendencia térmica indefinida. Presenta un grado de continentalidad medio o relativamente alto, y altitud bastante variable, pero no demasiado baja, siempre con un factor de inversión nocturna ni bajo ni alto, explicando tal tendencia indefinida. El cuarto grupo (clúster 1 ó inferior izquierda) corresponde a estaciones de continentalidad y altitud más bien bajas, junto con una potencialidad a inversiones térmicas nocturnas también baja, presentando así ya tendencias térmicas positivas, pero débiles. Por último, el quinto grupo (clúster 4 ó superior izquierda) es el que presenta las tendencias más fuertes al ascenso térmico, coincidiendo con las estaciones a mayor altitud, una potencialidad de inversión nocturna baja, y en un contexto

de continentalidad más bien alta. También en latitudes relativamente altas. Se trata pues de puntos montañosos, excluidos de las inversiones térmicas, en el interior de Castellón y Valencia, también con casos en la montaña del Norte de Alicante.

La Figura 17 expresa la tendencia térmica, y configuración media de factores físicos que muestra cada clúster, a modo de síntesis de lo anterior. Se ordenan de tendencia menos a más positiva.

Figura 17
GRÁFICOS CON LAS TENDENCIAS TÉRMICAS (SEN) POR AÑOS PARA CADA CLÚSTER DETERMINADO POR EL MODELO SOM (\bar{X} SERIES INTEGRADAS EN CADA CLÚSTER)

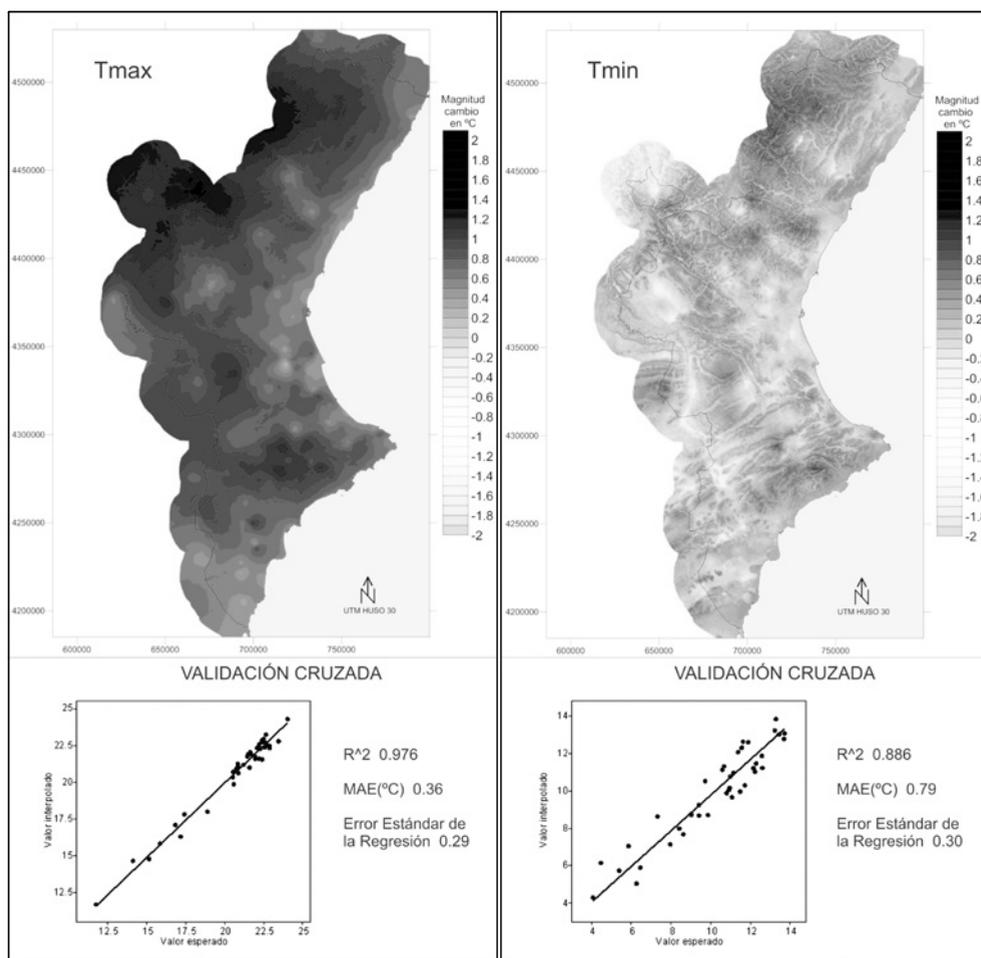


Pendientes con sus intervalos de confianza del 95% y 99%. Se añaden los estadísticos del test de Mann-Kendall y pendiente Sen por década, así como los valores promedio para el grupo de estaciones integradas en cada clúster de factores físico-geográficos. Elaboración propia.

