

Tendencias en el verdor de la vegetación y en la producción primaria bruta de las áreas forestales en la España peninsular (2000-2009)

C. Giner¹, B. Martínez¹, M. A. Gilabert¹ y Domingo Alcaraz-Segura²

¹ *Departament de Física de la Terra i Termodinàmica, Universitat de València, c/ Dr. Moliner, 50. 46100 Burjassot*

² *Departamento de Botánica, Facultad de Ciencias, Universidad de Granada, Campus Universitario de Fuentenueva, 18071 Granada*

Resumen

El objetivo de este trabajo consiste en evaluar las tendencias experimentadas por las áreas forestales de la España peninsular durante el periodo 2000-2009. Para ello se ha aplicado la metodología del análisis multi-resolución (AMR) basado en la aplicación de la transformada *wavelet* (TW) a datos de producción primaria bruta (GPP) e índices de vegetación (NDVI y EVI) derivados del sensor MODIS. Este análisis permite descomponer una señal no estacionaria en varias componentes a diferentes escalas temporales. La aplicación del test no-paramétrico de Mann-Kendall y del método Sen a la componente de tendencia derivada del AMR proporciona información sobre la magnitud y dirección de los cambios experimentados. Como se muestra comparando con otros estudios recientes, la detección de cambios en la vegetación mediante series temporales es altamente dependiente del periodo de estudio y de la fecha de inicio de la serie temporal.

Palabras clave: detección de cambios, bosques, España, wavelets, Mann-Kendall.

ABSTRACT

Trends in vegetation greenness and gross primary production in Spain (2000-2009)

This paper aims to assess vegetation changes on the forest canopies of Spain over the period 2000-2009. A multi-resolution analysis (MRA) based on the wavelet transform (WT) has been implemented to gross primary production (GPP) and NDVI and EVI MODIS data sets. This analysis decomposes a non-stationary signal in different temporal scales. In order to derive significant changes, the Mann-Kendall non-parametric test and the Sen's method have been applied to the trend component derived from the MRA. These methods provide the magnitude and direction of the vegetation changes observed in the temporal series. Comparing the results with recent findings it is shown that vegetation change detection from temporal series analysis is highly dependent on the studied period and the starting date.

Key words: change detection, forests, Spain, wavelets, Mann-Kendall.

Introducción

A lo largo de las dos últimas décadas varios estudios han analizado las tendencias en los índices espectrales de vegetación en la Península Ibérica con resultados diferentes en función

del periodo analizado, y de la base de datos empleada. Tradicionalmente, el análisis de series temporales largas se ha llevado a cabo a media y baja resolución espacial a partir del índice de vegetación NDVI (*Normalized Difference Vegetation Index*) derivado del sensor AVHRR

* Autor para la correspondencia: beatriz.martinez@uv.es
Recibido: 28-02-12; Aceptado: 27-11-12.

(*Advanced Very High Resolution Radiometer*) a bordo de la plataforma NOAA (*National Oceanic and Atmospheric Administration*). El NDVI (Tucker, 1979) ha demostrado ser un buen candidato para caracterizar el verdor de la vegetación, la cantidad de biomasa verde, el índice de área foliar, la producción primaria y los flujos de carbono (Running & Nemani, 1988; Tucker & Seller, 1986, Paruelo *et al.*, 1997). En la Península Ibérica, la mayoría de los trabajos muestran tendencias al aumento del NDVI en el norte y este de la Península Ibérica y de disminución del NDVI en el cuadrante suroeste peninsular desde principios de la década de los 1980s hasta mitad y final de la década de los 1990s (Alcaraz *et al.*, 2010a, Vicente-Serrano & Heredia-Laclaustra, 2004). Las tendencias observadas a lo largo de la década de los 1990 hasta principios de los 2000 (Martínez & Gilabert, 2009, del Barrio *et al.*, 2010, Stellmes *et al.*, 2013) mantienen la tendencia positiva del NDVI en el centro y norte peninsular, restringen las tendencias negativas observadas en la década anterior en el cuadrante suroeste al Valle del Guadalquivir, y detectan mayoritariamente tendencias negativas en el este y sureste ibérico principalmente en áreas en proceso de degradación (Martínez & Gilabert, 2009; del Barrio *et al.*, 2010).

Todos los trabajos mencionados anteriormente están basados en diferentes series temporales del NDVI construidas a partir de imágenes de 1, 4, 5 u 8 km obtenidas por los sensores NOAA-AVHRR, ya que estas imágenes están disponibles desde principios de los 1980. Sin embargo, estas series temporales a menudo presentan problemas de continuidad entre los distintos satélites NOAA, como consecuencia de la degradación temporal del sensor y la deriva de la órbita del satélite, y de las distintas versiones del sensor AVHRR (de Beurs *et al.*, 2005, Alcaraz-Segura *et al.*, 2010b, Trishchenko *et al.*, 2002). Desde el año 2000, con el desarrollo de los sensores de nueva generación (e.g. MODIS/Terra y VEGETATION/SPOT), están disponibles series temporales que no presentan los problemas mencionados y que tienen tanto mejor calidad como mayor resolución espacial y espectral.

Hasta la fecha, sólo existe un trabajo que haya empleado estas nuevas imágenes MODIS

para evaluar las tendencias en el verdor de la vegetación ocurridas en la Península Ibérica desde el año 2000 (Pérez *et al.*, 2009). En él se muestra un fuerte contraste con los patrones espaciales de tendencias observadas en las décadas anteriores. Entre 2000 y 2008 se detectaron tendencias negativas generalizadas en toda la Península, con excepción de las tendencias positivas observadas en Castilla y León, sur de Pirineos, y este y sureste ibéricos (coincidiendo esta última zona con la que mostraba descensos significativos en la década de los 1990).

MODIS no sólo permite evaluar las tendencias del NDVI y el EVI (*Enhanced Vegetation Index*) empleando información de mejor calidad que AVHRR, sino que también proporciona productos derivados directamente y que están relacionados con las ganancias de carbono (Running *et al.*, 2000; <http://modis-land.gsfc.nasa.gov/npp.html>), si bien sus tendencias en la Península Ibérica no han sido evaluadas hasta la fecha. El producto MOD17A2 proporciona la producción primaria bruta cada 8 días (GPP, *Gross Primary Production*), es decir, la cantidad de CO₂ que un m² de vegetación ha transformado en carbono orgánico mediante la fotosíntesis en esos 8 días. El producto MOD17A3 proporciona la producción primaria neta anual (NPP, *Net Primary Production*), es decir, el balance entre el CO₂ capturado por la vegetación durante la fotosíntesis y el CO₂ emitido a la atmósfera como resultado de la respiración durante todo el año. Estos productos nacen del interés por cuantificar el intercambio de dióxido de carbono a partir de medidas de satélite (Prince & Goward, 1995; Potter & Klooster, 1997; Coops *et al.*, 1998; Field *et al.*, 1998; Running *et al.*, 2000). Entre los modelos de producción primaria existentes, los más usados son los PEM (*Production Efficiency Models*), que se basan en la aproximación de Monteith (1972), según la cuál la GPP se relaciona con la radiación fotosintéticamente activa absorbida por la cubierta vegetal (APAR) mediante la expresión $GPP = \epsilon \cdot APAR$. La ϵ (o LUE, *Light Use Efficiency*) define la eficiencia con que la vegetación utiliza la energía proveniente del Sol para realizar la fotosíntesis (es decir, por ejemplo, cuántos gramos de carbono se sintetizan por cada mega-

julio de radiación fotosintéticamente activa interceptada).

