

# 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

J. J. MIRÓ<sup>a</sup>, M. J. ESTRELA<sup>b</sup> y M. J. BARBERÁ<sup>a</sup>

<sup>a</sup> *Laboratorio de Meteorología-Climatología, Unidad Mixta CEAM-UVEG. Fundación Centro de Estudios Ambientales del Mediterráneo, Área de Meteorología-Climatología, Parque Tecnológico, Calle Charles R. Darwin 14, 46980 Paterna, Valencia, España.*

<sup>b</sup> *Laboratorio de Meteorología-Climatología, Unidad Mixta CEAM-UVEG. Departament de Geografia Física, Universitat de Valencia, Avda. Blasco Ibañez 28, 46010 Valencia, España.*

## RESUMEN

La expansión urbana litoral sufrida en la Comunidad Valenciana supone un reto a la hora de validar tendencias térmicas de largo plazo. Si en las series predomina una tendencia que no es natural, ni de distribución aleatoria, podría ser confundida como señal natural por los métodos de homogeneización relativa. Para contrastar esta posibilidad se ha realizado un downscaling estadístico mediante una red neuronal, a fin de homogeneizar la señal térmica observada con respecto a la señal escalada del reanálisis del NCEP. Los resultados revelan un posible falso calentamiento de las mínimas en las series más urbanas y cercanas al litoral, con respecto a las rurales, pero no invalidan una tendencia real al cambio climático.

**Palabras clave:** Temperatura, cambio climático, tendencias urbanas, homogeneidad, redes neuronales, reanálisis del NCEP.

## ABSTRACT

Coastal urban sprawl in the region of Valencia is a challenge when validating long-term temperature trends. If series are dominated by a non-natural trend nor random distribution, it could be incorrectly taken as natural signal by the relative homogenization methods. To test this possibility it is performed a statistical downscaling using a neural network in order to homogenize the thermal signal observed for the scaled signal of NCEP reanalysis. Results reveal a possible false heating in minimum temperatures of most urban and coastal series with respect to rural ones, but the most important thing is that it do not invalidate a real trend to climate change.

**Key words:** Temperature, climate change, urban trends, homogeneity, neural networks, NCEP reanalysis.

## 1. INTRODUCCIÓN Y OBJETIVOS

Desde la aparición del SNHTest (ALEXANDERSSON y MOBERG, 1997) se ha generalizado el uso de test que utilizan un conjunto de series de temperatura del aire en superficie (SAT) próximas o bien correlacionadas, como base de referencia para testear la homogeneidad, partiendo de la base de que no se presupone su homogeneidad, pero todas tienen la consideración de posibles referencias, porque es muy poco probable que todas las series fueran inhomogéneas en el mismo punto

(AGUILAR et al., 1999). Puede así separarse la señal natural del ruido aleatorio (inhomogeneidad) si una comparación circular entre las series se realiza de una forma estadísticamente correcta. Con todo, la precisión en la estimación de la tendencia lineal es generalmente más importante en climatología que la precisión de las estimaciones de punto de cambio. Y hasta tiempo reciente, el examen de la eficacia de los métodos de homogeneización por lo general se ha hecho sobre el cálculo de la capacidad de detección en unos conjuntos de datos de prueba en que se añadió un número arbitrario de puntos de cambio y el ruido blanco (inhomogeneidad aleatoria). De modo que la reconstrucción de la tendencia media del conjunto de series tomada parece ser el punto débil más sensible de los métodos de homogeneización (DOMONKOS, et al, 2012). Dicho de otro modo, homogeneizar por medio de una referenciación circular cerrada entre series inhomogéneas sólo podrá separar bien la señal natural del ruido si el ruido se comporta de una manera aleatoria, pero no hay evidencia de que siempre sea así. En el caso de los procesos de urbanización creciente en el entorno de una mayoría de estaciones SAT, la inhomogeneidad (en este caso en forma de tendencia) no se comportaría de manera aleatoria sino coincidente, con el peligro subsecuente de que se confunda con la señal natural.

Para el caso concreto la Comunidad Valenciana, las series más largas y de mejor calidad corresponden a observatorios ubicados en áreas litorales o prelitorales urbanas o bajo presión urbanística linealmente creciente a lo largo de los últimos 50 años. Son varios los estudios que analizan este problema en la Comunidad Valenciana (QUEREDA et al. 2000, 2004).

En el análisis de tendencias para validar la magnitud del cambio climático es de gran utilidad el uso de referencias no afectadas por islas de calor. Un método de trabajo consiste en reproducir la señal explicativa de las oscilaciones de las series observadas en su parte sólo natural. Para ello, más allá de una restricción a datos en la problemática capa límite de superficie, se puede trabajar con modelos de reanálisis globales, que constriñen en una salida coherente un volumen grande de todo tipo de variables medidas a todos los niveles troposféricos, SST, etc., y bajo unas premisas de homogeneidad (KALNAY et al., 1996). Después de todo, la SAT es resultado de la interacción termodinámica que se establece entre las distintas variables troposféricas, además de la propia oscilación estacional de la constante solar. No obstante, modelos de reanálisis con una longitud útil para nuestro propósito hay pocos, y, además, son de resolución baja, por lo que su uso en crudo no permite capturar los patrones propios de la escala local, y siendo poco recomendable el uso directo de los datos referidos a superficie de un reanálisis global (RUBINSTEIN et al., 2004). Pero actualmente disponemos de herramientas que permiten modelizar la parte de señal que queda entre la escala global y la local sin necesidad de reescalar un modelo dinámico, tratándose de métodos de downscaling estadístico, que modelan las funciones e interacciones que causan como respuesta precisamente la serie de temperatura observada en un punto concreto (HEWITSON y CRANE, 1996).

