

Cambio climático en la *península Ibérica*

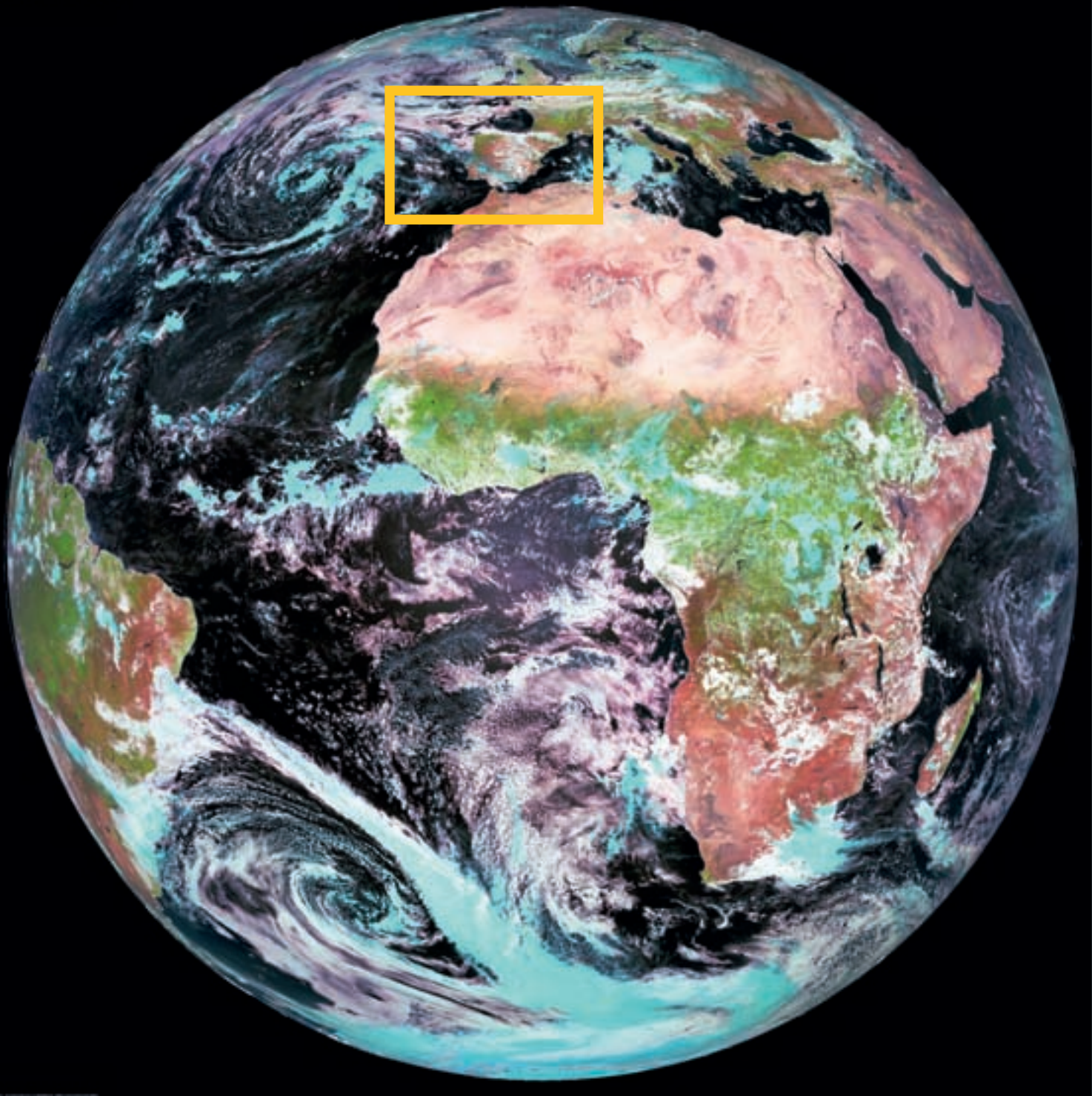
Evidencia basada en técnicas de integración fraccional

Aunque la existencia del cambio climático es un hecho reconocido por prácticamente toda la comunidad científica internacional, la magnitud de dicho cambio sigue estando sujeta a una profunda controversia debido a las distintas técnicas estadísticas empleadas para su cálculo. En este proyecto empleamos nuevas técnicas estadísticas basadas en los conceptos de memoria larga e integración fraccional, y utilizamos dichas técnicas en el estudio de las anomalías en las temperaturas máximas, mínimas y medias mensuales en distintas localizaciones de España y Portugal. Los resultados indican que los órdenes de integración de las series son positivos y menores que 1 en todos los casos, sugiriendo que el uso de técnicas tradicionales basadas en procesos $I(0)$ e $I(1)$ puede producir resultados erróneos en cuanto a la medición del calentamiento en las temperaturas. Nuestros resultados también indican tendencias lineales significativas, aunque en menor medida que cuando se supone que las series son estacionarias $I(0)$. Por último, también se examinan tendencias lineales segmentadas, y los resultados indican evidencia de un cambio estructural en los datos, con un mayor incremento en las temperaturas en los periodos recientes de las muestras.

El objetivo de este proyecto ha sido estudiar si las tendencias lineales detectadas en las series temporales climatológicas son significativas desde un punto de vista estadístico. Para ello examinamos las anomalías en relación con las medias mensuales de las temperaturas diarias, máximas, mínimas y medias en diez localizaciones específicas de la península Ibérica.

Es un hecho empíricamente demostrable que las temperaturas, tanto globales como hemisféricas y locales, se han incrementado sustancialmente en los últimos 150 años. Debido en parte al interés global por el cambio climático, es habitual encontrar artículos en revistas científicas que analizan el comportamiento de una variable climática (generalmente las temperaturas) a lo largo del tiempo, estudiando si dicha variable contiene una tendencia significativa que nos pudiera indicar cuánto y en qué dirección están cambiando las temperaturas. Por otro lado, otras dos características comúnmente observables en las series del tiempo climatológicas son su dependencia en el tiempo y un alto grado de estacionalidad. En este trabajo empleamos nuevas técnicas estadísticas y econométricas que incluyen estas características observables en los datos dentro de un mismo tratamiento matemático.

Por LUIS ALBÉRIKO GIL ALAÑA. Universidad de Navarra.



Con el fin de motivar el trabajo, denotamos y_t a la temperatura observada en un determinado momento de tiempo t . Del mismo modo, y_t será también la serie temporal sobre la que implementaremos la inferencia estadística de nuestros modelos. Esto es, $y_t = \{y_t, t = 1, 2, \dots, T\}$. La manera habitual de modelizar el cambio climático consiste en asumir una tendencia de tipo lineal en el tiempo tal que

$$y_t = \alpha + \beta t + u_t, \quad t = 1, 2, \dots$$

(ecuación 1)

donde α y β son los parámetros correspondientes a la constante y tendencia lineal respectivamente, y u_t es un término de error. Así, β mide el cambio medio en y_t por unidad de tiempo, y en el contexto de series temporales climatológicas, el calentamiento en las temperatu-

ras ocurre si el parámetro β es positivo, en cuyo caso hay una tendencia creciente en las temperaturas. Así, podemos contrastar la siguiente hipótesis nula

$$H_0: \beta = 0,$$

(ecuación 2)

en (1), y el efecto calentamiento quedará validado si rechazamos dicha hipótesis en favor de la alternativa $H_a: \beta > 0$.

Sin embargo, un punto crucial aquí es la correcta estimación de β en la ecuación (1). Así, por ejemplo, si suponemos que u_t es una variable aleatoria independientemente obtenida a partir de una distribución normal con media cero y varianza constante, la estimación basada en Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) estará eficientemente calculada, y la inferencia estadística se basará entonces en los estadísticos habituales t y F (véase, por ejemplo, Hamilton, 1994, Capítulo 16).