Actualmente, el desarrollo de técnicas para el análisis multi-temporal de series es una línea de investigación muy empleada por la comunidad de teledetección (Bruzzone *et al.*, 2003). Las técnicas más utilizadas en el estudio de la dinámica de la vegetación a partir de series temporales largas son (i) los métodos estadísticos como el análisis de componentes principales (Rigina & Rasmussen, 2003; Hirosewa *et al.*, 1996; Eastman & Fulk, 1993) o los métodos de regresión (de Beurs & Henebry, 2005; Jönson & Eklundh, 2004; Zhang *et al.*, 2003 y (ii) los métodos de análisis espectral, como la transformada de Fourier (TF) (Stöckli & Vidale, 2004; Azzali & Menenti, 2000) y la transformada *wavelet* (TW) (Martínez & Gilabert, 2009; Sakamoto *et al.*, 2005).

En el caso de los métodos espectrales, el objetivo consiste en descomponer una serie temporal en diferentes frecuencias temporales, lo que se conoce también como análisis armónico. Para determinar el espectro más simple de frecuencias, la transformada de Fourier ha sido ampliamente utilizada con resultados satisfactorios cuando la señal es periódica y lo suficientemente regular. Sin embargo, no ocurre lo mismo para el análisis de señales cuyo espectro varía con el tiempo (señales no estacionarias). En este caso, se requiere la utilización de otras transformadas, como la transformada *wavelet*. La TW consiste en la descomposición (temporal o espacial) de una señal en diferentes escalas dilatando (o expandiendo) y trasladando una onda finita, denominada *wavelet* madre (Percival & Walden, 2000). La TW ha mostrado ser eficiente para el análisis local de señales no estacionarias y de rápida transitoriedad, proporcionando de manera simultánea información sobre el tiempo y la frecuencia. La TW ofrece la herramienta del análisis multi-resolución (AMR), el cual ha demostrado ser de gran utilidad para estudiar la evolución temporal de los ecosistemas vegetales al permitir descomponer la señal radiométrica en dos componentes: una componente de variabilidad, cuya amplitud se relaciona con su cambio estacional, y una componente de tendencia, que indica si está experimentando un aumento o disminución neta de su actividad fotosintética

a lo largo del tiempo (Martínez & Gilabert, 2009; Percival *et al.*, 2004).

El objetivo de este trabajo consiste en detectar las tendencias en el verdor de la vegetación y en la producción primaria bruta experimentadas por las áreas forestales de la España peninsular en la década 2000-2009. Para ello se ha utilizado el AMR basado en las *wavelets*. Este método se ha aplicado a los índices de vegetación MODIS NDVI 1 km y MODIS EVI 1 km, incluidos en el producto MOD13A2, así como a la producción primaria bruta MODIS GPP 1 km, incluida en el producto MOD17A2, para la década 2000-2009.

Se ha utilizado el NDVI por sus antecedentes históricos en la caracterización del verdor de la vegetación a partir de series temporales, y el EVI porque ha demostrado ser más sensible que el NDVI a variaciones en el verdor de la vegetación en cubiertas densas (Huete *et al.*, 2002). Por último, también se ha seleccionado el producto MODIS GPP porque (i) ofrece la posibilidad de incorporar una base de datos actual y procedente de sensores de última generación y (ii) es un producto no tan explotado hasta la fecha como los índices de vegetación y que está directamente relacionado con los intercambios de CO₂.

Materiales

Producción Primaria Bruta

El producto MODIS GPP utilizado consiste en un compuesto de 8 días a 1 km para el periodo 2000-2009 y para la Península Ibérica. se encuentra disponible en la página web del grupo *Numerical Terradynamic Simulation Group* (NTSG), en la Universidad de Montana (ftp://ftp.ntsg.umt.edu/pub/MODIS/Mirror/MOD17_Science_2010/). Este producto, que es una versión mejorada del producto MOD17A2 descargable desde la página oficial MODIS, ha demostrado su capacidad en el estudio de cambios en la producción de la cobertura de la vegetación (Zhao & Running, 2010). Se desarrolló después de que Zhao & Running (2006) encontraran que el producto oficial MOD17A2 era bastante sensible a los datos meteorológicos utilizados en el algorit-

mo y que la base de datos utilizada (*DAO, NASA Data Assimilation Office*) presentaba una baja calidad y poca consistencia a partir del año 2006.

El producto MODIS GPP mejorado se deriva a partir de un modelo PEM (Running *et al.*, 2004), basado en la siguiente expresión:

$$GPP = \varepsilon(T, VPD) \cdot APAR \quad [1]$$

$$\varepsilon(T, VPD) \varepsilon_{\max} \cdot f(T_{\min}) \cdot f(VPD) \quad [2]$$

El cálculo de la GPP asume que en condiciones favorables la eficiencia en el uso de la luz (ε_{\max}) durante la fotosíntesis es máxima para cada tipo de cubierta y disminuye a medida que las condiciones meteorológicas son menos favorables, lo que se tiene en cuenta utilizando unas magnitudes escalares que dependen de la temperatura mínima diaria (T_{\min}) y el déficit de vapor de agua (VPD). La APAR en la ecuación 1 puede calcularse como el producto de la radiación fotosintéticamente activa (PAR) y la fracción de radiación fotosintéticamente activa que es absorbida por la cubierta (fAPAR). Para el cálculo de la APAR, los autores del producto MOD17 asumen que la PAR es el 45% de la radiación total solar incidente en el rango espectral entre 0.4-0.7 μm (Iqbal, 1983), y la fAPAR la extraen de la colección 5 (C5) de 8 días a 1 km del producto MODIS fAPAR (MOD15). Para mejorar el producto MODIS GPP, Zhao & Running (2010) eliminaron las fechas con mala calidad en la serie original MODIS fAPAR y las rellenaron utilizando una interpolación lineal simple.

Por otra parte, los datos meteorológicos requeridos por el algoritmo (temperatura media diaria, temperatura mínima diaria, presión de vapor del agua, y radiación solar incidente de onda corta) los obtuvieron de la red NCEP (*National Center for Environmental Prediction*).

Índices de Vegetación

Los productos MODIS NDVI y EVI se han obtenido a partir del producto oficial de índices de vegetación MOD13A2 C5 a 1 km de re-

solución espacial y con una resolución temporal de 16 días. El NDVI se produce mediante el cálculo de la diferencia normalizada de las reflectividades en la banda del infrarrojo cercano (ρ_{IRC}) y del rojo (ρ_R).

$$NDVI = \frac{\rho_{IRC} - \rho_R}{\rho_{IRC} + \rho_R} \quad [3]$$

El índice EVI, diseñado con el objetivo de realzar la señal de la vegetación y disminuir la influencia de la atmósfera, utiliza además la reflectividad en la banda del azul, ρ_A (Vermote *et al.*, 2002, van Leeuwen *et al.*, 1999; Huete *et al.*, 2002). Se calcula a partir de la siguiente expresión:

$$EVI = G \frac{\rho_{IRC} - \rho_R}{\rho_{IRC} + C_1 \rho_R - C_2 \rho_A + L} \quad [4]$$

donde L es el factor de corrección del suelo de fondo, C_1 y C_2 son coeficientes que representan la resistencia de los aerosoles y G es un factor de ganancia. Los coeficientes adoptados por el algoritmo para derivar el producto MODIS EVI son, $L = 1$, $C_1 = 6$, $C_2 = 7.5$ y $G = 2.5$. El compuesto de 16 días se deriva de la selección de las mejores observaciones para ese periodo. El número de fechas aceptable en un compuesto de 16 días generalmente se reduce a menos de 10 e incluso a menos de 5 dependiendo de la cobertura nubosa. Una vez recogidos los datos, se aplica un filtro basado en la calidad, presencia de nubes y geometría de observación. Sólo se consideran los píxeles de mayor calidad para la elaboración del compuesto (van Leeuwen *et al.*, 1999). El compuesto se elabora a partir de dos métodos operacionales: (i) el compuesto de máximo valor (MCV) y (ii) el compuesto de máximo valor aplicando un filtro por ángulo de visión (CV-MVC). La técnica empleada depende del número y calidad de las observaciones fuera del nadir.