El objetivo del trabajo es desarrollar un proceso de downscaling estadístico para temperaturas máxima y mínima diarias, mediante el uso de una red neuronal (ANN) y utilizando como base el reanálisis del NCEP. De este modo se pretende obtener una serie ‘modelo’ cercana a ser espejo de la serie observada, pero cuya homogeneidad derive de la relación que se mantiene en el tiempo entre los datos del reanálisis y los de la serie observada, la cual es bastante probable que coincida con la señal natural. Esta serie ‘modelo’ se utiliza posteriormente para ajustar la serie original.

## 2. DATOS Y METODOLOGÍA

Se ha trabajado en el desarrollo de un proceso de modelización a través de una ANN, dividiéndose los datos utilizados entre unos predictores derivados del reanálisis del NCEP, y los predictandos (uno por modelo) que son las series SAT observadas. La figura 1 muestra tanto la malla de puntos del reanálisis como la ubicación de los observatorios SAT utilizados.

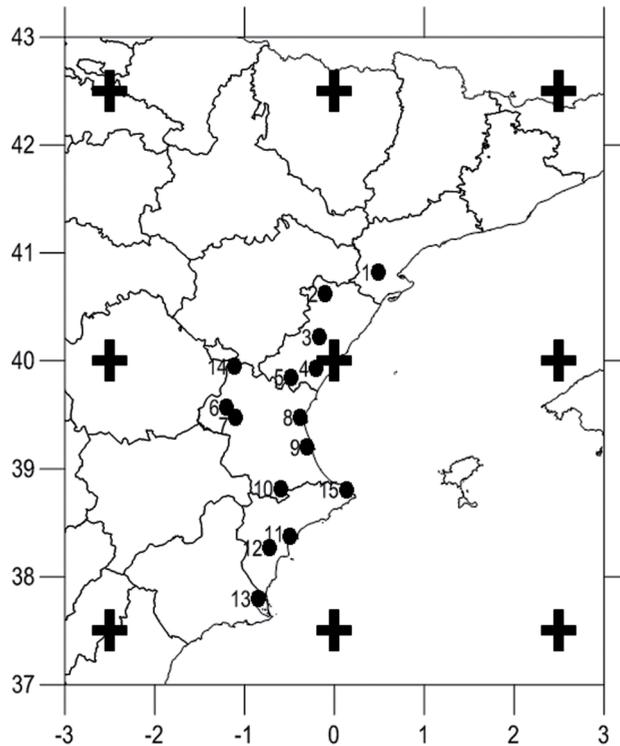


FIG. 1: Malla de puntos del reanálisis NCEP (cruces) que se ha utilizado, junto con las ubicaciones de los observatorios SAT (puntos) utilizados y un número identificador para la tabla 1.

## 2.1. Datos de reanálisis del NCEP

Son varias las razones que justifican su uso. En primer lugar es el de mayor longitud temporal (1948-hoy), por lo que es el más útil en el estudio de tendencias. En segundo lugar es actualizable y, por último, no hay evidencia de que el uso de modelos mesoscales de mayor resolución espacial, como inputs en un downscaling estadístico, mejoren su desempeño, existiendo indicios de lo contrario (AHMED, 2011).

La homogeneidad del propio reanálisis es aquí un punto crítico. Esta ha sido abordada por STERL, 2004, a partir de la comparación entre el reanálisis ERA-40 y el reanálisis del NCEP concluyendo que, aunque en zonas del hemisferio Sur terrestre y en torno al Ecuador existen problemas de homogeneidad, en todo el hemisferio Norte se encontraron correlaciones altas y constantes en la totalidad del periodo (1948-hoy), sin diferencias significativas entre el principio y el final, indicando que la densidad de puntos de observación en el hemisferio Norte ha sido suficiente a lo largo de todo período de reanálisis para constreñir adecuadamente el modelo. Uno de los métodos de evaluación empleados consistió en la evaluación de la correlación entre la variación de la SST y el flujo de calor latente reproducido por el reanálisis, siendo alta en todo el hemisferio Norte y todo el periodo (STERL, 2004). Y también varios trabajos han abordado la aplicabilidad del reanálisis en investigación de la variabilidad del clima a largo plazo respecto a tendencias térmicas. Así, la comparación entre datos observados por radiosondeos y los simulados por el NCEP mostró una buena coincidencia en los términos de la señal de la tendencia de la troposfera baja y media y la estratosfera baja en los lugares bien cubiertos por la red de radiosondeos (RUBINSTEIN et al., 2004), empeorando sólo en regiones fuera del Hemisferio Norte. Por su parte, una comparación entre los datos CRUTEM2v de la *Climatic Research Unit* y

los datos derivados de los reanálisis del ERA-40 y del NCEP, puso de manifiesto una tendencia de largo plazo al calentamiento algo menor en los datos simulados que en los del CRUTEM2v (Europa y el ámbito mediterráneo), si bien coincidente y dentro de un intervalo de confianza aceptable (SIMMONS et al., 2004). Sin embargo, también es cierto que la tendencia de largo plazo al calentamiento estimada vía satélite por MSU (a pesar de no estar disponible antes de 1979), así como de la SST, es aún algo menor que la presentada por los derivados de los reanálisis (BENGTSSON et al., 2004), por lo que los reanálisis ERA-40 o NCEP suponen una opción intermedia en el dilema de cuál fuente es más válida para valorar tendencias de largo plazo. Por otro lado, también se ha establecido una mayor coherencia en las tendencias si se excluyen los datos simulados por los reanálisis en la capa límite (superficie y tropopausa) (RUBINSTEIN et al., 2004). Es por ello que en la caja de predictores no hemos incluido datos relativos a la superficie, sino relativos a distintos geopotenciales en la troposfera. Por último, el *U.S. Climate Change Science Program* a través de su *Synthesis and Assessment Product 1.3* (CCSP, 2008), concluye que “tendencias mundiales y regionales de temperatura en superficie mostradas por conjuntos de datos de reanálisis son ampliamente consistentes con las obtenidas a partir de datos de temperatura procedentes de observaciones de superficie no incluidos en el reanálisis, sobre todo desde finales de 1970” (excepción de zonas del Hemisferio Sur y Ecuador). Por tanto, a tenor de lo expuesto se concluye que, para el hemisferio Norte y las latitudes medias y altas, los datos derivados del reanálisis del NCEP son suficientemente homogéneos en su estructura y tendencia para este método de dowsaling estadístico.