Por otro lado, el término de error u_t puede poseer cierta dependencia temporal, siguiendo, por ejemplo, un proceso autoregresivo de orden 1 (AR(1)), esto es,

$$u_t = \rho u_{t-1} + v_t, \quad t = 1, 2, \dots \quad (\text{ecuación 3})$$

con $|\rho| < 1$. Este modelo ha sido ampliamente utilizado por la comunidad científica climatológica dada su relación con las ecuaciones diferenciales estocásticas de orden 1. En este caso, se puede usar la transformación de Prais-Winsten (1954) con el fin de obtener un estadístico t que converja en distribución a una variable aleatoria $N(0,1)$. Sin embargo, autores como Park y Mitchell (1980) y Woodward y Gray (1993) han encontrado importantes distorsiones en los tamaños de los tests cuando el coeficiente autoregresivo está cercano a 1. Además, si la estructura de autocorrelación en u_t es mayor que la de un proceso AR(1), entonces el estimador MCO de β es asintóticamente equivalente al obtenido por Mínimos Cuadrados Generalizados (MCG) en caso de que la correlación sea conocida (Grenander y Rosenblatt, 1957). Si queremos obtener contrastes de hipótesis asintóticamente válidos, los coeficientes de la matriz de varianzas y covarianzas asintóticas han de ser estimados consistentemente. Ésta es la aproximación seguida, por ejemplo, por Bloomfield y Nychka (1992). Es-

Autores españoles han estudiado la evolución de las temperaturas entre 1850 y 2003 mediante una serie de datos diarios recogidos a través del proyecto Emulate

tos autores encontraron una tendencia significativa en las conocidas series de temperaturas de Hansen y Lebedeff (1987, 1988).

En cualquier caso, los métodos de estimación clásicos, tales como MCO o MCG, se basan en el supuesto de que el término de error u_t en la ecuación (1) se comporta «correctamente», en el sentido de que si hay algún tipo de dependencia temporal en dicho término, ésta es «dependencia en su forma débil». En términos matemáticos, u_t ha de ser un proceso integrado de orden 0 (denotado como $I(0)$). Estos procesos $I(0)$ se caracterizan porque son procesos estacionarios en covarianza que presentan una función de densidad espectral que es positiva y acotada en todas sus frecuencias a lo largo del espectro. Esta definición incluye dentro de los procesos $I(0)$ los procesos llamados «ruido blanco» (*white noise*), pero también otros con estructura dependiente débil, tales como los AR(1) (ecuación 3), los media móvil (*Moving Average*, MA) y, en general, todos los procesos ARMA estacionarios.

Por otra parte, si consideramos que la serie temporal, una vez que la tendencia lineal ha sido removida, esto es, u_t , es un proceso no estacionario, la manera más común de modelarlo es asumir que el coeficiente ρ en la ecuación (3) es igual a 1. En dicho caso, se dice que u_t es un proceso integrado de orden 1 (y denotado por $I(1)$), y mientras u_t es no estacionario, sus primeras diferencias, $(1 - L)u_t = u_t - u_{t-1}$, son estacionarias, y la inferencia estadística ha de basarse en el proceso diferenciado. En otras palabras, u_t es integrado de orden 1, o $I(1)$, si

$$(1 - L)u_t = v_t, \quad t = 1, 2, \dots \quad (\text{ecuación 4})$$

donde L es el operador de retardos ($Lu_t = u_{t-1}$) y v_t es $I(0)$, tal como lo hemos definido anteriormente. En este contexto, el modelo planteado por las ecuaciones (1) y (4) se convierte en:

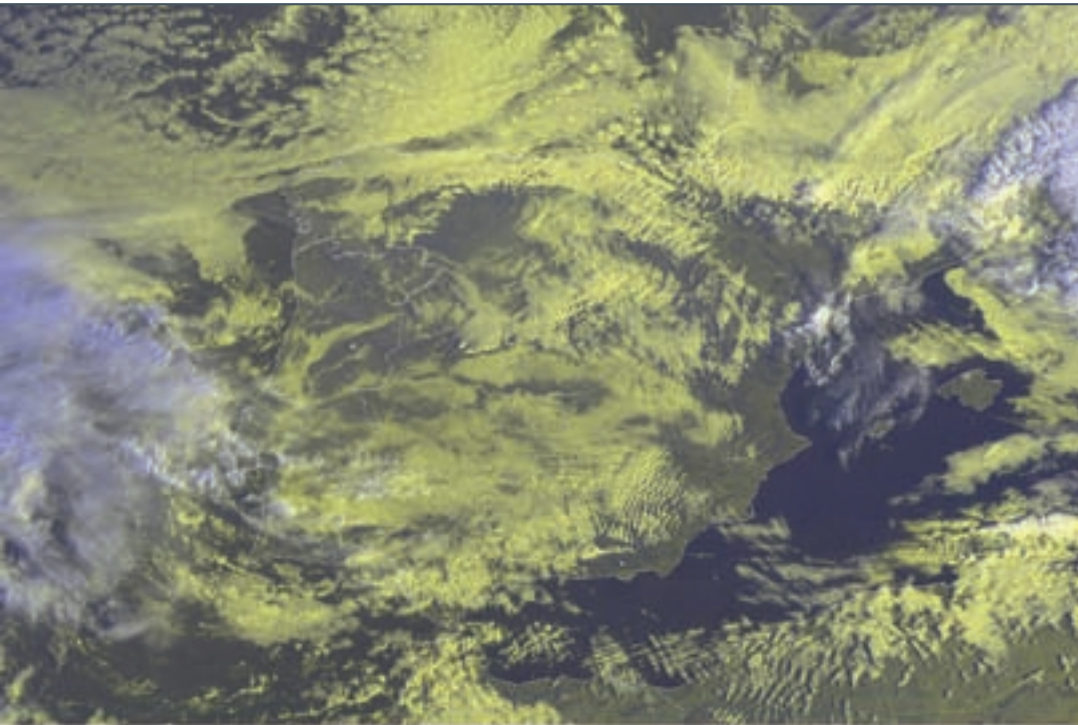
$$\Delta y_t = \beta + v_t, \quad t = 1, 2, \dots \quad (\text{ecuación 5})$$

donde $\Delta = (1 - L)$ es el operador de primeras diferencias. Aquí podremos construir un estadístico t para contrastar la hipótesis nula (2) de «no calentamiento» frente a la alternativa de «calentamiento» ó $\beta > 0$. En este contexto, si v_t es un proceso de ruido blanco (*white noise*), y_t sigue entonces un llamado «paseo aleatorio» (*random walk*) con constante, mientras que si permitimos dependencia temporal débil (por ejemplo, un proceso ARMA(p, q)) en v_t , entonces y_t se dice que sigue un proceso integrado ARMA o ARIMA($p, 1, q$).

Sin embargo, es importante tener en cuenta que los modelos $I(0)$ y $I(1)$ son meramente casos particulares de una serie de modelos más general, llamados procesos integrados fraccionalmente o procesos $I(d)$, donde el parámetro d , que indica el número de diferencias requeridas para conseguir convertir la serie en un proceso $I(0)$, puede ser un número fraccional. Estos modelos se explicarán en detalle en un capítulo posterior y serán la base sobre la que constituiremos nuestro análisis econométrico.

Revisión de la literatura empírica

El indicador más habitualmente utilizado en el estudio de cambio climático es la temperatura de la superficie terrestre, y existen gran cantidad de artículos que han estudiado la significa-



tividad de las tendencias en las temperaturas medias tanto globales como regionales.

Centrándonos en los trabajos que analizan las temperaturas en ámbitos regionales, encontramos artículos que estudian el cambio climático en Alaska y en las regiones del norte de Canadá (Juday, 1984; Chapman y Walsh, 1993; Serreze *et al.*, 2000; Stafford *et al.*, 2000; Keimig y Bradley, 2002; Hartmann y Wandler, 2005; Robeson, 2008; Gil-Alana, 2009a, etc.), en el Reino Unido, analizando datos correspondientes al CET (*Central England Temperatures*) (Harvey y Mills, 2003; Gil-Alana, 2003, 2004a, 2008a; Karoly y Stott, 2006; etc.), en Estados Unidos (Gaffen y Ross, 1999; DeGaetano y Allen, 2002; Gil-Alana, 2009a; Fall *et al.*, 2009), en Australia (Yu y Neil, 1993; Perkins *et al.*, 2007; Gil-Alana, 2009b), etc.