Los productos MODIS oficiales se han descargado con acceso libre del archivo de datos distribuido por la NASA, LP DAAC (*Land processes distributed active archive center*, https://lpdaac.usgs.gov/lpdaac/products/modis_products_table). Son productos validados a nivel 2, lo que significa que se han evaluado a

partir de un conjunto amplio de localizaciones distribuidas espacial y temporalmente utilizando información obtenida *in situ* a partir de campañas de validación (García-Mora & Mas, 2011).

Índice Estandarizado de Precipitación (SPI)

El Índice Estandarizado de Precipitación (SPI, *Standardized Precipitation Index*) permite cuantificar anomalías en la disponibilidad de agua procedente de precipitaciones en términos de su intensidad, duración y distribución espacial (Ji & Peters, 2003). Se considera como un índice de sequía. Este índice representa el número de desviaciones estándar de la precipitación registrada durante el periodo de acumulación considerado respecto a la media, una vez que la distribución original de la precipitación ha sido transformada a una función de distribución de la probabilidad Gamma, y después a una distribución normal. Valores del índice negativos están relacionados con condiciones de sequía (Ji & Peters, 2003). Se han utilizado imágenes mensuales de SPI para las décadas 1990-1999 y 2000-2009 a una resolución espacial de 2 km, derivadas mediante técnicas geoestadísticas utilizando datos climáticos de la Agencia Estatal de Meteorología (Pérez-Hoyos *et al.*, 2010).

Mapa forestal de España (MFE50)

Con el objetivo de identificar las áreas forestales en la zona de estudio se ha utilizado el mapa forestal de España a escala 1:50.000 (MFE50) (http://www.magrama.gob.es/es/biodiversidad/temas/montes-y-politica-forestal/mapa-forestal/metodologia_mfe_50.aspx). Este mapa constituye desde su inicio la cartografía base del Tercer Inventario Forestal Nacional (IFN3) y se ha desarrollado entre los años 1998 y 2007 por el Banco de Datos de la Naturaleza del Ministerio de Medio Ambiente. La base de datos se compone de un total de quince campos descriptores de la ecología y estructura de las masas. En nuestro estudio hemos utilizado la clase forestal arbolado, en la que se contemplan hasta tres tipos de bosque

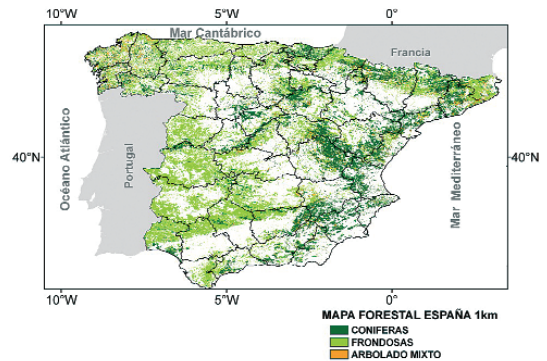


Figura 1. Mapa forestal de la España peninsular re-proyectado a coordenadas geográficas (datum WGS-84) y remuestreado a una resolución espacial de 1km a partir de la resolución original 1:50.000. La base de datos distingue hasta tres tipos de bosque diferentes para forestal arbolado, coníferas, frondosas y arbolado mixto, correspondientes a la información utilizada en nuestro estudio.

diferentes: coníferas, frondosas y arbolado mixto (Figura 1). Cada uno de los tipos de bosque incluye información sobre su estado de desarrollo (replado, monte bravo, latizal y fustal), ocupación (porcentaje que la especie ocupa en el total de los árboles) y la fracción de cabida cubierta para el total del arbolado (porcentaje de suelo cubierto por la proyección horizontal de las copas de los árboles). La elaboración del MFE50 consiste en la fotointerpretación sobre ortofotos de formaciones naturales y artificiales existentes y una comprobación en el campo de un porcentaje de las teselas fotointerpretadas. El porcentaje de teselas visitadas en campo varían entre las distintas provincias elaboradas, con una media que supera el 20%.

Para poder utilizar la información del MFE50 junto con los resultados derivados de nuestro estudio se ha re-proyectado el MFE50 a coordenadas geográficas (datum WGS-84) y se ha remuestreado a una resolución espacial de 1 km a partir de la resolución original 1:50.000.

Fundamento teórico

Una de las aplicaciones más extendidas que tiene la TW en el dominio discreto temporal es la reconstrucción de series temporales a partir del Análisis Multi-Resolución (AMR; Burke-

Hubbard, 1998). En este caso la transformada *wavelet* se implementa en un algoritmo piramidal (Mallat, 1989) para descomponer la señal en diferentes escalas temporales trasladando un filtro paso bajo y paso alto asociado a la *wavelet* madre. El filtro de paso alto o de detalle (D) retiene las componentes de alta frecuencia como son las variaciones en la señal atribuibles a escalas temporales cortas. El filtro de paso bajo o de aproximación (A) retiene las componentes de baja frecuencia como son las variaciones en la señal debidas a escalas temporales largas. De este modo, la señal original $f(t)$ se puede reconstruir a partir de la siguiente expresión:

$$f(t) = A_m(t) + \sum_{j=1}^m D_j(t) \quad [5]$$

donde m es el nivel más alto de descomposición considerado. En el primer nivel de descomposición, $f(t) = A_1 + D_1$, la señal original está formada por un filtro paso bajo, A_1 , y un filtro paso alto, D_1 . En el segundo nivel, la componente de aproximación, A_1 , se descompone a su vez en $A_1 = A_2 + D_2$, y así sucesivamente. De esta forma, la componente, D_j , se puede expresar como, $D_j = A_{j-1} - A_j$, la cual nos da información sobre una porción de la señal en la escala temporal definida por los niveles $[j-1, j]$.

Procedimiento experimental

Pre-procesado

Antes de proceder a la aplicación de los diferentes métodos de detección de cambios, se han preparado las imágenes hipertemporales, utilizándose el software IDL®.

En primer lugar, se crearon los mosaicos para cada fecha a partir de cuatro imágenes en formato HDF (*Hierarchical Data Format*) que cubren la Península Ibérica en su totalidad. Se obtuvieron como resultado 460 imágenes en el caso del producto MODIS GPP, y 227 para los productos MODIS EVI y MODIS NDVI, con un tamaño final de 2400×2400 píxeles. En segundo lugar, se transformaron las imágenes de la proyección original MODIS (ISIN, *Integerized Sinusoidal*) al sistema de coordenadas ge-

ográficas WGS84 (*World Geodetic System 84*). Se trata de un estándar en geodesia, cartografía, y navegación que permite localizar cualquier punto de la Tierra sin necesitar otro de referencia por medio de tres unidades dadas.