En cuanto a los predictores utilizados, los mejores resultados se obtuvieron utilizando datos de 4 niveles en la baja y media-baja troposfera: 1000hPa, 925hPa, 850hPa y 700hPa, junto con algún indicador del estado del conjunto de la columna troposférica. También dio mejores resultados el uso de los datos directos de los 4 puntos de la malla del reanálisis más cercanos a cada estación SAT, en vez de utilizar datos interpolados a su ubicación exacta. Las variables utilizadas son: TMP (temperature), HGT (geopotential height), U GRD (u-component of wind), V GRD (v-component of wind), RH (relative humidity), P WAT (precipitable water), 4LFTX (best -4layer- lifted index). Para las 5 primeras se tiene un dato por cada uno de los cuatro geopotenciales empleados, mientras que para las variables P WAT y 4LFTX un dato global para toda la columna troposférica. Además, la ANN dio mejores resultados al incorporar alguna variable (no todas) referida al día precedente al actual, aportando así cierta dimensión temporal. En concreto, la variable 4LFTX, y la variable TMP a 1000hPa en modelización de temperatura máxima, que se sustituye por TMP a 850hPa en temperatura mínima, fue el aporte del día precedente que dio mejores resultados. Ello da un total de 22 variables, que a su vez se multiplican por los 4 puntos del grid del reanálisis utilizados, o sea, un total de 88 predictores. Añadimos además la componente pura estacional en un input más, dando un total de 89 predictores.

Hay que añadir que el reanálisis ofrece una salida cada 6h (0h, 6h, 12h y 24h) no coincidente con las horas exactas en que se alcanzan las temperaturas máximas y mínimas reales. Aunque lo lógico sería utilizar la salida hipotéticamente más cercana al momento en que se suelen alcanzar (6h para las mínimas y 12h para las máximas), se obtuvieron mejores resultados utilizando para las mínimas un promedio de los valores de las 0h y 6h, y para las máximas un promedio de los valores de las 12h y 18h.

## 2.2. Estaciones de datos SAT

Se han elegido estaciones SAT de la Comunidad Valenciana o zonas aledañas que presentaron una mejor cobertura del periodo 1948-2010. Estas son generalmente de primer orden (AEMET), en o cerca de ambientes urbanos o bien costeros, mientras que para ambientes rurales y no costeros se tuvo que optar por series de menor calidad y con más lagunas en el periodo, buscando una cobertura del periodo lo más alta posible. En este sentido, se ha trabajado con 13 estaciones de la red AEMET.

Para validar los datos de estaciones de montaña se decidió incluir dos estaciones automáticas pertenecientes a la red de la Fundación CEAM. Por tanto, se han utilizado un total de 15 estaciones (véase Tabla 1).

Tipo	Estación	Id. Fig. 1	Latitud	Longitud	Altitud	Fecha inicio	Fecha final	N años serie	N años reales	% días válidos intraserie	% lagunas intraserie
AEMETman	TORTOSA, OBS. DEL EBRO	1	40.82	0.49	50	01/01/1948	31/10/2010	63	62.8	99.6	0.4
AEMETman	MORELLA	2	40.62	-0.1	990	01/01/1948	31/10/2010	42	39.7	94.4	5.6
AEMETman	ATZENETA	3	40.22	-0.17	400	01/02/1948	31/10/2010	63	61.9	98.2	1.8
AEMETman	BETXI	4	39.93	-0.2	102	31/03/1958	31/08/2010	53	51.0	96.2	3.8
AEMETman	SEGORBE, HS	5	39.85	-0.48	364	01/01/1948	31/07/2008	47	45.9	97.7	2.3
AEMETman	UTIEL	6	39.57	-1.2	742	01/01/1948	30/09/2010	63	62.3	98.8	1.2
AEMETman	REQUENA	7	39.48	-1.1	692	02/12/1950	30/09/2010	61	59.2	97.1	2.9
AEMETman	VALENCIA, VIVERS	8	39.48	-0.38	11	01/01/1948	31/10/2010	63	62.8	99.7	0.3
AEMETman	SUECA	9	39.2	-0.3	7	01/01/1948	31/10/2010	63	61.9	98.2	1.8
AEMETman	ONTINYENT, COLLEGI	10	38.82	-0.6	350	01/01/1948	31/10/2010	63	62.4	99.1	0.9
AEMETman	ALACANT, CIUTAT JARDI	11	38.37	-0.5	82	01/01/1948	31/10/2010	63	62.9	99.8	0.2
AEMETman	ELX, AGULLÓ	12	38.27	-0.72	86	01/02/1953	30/09/2010	58	56.2	96.8	3.2
AEMETman	SAN JAVIER, AERODROMO	13	37.8	-0.85	22	31/01/1959	31/10/2010	52	50.3	96.8	3.2
CEAMaut	ARAS DE LOS OLMOS	14	39.95	-1.11	1270	04/08/2000	31/12/2011	12	10.6	87.9	12.1
CEAMaut	DENIA, MONTGÓ	15	38.81	0.13	670	24/07/2003	31/12/2011	9	8.4	93.5	6.5

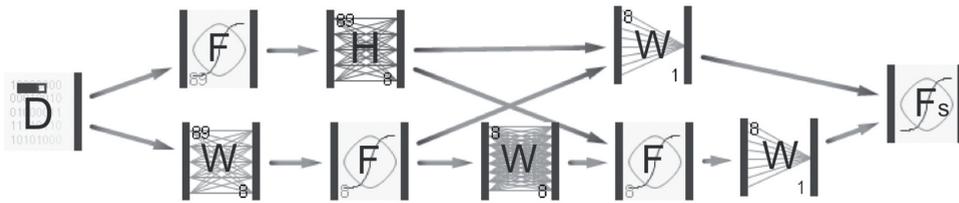
TABLA 1: Estaciones SAT utilizadas, con sus datos de cobertura temporal y lagunas.