Dado que de los gráficos de tendencias (Figura 17) también se deduce que, en general, hasta 1979 no se inician tendencias significativas, hemos considerado aquí tomar el periodo 1948-79 como representativo de un estado térmico inicial. Los mayores cambios térmicos se producen entre 1980 y 1997, habiendo desde entonces un periodo más plano de consolidación, por lo que hemos tomado los últimos 15 años (1997-2011) como representativo del estado final. Se han interpolado pues las anomalías térmicas que presenta el periodo final con respecto al inicial (Figura 18).

La plasmación espacial de los resultados (Figura 18) es muy clara, y en sintonía con los patrones ya revelados por la correlación múltiple y análisis SOM entre factores físico-geo-

Figura 18
MAGNITUD DEL CAMBIO TÉRMICO ACONTECIDO EN °C ENTRE LA TMAX Y TMIN MEDIAS ANUALES DEL PERIODO 1948-1979 Y LAS MISMAS DE LOS ÚLTIMOS 15 AÑOS DE LA SERIE (1997-2011)



Se incluye la validación cruzada sobre los 40 puntos de la figura 11. Elaboración propia.

gráficos locales y tendencias térmicas. Las áreas elevadas y montañosas se están calentando mucho más que los fondos de valle, llanos y áreas costeras (hasta tres veces más en algunos puntos). El calentamiento es mayor para Tmax, sobre todo en el interior y Norte, mientras que para Tmin hay una disociación más clara a escala local entre los valles y depresiones por un lado, y las culminaciones y pendientes montañosas, por otro. Hay pues notables diferencias locales y dentro de la región, pero siguiendo patrones muy definidos. También, el diferente comportamiento entre Tmax y Tmin, particularmente en valles y depresiones de relativa continentalidad, supone una tendencia al aumento de oscilaciones térmicas diarias.

V. CONCLUSIONES

La realización para la Comunidad Valenciana de un SD a partir de más de 300 series observadas, y su validación, ha completado de manera uniforme la señal térmica local para la totalidad del periodo 1948-2011. Ello ha permitido la detección de patrones locales de cambio climático en dicho periodo. Y también ha supuesto una oportunidad de evaluar la extrapolación del SD dentro de dicho periodo, al entrenarlo por tramos diferentes de datos observados.

Se concluye en primer lugar que el SD, tal y como se ha desarrollado en el presente estudio, es una herramienta de notable valor para el estudio de los impactos del cambio climático en la escala local. Aunque no puede descartarse totalmente que las relaciones estacionarias en que se sustenta el SD puedan variar con el tiempo (forzamiento del cambio climático), las pruebas realizadas no parecen indicar que cambien. En cualquier caso, entendemos que el valor de este estudio reside más en la detección de patrones locales de cambio térmico, y áreas potencialmente más vulnerables, que en una determinación exacta de una magnitud global de cambio térmico del conjunto de la región.