Por último se recortaron las imágenes ciñéndolas a la zona de estudio con un tamaño final de 900 × 1500 píxeles. Las series temporales de los productos EVI y NDVI incluyen, además, una capa sobre la calidad del producto, que se ha utilizado para mejorarlas. Se han eliminado aquellos píxeles que presentaban un porcentaje menor al 25% de buena calidad de los datos durante el periodo seleccionado. Para calcular este porcentaje se utilizó la capa *pixel reliability summary QA* que describe la calidad de los datos del producto MOD13A y que puede tomar los valores de -1 (valor de relleno, no procesado), 0 (buen dato, usar con confianza), 1 (dato marginal, útil, pero conviene mirar otra información de la QA), 2 (nieve/hielo, pixel cubierto por nieve o hielo), y 3 (nublado, cubierta no visible, cubierto con nubes). Así pues, para calcular el porcentaje de buena calidad de los datos se dividió el total de datos con buena calidad (valor 0) entre el total de fechas de la serie temporal (227 para EVI y NDVI). En el resto de píxeles, los datos con mala calidad fueron eliminados y rellenados mediante interpolación lineal temporal, como hicieron los autores del producto MOD17 con el producto de FAPAR para derivar el producto mejorado de GPP (Zhao *et al.*, 2005). La Figura 2 muestra los perfiles de EVI (a) y NDVI (b) de un píxel localizado en la Rioja (42.17°N, 2.71°W) perteneciente a la clase de arbolado mixto que presenta un 75.3% de buena calidad de los datos. El perfil original se muestra en gris; los puntos de colores representan las fechas en las que los datos no tienen una calidad aceptable. Los datos de estas fechas serán eliminados y rellenados mediante interpolación lineal. En color verde se puede observar el perfil resultante y que han sido utilizado en el AMR.

Aplicación del AMR a las imágenes MODIS

Para poder evaluar los cambios interanuales en las áreas forestales de la zona de estu-

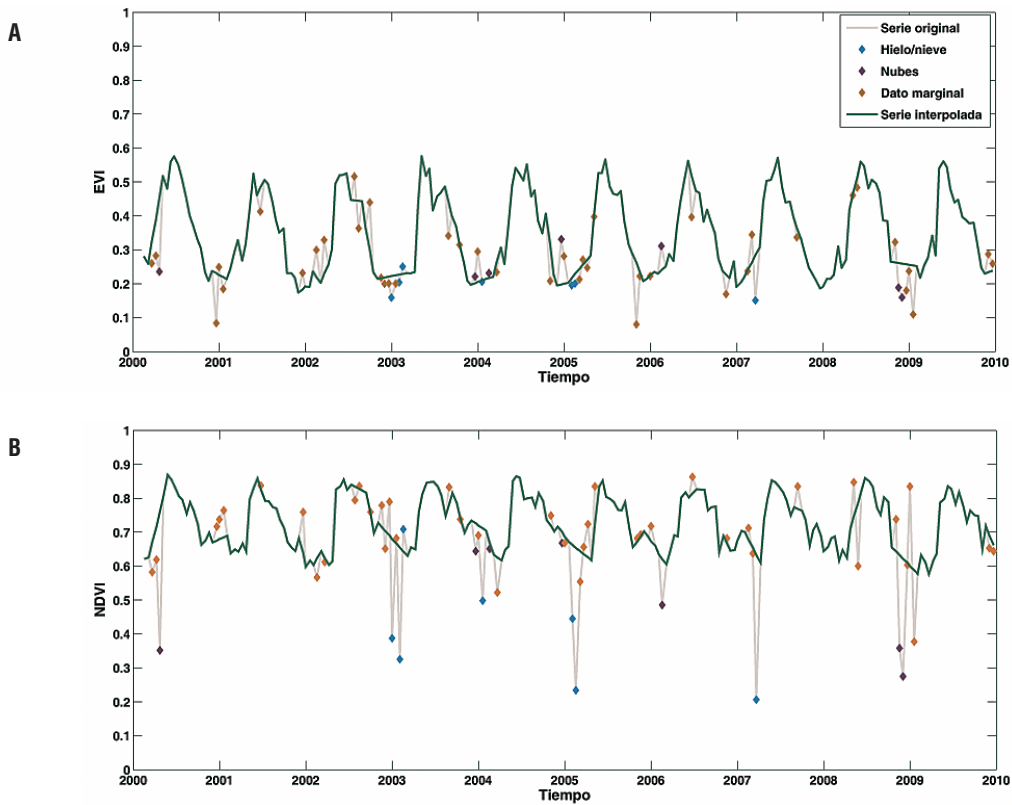


Figura 2. Perfiles originales e interpolados de un píxel localizado en la Rioja (42.17°N, 2. 71°W) perteneciente a la clase de arbolado mixto que presenta un 75.3% para los índices EVI (a) y NDVI (b) con un 75.3% de buena calidad de los datos en la serie original.

dio es necesario separar la componente estacional de la de tendencia. A partir del AMR este proceso resulta sencillo mediante la aplicación del filtro paso bajo y paso alto a diferentes escalas de tiempo. Las escalas temporales en las que se ha descompuesto la señal se describen en la Tabla 1. Dichas escalas vienen condicionadas por la frecuencia central de la *wavelet* madre utilizada y por la resolución temporal de la serie original, en nuestro caso 8 días para MODIS GPP y 16 días para MODIS EVI y MODIS NDVI. Se ha elegido la *wavelet* discreta Meyer por ser adecuada para el estudio de cambios a partir de series temporales (Giner, 2011; Martínez & Gilabert, 2009; Freitas & Shimabukuro, 2008), ser de fácil implementación y de bajo coste computacional. De este modo, las componentes A_6 y A_5 para las series MODIS GPP y EVI/NDVI, respectivamente, son las componentes que nos dan información sobre las variaciones interanuales en la cubierta, dado que presentan una escala temporal de 384 días. A las series de

tendencia A_6 y A_5 , se les aplicará el test no-paramétrico Mann-Kendall (de Beurs & Heinebry, 2005) y el método Sen (Sen, 1968) para evaluar la dirección y magnitud de las variaciones interanuales. El test Mann-Kendall ha demostrado ser apropiado (Alcaraz-Segura *et al.*, 2010a; Martínez & Gilabert, 2009; Hamed & Rao, 1998) para analizar series autocorrelacionadas con tendencias monótonas independientes del tipo de función de la tendencia (e.g. lineal, cuadrática, etc.). Dicho test permite evaluar la dirección de las variaciones y si dicha variación es significativa, pero no su magnitud. Para ello, se utiliza el método no-paramétrico Sen, el cual proporciona la pendiente de regresión para un parámetro en un punto de muestreo sin que el mismo se vea afectado por la presencia de covariantes, como es el caso de la regresión paramétrica. El cálculo de la pendiente Q se realiza según la expresión:

$$Q = \bar{p} \quad [6]$$

Tabla 1. Escalas temporales en las que se basa el método AMR para descomponer las series de GPP y EVI/NDVI, donde j es el nivel de descomposición y a su escala asociada ($a = 2^j$)

Nivel (j)	Escala (a)	Periodo MODIS GPP (días)	Periodo MODIS EVI/NDVI (días)
1	2	12	24
2	4	24	48
3	8	48	96
4	16	96	192
5	32	192	384
6	64	384	768

$$p = (x_{i'} - x_i) / (i' - i) \quad [7]$$

donde \bar{p} es la media de las pendientes entre fechas consecutivas, las cuales se calculan como la diferencia entre los valores de la variable para los tiempos i' e i ($x_{i'}$ y x_i), dividida entre la diferencia entre los tiempos i' e i , siendo $i' > i$.