En lo referente al caso de España, el número de estudios es muy limitado. Brunet *et al.* (2002) examinaron las temperaturas españolas en un amplio periodo de tiempo (1850-2003), empleando una nueva serie de datos diarios de temperaturas medias recogidos a través del proyecto Emulate, financiado por la UE. Sus resultados sugieren un significativo incremento en las temperaturas durante todo el periodo muestral, sien-

do especialmente llamativo el incremento a partir del año 1973. Otros recientes artículos analizando las temperaturas en España son Jones y Moberg (2003) y Sigró *et al.* (2005).

El modelo estadístico. Procesos de memoria larga

En el análisis de series temporales meteorológicas con datos mensuales hay varios aspectos que deben ser tenidos en cuenta en su modelización matemática. El primero de ellos es claramente la existencia de una tendencia en el tiempo que es la principal característica del posible cambio climático. Además, la existencia de dependencia temporal es otro factor a considerar para una correcta estimación de los parámetros en el modelo. Finalmente, si los datos presentan estacionalidad, este tipo de periodicidad también debe ser analíticamente examinado.

En vista del punto anterior, la tendencia ha de ser recogida tal como la describimos en la ecuación (1), donde β será el indicador del cambio climático. Además, en dicha ecuación, u_t puede presentar dependencia temporal, bien recogida a través de un proceso AR(1), tal como vimos en la ecuación (3), o, en caso de existir componentes de tipo estacional, di-

cha ecuación puede ser reemplazada por un proceso AR(1) estacional, tal que,

$$u_t = \rho u_{t-s} + v_t, \quad t = 1, 2, \dots, \quad (\text{ecuación 6})$$

donde s indica el número de periodos de tiempo por año (esto es, $s = 4$ con datos de tipo trimestral, ó $s = 12$ con datos mensuales). Por último, u_t vimos que podía ser $I(0)$ (en caso de presentar un comportamiento estacionario) o $I(1)$ (en caso de no estacionariedad). Sin embargo, también hemos visto que puede ser un proceso integrado fraccionalmente o $I(d)$, donde d es un valor real.

En general, diremos que u_t es integrado de orden d o $I(d)$ si puede representarse tal que:

$$(1-L)^d u_t = v_t, \quad t = 1, 2, \dots, \quad (\text{ecuación 7})$$

donde $u_t = 0$, $t \leq 0$, y v_t es un proceso $I(0)$. Nótese que el polinomio en el lado de la izquierda de la ecuación (7) se puede representar usando su expansión binomial, tal que para todo valor real d ,

$$(1-L)^d = \sum_{j=0}^{\infty} \binom{d}{j} (-1)^j L^j = 1 - dL + \frac{d(d-1)}{2} L^2 - \dots$$

Así, si el parámetro d es un valor entero, u_t será una función de un número finito de observaciones pasadas, mientras que si d es un valor no entero (esto es, fraccional), u_t dependerá de valores de la serie temporal alejados hacia atrás en el tiempo. Es decir, dependerá de toda su historia pasada, y cuanto más alto sea el valor de d , mayor será el grado de dependencia entre las observaciones alejadas en el tiempo.

Estos modelos integrados fraccionalmente o modelos $I(d)$ han sido ampliamente utilizados en los últimos años a la hora de analizar series de tiempo meteorológicas y climatológicas, y se ha de-

mostrado que en muchos casos el valor del parámetro de diferenciación fraccional d es un valor comprendido entre 0 y 1 (véanse, por ejemplo, los artículos de Bloomfield, 1992; Smith, 1993; Lewis y Ray, 1997; Pethkar y Selvam, 1997; Koscielny-Bunde *et al.*, 1998; Pelletier y Turcotte, 1999; Percival *et al.*, 2004; Maraun *et al.*, 2004; Gil-Alana, 2003, 2005; etc.).

Si el parámetro d es positivo en la ecuación (7), diremos que u_t posee memoria larga. En este artículo consideramos el siguiente modelo:

$$y_t = \beta_0 + \beta_1 t + x_t, \quad t = 1, 2, \dots \quad (\text{ecuación 8})$$

junto con,

$$(1-L)^d x_t = u_t; \quad u_t = \rho u_{t-1} + \varepsilon_t, \quad t = 1, 2, \dots \quad (\text{ecuación 9})$$

Así, aparte de la tendencia lineal (descrita por la ecuación (8)), consideramos un modelo de integración fraccional $I(d)$ en el estudio de la evolución de la serie en el largo plazo, junto con una estructura $AR(1)$ estacional para la dependencia débil mensual (ambos descritos por la ecuación (9)).

La metodología empleada en este proyecto se basa en un procedimiento de contraste de hipótesis desarrollado por Robinson (1994) que nos permitirá contrastar distintas hipótesis de tipo fraccional. La forma funcional de estos tests la encontramos en cualquiera de las numerosas aplicaciones empíricas de dichos tests (Gil-Alana y Robinson, 1997; Gil-Alana, 2000; etc.).

Por último, estudiamos la posible existencia de cambio estructural en contextos de integración fraccional. En este caso emplearemos un procedimiento recientemente desarrollado por Gil-Alana (2008b) que nos permitirá estudiar tendencias lineales segmentadas en series integradas fraccionalmente.

Datos

Como hemos mencionado anteriormente, el objetivo de este estudio es medir exhaustivamente la evolución de las temperaturas registradas en la península Ibérica utilizando técnicas de integración fraccional.

Para ello emplearemos datos correspondientes a las temperaturas diarias (máximas, mínimas y medias) obtenidas a partir del *European Climate Assessment & Dataset (ECA&D)*, recogidas por Klein Tank y sus coautores (2002). Las localizaciones específicas a estudiar se muestran en la tabla 1.

Sin embargo, con el fin de corregir posibles efectos o alteraciones diarias, los datos han sido transformados en medias

mensuales sobre las que se estudiarán sus propiedades estocásticas, en particular su dependencia temporal, la estacionalidad y la existencia de tendencias significativas. El periodo muestral para cada una de las series a estudiar se refleja en la tabla 2.

Resultados empíricos

Una versión más amplia de este artículo la iniciamos estudiando las temperaturas originales. Sin embargo, aquí nos centramos en las anomalías en relación con las temperaturas máximas, mínimas y medias mensuales en las 10 localizaciones específicas presentadas en la sección anterior.

En la tabla 3 presentamos los valores

Tabla 1. Las localizaciones específicas a estudiar serán las siguientes:

Localización	Coordenadas (LAT, LON)
ESPAÑA	
BADAJOS (Talavera)	LAT: + 38:53:00; LON: - 06:48:15;
MADRID	LAT: + 40:24:40; LON: - 03:39:19;
MÁLAGA	LAT: + 36:40:00; LON: - 04:28:43;
SALAMANCA	LAT: + 40:56:50; LON: - 05:28:19;
SAN SEBASTIÁN/DONOSTIA	LAT: + 43:18:24; LON: - 02:01:38;
VALENCIA	LAT: + 39:28:48; LON: - 00:21:08;
ZARAGOZA	LAT: + 41:39:43; LON: - 00:59:31;
PORTUGAL	
BEJA	LAT: + 38:01:00; LON: - 07:52:00;
LISBOA	LAT: + 38:43:00; LON: - 09:09:00;
OPORTO	LAT: + 41:08:00; LON: - 08:36:00;

Tabla 2. El periodo muestral para cada una de las series a estudiar es el siguiente:

Localización	Periodo muestral	Número de observaciones
BADAJOS	1955m1 - 2008m7	(643 obs.)
MADRID	1950m1 - 2008m7	(703)
MÁLAGA	1980m8 - 2008m7	(336)
SALAMANCA	1945m1 - 2008m7	(763)
SAN SEBASTIÁN/DONOSTIA	1936m11 - 2008m7	(861)
VALENCIA	1950m1 - 2008m7	(703)
ZARAGOZA	1959m10 - 2008m7	(585)
BEJA	1958m1 - 2008m7	(607)
LISBOA	1901m1 - 2008m7	(1291)
OPORTO	1941m1 - 2008m7	(811)

Tabla 3a. Estimadores de los coeficientes del modelo. Anomalías (temp. máx.).