### 2.3. Análisis de downscaling estadístico a partir del uso de una red neuronal artificial (ANN)

En el campo de la Climatología y dentro del abanico de técnicas de downscaling estadístico utilizadas, las ANN han reportado significativas capacidades y ventajas. Aunque consideradas una herramienta similar al análisis de regresión lineal, su rasgo más importante es que usan matemática no-lineal, por lo que pueden modelar funciones muy complejas, con una alta tolerancia al ruido, encontrando relaciones ocultas que otros procedimientos no consiguen constreñir. Aunque su punto débil es una tendencia a subestimar los extremos (HAYLOCK, 2006), su punto fuerte es su capacidad de extraer la señal de fondo en una serie ruidosa, tendiendo a preservar la homogeneidad de la señal central. En todo caso, el resultado de diversas comparativas parece depender del tipo concreto de ANN utilizado y sus parámetros. Los mejores resultados a favor de las ANNs incorporaron una memoria temporal *time-lagged feed-forward neural network* o TLFN (COULIBALY, 2005) (MENDES, 2010).

Después de varios ensayos, los mejores resultados se obtuvieron con una ANN cruzada y compleja, construida a partir del software *Peltarion Synapse* (<http://www.peltarion.com/doc/index.php>), cuya característica principal es su versatilidad y posibilidad de utilizar un amplio abanico de herramientas y tipos de ANN que se ensamblan por módulos. La construcción final utilizada incorpora un cruce modular entre dos tipos de capas de pesos. El primer tipo (*weight layer block*) opera como una ANN tradicional del tipo MLP ([http://www.peltarion.com/doc/index.php?title=Synapse:Weight\\_layer\\_block](http://www.peltarion.com/doc/index.php?title=Synapse:Weight_layer_block)),

mientras que el segundo tipo (*hebbian layer block*), menos conocido que el anterior, se basa en el tipo de aprendizaje de Hebb (HEBB, 1949) (BISHOP, 1995) ([http://www.peltarion.com/doc/index.php?title=Synapse:Hebbian\\_layer\\_block](http://www.peltarion.com/doc/index.php?title=Synapse:Hebbian_layer_block)). La combinación de ambos en la misma ANN dio mejores resultados que su uso por separado. En la figura 2 se muestra la arquitectura modular de la ANN utilizada, y como se ensamblan los bloques señalados con capas intermedias ocultas y la final de salida ([http://www.peltarion.com/doc/index.php?title=Synapse:Function\\_layer\\_block](http://www.peltarion.com/doc/index.php?title=Synapse:Function_layer_block)) que añaden una función de activación no lineal del tipo *tahn sigmoid*.



- D: Data source (Entrada: 89 predictores y 1 predictando)
- W: Weight layer block
- H: Hebbian layer block
- F: Function layer block
- Fs: Function layer block (Salida: modelo)

FIG. 2: Arquitectura modular de la ANN utilizada en el proceso de modelización.

Aunque se probó con una configuración que dotara la red neuronal de memoria temporal, se obtuvo mejor resultado con un control estático, en que una cierta componente temporal se agrega a través de la inclusión de algunos predictores referidos al día precedente al actual (ver sección 2.1).

Para evitar el *overfitting*, la validación se realizó con un ‘set de validación’ no utilizado para entrenar el modelo, compuesto por la reserva de un 10% de los datos. Por tanto, la modelización se detiene en el punto en que el ajuste a los datos de validación deja de mejorar, y comenzaría a empeorar si se siguiese ajustando más el modelo a los datos de entrenamiento (JAMES, 2003).

### 2.4. Tratamiento de la inhomogeneidad

La modelización con la ANN tiende naturalmente a filtrar la inhomogeneidad. Ello se debe a que la modelización captura la señal que es común a la totalidad de puntos (días) modelizados, o sea, la señal natural, mientras que la inhomogeneidad, al ser variable entre los puntos, se comporta como ruido. No obstante, si la serie modelizada es más ruidosa, el error final del modelo será más alto, en forma de sesgo o subvaloración con respecto a los valores extremos diarios observados. Aunque ello no afectará la homogeneidad de la señal central obtenida en el modelo, es conveniente minimizar en lo posible los efectos de la inhomogeneidad de la serie observada. Sin embargo, si la SAT se somete primero a un procedimiento estándar de homogeneización relativa, corremos el riesgo de que la tendencia de largo plazo no coincida con la de la señal modelizada. Por ello, se ha preferido proceder seccionado cada serie en tramos de +10 años (para minimizar la distorsión de tendencias de largo plazo), pero sometiendo la serie observada a un test absoluto de homogeneidad, el RHTest V3 en su versión PMF (WANG, 2008), sólo para localizar probables saltos inhomogéneos significativos. Dado que el riesgo de usar un test absoluto es la obtención de falsos positivos, nótese que este no se está usando para homogeneizar, sino sólo para determinar

separaciones entre tramos a modelizar. Con ello, se ha optado por aceptar 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 presente muchas irregularidades se ha desechado.

Cada sección se modeliza aparte, de manera que se obtienen tantos modelos como tramos modelizados. Sin embargo, cada modelo sectorial se extrapola a la totalidad del periodo de reanálisis, y finalmente se obtiene una media ponderada de todos, que se utiliza como modelo o downscaling final. Aunque en downscaling suelen usarse periodos únicos de modelización de 15 ó 25 años, nosotros obtuvimos así rendimientos peores que con el enfoque multi-modelo, que proporciona una mejor estimación del rango probabilístico (TEBALDI et al., 2007). Incluso en series cortas de sólo 10 años, la superposición de dos modelos mejoró el modelo final.