La Figura 3 muestra un ejemplo de la descomposición AMR para el píxel arbolado mixto situado en la Rioja. De acuerdo a la ecuación 5, la señal original para este píxel se puede expresar como $f(t) = A_5 + D_1 + D_2 + D_3 + D_4 + D_5$, donde las componentes de detalle reflejan variaciones atribuibles a las siguientes escalas temporales D_1 (12-24 días), D_2 (24-48 días), D_3 (48-96 días), D_4 (96-192 días) y, D_5 (192-384 días). La componente A_5 refleja las variaciones debidas a las escalas temporales mayores de 384 días y, por tanto, puede ser considerada como la serie de tendencia.

Resultados y discusión

La Figura 4 muestra las imágenes de la pendiente Q obtenida con el método Sen para aquellos píxeles forestales que mostraron tendencias significativas en el test de Mann-Kendall para la componente A_5 derivada de las series temporales 2000-2009 de EVI (Figura 4a), NDVI (Figura 4b) y GPP (Figura 4c). En negro aparecen los píxeles no significativos derivados al aplicar el test Mann-Kendall. En el caso del EVI y el NDVI, cabe destacar la alta proporción de zonas con tendencias negativas

(más extendidas e intensas en el caso del EVI), principalmente en el oeste de España y Pirineos, con respecto a las de tendencias positivas, principalmente en el este de España. La detección de tendencias en el verdor de la vegetación a partir de series temporales es altamente dependiente del periodo considerado y del año de inicio. Por ejemplo, mientras que durante el periodo 1992-2004 Martínez & Gilabert (2009) observaron pendientes positivas en el norte de España en la serie NDVI NOAA-AVHRR, durante el periodo 2000-2009 que abarca este estudio observamos pendientes negativas.

Por otra parte, se aprecia cómo zonas que experimentaron tendencias negativas en el NDVI durante los 90 (por ejemplo el sureste ibérico) muestran una recuperación del verdor de la vegetación desde el año 2000 (Figura 4). Estas diferencias en la tendencia respecto a otros trabajos (Martínez & Gilabert, 2009; del Barrio *et al.*, 2010) se pueden atribuir, en parte, al cambio en el régimen de precipitación para el periodo de estudio, tal como se muestra en las imágenes de tendencia del índice SPI para España durante las décadas 1990-1999 (Figura 5a) y 2000-2009 (Figura 5b). Como se puede observar en la Figura 5a, durante la década 1990-1999 en la costa mediterránea hubo un periodo de sequía que puede explicar las tendencias negativas en el verdor de la vegetación durante el periodo 1990-1999. Mientras que para la década 2000-2009 (Figura 5b), para esta misma zona, se observan tendencias positivas, que permiten interpretar la recuperación de la cubierta que se observa en la Figura 4. Así mismo, se observan tendencias

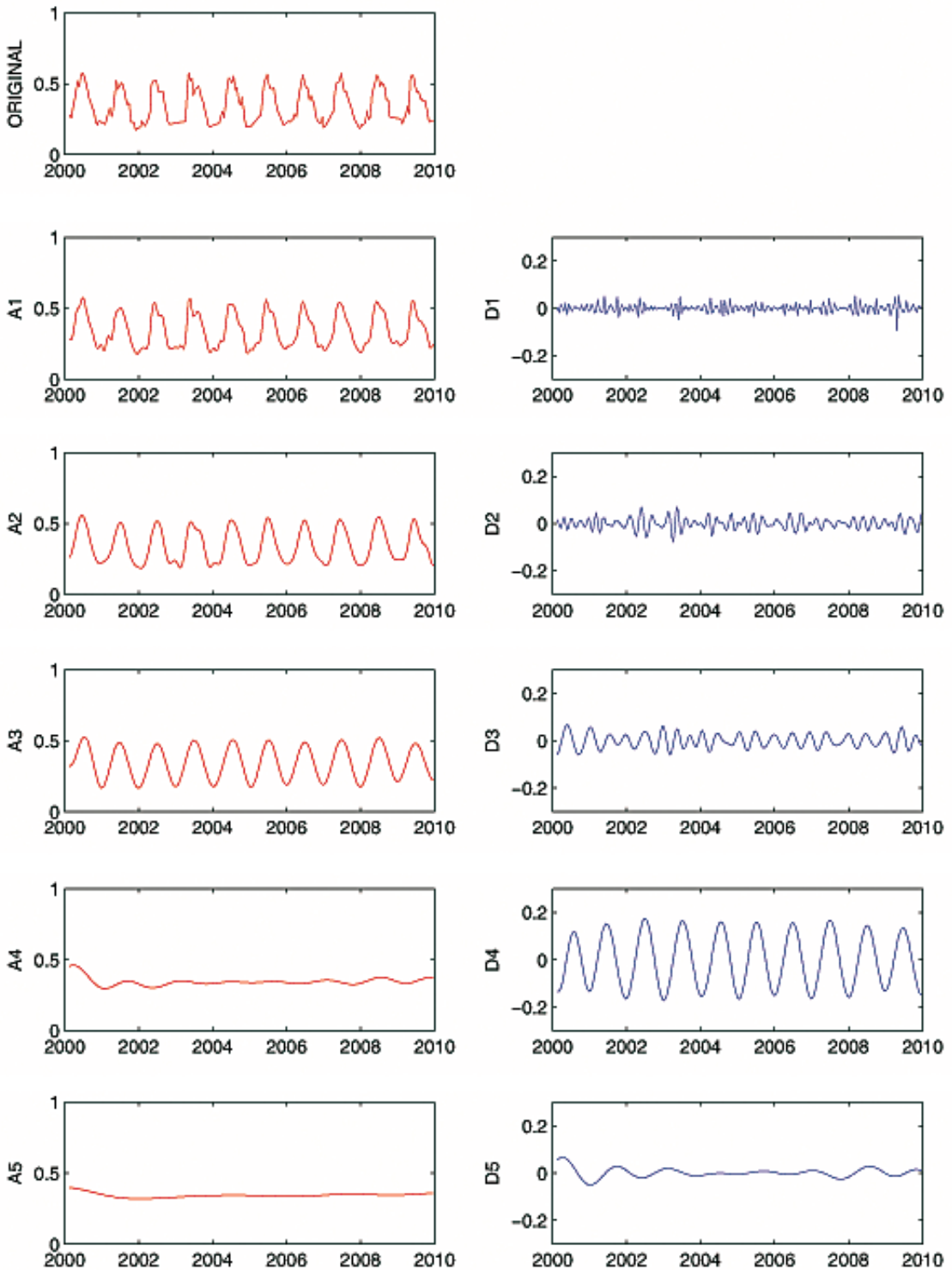


Figura 3. Descomposición por Análisis Multi-Resolución (AMR) de la serie temporal del Índice de Vegetación Mejorado (EVI) de un píxel MODIS ocupado para el píxel de arbolado mixto descrito en la figura 2 usando la *wavelet* de Meyer. A: series de Aproximación, resultado de pasar el filtro de baja frecuencia. D: series de Detalle, resultado de pasar el filtro de alta frecuencia. Escalas temporales: 1:(12-24 días), 2:(24-48 días), 3:(48-96 días), 4:(96-192 días), 5:(192-348 días). La señal original se descompone como $A_1 + D_1$; a su vez, $A_1 = A_2 + D_2$, etc. Los resultados del análisis de tendencias sobre la componente A_5 del EVI en este píxel fueron: Pendiente de Sen=6.51, p-value <0.05.