Localización	d	Tendencia	AR (1) estac.
ESPAÑA			
BADAJOS	0.140 (0.077, 0.218)	0.02383 (3.522)	0.047
MADRID	0.133 (0.080, 0.198)	0.02935 (4.991)	0.066
MÁLAGA	0.137 (0.058, 0.237)	0.02409 (2.541)	-0.045
SALAMANCA	0.179 (0.141, 0.225)	0.00419 (0.567)	0.052
S. SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.089 (0.048, 0.139)	0.00875 (2.431)	-0.001
VALENCIA	0.184 (0.139, 0.240)	0.02289 (4.234)	0.021
ZARAGOZA	0.140 (0.085, 0.208)	0.02946 (3.699)	0.029
PORTUGAL			
BEJA	0.150 (0.088, 0.229)	0.02130 (2.766)	0.060
OPORTO	0.154 (0.108, 0.208)	0.00672 (1.471)	0.044
LISBOA	0.194 (0.163, 0.231)	0.01803 (6.520)	0.030

Tabla 3b. Estimadores de los coeficientes del modelo. Anomalías (temp. mín.).

Localización	d	Tendencia	AR (1) estac.
ESPAÑA			
BADAJOS	0.225 (0.172, 0.293)	0.01027 (1.088)	-0.057
MADRID	0.165 (0.116, 0.224)	0.01744 (3.126)	-0.011
MÁLAGA	0.191 (0.123, 0.275)	0.05538 (4.610)	-0.069
SALAMANCA	0.215 (0.170, 0.269)	-0.00365 (-0.504)	-0.084
S. SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.156 (0.124, 0.196)	0.01029 (2.460)	0.006
VALENCIA	0.201 (0.145, 0.268)	0.03333 (5.830)	-0.066
ZARAGOZA	0.137 (0.082, 0.206)	0.03306 (5.568)	-0.008
PORTUGAL			
BEJA	0.157 (0.109, 0.216)	0.02552 (4.232)	0.015
OPORTO	0.208 (0.169, 0.255)	0.01897 (3.518)	-0.031
LISBOA	0.218 (0.188, 0.254)	0.00685 (2.751)	0.007

Tabla 3c. Estimadores de los coeficientes del modelo. Anomalías (temp. med.).

Localización	d	Tendencia	AR (1) estac.
ESPAÑA			
BADAJOS	0.174 (0.122, 0.239)	0.01774 (2.816)	0.013
MADRID	0.132 (0.079, 0.196)	0.02388 (4.804)	0.042
MÁLAGA	0.195 (0.120, 0.289)	0.03967 (3.724)	-0.065
SALAMANCA	0.186 (0.150, 0.230)	0.00008 (0.013)	-0.011
S. SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.122 (0.086, 0.166)	0.00914 (2.413)	-0.0001
VALENCIA	0.190 (0.137, 0.255)	0.02801 (5.536)	-0.032
ZARAGOZA	0.142 (0.086, 0.211)	0.03125 (4.734)	0.010
PORTUGAL			
BEJA	0.142 (0.088, 0.210)	0.02374 (4.100)	0.052
OPORTO	0.154 (0.108, 0.208)	0.00677 (1.484)	0.045
LISBOA	0.177 (0.143, 0.218)	0.01236 (5.847)	0.018

En paréntesis, en la segunda columna, las bandas de confianza al 95% para los valores estimados de d; en la tercera columna, t-values del coeficiente de la tendencia lineal.

de los parámetros estimados en el modelo representado por las ecuaciones (8) y (9), incluyendo por tanto una tendencia lineal, integración fraccional en la frecuencia cero y un proceso autoregresivo estacional. La tabla 3a) se refiere a las temperaturas máximas, la tabla 3b) a las temperaturas mínimas y la tabla 3c), a las temperaturas medias. La segunda columna de las tablas presenta los valores del parámetro de integración fraccional junto con su intervalo de confianza al nivel de significación del 5%; la siguiente columna se refiere al coeficiente de la tendencia lineal (con su t-value en paréntesis), y la columna cuarta se refiere a la estimación del parámetro autoregresivo estacional.

Inicialmente estudiamos el comportamiento de las temperaturas máximas. La primera observación en esta tabla es que todos los estimadores del parámetro de integración fraccional son significativamente positivos, oscilando entre 0.089 (San Sebastián/Donostia) y 0.194 (Lisboa). Esto implica que los valores obtenidos para la tendencia usando los modelos estacionarios I(0), esto es, imponiendo $d = 0$, están erróneamente calculados. Si nos fijamos ahora en las tendencias, observamos que los valores son positivos y significativos en todos los casos, salvo en los datos correspondientes a Salamanca y Oporto. Por otra parte, el parámetro autoregresivo estacional es muy cercano a 0, implicando que gran parte del comportamiento estacional ha sido removido a través de las anomalías.

Si nos fijamos ahora en las anomalías en relación a las temperaturas mínimas (tabla 3b), los órdenes de integración son sustancialmente superiores al caso anterior, oscilando entre 0.137 (Zaragoza) y 0.225 (Badajoz). Por tanto, el grado de memoria larga es mayor en las anomalías referidas a las temperaturas mínimas que a las máximas. Las tendencias

son significativas en la mayoría de los casos, siendo Badajoz y Salamanca las excepciones, y de nuevo, los coeficientes autoregresivos son cercanos a 0. Finalmente, en relación a las temperaturas medias (tabla 3c), los estimadores del parámetro d son todos de nuevo estadísticamente significativos y oscilan entre 0.122 (San Sebastián/Donostia) y 0.195 (Málaga), correspondiendo a Salamanca y Oporto las únicas tendencias lineales no significativas.

Comparando las tendencias en los casos donde el parámetro d es estimado fraccionalmente y donde se impone $d = 0$, y empezando de nuevo con las temperaturas máximas (tabla 4a), observamos que, en general, los coeficientes son ligeramente más bajos en el caso de integración fraccional. En el caso de Salamanca, vemos que la tendencia es significativa si imponemos $d = 0$, mientras que resulta no significativa si d es estimado sin restricciones; lo mismo ocurre en el caso de Oporto para Portugal. Finalmente, observamos que el mayor incremento en las temperaturas se da en los casos de Madrid y Zaragoza, seguidos de Málaga y Badajoz.

En relación con las temperaturas mínimas (tabla 4b), vemos de nuevo que si imponemos $d = 0$, todas las tendencias resultan significativas, mientras que si estimamos d fraccionalmente, la tendencia es no significativa en los casos de Salamanca y Badajoz. El mayor incremento en las anomalías tiene lugar en las series correspondientes a Málaga, seguido de Valencia y Zaragoza. Resultados similares se obtienen en el caso de las anomalías en relación con las temperaturas medias (en la tabla 4c), con los mayores incrementos obtenidos de nuevo en los casos de Málaga, Zaragoza y Valencia. Además, las tendencias que eran significativas en todos los casos bajo el supuesto de $d = 0$, dejan de serlo en los casos de Salamanca y Opor-

Tabla 4a. Tendencias con d estimado y con $d = 0$. Anomalías (temp. máximas).