Finalmente, con el modelo obtenido se corrige la serie observada mediante la aplicación de un filtro pasa bajo equivalente a una media móvil centrada de 90 días a ambas series, y la sustitución de una señal filtrada por la otra. En este caso se ha optado por el uso de un filtro de Kalman (KALMAN, 1960) de doble cálculo desde el inicio hacia el final de la serie y viceversa, dado su buen desempeño en presencia de lagunas y en los extremos de la serie.

## **2.5. Evaluación de la calidad de modelización y análisis de la tendencia**

Para medir el grado de ajuste de cada modelo a los datos reales, se calculó el error absoluto medio (MAE) y el error euclidiano medio (AEE), sobre los valores diarios. Se añade también el coeficiente de correlación de Pearson  $R^2$  entre la serie diaria observada y el modelo, así como el mismo obtenido entre los distintos modelos sectoriales. Este segundo es importante porque, dado que cada modelo sectorial responde a unos datos de entrenamiento distintos en el tiempo, la obtención de una correlación muy alta significará que responden a la misma señal natural, y que esta se mantiene en el tiempo.

Dado que la propia oscilación estacional de los datos en crudo contribuirá a sobreponderar una correlación positiva, se ha procedido también a incluir la correlación obtenida sobre los datos desestacionalizados. Esta segunda, sin embargo, podrá verse infraponderada por la propia falta de homogeneidad de la serie observada, o la filtración de oscilaciones de onda larga no estacionales, por lo que viene a ser útil la lectura de ambas correlaciones.

Finalmente, a todas las series, observadas, corregidas y modelo, se les aplicó el test de Mann-Kendall, en su versión monotónica anual, y la estimación Sen de tasa de cambio anual (SALMI, T. et al, 2002), para estimar la presencia de tendencia y su significación estadística.

## **3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

En la Tabla 2 (A Temperaturas máximas, B Temperaturas mínimas) se muestran los resultados de la modelización, con el grado de error y correlaciones estimadas sobre los datos diarios.

## A) TEMPERATURAS MÁXIMAS

Estación	Nº Tramos	MAEtr °C	AEetr °C	MAEvld °C	AEEvld °C	R <sup>2</sup> (Obs- Mod)	R <sup>2</sup> (Obs Mod) Desestac.	R <sup>2</sup> ( $\bar{x}$ Mod. sectoriales)	R <sup>2</sup> ( $\bar{x}$ Mod. sectoriales) Desestac.
TORTOSA, OBSER. DEL EBRO	6	1.205	1.242	1.302	1.457	0.97*	0.88*	0.99*	0.95*
MORELLA	4	1.275	1.418	1.352	1.675	0.97*	0.92*	0.99*	0.98*
ATZENETA	6	1.367	1.602	1.441	1.748	0.96*	0.88*	0.99*	0.96*
BETXI	3	1.394	1.703	1.460	1.883	0.93*	0.78*	0.97*	0.91*
SEGORBE, HS	3	1.357	1.558	1.483	1.832	0.95*	0.85*	0.99*	0.94*
UTIEL	6	1.362	1.578	1.473	1.904	0.96*	0.88*	0.98*	0.91*
REQUENA	6	1.315	1.485	1.376	1.641	0.97*	0.91*	0.99*	0.96*
VALENCIA, VIVERS	6	1.081	1.015	1.207	1.247	0.96*	0.87*	0.99*	0.95*
SUECA	4	1.457	1.817	1.596	2.216	0.93*	0.77*	0.96*	0.83*
ONTINYENT, COL.LEGI	6	1.363	1.547	1.549	2.047	0.97*	0.90*	0.99*	0.95*
ALACANT, CIUTAT JARDI	6	1.012	0.871	1.122	1.046	0.96*	0.87*	0.98*	0.92*
ELX, AGULLÓ	5	1.118	1.094	1.235	1.296	0.96*	0.86*	0.99*	0.95*
SAN JAVIER, AERODROMO	5	1.015	1.030	1.139	1.298	0.96*	0.84*	0.99*	0.94*
ARAS DE LOS OLMOS	2	0.953	0.737	1.028	0.840	0.99*	0.96*	0.99*	0.99*
DENIA, MONTGÓ	2	0.874	0.640	0.790	0.547	0.99*	0.95*	1.00*	1.00*

## B) TEMPERATURAS MÍNIMAS

Estación	Nº Tramos	MAEtr °C	AEetr °C	MAEvld °C	AEEvld °C	R <sup>2</sup> (Obs- Mod)	R <sup>2</sup> (Obs Mod) Desestac.	R <sup>2</sup> ( $\bar{x}$ Mod. sectoriales)	R <sup>2</sup> ( $\bar{x}$ Mod. sectoriales) Desestac.
TORTOSA, OBSER. DEL EBRO	6	1.117	1.018	1.221	1.223	0.97*	0.84*	0.99*	0.94*
MORELLA	4	0.959	0.827	1.032	0.936	0.97*	0.93*	0.99*	0.97*
ATZENETA	6	1.390	1.578	1.467	1.754	0.95*	0.81*	0.98*	0.93*
BETXI	4	1.145	1.088	1.243	1.334	0.95*	0.81*	0.98*	0.90*
SEGORBE, HS	4	1.129	1.068	1.260	1.355	0.96*	0.81*	0.98*	0.89*
UTIEL	6	1.372	1.545	1.456	1.737	0.95*	0.82*	0.98*	0.92*
REQUENA	6	1.189	1.161	1.259	1.314	0.95*	0.86*	0.99*	0.94*
VALENCIA, VIVERS	6	0.937	0.725	1.041	0.882	0.97*	0.88*	0.99*	0.94*
SUECA	6	1.092	1.014	1.163	1.176	0.95*	0.83*	0.99*	0.95*
ONTINYENT, COL.LEGI	4	1.324	1.414	1.398	1.590	0.95*	0.84*	0.99*	0.95*
ALACANT, CIUTAT JARDI	6	0.966	0.758	1.016	0.845	0.97*	0.87*	0.99*	0.94*
ELX, AGULLÓ	6	0.963	0.791	1.047	0.926	0.96*	0.86*	0.99*	0.96*
SAN JAVIER, AERODROMO	5	1.317	1.494	1.440	1.757	0.95*	0.81*	0.99*	0.92*
ARAS DE LOS OLMOS	2	0.847	0.584	0.955	0.739	0.98*	0.94*	1.00*	0.99*
DENIA, MONTGÓ	2	0.755	0.483	0.870	0.581	0.99*	0.94*	1.00*	1.00*

