Nuevas plataformas y sensores de teledetección. XVII Congreso de la Asociación Española de Teledetección. (Eds. Luis A. Ruiz, Javier Estornell, Manuel Erena). pp. 193-196. Murcia 3-7 octubre 2017.

Análisis de procesos de regeneración en grandes incendios forestales a partir de series temporales de Landsat: caso de estudio en Uncastillo (Zaragoza)

Martínez, S. [(*)], **Chuvieco, E., Aguado, I., Salas, J.**
Grupo de Investigación en Teledetección Ambiental. Departamento de Geología, Geografía y Medio Ambiente, Universidad de Alcalá, Calle Colegios, 2-28801, Alcalá de Henares, Madrid, España.
[(*)]campoxurado@gmail.com, [(*)] susana.martinezs@uah.es, emilio.chuvieco@uah.es, inmaculada.aguado@uah.es, javier.salas@uah.es.

Resumen: El objetivo de este estudio es caracterizar los patrones de regeneración natural forestal post-incendio en diferentes condiciones ambientales y atendiendo a niveles de severidad diferentes. Se ha empleado el algoritmo LandTrendr para caracterizar las trayectorias temporales a nivel de píxel identificando eventos de perturbación y regeneración a lo largo de treinta años. Una regresión lineal múltiple de mínimos cuadrados (OLS) ha permitido identificar algunas de las variables que mejor contribuyen a la predicción de la dinámica de regeneración post-incendio.

Palabras clave: incendios forestales, GeoCBI, severidad, regeneración, series temporales, Landsat, LandTrendr.

Analysis of recovery processes in large wildfires from Landsat time series: case study in Uncastillo (Zaragoza)

Abstract: *The objective of this study is to characterize the natural post-wildfire recovery patterns in different environmental conditions and attending to different levels of burn severity. The LandTrendr algorithm has been used to characterize temporal trajectories at the píxel level, identifying disturbance and recovery events over thirty years. A multiple linear regression of least squares (OLS) has allowed to identify the variables that best contribute to the prediction of post-wildfire regeneration dynamics.*

Keywords: *wildland fires, GeoCBI, burn severity, recovery, temporal series, Landsat, LandTrendr.*

1. INTRODUCCIÓN

En ecosistemas forestales la caracterización de procesos de regeneración natural que siguen a perturbaciones intensas, como son los grandes incendios forestales, así como el cálculo de modelos de predicción, son cuestiones de interés global en el contexto actual por sus implicaciones en el ciclo del carbono y los servicios de los ecosistemas (Pflugmacher *et al.*, 2014). No son bien conocidas las ratios de regeneración asociadas a este tipo de perturbaciones y, sin embargo, es de gran interés conocer en qué medida y a qué ritmo las áreas forestales recuperan una condición similar a la anterior a la perturbación (Bartels *et al.*, 2016), así como aquellos factores que más condicionan esa dinámica. La disponibilidad actual de imágenes Landsat facilitan la aplicación de series temporales largas en la caracterización y cuantificación de procesos de perturbación y regeneración.

El objetivo de este estudio es caracterizar los patrones de regeneración natural forestal post-incendio en diferentes condiciones ambientales y atendiendo a niveles de severidad diferentes. Se parte de la hipótesis de que las ratios de regeneración de la vegetación forestal pueden estar altamente relacionadas, al menos en los primeros años post-incendio, con el contenido en humedad del suelo y de la vegetación, la exposición topográfica (relativa a altitud, pendiente y exposición solar), así como con la severidad del quemado.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

2.1. Área de estudio

El incendio de Uncastillo (Zaragoza) tuvo lugar el 16 de Julio de 1994 por causas naturales (rayo) afectando a una superficie próxima a los 80 km^2 en la región prepirenaica, representando uno de los más relevantes de entre los ocurridos ese año en la Península Ibérica. El incendio afectó a los municipios de Uncastillo y Sos del Rey Católico (Zaragoza) y Petilla de Aragón (Navarra) (Figura 1), en un área de régimen climático mediterráneo con una precipitación media anual de 480 mm y temperatura media de 14ºC, y dominado por bosques de

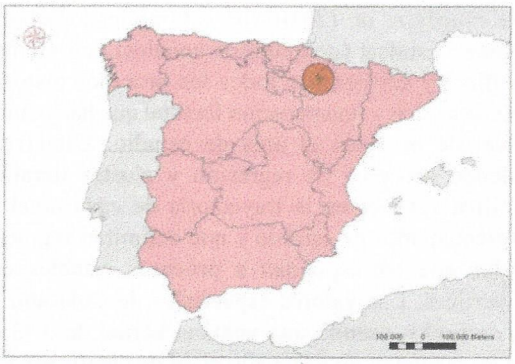

Figura 1. *Localización del incendio forestal de Uncastillo en la región prepirenaica.*

frondosas de diferentes especies del género *Quercus* y formaciones de coníferas con *Pinus halepensis* y *nigra* como dominantes.