Localización	d estimado	$d = 0$
ESPAÑA		
BADAJEZ	0.02383 (3.522)	0.02562 (7.170)
MADRID	0.02935 (4.991)	0.03019 (9.517)
MÁLAGA	0.02409 (2.541)	0.02394 (4.331)
SALAMANCA	0.00419 (0.567)	-0.01458 (-2.979)
SAN SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.00875 (2.431)	0.00882 (3.786)
VALENCIA	0.02289 (4.234)	0.02476 (10.538)
ZARAGOZA	0.02946 (3.699)	0.03207 (7.490)
PORTUGAL		
BEJA	0.02130 (2.766)	0.02326 (5.935)
OPORTO	0.00672 (1.471)	0.00526 (2.388)
LISBOA	0.01803 (6.520)	0.01747 (16.925)

Tabla 4b. Tendencias con d estimado y con $d = 0$. Anomalías (temp. mínimas).

Localización	d estimado	$d = 0$
ESPAÑA		
BADAJEZ	0.01027 (1.088)	0.01607 (4.608)
MADRID	0.01744 (3.126)	0.01922 (7.347)
MÁLAGA	0.05538 (4.610)	0.05456 (9.484)
SALAMANCA	-0.00365 (-0.504)	-0.00687 (-1.707)
SAN SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.01029 (2.460)	0.00954 (4.776)
VALENCIA	0.03333 (5.830)	0.03331 (14.633)
ZARAGOZA	0.03306 (5.568)	0.03499 (10.842)
PORTUGAL		
BEJA	0.02130 (2.766)	0.02326 (5.935)
OPORTO	0.00672 (1.471)	0.00526 (2.388)
LISBOA	0.01803 (6.520)	0.01747 (16.925)

Tabla 4c. Tendencias con d estimado y con $d = 0$. Anomalías (temp. medias).

Localización	d estimado	$d = 0$
ESPAÑA		
BADAJEZ	0.01027 (1.088)	0.01607 (4.608)
MADRID	0.01744 (3.126)	0.01922 (7.347)
MÁLAGA	0.05538 (4.610)	0.05456 (9.484)
SALAMANCA	-0.00365 (-0.504)	-0.00687 (-1.707)
SAN SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.01029 (2.460)	0.00954 (4.776)
VALENCIA	0.03333 (5.830)	0.03331 (14.633)
ZARAGOZA	0.03306 (5.568)	0.03499 (10.842)
PORTUGAL		
BEJA	0.02130 (2.766)	0.02326 (5.935)
OPORTO	0.00672 (1.471)	0.00526 (2.388)
LISBOA	0.01803 (6.520)	0.01747 (16.925)

En negrita, tendencias significativamente distintas de 0.

to si el parámetro d es estimado fraccionalmente.

En la tabla 5 se representa cuantitativamente el incremento estimado en las temperaturas por cada 100 años de acuerdo con los modelos econométricos de integración fraccional examinados anteriormente. Se observa que, salvo en los casos de Salamanca (para las tres series) y Oporto (en relación con las temperaturas máximas), todos los demás incrementos son significativamente distintos de cero. Empezando con las anomalías en relación con las temperaturas máximas, vemos que los mayores incrementos se dan en Zaragoza (0.353° C/100 años), seguido de Madrid (0.352° C), Málaga (0.289° C) y Badajoz (0.286° C), mientras que los incrementos más bajos se dan en San Sebastián-Donostia (0.105° C) y en Salamanca y Oporto, en estas dos últimas localizaciones con valores no

Tabla 5. Incremento estimado en las temperaturas por cada 100 años

Localización	Temp. máximas	Temp. mínimas	Temp. medias
ESPAÑA			
BADAJOS	0.2859	0.1232	0.2128
MADRID	0.3522	0.2092	0.2865
MÁLAGA	0.2890	0.6645	0.4760
SALAMANCA	0.0502	-0.0438	0.0009
SAN SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.1050	0.1234	0.1096
VALENCIA	0.2746	0.3999	0.3361
ZARAGOZA	0.3535	0.3967	0.3750
PORTUGAL			
BEJA	0.2556	0.3062	0.2848
OPORTO	0.0806	0.22761	0.0812
LISBOA	0.2163	0.0822	0.1483

En negrita los incrementos significativamente distintos de cero.

significativamente distintos de cero. En relación con las anomalías en las temperaturas mínimas, el mayor incremento se da en Málaga (0.664° C), seguido a bastante distancia por Valencia (0.399°

C) y Zaragoza (0.396° C), mientras que los incrementos más bajos se dan ahora en San Sebastián/Donostia (0.123° C), Badajoz (0.123° C) y Lisboa (0.082° C) (Salamanca presenta una vez más incrementos no significativos). Finalmente, en relación con las anomalías en las temperaturas medias, los mayores incrementos corresponden de nuevo a Málaga (0.476° C), Zaragoza (0.375° C) y Valencia (0.336° C), y los valores más bajos corresponden a San Sebastián/Donostia (0.109° C), Oporto (0.081° C) y Salamanca, en esta última con incrementos no significativos.

A continuación, y con objeto de comparar mejor los resultados entre las distintas series de anomalías, utilizamos en todos los casos el mismo tamaño mues-

En el estudio se emplean datos de temperaturas diarias obtenidas a partir del European Climate Assessment&Dataset, recogidas por Klein Tank y sus coautores en 2002



Tabla 6a. Estimadores de los coeficientes del modelo usando en todos los casos el mismo tamaño muestral (1980m8 -2008m7). Anomalías (temp. máx.).

Localización	d	Tendencia	AR (1) estac.
ESPAÑA			
BADAJOS	0.094 (-0.002, 0.213)	0.01729 (1.282)	0.058
MADRID	0.087 (-0.001, 0.200)	0.02519 (1.872)	0.123
MÁLAGA	0.137 (0.058, 0.237)	0.02409 (2.541)	-0.045
SALAMANCA	0.080 (-0.001, 0.182)	0.04088 (2.856)	0.090
S. SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.072 (0.003, 0.157)	0.02210 (1.801)	0.009
VALENCIA	0.194 (0.127, 0.283)	0.03535 (2.441)	0.033
ZARAGOZA	0.057 (-0.030, 0.166)	0.03618 (3.016)	0.071
PORTUGAL			
BEJA	0.121 (0.029, 0.240)	0.01749 (1.160)	0.068
OPORTO	0.087 (0.012, 0.183)	0.02271 (1.979)	0.075
LISBOA	0.130 (0.047, 0.237)	0.02961 (2.390)	0.091

Tabla 6b. Estimadores de los coeficientes del modelo usando en todos los casos el mismo tamaño muestral (1980m8 -2008m7). Anomalías (temp. mín.).

Localización	d	Tendencia	AR (1) estac.
ESPAÑA			
BADAJOS	0.249 (0.168, 0.351)	0.03614 (1.576)	-0.047
MADRID	0.206 (0.136, 0.294)	0.01475 (0.846)	0.043
MÁLAGA	0.191 (0.123, 0.275)	0.05538 (4.610)	-0.069
SALAMANCA	0.230 (0.157, 0.322)	-0.0006 (-0.026)	-0.085
S. SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.114 (0.046, 0.198)	0.04474 (3.717)	-0.019
VALENCIA	0.219 (0.135, 0.324)	0.03931 (2.572)	-0.044
ZARAGOZA	0.101 (0.019, 0.204)	0.02528 (2.282)	0.004
PORTUGAL			
BEJA	0.165 (0.090, 0.259)	0.02967 (2.228)	0.042
OPORTO	0.220 (0.142, 0.318)	0.04989 (2.975)	-0.010
LISBOA	0.183 (0.109, 0.275)	0.02957 (2.548)	-0.012

Tabla 6c. Estimadores de los coeficientes del modelo usando en todos los casos el mismo tamaño muestral (1980m8 -2008m7). Anomalías (temp. med.).