Pero las conclusiones más destacadas derivan de los primeros resultados obtenidos en el territorio analizado. Éstas son, en primer lugar, una tendencia general incremental mayor para Tmax. En segundo lugar, las partes altas de los relieves, zonas montañosas y áreas del interior, son las que están experimentando un calentamiento más rápido, que en algunos puntos (sector Ibérico) es hasta tres veces mayor que en la franja litoral y llanos prelitorales de la región (donde se ve amortiguado). Existe además un importante desajuste en las tendencias térmicas locales de Tmin. Ello da como resultado tendencias generales más débiles o neutras, pero que en la escala local se convierten en claramente positivas para los sectores culminantes y laderas montañosas, mientras que tienden a neutras o negativas, con claro desacople térmico, en los fondos de los valles y sectores más llanos, asociados a sectores afectados de inversiones térmicas. Este efecto es más acusado cuanto más al interior, y más débil con la influencia litoral. Este comportamiento parece casar con la conocida tendencia a la migración hacia el Norte del cinturón de altas presiones subtropicales (Trenberth *et al.*, 2007), aumentando su frecuencia en el territorio peninsular, así como la contracción del vórtice ciclónico circumpolar hacia latitudes más altas a partir de 1970 (Frauenfel y Davis, 2003; Angell, 2006), implicando una mayor frecuencia de situaciones estables de inversión térmica nocturna en el sector de estudio. Dichas tendencias a los desacoples térmicos en Tmin coinciden con otros resultados obtenidos en latitudes similares (Daly *et al.*, 2010; Pepin *et al.*, 2011; Dobrowski *et al.*, 2011). Y de todo ello también se concluye que, en efecto, los factores físico-geográficos locales tienen un impacto importante en la manera de manifestarse el cambio climático.

Por último, este estudio conlleva una notable conclusión: Que aquellos sectores de mayor valor natural (bosques y montañas interiores) y en donde además se sitúan las cabeceras de ríos autóctonos y alóctonos que nutren el consumo humano y productivo de la región, son los más vulnerables al cambio. Si fuese el caso de que estas tendencias al cambio continuasen profundizándose en el futuro, junto con un aumento de la vulnerabilidad humana a dichos cambios, podría suponer un importante problema futuro en la región (Olcina Cantos, 2009).

VI. BIBLIOGRAFÍA

- AGUILAR, E., LÓPEZ, J.M., BRUNET, M., SALADIÉ., O., SIGRÓ, J. y LÓPEZ, D. (1999): «Control de Calidad y Proceso de Homogeneización de Series Térmicas Catalanas». En: RASO, J.M y MARTÍN-VIDE, J. (eds.). *La Climatología española en los albores del siglo XXI*. Oikos-Tau y Asociación Española de Climatología, Serie A, 1, Barcelona, pp.15-23.
- AHMED, F. (2011): *Bias Correction and Downscaling of Climate Model Outputs Required for Impact Assessments of Climate Change in the U.S. Northeast*. Master's Theses. Paper 212.
- ANGELL, J.K. (2006): «Changes in the 300-mb North Circumpolar Vortex, 1963–2001». *Journal of Climate*, 19, pp. 2984–2994. DOI: 10.1175/JCLI3778.1.
- BELLO, V. (2008): «Las inversiones térmicas en el valle bajo del Henares». *Serie Geográfica - Profesora María de los Ángeles Díaz Muñoz, In Memoriam*, 14 - 2007 – 2008, pp. 47-60.
- BENGTSSON, L., HAGEMANN, S. y HODGES, K.I. (2004): «Can climate trends be calculated from reanalysis data?». *Journal of Geophysical Research*, 109, D11111. DOI: 10.1029/2004JD004536.
- BISHOP, C.M. (1995): *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford: Oxford University Press, 482 p. ISBN: 0-19-853849-9 (hardback).
- BLADÉ, I. y CASTRO DÍEZ, Y. (2010): «Tendencias atmosféricas en la Península Ibérica durante el periodo instrumental en el contexto de la variabilidad natural». En: PÉREZ F, BOSCO R (eds.). *Clima en España: pasado, presente y futuro* pp. 25-42.
- BOLSTAD, P.V., SWIFT, L., COLLINS, F., REGNIERE, J. (1998): «Measured and predicted air temperatures at basin to regional scales in the southern Appalachian mountains». *Agricultural and Forest Meteorology*, 91, pp. 161–176.
- BRUNET, M., JONES, P.D., SIGRÓ, J., SALADIÉ, O., AGUILAR, E., MOBERG, A., DELLA-MARTA, P.M., LISTER, D., WALTHER, A. y LÓPEZ, D. (2007): «Temporal and spatial temperature variability and change over Spain during 1850–2005». *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 112, D12117. DOI: 10.1029/2006JD008249.
- BRUNET, M., SALADIÉ, O., JONES, P., SIGRÓ, J., AGUILAR, E., MOBERG, A., LISTER, D., WALTHER, A. y ALMARZA, C. (2008): *A case-study/guidance on the development of long-term daily adjusted temperature datasets*. WMO-TD-1425, WCDMP-66. Ginebra: World Meteorological Organization, 43 p.
- BURRIEL, E. (2009): «La planificación territorial en la Comunidad Valenciana (1989-2009)». *Scripta Nova. Revista Electrónica de Geografía y Ciencias Sociales*, vol. XIII, n° 306.