2.2. Datos de entrada

Para el estudio se han seleccionado un total de 48 imágenes de verano (julio y agosto) de la serie histórica de Landsat (path/row 200/031) tomadas por los sensores TM y ETM+ entre los años 1984 a 2014, mediante los servidores del *United States Geological Survey* (USGS) (USGS/NASA *Earth Explorer*: https://espa.cr.usgs.gov/login?next=https%3A%2F%2Fespa.cr.usgs.gov%2F) y de la Agencia Espacial Europea (ESA) (https://earth.esa.int/web/guest/eoli). La coherencia entre las imágenes de los dos servidores se ha garantizado por medio del ajuste de su geometría espacial y de su radiometría. Las imágenes de la colección USGS pertenecen al Proyecto LEDAPS (*Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System*) de la NASA, que convierte las imágenes brutas a reflectividad de superficie empleando rutinas desarrolladas para el instrumento Terra MODIS (Masek *et al.*, 2006). Las imágenes ESA han sido corregidas según LEDAPS a través de la Versión 2 del código USGS EROS Center (https://github.com/usgs). Obtenidas las reflectividades de superficie se calcularon los índices de Verdor (TC_G), Humedad (TC_W), Brillo (TC_B) y Ángulo (TC_A) aplicando un proceso de Tasseled-cap (TC) (Chuvieco, 2016). Para cada uno de los índices TC, utilizando el código *LandsatLinkr* (https://github.com/jdbcode/LandsatLinkr), se generaron compuestos anuales de píxeles en los que el valor espectral de cada píxel es tomado a partir de la imagen más próxima a la mediana del día Juliano (1 a 365) de entre las disponibles, o iterativamente de la más próxima a esa fecha si el píxel en la fecha óptima fuera un píxel con nubes o sin datos. El perímetro quemado fue identificado mediante el uso del software *Burned Area Algorithm* (BAMS) (Bastarrika *et al.*, 2014), que se basa en la definición de umbrales sobre una combinación de índices espectrales y métodos de clasificación supervisada de doble fase.

2.3. Identificación de las trayectorias de regeneración

El algoritmo LandTrendr (*Landsat-based Detection of Trends in Disturbance and Recovery*), desarrollado por Kennedy *et al.* (2010), ha sido aplicado sobre las imágenes Landsat (compuestos anuales) con el fin de identificar y cartografiar todos los procesos históricos de perturbación y regeneración forestal que han ocurrido a nivel de píxel en el área de estudio. LandTrendr, siguiendo procesos de regresión y ajustes iterativos, identifica vértices en la trayectoria de cada píxel que representan años de cambio y que delimitan segmentos lineales que corresponden a procesos estables entre dos vértices. Los valores espectrales de cada año han sido extraídos usando una ventana kernel de 3×3 que permite mantener un adecuado nivel de detalle espacial, eliminando a la vez el posible error de corregistro entre las imágenes de la serie.

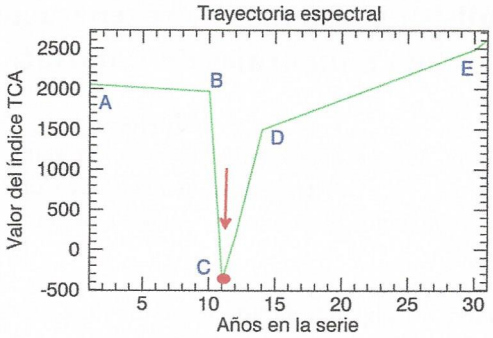

Figura 2. *Ejemplo de trayectoria espectral para un único píxel en la serie temporal (1984-2014). Segmento AB (1984-1993): estabilidad. 1994 (punto C, año 11 de la serie): caída importante del valor del índice. Segmentos CD (1994-1998) y DE (1998-2013): regeneración de distinta pendiente.*

2.4. Datos empleados en la modelización

Tomando el área de Uncastillo como una primera zona apropiada para testar e identificar la importancia relativa de variables ambientales potencialmente implicadas en los procesos de regeneración, se han tenido en consideración las siguientes variables:

a) La variable seleccionada como indicador del grado de regeneración post-incendio (var. dependiente) es el componente angular del TC, calculado como TC_A=arctan(TC_G/TC_B). TC_A fue inicialmente definido y probado eficientemente por Powell *et al.* (2010) para describir el gradiente del porcentaje de cobertura vegetal. Los valores de TC_A tomados corresponden al año +7 posterior al incendio y definidos en la trayectoria de cada píxel una vez que ésta ha sido ajustada y segmentada (valor *fitted*, TC_{Af}). Los píxeles finalmente incluidos en el análisis corresponden a áreas ocupadas por especies forestales rebrotadoras fundamentalmente de la especie *Quercus faginea*, identificadas utilizando información procedente del Mapa Forestal de España del año 1990 así como de *CORINE Land Cover* de la misma fecha.