Localización	d	Tendencia	AR (1) estac.
ESPAÑA			
BADAJOS	0.155 (0.073, 0.258)	0.02516 (1.859)	0.026
MADRID	0.117 (0.029, 0.226)	0.01984 (1.543)	0.090
MÁLAGA	0.195 (0.120, 0.289)	0.03967 (3.724)	-0.065
SALAMANCA	0.140 (0.070, 0.228)	0.01922 (1.332)	0.005
S. SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.092 (0.024, 0.175)	0.03286 (2.768)	-0.008
VALENCIA	0.217 (0.134, 0.324)	0.03705 (2.613)	-0.024
ZARAGOZA	0.082 (-0.004, 0.189)	0.03059 (2.769)	0.043
PORTUGAL			
BEJA	0.127 (0.041, 0.236)	0.02382 (1.999)	0.066
OPORTO	0.089 (0.013, 0.185)	0.02225 (1.926)	0.076
LISBOA	0.145 (0.062, 0.247)	0.02962 (2.713)	0.049

En paréntesis, en la segunda columna, las bandas de confianza al 95% para los valores estimados de d; en la tercera columna, t-values del coeficiente de la tendencia lineal.

tral, esto es, 336 observaciones, correspondientes al periodo 1980m8–2008m7. Los resultados, estimando d fraccionalmente, aparecen en la tabla 6.

Empezando con las anomalías en relación con las temperaturas máximas (tabla 6a), observamos que el parámetro d no es significativamente distinto de cero en los casos de Badajoz, Madrid, Salamanca y Zaragoza. En los casos restantes, el estimador de d resulta ser estrictamente positivo y significativamente distinto de cero. En lo que respecta a las

El estudio analiza las anomalías en relación con las medias mensuales de las temperaturas diarias (máximas, mínimas y medias) en diez lugares de la península Ibérica



tendencias, son positivas y significativas en todos los casos, exceptuando Badajoz en España y Beja en Portugal.

Si miramos las temperaturas mínimas (tabla 6b), observamos que el parámetro d es ahora significativamente positivo en todos los casos, lo que sugiere, una vez más, que hay mayor evidencia de procesos de memoria larga en las anomalías en las temperaturas mínimas que en las máximas. Observamos ahora tres localizaciones donde las tendencias no son estadísticamente significativas: Badajoz, Madrid y Salamanca. Finalmente, en relación con las anomalías en las temperaturas medias (tabla 6c), observamos valores de d significativamente positivos en todos los casos salvo en Zaragoza, donde la hipótesis de estacionariedad $I(0)$ no se rechaza. Las tendencias son ahora significativas en todas las localizaciones, salvo en Madrid y, una vez más, en Salamanca.

Las tablas 7a, 7b y 7c comparan los valores de las tendencias lineales estima-

Tabla 7a. Tendencias con d estimado y con $d = 0$ usando en todos los casos el mismo tamaño muestral (1980m8 -2008m7). Anomalías (temp. máximas).

Localización	d estimado	$d = 0$
España		
BADAJEZ	0.01729 (1.282)	0.01867 (2.016)
MADRID	0.02519 (1.872)	0.02599 (2.733)
MÁLAGA	0.02409 (2.541)	0.02394 (4.331)
SALAMANCA	0.04088 (2.856)	0.04095 (3.937)
SAN SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.02210 (1.801)	0.02283 (2.479)
VALENCIA	0.03535 (2.441)	0.03929 (5.694)
ZARAGOZA	0.03618 (3.016)	0.03671 (3.848)
Portugal		
BEJA	0.01749 (1.160)	0.01923 (2.057)
OPORTO	0.02271 (1.979)	0.02333 (2.874)
LISBOA	0.02961 (2.390)	0.03080 (4.148)

Tabla 7b. Tendencias con d estimado y con $d = 0$ usando en todos los casos el mismo tamaño muestral (1980m8 -2008m7). Anomalías (temp. mínimas).

Localización	d estimado	$d = 0$
España		
BADAJEZ	0.03614 (1.576)	0.03316 (3.742)
MADRID	0.01475 (0.846)	0.01781 (2.247)
MÁLAGA	0.05538 (4.610)	0.05456 (9.484)
SALAMANCA	-0.0006 (-0.026)	-0.00248 (-0.272)
SAN SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.04474 (3.717)	0.04521 (5.887)
VALENCIA	0.03931 (2.572)	0.04073 (6.196)
ZARAGOZA	0.02528 (2.282)	0.02531 (3.411)
Portugal		
BEJA	0.02967 (2.228)	0.03191 (4.554)
OPORTO	0.04989 (2.975)	0.04998 (6.936)
LISBOA	0.02957 (2.548)	0.02987 (5.228)

Tabla 7c. Tendencias con d estimado y con $d = 0$ usando en todos los casos el mismo tamaño muestral (1980m8 -2008m7). Anomalías (temp. medias).

Localización	d estimado	$d = 0$
España		
BADAJEZ	0.02516 (1.859)	0.02572 (3.487)
MADRID	0.01984 (1.543)	0.02130 (2.633)
MÁLAGA	0.03967 (3.724)	0.03920 (7.819)
SALAMANCA	0.01922 (1.332)	0.01885 (2.261)
SAN SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.03286 (2.768)	0.03348 (4.063)
VALENCIA	0.03705 (2.613)	0.04000 (6.507)
ZARAGOZA	0.03059 (2.769)	0.03100 (3.894)
Portugal		
BEJA	0.02382 (1.999)	0.02570 (3.559)
OPORTO	0.02225 (1.926)	0.02296 (2.831)
LISBOA	0.02962 (2.713)	0.03043 (4.927)

En negrita, tendencias significativamente distintas de 0.

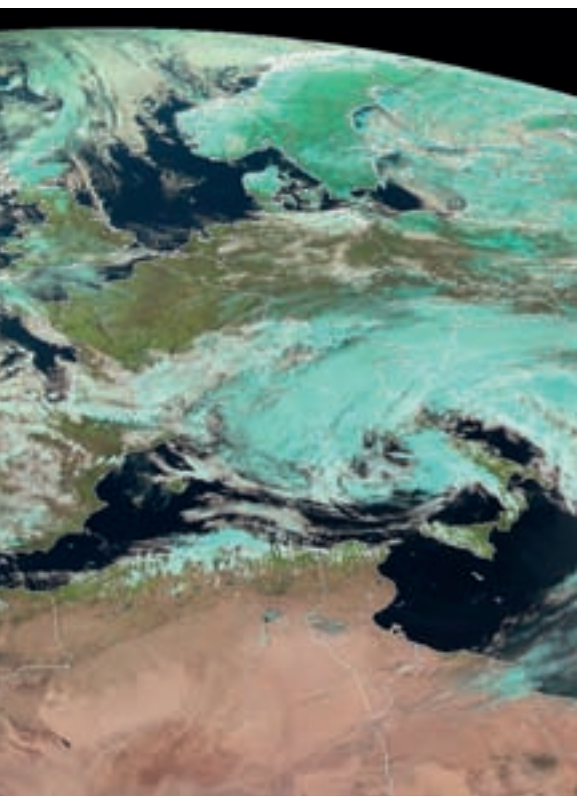


Tabla 8. Incremento estimado en las temperaturas por cada 100 años con datos desde 1980m8

Localización	Temp. máximas	Temp. mínimas	Temp. medias
España			
BADAJOS	0.2074	0.4336	0.3019
MADRID	0.3022	0.1770	0.2380
MÁLAGA	0.2890	0.6645	0.4760
SALAMANCA	0.4905	-0.0072	0.2306
SAN SEBASTIÁN/DONOSTIA	0.2652	0.5368	0.3943
VALENCIA	0.4242	0.4717	0.4446
ZARAGOZA	0.4341	0.3033	0.3670
Portugal			
BEJA	0.2098	0.3560	0.2858
OPORTO	0.2725	0.5986	0.2670
LISBOA	0.3553	0.3548	0.3554

En negrita los incrementos significativamente distintos de cero.

das en los dos casos, esto es, estimando d fraccionalmente e imponiendo el valor $d = 0$. Empezando de nuevo aquí con las anomalías en las temperaturas máximas, observamos que si imponemos $d = 0$, todas las tendencias son estadísticamente significativas, mientras que si d es estimado fraccionalmente, las tendencias dejan de ser significativas en los casos de Badajoz y Beja. En general, los valores son ligeramente más bajos si d es estimado a partir de los datos.