- CCSP. (2008): *Reanalysis of Historical Climate Data for Key Atmospheric Features: Implications for Attribution of Causes of Observed Change. A Report by the U.S. Climate Change Science Program and the Subcommittee on Global Change Research*. National Oceanic and Atmospheric Administration, National Climatic Data Center, Asheville, NC, 156 p.
- COULIBALY, P., DIBIKE, Y.B. y ANCTIL, F. (2005): «Downscaling precipitation and temperature with temporal neural networks». *Journal of Hydrometeorology*, 6(4), pp. 483-496.
- DALY, C., CONKLIN, D.R. y UNSWORTH, M.H. (2010): «Local atmospheric decoupling in complex topography alters climate change impacts». *International Journal of Climatology*, 30, pp. 1857-1864. DOI: 10.1002/joc.2007.
- DEL RÍO, S., CANO-ORTIZ, A., HERRERO, L. y PENAS, A. (2012): «Recent trends in mean maximum and minimum air temperatures over Spain (1921-2006)». *Theoretical and Applied Climatology*, 109, pp. 605-626. DOI: 10.1007/s00704-012-0593-2.
- DOBROWSKI, S.Z. (2011): «A climatic basis for microrefugia: the influence of terrain on climate». *Global Change Biology*, 17, pp. 1022-1035.
- DOMONKOS, P., VENEMA, V. y MESTRE, O. (2012): «Efficiencies of homogenisation methods: Our present knowledge and its limitation». *Proceedings of the 7th Seminar and Quality Control in Climatological Databases*. Budapest. Hungría.
- ETXEBERRÍA, J. (1999): *Regresión Múltiple*. Colección de Cuadernos de estadística, 4. Ed. La Muralla, Madrid.
- FRAUENFELD, O.W. y DAVIS, R.E. (2003): «Northern Hemisphere circumpolar vortex trends and climate change implications». *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 108, 4423. DOI: 10.1029/2002JD002958, D14.
- GUTIÉRREZ, J.M., CANO, R., COFIÑO, A.S. y SORDO, C.M. (2004): *Redes Probabilísticas y Neuronales en las Ciencias Atmosféricas*, Series Monográficas de AEMET.
- HEWITSON, B.C. y CRANE, R.G. (1996): «Climate downscaling: Techniques and application». *Climate Research*, 07, pp. 97-110.
- HODRICK, R.J. y PRESCOTT, E.C. (1980): «Postwar U.S. Business Cycles: an Empirical Investigation». *Carnegie Mellon University discussion paper*, 451. Northwestern University.
- IJIMA, Y. y SHINODA, M. (2000): «Seasonal changes in the cold-air pool formation in a subalpine hollow, central Japan». *International Journal of Climatology*, 20, pp. 1471-1483.
- JOURNEL, A.G. (1989): *Fundamentals of Geostatistics in Five Lessons*. American Geophysical Union. Washington DC.
- KALNAY, E., KANAMITSU, M., KISTLER, R., COLLINS, W., DEAVEN, D., GANDIN, L., IREDELL, M., SAHA, S., WHITE, G., WOOLLEN, J., ZHU, Y., CHELLIAH, M., EBISUZAKI, W., HIGGINS, W., JANOWIAK, J., MO, K.C., ROPELEWSKI, C., WANG, J., LEETMAA, A., REYNOLDS, R., JENNE, R. y JOSEPH, D. (1996): «The NCEP / NCAR 40-year reanalysis project». *Bulletin of the American Meteorological Society*, 77, pp. 437-471.
- KECKLER, PK. (1995): *Surfer for Windows*. Golden Software Inc., Golden, Colorado.
- KISTLER, R., KALNAY, E., COLLINS, W., SAHA, S., WHITE, G., WOOLLEN, J., CHELLIAH, M., EBISUZAKI, W., KANAMITSU, M., KOUSKY, V., VAN DEN DOOL, H., JENNE, R. y FIORINO, M. (2001): «The NCEP-NCAR 50-Year Reanalysis: Monthly Means CD-ROM and Documentation». *Bulletin of the American Meteorological Society*, 82, pp. 247-268.