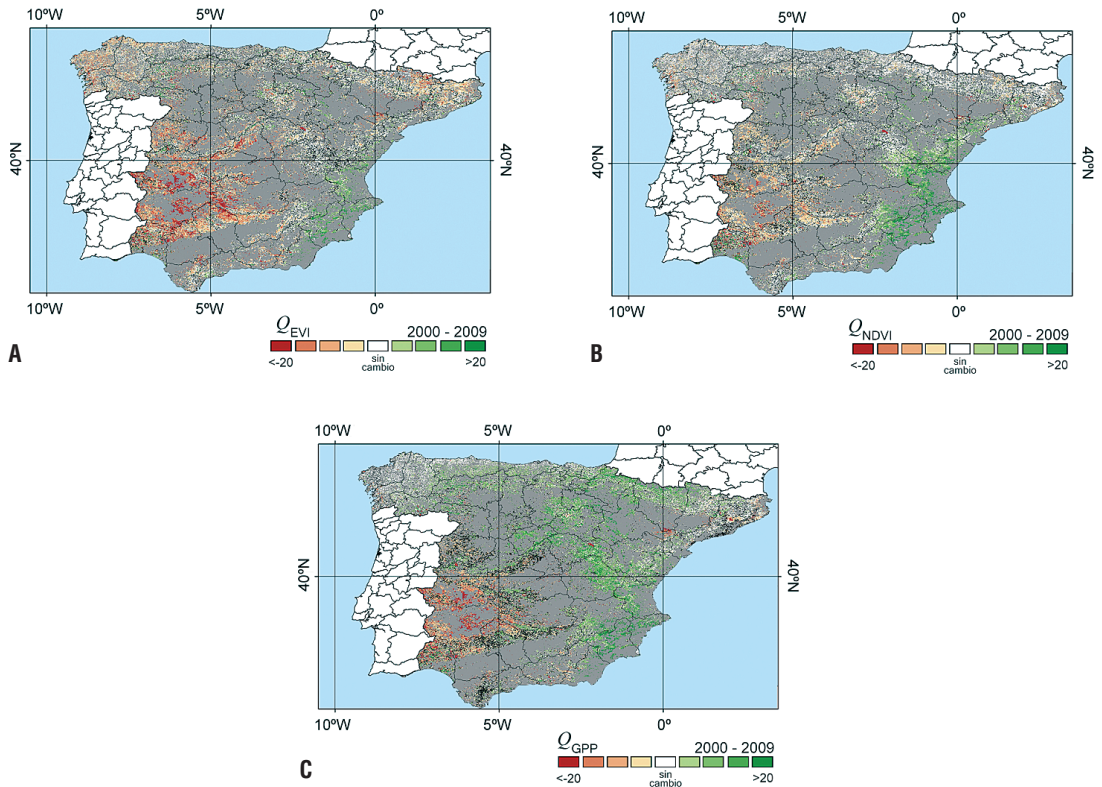


Figura 4. Pendiente (Q) derivada del AMR para la serie EVI (a), NDVI (b) y GPP (c) para toda la Península Ibérica. En negro están representados aquellos píxeles cuya tendencia es no significativa, y en gris se han enmascarado aquellos píxeles que no pertenecen a ninguna de las clases forestales consideradas.

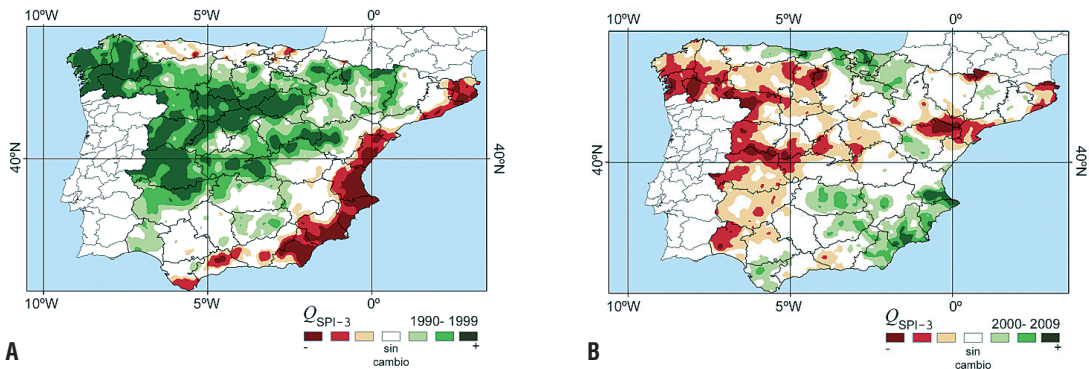


Figura 5. Pendiente del índice SPI para los periodos 1990-1999 (a) y 2000-2009 (b).

negativas en el SPI, durante el periodo de estudio 2000-2009, en el oeste de España, que se corresponden con un periodo de sequía registrado en 2003 (Pérez-Hoyos *et al.*, 2010).

En las tres imágenes de la Figura 4 se detectan tendencias importantes negativas que coinciden con incendios forestales acaecidos durante el periodo considerado. Estas zonas se distribuyen por toda el área de estudio y,

en algunos casos, coinciden con tendencias negativas del SPI (déficit de precipitación). Algunos de estos incendios se localizaron en la provincia de Guadalajara, con más de 13000 ha quemadas en la provincia de Huelva, con más de 28000 ha en 2004 (datos extraídos del Ministerio de Medio Ambiente y Medio Rural de España y de la comisión Europea, <http://ies.jrc.ec.europa.eu>).

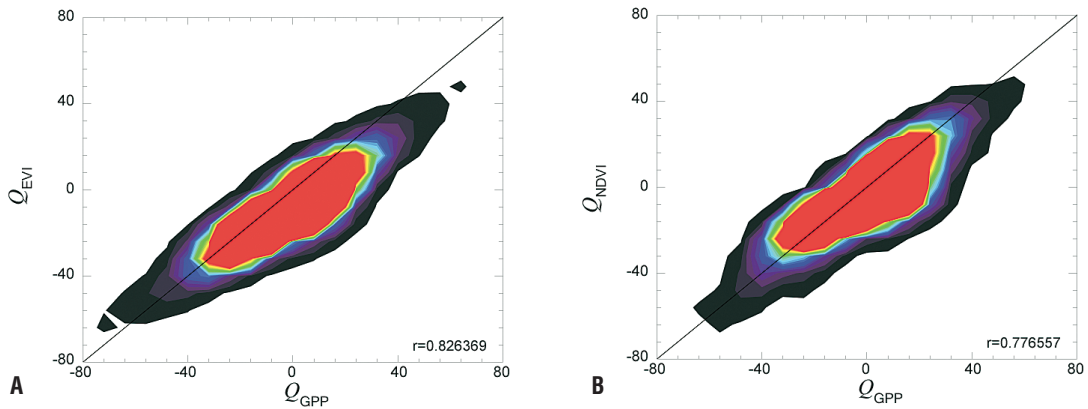


Figura 6. Diagrama de dispersión entre Q_{EVI} y Q_{GPP} (a) y Q_{NDVI} y Q_{GPP} (b) para el periodo 2000-2009, con histograma de densidad, donde los colores más cálidos representan mayor densidad de puntos.