Centrándonos ahora en las anomalías en las temperaturas mínimas (tabla 7b), todas, exceptuando Salamanca, son significativas si imponemos $d = 0$, mientras que estimando d fraccionalmente, resultan no significativas las de Salamanca, Badajoz y Madrid. Al igual que en el caso anterior, los coeficientes son ahora ligeramente más bajos si d es estimado fraccionalmente. Finalmente, todas las tendencias son significativas con $d = 0$ en relación con las anomalías en las temperaturas medias (tabla 7c), y dejan de ser significativas si d es estimado fraccionalmente en los casos de Madrid y Salamanca. De nuevo, los valores son más bajos si d se estima a partir de los datos.

La tabla 8 recoge los incrementos estimados en las temperaturas durante 100

años usando exclusivamente la información disponible desde 1980m8. Empezando con las anomalías en las temperaturas máximas, se observa que ahora el mayor incremento se da en el caso de Salamanca (0.490° C/100 años), seguido de Zaragoza (0.4341° C) y Valencia (0.424° C), mientras que los incrementos más bajos se dan en San Sebastián (0.265° C) y Beja (0.209° C) junto con Badajoz (0.207° C), siendo el incremento no significativo en este último caso. Respecto a las anomalías en las temperaturas mínimas, los mayores incrementos se dan en Málaga (0.645° C), Oporto (0.598° C) y San Sebastián/Donostia (0.536° C), y las tendencias no son estadísticamente significativas en Badajoz y Salamanca. Finalmente, en relación con las anomalías en las temperaturas medias, los incrementos más altos corresponden a Málaga (0.476° C) y Valencia (0.444° C), y los menores, siendo no significativos, a Madrid (0.238° C) y Salamanca (0.230° C).

Comparando los valores de la tabla 8 con los presentados en la tabla 5, en general son más altos en la primera de ellas, implicando que el incremento en las temperaturas ha sido mayor en los últimos años. Las excepciones aquí son Badajoz y Beja (en relación con las temperaturas máximas), Madrid (en relación con las temperaturas máximas, mínimas y medias) y Zaragoza (con las temperaturas mínimas y medias).

En la parte final de este artículo mencionamos brevemente que en una versión ampliada del mismo se estudió la existencia de posibles tendencias lineales segmentadas en las anomalías mensuales de las temperaturas. Aquí se empleó la metodología de Gil-Alana (2008b), basada en el siguiente modelo,

$$y_t = \alpha_1 + \beta_1 t + x_t; (1-L)^{d_1} x_t = u_t, t = 1, \dots, T_b$$

$$y_t = \alpha_2 + \beta_2 t + x_t; (1-L)^{d_2} x_t = u_t, t = T_b + 1, \dots, T$$

donde α_1 y β_1 son los coeficientes correspondientes a la constante y la tendencia lineal, respectivamente, para la primera submuestra, y d_1 es el parámetro de integración fraccional en dicha submuestra, y, similarmente, α_2 , β_2 y d_2 son los parámetros correspondientes a la segunda submuestra, esto es, a los datos a partir del momento de cambio estructural que tiene lugar en el periodo de tiempo T_b y que se supone que es desconocido. Esta metodología ha sido recientemente empleada por Gil-Alana (2008c,d) en series temporales climatológicas.

Aunque no presentamos en este trabajo los resultados aquí obtenidos, lo más destacable es la existencia de cambio estructural en todas las series, y que las tendencias lineales presentan valo-

El hecho de que que muchas series temporales climatológicas sigan procesos $I(d)$ con $d > 0$, en vez de procesos $I(0)$, puede producir estimadores incorrectos del calentamiento en las temperaturas

res significativamente más altos en todos los casos en los periodos posteriores al cambio estructural, sugiriendo que el incremento en las temperaturas ha sido mayor en los periodos más recientes.

Conclusiones

Se han examinado las anomalías en relación con las medias mensuales de las temperaturas diarias, máximas, mínimas y medias en diez localizaciones específicas de la península Ibérica. El principal problema radica en que, cuando se estiman tendencias lineales en el tiempo, el procedimiento estadístico habitual consiste en utilizar Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) (o generalizados, MCG) bajo el supuesto de que la serie, una vez que la tendencia ha sido removida, sigue un proceso integrado de orden 0, esto es, $I(0)$. Sin embargo, a día de hoy, es un hecho comúnmente aceptado dentro de la comunidad científica internacional que muchas series

Los resultados del estudio indican la existencia de un incremento de las temperaturas en los últimos cien años en la península Ibérica

temporales climatológicas, en particular aquellas relacionadas con las temperaturas, no siguen procesos $I(0)$ sino procesos $I(d)$ con $d > 0$. Debido a ello, los estimadores de las tendencias basados en procesos $I(0)$ pueden estar sesgados, produciendo estimadores incorrectos del calentamiento en las temperaturas.

Lo primero que observamos es que los órdenes de integración son fraccionales y estadísticamente significativos en todos los casos examinados, siendo éstos superiores en caso de las anomalías en relación con las temperaturas mínimas.

Las tendencias son también estadísticamente significativas en prácticamente todos los casos. Las únicas series donde las tendencias no son significativas son Salamanca y Oporto (en relación con las temperaturas máximas); Badajoz y Salamanca (en relación con las temperaturas mínimas), y Salamanca y Oporto (en relación con las temperaturas medias). Los resultados también indican un incremento en las temperaturas en los últimos 100 años, que oscila en torno a ($0.10^\circ\text{C} - 0.35^\circ\text{C}$) en las anomalías en temperaturas máximas; ($0.08^\circ\text{C} - 0.66^\circ\text{C}$) en las anomalías en temperaturas mínimas y ($0.08^\circ\text{C} - 0.47^\circ\text{C}$) en las anomalías en relación con las temperaturas medias. A continuación repetimos los cálculos utilizando las series con el mismo número de observaciones en todos los casos (1980m7-2008m7), obteniendo tendencias lineales significativas en la mayoría de los casos. Los coeficientes de las tendencias son ahora más altos que en el caso anterior: ($0.20^\circ\text{C} - 0.49^\circ\text{C}$) en las anomalías en las temperaturas máximas, ($0.30^\circ\text{C} - 0.66^\circ\text{C}$) en las temperaturas mínimas y ($0.26^\circ\text{C} - 0.47^\circ\text{C}$) en las temperaturas medias, indicando que el calentamiento en las temperaturas ha sido mayor en los últimos años.

Finalmente, estudiamos la presencia de un posible cambio estructural y, por tanto, la existencia de tendencias lineales segmentadas. Aquí utilizamos un procedimiento propuesto por Gil-Alana (2008b) que permite estimar, de forma separada, los parámetros de las tendencias lineales y los órdenes de integración para cada submuestra. Los resultados indican evidencia de memoria larga en la mayoría de los casos. El hecho más notorio en los resultados obtenidos es que las tendencias presentan coeficientes más elevados en los periodos posteriores al cambio estructural, sugiriendo, una vez más, evidencia de un mayor calentamiento en las temperaturas en los periodos más recientes de las muestras. ♦