Tabla 2: Resultados de la modelización, con el grado de error y correlaciones estimadas sobre los datos diarios. MAEtr y AEetr = MAE y AAE en el set de entrenamiento; MAEvld y AAEvld = idem. en el set de validación; R<sup>2</sup> (Obs-Mod) = R<sup>2</sup> entre la serie observada y la modelo; R<sup>2</sup> (Obs-Mod Desestac.) = idem. sobre los datos desestacionalizados; R<sup>2</sup> ( $\bar{x}$  Mod. sectoriales) = promedio de la matriz de correlaciones obtenidas entre los modelos sectoriales; R<sup>2</sup> ( $\bar{x}$  Mod. Sectoriales Desestac.) = idem. sobre los datos desestacionalizados.

\*Significación estadística  $\geq 99.9\%$  (basada en la distribución T-student).

Es significativo el hecho de que se obtuvo un mejor ajuste (MAE de sólo 1° ó 1.1°C) en el caso de las series observadas de mejor calidad, es decir, las de primer orden (AEMET) y las automáticas

(CEAM), aumentando un poco el error para estaciones manuales de segundo orden. Al analizar los puntos de mayor desviación en las series de peor desempeño (por ejemplo Ontinyent) encontramos datos observados sin registro decimal, datos repetidos durante varios días seguidos, o datos sospechosos de tener un error de decena (que no llegaron a ser filtrados por el control de calidad). De ello se deduce que el error adicional de la modelización en esas series es, al menos en gran parte, causado por la falta de calidad en la observación. No obstante, a pesar de ello, la correlación entre modelos sectoriales se mantiene alta en estos casos, con lo que un mayor ruido no ha alterado sustancialmente la captura de la señal común. Añadimos además que no se aprecian diferencias importantes según la época del año, y que el error diario prácticamente desaparece en promedios mensuales.

En la Tabla 3 se muestran las tendencias obtenidas para la serie observada original, la serie corregida y el modelo, para cada estación y variable. Pequeñas diferencias entre la tendencia del modelo y de la serie corregida se deben a que la serie corregida se refiere sólo a los años disponibles en la serie observada, mientras que el modelo es a todo el periodo extrapolado 1948-2010. Los resultados obtenidos se han ordenado en 4 grupos con unos rasgos similares.

Serie	Nº años	TEMPERATURAS MÁXIMAS					TEMPERATURAS MÍNIMAS				
		Mann-Kendall Z	Signif. Z	Sen pendiente °C/año	Sen conf. 95% max	Sen conf. 95% min	Mann-Kendall Z	Signif. Z	Sen pendiente °C/año	Sen conf. 95% max	Sen conf. 95% min
<b>GRUPO 1a</b>											
Valencia-modelo	63	3.90	***	0.01	0.01	0.02	-1.01		0.00	-0.01	0.00
Valencia-correctado	61	3.94	***	0.01	0.01	0.02	-1.20		0.00	-0.01	0.00
Valencia-observado	61	5.22	***	0.03	0.02	0.03	7.20	***	0.04	0.03	0.04
Sueca-modelo	63	3.45	***	0.01	0.01	0.02	-0.17		0.00	-0.01	0.00
Sueca-correctado	58	3.93	***	0.01	0.01	0.02	0.52		0.00	0.00	0.01
Sueca-observado	58	1.99	*	0.02	0.00	0.03	5.57	***	0.04	0.03	0.05
S.Javier-modelo	63	3.17	**	0.01	0.00	0.01	-0.89		0.00	-0.01	0.00
S.Javier-correctado	47	2.26	*	0.01	0.00	0.02	-0.40		0.00	-0.01	0.01
S.Javier-observado	47	5.34	***	0.03	0.02	0.03	3.56	***	0.03	0.01	0.05
Tortosa-modelo	63	3.59	***	0.01	0.01	0.02	0.08		0.00	0.00	0.00
Tortosa-correctado	61	4.00	***	0.01	0.01	0.02	0.53		0.00	0.00	0.01
Tortosa-observado	61	5.93	***	0.03	0.02	0.04	2.87	**	0.01	0.00	0.02
<b>GRUPO 1b</b>											
Requena-modelo	63	3.72	***	0.02	0.01	0.02	-1.95	+	-0.01	-0.01	0.00
Requena-correctado	55	4.21	***	0.02	0.01	0.03	-0.80		0.00	-0.01	0.00
Requena-observado	55	-0.15		0.00	-0.01	0.01	7.57	***	0.05	0.04	0.06
Alicante-modelo	63	3.69	***	0.01	0.01	0.02	-0.90		0.00	-0.01	0.00
Alicante-correctado	62	3.92	***	0.01	0.01	0.02	-0.95		0.00	-0.01	0.00
Alicante-observado	62	-2.11	*	-0.01	-0.02	0.00	4.12	***	0.02	0.01	0.03
Elche-modelo	63	3.23	**	0.01	0.00	0.02	0.52		0.00	0.00	0.01
Elche-correctado	50	3.38	***	0.01	0.01	0.02	1.62		0.01	0.00	0.01
Elche-observado	50	-0.33		0.00	-0.01	0.01	5.81	***	0.05	0.04	0.06
<b>GRUPO 2</b>											
Adzeneta-modelo	63	4.22	***	0.02	0.01	0.02	-1.81	+	0.00	-0.01	0.00
Adzeneta-correctado	54	3.91	***	0.02	0.01	0.03	-1.40		0.00	-0.01	0.00
Adzeneta-observado	54	5.58	***	0.04	0.03	0.06	-0.73		0.00	-0.02	0.01
Betxi-modelo	63	3.88	***	0.01	0.01	0.02	1.07		0.00	0.00	0.01
Betxi-correctado	44	4.68	***	0.03	0.02	0.04	2.53	*	0.01	0.00	0.02
Betxi-observado	44	3.89	***	0.03	0.02	0.04	0.34		0.00	-0.02	0.02
Segorbe-modelo	63	4.33	***	0.02	0.01	0.02	0.60		0.00	0.00	0.01
Segorbe-correctado	43	5.32	***	0.03	0.02	0.04	1.44		0.01	0.00	0.02
Segorbe-observado	43	4.40	***	0.07	0.04	0.09	0.21		0.00	-0.01	0.02