- KOHONEN, T. (2001): *Self-Organizing Maps*. Third, extended edition. Springer, 501 p.
- MARTÍ CIRIQUIÁN, P. y NOLASCO CIRUGEDA, G. (2011): «La expansión urbanística reciente de la costa alicantina, una realidad constatable». En: GOZÁLVEZ PÉREZ, V. y MARCO MOLINA, J.A. (eds.). *Urbanismo expansivo, de la utopía a la realidad. XXII Congreso de Geógrafos Españoles*, pp. 379-390. Universidad de Alicante.
- MARTÍ CIRIQUIÁN, P. y PONCE HERRERO, G. (2011): «Pautas en la fragmentación de la forma urbana en las ciudades del arco mediterráneo español». En: GOZÁLVEZ PÉREZ, V. y MARCO MOLINA, J.A. (eds.). *Urbanismo expansivo, de la utopía a la realidad. XXII Congreso de Geógrafos Españoles*, pp. 391-402. Universidad de Alicante.
- MEMBRADO TENA, J.C. (2011): «Cartografía del urbanismo expansivo valenciano según SIOSE». En: GOZÁLVEZ PÉREZ, V. y MARCO MOLINA, J.A. (eds.). *Urbanismo expansivo, de la utopía a la realidad. XXII Congreso de Geógrafos Españoles*, pp. 427-438. Universidad de Alicante.
- MENDES, D. y MARENGO, J.A. (2010): «Temporal downscaling: a comparison between artificial neural network and autocorrelation techniques over the Amazon Basin in present and future climate change scenarios». *Theoretical and Applied Climatology*, 100 (3-4), pp. 413-421. DOI: 10.1007/s00704-009-0193-y.
- MIRÓ, J.J., ESTRELA, M.J. y MILLÁN, M.M. (2006): «Summer Temperature Trends in a Mediterranean Area (Valencia Region)». *International Journal of Climatology*, 26, pp. 1051-1073. Royal Meteorological Society. UK.
- MIRÓ, J.J., ESTRELA, M.J. y BARBERÁ, M.J. (2012): «Análisis de tendencias de series diarias de temperatura a partir de un downscaling estadístico con datos de reanálisis y redes neuronales. Aplicación a la Comunidad Valenciana». En: RODRÍGUEZ PUEBLA, C., CEBALLOS, A., GONZÁLEZ, N., MORÁN, E. y HERNÁNDEZ, A. (Eds.). *Cambio climático. Extremos e impactos*. Publicaciones de la Asociación Española de Climatología (AEC), A-8, pp. 549-560. ISBN: 978-84-695-4331-3.
- MOORE, I.D., LEWIS, A. y GALLANT, J.C. (1993): «Terrain Attributes: Estimation Methods and Scale Effects». En: JAKEMAN, A.J., BECK, M.B. y MCALEER, M.J. (eds.). *Modeling Change in Environmental Systems*. John Wiley and Sons, New York.
- MORCEGO, B. (2000): *Estudio de redes neuronales modulares para el modelado de sistemas dinámicos no lineales*. Memoria de tesis doctoral. Universitat Politècnica de Catalunya, Departament d'Enginyeria de Sistemes, Automàtica i Informàtica Industrial.
- OLCINA CANTOS, J. (2009): «Cambio climático y riesgos climáticos en España». *Investigaciones Geográficas*, 49, pp. 197-220. IUG. Universidad de Alicante.
- PEPIN, N.C., DALY, C. y LUNDQUIST, J. (2011): «The influence of surface versus free-air decoupling on temperature trend patterns in the western United States». *Journal of Geophysical Research*, 116, D10109. DOI:10.1029/2010JD014769.
- PITA, M.F. (2009): «Impactos geográficos del cambio climático». En: FERIA TORIBIO, J.M., GARCÍA, A. y OJEDA RIVERA, J.F. (eds.). *Territorios, sociedades, políticas*, pp. 157-198. Sevilla, Universidad Pablo de Olavide.
- QUEREDA SALA, J., GIL OLCINA, A., PÉREZ CUEVA, A., OLCINA CANTOS, J., RICO AMORÓS, A. y MONTÓN CHIVA, E. (2000): «Climatic warming in the Spanish Mediterranean: natural trend or urban effect». *Climatic Change*, 46 (4), pp. 473-483. DOI: 10.1023/A:1005688608044.