En el caso de la GPP, se observa una mayor proporción de zonas con cambios positivos, sobre todo al norte y al este de España (al igual que el EVI y el NDVI). Se detectan similitudes con los índices EVI y NDVI en las zonas forestales del este de España y en áreas donde se han localizado incendios forestales (e.g. zona de Andalucía). Sin embargo, en muchas zonas donde la GPP muestra cambios positivos los índices presentan cambios no significativos y viceversa. Los cambios en GPP, EVI y NDVI se interpretan de forma distinta. La GPP de un ecosistema se refiere al carbono total fijado por las plantas durante la fotosíntesis. Parte del mismo se consume posteriormente en la respiración. Cuando el resultado de este proceso es positivo (producción primaria neta), se genera nueva biomasa y, por tanto, cabe esperar que el EVI y el NDVI también aumenten. Esto es lo que sucede, principalmente, en las clases de coníferas localizadas al este de España (alta correlación entre las pendientes de $Sen Q_{GPP}$ y Q_{EVI} , y Q_{GPP} y Q_{NDVI}). Sin embargo, en la zona de frondosas al norte de la Península, la GPP muestra valores altos mientras que no se observa aumento de biomasa para el periodo considerado. Podríamos decir en este caso que aunque la vegetación sigue fijando carbono mediante fotosíntesis, prácticamente todo este carbono es devuelto a la atmósfera mediante la respiración. Es decir, no se genera biomasa nueva y, por tanto, los índices pueden que no experimenten cambios (o incluso podrían experimentar cambios negativos dependiendo del régimen de precipitación). Este es el com-

portamiento típico de bosques adultos: con frecuencia muestran un menor crecimiento de biomasa porque se ha alcanzado un equilibrio relativamente estable entre la producción bruta y la respiración. Consecuentemente, la producción neta es baja, en contraposición con lo que suele ocurrir en bosques más jóvenes (Escudero & Meidavilla, 2003).

A pesar de estas diferencias puntuales para las zonas forestales, se observa un acuerdo global aceptable entre las tendencias Q_{EVI} y Q_{GPP} (Figura 6a) y Q_{NDVI} y Q_{GPP} (Figura 6b), con unos coeficientes de correlación de 0.82 y 0.77, respectivamente. Cabe destacar los acuerdos más altos entre el EVI y GPP frente al NDVI y GPP cuando se consideran las clases de coníferas (0.82 y 0.65) y arbolado mixto (0.84 y 0.66), pero cambia la relación cuando se consideran frondosas (0.74 y 0.81) (Tabla 2). El orden de los coeficientes coinciden con resultados previos obtenidos en otros trabajos tanto en bosques de hoja perenne (Xiao *et al.*, 2004a), como de hoja caduca (Xiao *et al.*, 2004b).

Conclusiones

La mayor parte de las series temporales de vegetación que obtenemos por teledetección son no estacionarias, por tanto sus valores medios varían a lo largo del tiempo y presentan una tendencia. El análisis de series temporales es altamente dependiente del periodo de estudio, de la fecha de inicio de la serie temporal, de la variable en estudio, así como de la técnica

Tabla 2. Coeficientes de correlación, R, y porcentajes de píxeles considerados entre Q_{GPP} vs. Q_{EVI} y Q_{GPP} vs. Q_{NDVI} , considerando todas las especies de forma conjunta y de forma independiente.

Especies	R	%	R	%
	Q_{GPP} vs. Q_{EVI}		Q_{GPP} vs. Q_{NDVI}	
Coníferas	0.82	24.9	0.65	26.9
Fronosas	0.74	35.6	0.81	34.8
Arbolado mixto	0.84	4.9	0.66	5.3
Todos	0.69	65.4	0.77	66.9

ca de análisis utilizada. Por estos motivos, es necesario encontrar un método adecuado que nos permita derivar las variables de interés con suficiente rigor.

Al contrario que la transformada de Fourier que trata la señal con sinusoidales aisladas, predecibles y con un tamaño de ventana (escala temporal) fijo, la transformada *wavelet* divide la señal en un conjunto de ondas *wavelets* con distinta posición y escala de la *wavelet* original, lo que permite aplicarlas a series temporales no estacionarias y de rápida transitoriedad.

En nuestro caso, el análisis multi-resolución (AMR) basado en la TW ha mostrado ser eficiente para proporcionar distintas componentes temporales de la serie original, como la componente interanual. A partir de esta componente y mediante un análisis de su pendiente con el método Mann-Kendall y Sen hemos obtenido la magnitud y dirección del cambio experimentado por el verdor de la vegetación y su producción primaria bruta en las áreas forestales del territorio español. Tanto en MODIS GPP, como en los índices de vegetación, se ha apreciado un incremento en el sudeste de la España peninsular, así como tendencias negativas en el oeste, probablemente debidas a un cambio en el régimen de precipitaciones. En cuanto al norte y centro de España, donde se observan mayores diferencias entre las tendencias de GPP, EVI y NDVI, estas parecen producirse en masas forestales maduras, en las que un aumento en la GPP no tiene por qué representar un aumento de la biomasa, por tanto las tendencias positivas de GPP no siempre se corresponderán con tendencias positivas en los índices NDVI y EVI.

Agradecimientos

Este trabajo está financiado por el proyecto ARTEMIS (CGL2008-00381) del MICINN y Land-SAF de EUMETSAT. Agradecemos a F.J. García-Haro la serie temporal de SPI.

Referencias

- ALCARAZ-SEGURA, D., LIRAS, E., TABIK, S., PARUELO, J., & CABELLO, J. 2010a. Evaluating the Consistency of the 1982-1999 NDVI Trends in the Iberian Peninsula across Four Time-series Derived from the AVHRR Sensor: LTDR, GIMMS, FASIR, and PAL-II. *Sensors*, 10: 1291-1314; doi:10.3390/s100201291.
- ALCARAZ-SEGURA, D., CHUVIECO, E., EPSTEIN, HE., KASISCHKE, E., & TRISHCHENKO, A. 2010b. Debating the greening vs. browning of the North American boreal forest: differences between satellite datasets. *Global Change Biology*, 16(2): 760-770.
- AZZALI, A., & MENENTI, M. 2000. Mapping vegetation-soil complexes in southern Africa using temporal Fourier analysis of NOAA AVHRR NDVI data. *International Journal of Remote Sensing*, 21: 973-996.
- BRUZZONE, L., SMITS, P. C. & TILTON, J. C. 2003. Foreword special issue on analysis of multitemporal remote sensing images. *Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions*, 41(11): 2419-2422.
- BURKE-HUBBARD, B. 1998. The world according to wavelets. The story of a mathematical technique in the making, 2nd ed. Natick, Massachusetts: A.K. Peters 330 pp.
- COOPS, N. C., WARING, R. H., & LANDSBERG, J. J. 1998. Assessing forest productivity in Australia and New Zealand using physiologically-based model driven with averaged monthly weather data and satellite-derived estimates of canopy