Serie	Nº años	TEMPERATURAS MÁXIMAS					TEMPERATURAS MÍNIMAS				
		Mann-Kendall Z	Signif. Z	Sen pendiente °C/año	Sen conf. 95% max	Sen conf. 95% min	Mann-Kendall Z	Signif. Z	Sen pendiente °C/año	Sen conf. 95% max	Sen conf. 95% min
<b>GRUPO 3</b>											
Utiel-modelo	63	3.48	***	0.02	0.01	0.02	-3.30	***	-0.01	-0.01	0.00
Utiel-correctado	59	3.57	***	0.02	0.01	0.02	-2.96	**	-0.01	-0.01	0.00
Utiel-observado	59	-1.39		-0.02	-0.04	0.01	1.62		0.01	0.00	0.02
Ontinyent-modelo	63	3.71	***	0.02	0.01	0.02	-0.68		0.00	-0.01	0.00
Ontinyent-correctado	61	3.70	***	0.02	0.01	0.02	-0.54		0.00	-0.01	0.00
Ontinyent-observado	61	0.86		0.01	-0.01	0.02	1.85	+	0.01	0.00	0.02
<b>GRUPO 4</b>											
Morella-modelo	63	3.77	***	0.02	0.01	0.03	2.61	**	0.01	0.00	0.02
Morella-correctado	36	2.33	*	0.01	0.00	0.02	1.24		0.01	0.00	0.02
Morella-observado	36	3.06	**	0.04	0.02	0.06	3.42	***	0.04	0.02	0.06
Aras-modelo	63	4.08	***	0.02	0.01	0.03	2.68	**	0.01	0.00	0.02
Montgó-modelo	63	3.82	***	0.02	0.01	0.02	2.68	**	0.01	0.00	0.01

TABLA 3: Resultados del test de tendencia de Mann-Kendall y su significación estadística (\*\*\* 99,9% ; \*\* 99% ; \* 95% ; + 90%), y la estimación Sen de pendiente por año con sus intervalos de confianza (95%).

En general se observa bastante coincidencia entre datos observados y corregidos respecto a una tendencia al ascenso de las temperaturas máximas entre 1948 y 2010. Sin embargo, las temperaturas mínimas muestran resultados mixtos y más controvertidos. El grupo 1 se ve caracterizado por una fuerte tendencia al ascenso de las temperaturas mínimas en datos observados, que se ve neutralizada en datos corregidos. Hay que destacar que estas estaciones corresponden todas a áreas urbanas, o bien preitorales. Las más urbanas (Valencia, Alicante, Elche, Requena), muestran una tendencia en las mínimas aún mayor, anulada totalmente en la serie corregida. Es significativo el caso de Requena, por tratarse de una población interior y menor que las otras tres, pero en donde la estación de observación se sitúa en el centro de la ciudad. Además, el grupo 1 se ha subdividido en dos subgrupos, puesto que en el 1b tiende a invertirse el resultado para con las máximas, que no muestran tendencia en los datos observados, mientras que la tendencia al ascenso es restaurada en los corregidos. Esto puede tener que ver también con el propio fenómeno de la isla de calor (mayor convección diurna = refrigeración en superficie?). Esto no se observa en el grupo 1a.

El grupo 2 corresponde a estaciones situadas en ambientes más rurales y menos urbanizados, o poblaciones pequeñas. Al contrario que en el grupo anterior, aquí se observan tendencias bastante coincidentes entre la serie modelo y corregida con respecto a la observada, con la particularidad de que para las mínimas se confirman tendencias nulas o bien débiles, coincidentes, contrastando con una firme tendencia al ascenso de las máximas.

En el grupo 3 se han incluido las estaciones con un comportamiento más peculiar con respecto al esquema de los dos primeros grupos, aunque aparecen elementos colineales, como la inclinación en datos corregidos a la confirmación de una tendencia térmica al ascenso en máximas, y el caso contrario con las mínimas.

Especial interés tienen el caso de Morella porque, a diferencia de los anteriores, muestra una tendencia al ascenso que se confirma con la serie modelo y corregida, tanto en máximas como en mínimas, por lo que desaparece un comportamiento distinto entre ambas variables. Dada la peculiaridad de Morella, situada en un promontorio sobreelevado, y a mayor altitud que el resto de estaciones, decidimos modelizar otros casos en situaciones altas y sobreelevadas respecto al relieve circundante, conformando así el grupo 4. Para ello trabajamos con dos estaciones automáticas de la

Fundación CEAM. Aunque se trata de series cortas, la alta calidad y bajo error en la modelización obtenida nos dio confianza en realizar una extrapolación a todo el periodo de reanálisis. La tendencia obtenida con la serie modelo para Aras y el Montgó coincidió plenamente con lo observado en Morella. De modo que parece estar indicando que, fuera del ámbito de valles y llanuras, las temperaturas han tendido a aumentar tanto máximas como mínimas, casi por igual.