PARA SABER MÁS

- [1] Bloomfield, P., 1992: Trends in global temperatures. *Climatic Change*, 21: 275-287.
- [2] Bloomfield, P. y Nychka, D., 1992: Climate spectra and detecting climate change, *Climate Change* 21, 1-16.
- [3] Brunet, M.; Aguilar, E.; Saladie, O.; Sigró, J. y López, D., 2002: Warming phases in long term Spanish temperature change. In 13th symposium on global change and climate variations, 13-17 January 2002, Orlando, Florida, American Meteorological Society, Boston, USA, 30-32.
- [4] Chapman, W. y Walsh, J., 1993: Recent variation in sea ice and air temperature at high latitudes, *BAMS* 94, 33-48.
- [5] DeGaetano, A.T. y Allen, R.J., 2002: Trends in twentieth century temperature extremes across the United States, *Journal of Climate* 15, 3188-3205.
- [6] Fall, S.; Niyogi, D.; Gluhovsky, A.; Pielke, R.A. y Kalnay, E., 2009: Impacts of land use land cover on temperature trends over the continental United States, Assessment using the North American regional reanalysis, *International Journal of Climatology* (próxima aparición).
- [7] Gaffen, D.J. y Ross, R. J., 1999: Climatology and trends of US surface humidity and temperatures, *Journal of Climate* 12, 811-828.
- [8] Gil-Alana, L.A., 2000: Fractional integration in the purchasing power parity. *Economics Letters* 69, 285-288.
- [9] Gil-Alana, L.A., 2003: An application of fractional integration to a long temperature time series, *International Journal of Climatology*, 23, 1699-1710.
- [10] Gil-Alana, L.A., 2004a: Long memory behaviour in the daily maximum and minimum temperatures in Melbourne, *Meteorological Applications* 11, 319-328.
- [11] Gil-Alana, L.A., 2005: Statistical model of the temperatures in the northern hemisphere using fractional integration techniques, *Journal of Climate* 18, 5357-5369.
- [12] Gil-Alana, L.A., 2008a: Cyclical long range dependence and the warming effect in a long temperature time series, *International Journal of Climatology* 28, 1435-1443.
- [13] Gil-Alana, Luis A., 2008b: Fractional integration and structural breaks at unknown periods of time, *Journal of Time Series Analysis* 29: 163-185.
- [14] Gil-Alana, Luis A., 2008c: Warming break trends and fractional integration in the northern, southern and global temperature anomaly series, *Journal of the Atmospheric Oceanic Technology* 25, 4, 570-578.
- [15] Gil-Alana, Luis A., 2008e: Time trends with breaks and fractional integration in temperature time series, *Climatic Change* 9, 325-337.
- [16] Gil-Alana, L.A., 2009a: Long memory, seasonality and time trends in the average monthly temperatures in Alaska, *Environmental Modelling and Assessment*.
- [17] Gil-Alana, L.A., 2009b: Modelling Australian annual mean rainfall data. A new approach based on fractional integration, *Australian Meteorological and Oceanic Journal* 58, 119-128.
- [18] Gil-Alana, L.A. y Robinson, P.M., 1997: Testing of unit roots and other nonstationary hypotheses in macroeconomic time series. *Journal of Econometrics* 80, 241-268.
- [19] Grenander, U. y Rosenblatt, M., 1957: *Statistical analysis of stationary time series*, New York: Chelsea Publishing Company.
- [20] Hamilton, J.D., 1994: *Time Series Analysis* Princeton University Press, Princeton, NJ., 820 pp.
- [21] Hansen, J. y Lebedeff, S., 1987: Global surface air temperatures. Update through 1987, *Geophysical Letters* 15, 323-326.
- [22] Hansen, J. y Lebedeff, S., 1988: Global surface air temperatures. Update through 1987, *Geophysical Letters*, 15, 323-326.
- [23] Hartmann, B. y Wendler, G., 2005: The significance of the 1976 Pacific climate shift in the climatology of Alaska, *Journal of Climate* 18, 4824, 4839.
- [24] Harvey, D.I. y Mills, T.C., 2003: Modelling trends in central England temperatures, *Journal of Forecasting* 22, 1, 35-47.
- [25] Jones, P.D. y Moberg, A., 2003: A hemispheric and large scale surface air temperature variations. An extensive revision and an update to 2001, *Journal of Climate* 16, 206-223.
- [26] Juday, G.P., 1984: Temperature trends in the Alaska climate records. Problems, updates and prospects. In Mc.Beath, J.H., ed. The potential effects of carbon dioxide-induced climatic changes in Alaska, University of Alaska Agricultural Experimental Station Miscellaneous Publication 83, 176-191.
- [27] Karoly, D.J. y Stott, P., 2006: Anthropogenic warming of central England temperature, *Atmospheric Science Letters* 7, 4, 81-85.
- [28] Keimig, F. T. y Bradley, R. S., 2002: Recent changes in wind chill temperatures at high latitudes in North America. *Geophysical Research Letters* 29 (8).
- [29] Koscielny-Bunde, E., Bunde, A., Havlin, S., Roman, H. E., Goltreich, Y. y Schellnhuber, H.J., 1998: Indication of a universal persistence law governing atmospheric variability, *Physics Review Letters*, 81: 729-732.
- [30] Lewis, P.A.W. y Ray, B.K., 1997: Modelling long-range dependence, nonlinearity and periodic phenomena in sea surface temperatures using TSMARS. *J. Amer. Stat. Assoc.*, 92, 881-893.
- [31] Maraun, D., Rust, H. W. y Timmer, H., 2004: Tempting long memory on the interpretation of DFA results. *Nonlinear Processes in Geophysics*, 11: 495-503.
- [32] Park, R.E. y Mitchell, B.M., 1980: Estimating the autocorrelated error model with trended data. *Journal of Econometrics* 13: 185-201.
- [33] Pelletier, J. y Turcotte, D., 1999: Self-affine time series II. Applications and Models. *Advances in Geophysics*, 40: 91-166.
- [34] Percival, D.B., Overland, J.E. y Mofjeld, H.O., 2004: Modelling North Pacific climate time series, to appear in *Time Series Analysis and Applications to Geophysical Systems*, edited by D.R. Brillinger, E.A. Robinson and F.P. Schoenberg, Springer-Verlag.
- [35] Perkins, S.E., Pitman, A.J., Holbrook, N.J. y Mc Aneney, J., 2007: Evaluation of the AR4 climate models simulated daily maximum temperature, minimum temperature and precipitation over Australia using probability density functions, *Journal of Climate* 20, 17, 4356-4376.
- [36] Pethkar, J.S. y Selvam, A.M., 1997: Nonlinear dynamics and chaos. Applications for prediction of weather and climate, Proc. TROP-MET 97, Bangalore, India.
- [37] Prais, S.J. y Winsten, C.B., 1954: Trend estimators and serial correlation, Cowles Commission Monograph, No. 23, New Haven CT, Yale University Press.
- [38] Robeson, S.M., 2008: Trends in time-varying percentiles of daily minimum and maximum temperature over North America, *Geophysical Research Letters* 31, 4.
- [39] Robinson, P.M., 1994: Efficient tests of nonstationary hypotheses. *Journal of the American Statistical Association* 89, 1420-1437.
- [40] Serreze, M. C.; Walsh, J. E.; Chapin, F. S.III; Osterkamp, T.; Dyurgerov, M.; Romanovsky, V.; Oechel, W. C.; Morison, J.; Zhang, T. y Barry, R. G., 2000: Observational evidence of recent change in the northern high-latitude environment, *Climatic Change* 46 159-207.
- [41] Sigró, J.; Brunet, M.; Aguilar, E.; Saladie, O. y López, D., 2005: Spatial and temporal patterns in Northeastern Spain temperature change and their relationships with atmospheric and SST modes of variability over the period 1950-1998, *Geophysical Research Abstracts* 7, 04118.
- [42] Smith, R.L., 1993: Long-range dependence and global warming. *Statistics for the Environment* (ed. Barnett, V. y Turkman, K.F., pub. Wiley, J.), 141-161.
- [43] Stafford, J.; Wendler, G. y Curtis, J., 2000: Temperature and Precipitation of Alaska: 50 Year. Trend Analysis. *Theoretical and Applied Climatology*. 67: 33-44.
- [44] Tank, K., A.M.G. y coautores, 2002: Daily dataset of 20th century surface air temperature and precipitation series for the European Climate Assessment, *International Journal of Climatology* 22, 1441-1453.
- [45] Woodward, W.A. y Gray, H.L. 1993: Global warming and the problem of testing for trend in time series data. *Journal of Climate* 6, 953-962.
- [46] Yu, B. y Neil, D.T., 1993: Long term variations in regional rainfall in the south west of Western Australia and the difference between average and high intensity rainfalls, *International Journal of Climatology* 13, 1, 77-88.