- photosynthetic capacity. *Forest Ecology and Management*, 104: 113-127.
- DE BEURS, K. M., & HENEERY, G. M. 2005. A statistical framework for the analysis of long image time series. *International Journal of Remote Sensing*, 26: 1551-1573.
- DEL BARRIO, G., PUIGDEFÁBREGAS, J., SANJUÁN, M. E., STELLMES, M., & RUIZ, A. 2010. Assessment and monitoring of land condition in the Iberian Peninsula, 1989-2000. *Remote Sensing of Environment*, 114: 1817-1832.
- EASTMAN, J. R., & FULK, M. 1993. Long sequence time series evaluation using standardized Principal Components. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 59(6): 991-996.
- ESCUADERO, A., & MEDIAVILLA, S. 2003. Dinámica interna de los nutrientes. *Ecosistemas* 2003/1 (URL: www.aet.org/ecosistemas/031/investigacion7.htm).
- FIELD, C. B., BEHRENFELD, M. J., RANDERSON, J. T., & FALKOWSKI, P. 1998. Primary Production of the Biosphere: Integrating Terrestrial and Oceanic Components. *Science*, 281 (5374): 237-240.
- FREITAS, R. M., & SHIMABUKURO, Y. E. 2008. Combining wavelets and linear spectral mixture model for MODIS satellite sensor time-series analysis. *Journal of Computational Interdisciplinary Sciences*, 1, 33-38 (5374): 237-240.
- GARCÍA-MORA, T. J., & MAS, J.-F. 2011. Presentación del sensor MODIS. En MAS, J.-F, Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio, 1ª ed. México: Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales, Instituto Nacional de Ecología, Universidad Nacional Autónoma de México y Centro de Investigaciones en Geografía Ambiental, 11-24.
- GINER, C. 2011. Anàlisi de sèries temporals dels boscos de la Península Ibèrica a la dècada 2000-2009. Treball fi de màster (Màster en Teledetecció, Universitat de València).
- HAMED, K. H., & RAO, A. R. 1998. A modified Mann-Kendall trend test for autocorrelated data. *Journal of Hydrology*, 204, 182-2574.
- HIROSAWA, Y., MARSH, S. E., & KLIMAN, D. H. 1996. Application of standardized principle component analysis to land-cover characterization using multitemporal AVHRR data. *Remote Sensing of Environment*, 58: 267-281.
- HUETE, A., DIDAN, K., MIURA, T., RODRIGUEZ, E. P., GAO, X., & FERREIRA, L. G. 2002. Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 83: 195-213.
- IQBAL, M. 1983. An Introduction to Solar Radiation, Academic Press, Canada, 390 pp.
- JJ, L., & PETERS, A. J. 2003. Assessing vegetation response to drought in the northern Great Plains using vegetation and drought indices. *Remote Sensing of Environment*, 87(1): 85-98.
- JÖNSON, P., & EKLUNDH, L. 2004. TIMESAT-a program for analyzing time-series of satellite sensor data. *Computers & Geosciences*, 30(8), 833-845.
- MALLAT, S. 1989. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 11: 674-693.
- MARTÍNEZ, B., & GILABERT, M. A. 2009. Vegetation dynamics from NDVI time series analysis using the wavelet transform. *Remote Sensing of Environment*, 113: 1823-1842.
- MONTEITH, J. L. 1972. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems. *The Journal of Applied Ecology*, 9: 747-766.
- PARUELO, J. M., EPSTEIN, H.E., LAUENROTH, W. K., & BURKE, I. 1997. ANPP estimates from NDVI for the Central Grassland Region of the United States. *Ecology* 78:953-958.
- PERCIVAL, D. B., & WALDEN, A. T. 2000. Wavelet methods for time series analysis. Cambridge University Press 594 pp.
- PERCIVAL, D. B., WANG, M., & OVERLAND, J. E. 2004. An introduction to wavelet analysis with application to vegetation monitoring. *Community Ecology*, 5: 19-30.
- PÉREZ-HOYOS, A., MARTÍNEZ, B., GILABERT, M. A., & GARCÍA-HARO, F. J. 2010. Multi-temporal analysis for vegetation dynamics assessment in the Iberian Peninsula using MODIS-NDVI data. *EARSEL eProceedings*, 9 (2), 22-30.
- POTTER, C. S., & KLOOSTER, S. A. 1997. Global model estimates of carbon and nitrogen storage in litter and soil pools: Response to change in vegetation quality and biomass allocation. *Tellus*, 49B(1):1-17.
- PRINCE, S. D., & GOWARD, S. N. 1995. Global primary production: a remote sensing approach. *Journal of Biogeography*, 22: 815-835.
- RIGINA, O., & RASMUSSEN, M. S. 2003. Using trend line and principal component analysis to study vegetation changes in Senegal 1986-1999 from AVHRR NDVI 8 km data. *Geografisk Tidsskrift, Danish Journal of Geography*, 103(1): 31-42.
- RUNNING, S. W., & NEMANI, R. R. 1988. Relating seasonal patterns of the AVHRR vegetation index to simulated photosynthesis and transpiration of forests in different climates. *Remote Sensing of Environment*, 24: 347-367.
- RUNNING, S. W., THORNTON, P. E., NEMANI, R. R., & GLASSY, J. M. 2000. Global terrestrial gross and net primary production from the Earth Observing System. Páginas 44-57 en SALA, O. E., JACKSON, R. B., MOONEY, H. A., HOWARTH, R. W., eds. *Methods in Ecosystem Science*. New York: Springer-Verlag.

- RUNNING, S. W., NEMANI, R. R., HEINSCH, F. A., ZHAO, M., REEVES, M., & HASHIMOTO, H. 2004. A continuous satellite-derived measure of global terrestrial primary production. *Bioscience*, 54: 547-560.
- SAKAMOTO, T., YOKOZAWA, M., TORITANI, H., SHIBAYAMA, M., ISHITSUKA, N., & OHNO, H. 2005. A crop phenology detection method using time-series MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 96: 366-374.
- SEN, P. K. 1968. Estimates of the regression coefficient based on Kendall's tau. *Journal of the American Statistical Association*, 63: 1379-1389.
- STELLMES, M., RÖDER, A., UDELHOVEN, & T. HILL, J. 2013. Mapping syndromes of land change in Spain with remote sensing time series, demographic and climatic data. *Land Use Policy*, 30: 685-702.
- STÖCKLI, R., & VIDALE, P. L. 2004. European plant phenology and climate as seen in a 20-year AVHRR land-surface parameter dataset. *International Journal of Remote Sensing*, 25: 3303-3330.
- TRISHCHENKO, A. P., CIHLAR, J., & LI, Z. 2002. Effects of spectral response function on surface reflectance and NDVI measured with moderate resolution satellite sensors. *Remote Sensing of Environment*, 81: 1-18.
- TUCKER, C. J. 1979. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of the Environment*, 8: 127-150.
- TUCKER, C. J., & SELLER, P. J. 1986. Satellite remote sensing of primary production. *International Journal of Remote Sensing*, 7-11: 1398-1416.
- VAN LEEUWEN, W. J. D., HUETE, A. R., & LAING, T. W. 1999. MODIS vegetation index compositing approach: A prototype with AVHRR data. *Remote Sensing of Environment*, 69: 264-280.
- VERMOTE, E., EL SALEOUS, N., & JUSTICE, C. 2002. Atmospheric correction of the MODIS data in the visible to middle infrared: First results. *Remote Sensing of Environment*, 83: 97-111.
- VICENTE-SERRANO, S. M., & HEREDIA-LACLAUSTRA, A. 2004. NAO influence on NDVI trends in the Iberian Peninsula (1982-2000). *International Journal of Remote Sensing*, 25: 2871-2879.
- XIAO, X., HOLLINGER, D., ABER, J., GHOLTZ, M., DAVIDSON, E. A., ZHANG, Q., & MOORE, B. 2004a. Satellite-based modeling of gross primary production in an evergreen needleleaf forest. *Remote Sensing of Environment*, 89: 519-534.
- XIAO, X., ZHANG, Q., BRASWELL, B., URBANSKI, S., BOLES, S., WOFSEY, S., MOORE, B., & OJIMA, D. 2004b. Modeling gross primary production of temperate deciduous broadleaf forest using satellite images and climate data. *Remote Sensing of Environment*, 91: 256-270.
- ZHANG, X., FRIEDL, M. A., SCHAAF, C. B., STRAHLER, A. H., HODGES, J. C. F., GAO, F., et al. 2003. Monitoring vegetation phenology using MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 84: 471-475.
- ZHAO, M., RUNNING, S.W., & NEMANI, R. R. 2006. Sensitivity of Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer (MODIS) terrestrial primary production to the accuracy of meteorological reanalyses. *Journal of Geophysical Research*, 111, G01002, 13 pp. doi:10.1029/2004JG000004.
- ZHAO, M., & RUNNING, S.W. 2010. Drought-induced reduction in global terrestrial net primary production from 2000 through 2009. *Science*, 329: 940-943.