- QUEREDA, J., MONTÓN, E. y ESCRIG, J. (2009): «El cambio climático en las regiones de Valencia y Murcia: La sombra analítica de un auténtico troyano». *Investigaciones Geográficas*, 49, pp. 107-127. Instituto Universitario de Geografía. Universidad de Alicante.
- RUBINSTEIN, K.G., KHAN, V.M. y STERIN, A.M. (2004): «Qualitative comparison of air temperature trends based on ncar/ncep reanalysis, model simulations and aerological observations data». *35th COSPAR Scientific Assembly*. Held 18 - 25 July 2004, in Paris, France. p.2183.
- SALMI, T., MÄÄTTÄ, A., ANTTILA, P., RUOHO-AIROLA, T. y AMNELL, T. (2002): *Detecting Trends of Annual Values of Atmospheric Pollutants by the Mann-Kendall Test and Sen's Slope Estimates – The Excel Template Application MAKESENS*. Publication on Air Quality, Finnish Meteorological Institute, 31, Helsinki, Finland.
- SIMMONS, A.J., JONES, P.D., DA COSTA BECHTOLD, V., BELJAARS, A.C.M., KALLBERG, P.W., SAARINEN, S., UPPALA, S.M., VITERBO, P. y WEDI, N. (2004): «Comparison of trends and low-frequency variability in CRU, ERA-40, and NCEP/NCAR analyses of surface air temperature». *Journal of Geophysical Research*, 109, Issue D24, CiteID D24115. DOI:10.1029/2004JD005306.
- STERL, A. (2004): «On the (In)Homogeneity of Reanalysis Products». *Journal of Climate*, 17, pp. 3866-3873. DOI: 10.1175/1520-0442(2004)017<3866:OTIORP>2.0.CO;2.
- VENEMA, V.K.C., MESTRE, O., AGUILAR, E., AUER, I., GUIJARRO, J.A., DOMONKOS, P., VERTACNIK, G., SZENTIMREY, T., STEPANEK, P., ZAHRADNICEK, P., VIARRE, J., MÜLLER-WESTERMEIER, G., LAKATOS, M., WILLIAMS, C.N., MENNE, M.J., LINDAU, R., RASOL, D., RUSTEMEIER, E., KOLOKYTHAS, K., MARINOVA, T., ANDRESEN, L., ACQUAOTTA, F., FRATIANNI, S., CHEVAL, S., KLANCAR, M., BRUNETTI, M., GRUBER, C., PROHOM, M., LIKSO, T., ESTEBAN, P. y BRANDSMA, T. (2012): «Benchmarking homogenization algorithms for monthly data». *Climate of the Past*, 8, pp. 89-115. DOI:10.5194/cp-8-89-2012.
- VINAGRE, F.A. y MARTÍNEZ, J.A. (2006): «Estudio de series numéricas caóticas mediante redes neuronales: aplicación al estudio de un lecho fluidizado gas-sólido». *Ingeniería química*, 442, pp. 148-154. ISSN 0210-2064.
- WANG, X.L. (2008): «Penalized maximal F-test for detecting undocumented mean-shifts without trend-change». *Journal of Atmospheric and Oceanic Technology*, 25 (3), pp. 368-384. DOI:10.1175/2007/JTECHA982.1.
- WILBY, R.L., WIGLEY, T.M.L., CONWAY, D., JONES, P.D., HEWITSON, B.C., MAIN, J. y WILKS, D.S. (1998): «Statistical downscaling of general circulation model output: A comparison of methods». *Water Resources Research*, 34 (11), pp. 2995–3008. DOI:10.1029/98WR02577.
- WILBY, R.L., CHARLES, S.P., ZORITA, E., TIMBAL, B., WHETTON, P. y MEARNES, L.O. (2004): *Guidelines for use of climate scenarios developed from statistical downscaling methods*. Supporting Material of the Intergovernmental Panel on Climate Change. 27 p.