La neutralización de la tendencia al ascenso de temperaturas mínimas en zonas llanas y depresiones podría relacionarse con un aumento de las inversiones térmicas nocturnas, dada una mayor frecuencia de situaciones anticiclónicas o de calma fruto del cambio climático, efecto que desaparece con la altura. De ser esto cierto, las estaciones del interior más sensibles a las inversiones térmicas nocturnas podrían incluso tener una tendencia negativa con las mínimas, y esto concuerda con la tendencia negativa que muestran las mínimas en Utiel, y en menor grado en Requena y Adzaneta, en la serie modelo o corregida.

#### 4. CONCLUSIONES

Un downscaling estadístico de series diarias de temperatura a través de una red neuronal se ha revelado como un elemento viable para la reconstrucción de series SAT, además de ser una alternativa para constituir una referencia para su homogeneización. Entendemos que este no es un enfoque sustitutivo de los métodos conocidos de homogeneización, sino alternativo y complementario, por cuanto sus posibles puntos débiles no coinciden con los de los procedimientos de homogeneización conocidos, aportando así un valor complementario al juzgar la señal del cambio climático.

Los resultados apuntan a una alta probabilidad de que las acusadas tendencias al calentamiento de las mínimas que muestran las series urbanas y litorales sean debidas en mayor medida a un efecto urbano que al cambio climático. Sin embargo, esto no invalida el cambio climático, por cuanto se confirma la tendencia general al ascenso de las máximas, y, sobre todo, se confirma un ascenso tanto de máximas como mínimas en zonas altas y montañosas (fuera de toda posible influencia urbana). La falta de tendencia positiva con las mínimas se produce sólo en depresiones y llanuras, que por otra parte es donde se sitúan la inmensa mayoría de observatorios, y que podría relacionarse con un aumento en la frecuencia de situaciones estables causantes de inversión térmica, compensando así una tendencia general al calentamiento.

#### REFERENCIAS

- Ahmed Kazi 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.
- Aguilar E., López JM., Brunet M., Saladié O., Sigró J., López D. 1999. Control de Calidad y Proceso de Homogeneización de Series Térmicas Catalanas. *La Climatología española en los albores del siglo XXI* (eds. Raso JM and Martín-Vide J). Oikos-Tau y Asociación Española de Climatología, Serie A, n° 1, Barcelona, 15-23.
- Alexandersson H., Moberg A. 1997. Homogeneization of Swedish Temperature Data. Part I: Homogeneity Test for Linear Trends. *International Journal of Climatology*, **17**: 25–34. DOI: 10.1002/(SICI)1097-0088(199701)17:1<25::AID-JOC103>3.0.CO;2-J.
- Bengtsson L., Hagemann S., Hodges KI. 2004. Can climate trends be calculated from reanalysis data? *J. Geophys. Res.*, **109**, D11111, DOI:10.1029/2004JD004536.
- Bishop CM. 1995. *Neural Networks for Pattern Recognition*. Oxford: Oxford University Press. ISBN: 0-19-853849-9 (hardback).
- 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* (eds. Dole R, Hoerling M, and Schubert S). National Oceanic and Atmospheric Administration, National Climatic Data Center, Asheville, NC, 156 pp.

- Coulibaly P., Dibike YB., Anctil F. 2005. Downscaling precipitation and temperature with temporal neural networks. *Journal of Hydrometeorology*, **6**(4): 483-496.
- Domonkos P., Venema V., Mestre, O. 2012. Efficiencies of homogenisation methods: Our present knowledge and its limitation. *Proceedings of the 7th Seminar and Quality Control in Climatological Databases*.
- Haylock MR., Cawley GC., Harpham C., Wilby RL., Goodess CM. 2006. Downscaling heavy precipitation over the United Kingdom: a comparison of dynamical and statistical methods and their future scenarios. *International Journal of Climatology*, **26**(10): 1397-1415. DOI: 10.1002/joc.1318.
- Hewitson BC., Crane RG. 1996. Climate downscaling: Techniques and application. *Climate Research*, **07**: 97-110.
- James G. 2003. Variance and Bias for General Loss Functions. *Machine Learning* **51**: 115-135.
- 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 KC., Ropelewski C., Wang J., Leetmaa A., Reynolds R., Jenne R., Joseph D. 1996. The NCEP / NCAR 40-year reanalysis project. *Bulletin of the American Meteorological Society*, **77**: 437-471.
- Mendes D., Marengo JA. 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): 413-421, DOI: 10.1007/s00704-009-0193-y.
- Quereda Sala J., Gil Olcina A., Pérez Cuevas A., Olcina Cantos J., Rico Amorós A., Montón Chiva E. 2000. Climatic warming in the Spanish Mediterranean: natural trend or urban effect. *Climatic Change*, **46** (4): 473-483. DOI: 10.1023/A:1005688608044.
- Quereda J., Ruescas AB., Montón E., Escrig J., Mollá, B. 2004. Detection of the urban effect over temperature trend by means of NOAA-AVHRR Imagery. *MeCeo, First Mediterranean Conference on Earth Observation*, Belgrado, pp. 32-39.
- Rubinstein KG., Khan VM., Sterin AM. 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, 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**.
- Simmons AJ., Jones PD., da Costa Bechtold V., Beljaars ACM., Källberg PW., Saarinen S., Uppala SM., Viterbo P., 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**: 3866–3873. DOI: 10.1175/1520-0442(2004)017<3866:OTIORP>2.0.CO;2.
- Tebaldi C., Knutti R. 2007. The use of the multi-model ensemble in probabilistic climate projections. *Philosophical transactions. Series A, Mathematical, physical, and engineering sciences*, **365**(1857): 2053-75. DOI: 10.1098/rsta.2007.2076.
- Wang, XL. 2008. Penalized maximal F-test for detecting undocumented mean-shifts without trend-change. *J. Atmos. Oceanic Tech.*, **25** (3): 368-384. DOI:10.1175/2007/JTECHA982.1.