b) Los datos climáticos relativos a la precipitación se han tomado de la base de datos MOPREDAS desarrollada por González-Hidalgo *et al.* (2011) que contiene datos mensuales de precipitación del período 1950-2010 en España en una cuadrícula de 1/10 de grado de longitud y latitud. En base a esta colección de datos climáticos, y con el fin de detectar anomalías, se han estandarizado los valores de precipitación a nivel de píxel para la precipitación acumulada en el período de diciembre a mayo, siguiendo el siguiente cálculo:

$z=(X-\mu)/\sigma$, donde X es el valor original, mientras que μ y σ corresponden a la media y desviación estándar de los valores en la serie. Existe un desacuerdo espacial importante entre la resolución espacial de los datos climáticos y los 30 m de Landsat o los 25 m de las variables topográficas. Es por ello esperable que, aunque la variable de clima tenga poder explicativo en la regeneración, su potencial estará limitado en alguna medida.

c) Los valores correspondientes al componente humedad del año del incendio (TC_W) y de los cinco años posteriores se han tomado como variables representativas del contenido en humedad del suelo y de la vegetación en el píxel. En estos casos han sido tomados igualmente los valores correspondientes a las trayectorias ajustadas y segmentadas (TC_{Wf}). En cierta manera esta variable puede compensar la falta de coherencia en la resolución espacial entre los datos satelitales y la variable de precipitación.

d) El cálculo de la severidad post-incendio se ha hecho estimando valores de GeoCBI a partir de los valores de reflectividad de superficie de la imagen post-incendio de 1994. El método se basa en la inversión de un modelo de simulación basado en el uso combinado de PROSPECT y GeoSAIL desarrollado por De Santis y Chuvieco (2009). El mapa de estimación de la severidad asigna a cada píxel de la imagen post-incendio un valor de GeoCBI (en un rango que varía entre 0 y 3).

e) Se ha calculado el valor del índice dNBR (*differenced Normalized Burn Ratio*) (Key y Benson 2006) como otro indicador de la severidad del incendio.

f) El Modelo Digital de Elevaciones empleado ha sido elaborado por el Instituto Geográfico Nacional y posee una resolución espacial de 25 m (http://www.idee.es/). Se han calculado además la pendiente y orientación topográficas. La orientación ha sido introducida en el modelo como dos variables continuas (en vez de una única variable binaria): i) orientación norte-sur ("*northness*"), calculada usando el coseno del valor de orientación; ii) orientación este-oeste ("*eastness*"), calculada usando el seno. De esta manera, la variable *northness* tendrá un valor próximo a 1, en casos en que la ladera mira al norte y próximo a -1 si su orientación es sur. La variable *eastness* funciona de forma similar.

2.5. Modelización

Hemos utilizado una regresión lineal múltiple de mínimos cuadrados (*ordinary least squares*, OLS) para identificar aquellas variables que tienen mayor poder explicativo sobre las ratios de regeneración de la vegetación post-incendio. Hemos realizado un análisis exploratorio de las variables, tomando como variable dependiente el TC_A ajustado (TC_{Af}) en el año 2001 (año +7 post-incendio). Este análisis exploratorio permitió analizar el comportamiento explicativo de todas las variables independientes y seleccionar las que tienen un comportamiento predictivo más efectivo.

En este análisis se han considerado las 14 variables independientes previamente descritas y se han calculado modelizaciones de forma iterativa considerando desde un mínimo de una a un máximo de diez variables, tomando como criterios de efectividad: i) el coeficiente R^2 (R^2>0,50); ii) p-value (p<0,05); iii) multicolinealidad VIF máximo (VIF<7,50) (VIF, *Variance inflation factor*). Una vez identificadas las variables de mayor eficiencia explicativa hemos calculado distintos modelos de regresión tomando sucesivamente como variable dependiente el valor del TC_{Af} de los años 1999 (año +5 post-incendio), 2000 (año +6), 2001 (año +7) y 2004 (año +10), comprobando así la estabilidad de la predicción en los años posteriores al incendio.

3. RESULTADOS

3.1. Análisis exploratorio de las variables

La Tabla 1 representa los resultados e indicadores para algunos de los análisis que mostraron los coeficientes R^2 ajustados mejores, empleando 5 o 6 variables independientes. Todos los modelos de más de seis variables presentaron valores VIF superiores a 7,5 demostrando multicolinealidad.

Tabla1. *Análisis exploratorio.*

	R^2	VIF	Modelo***
Test5.2	0,57	3,15	$+TC_{Wf\ año\ 2}$; $+TC_{Wf\ año\ 5}$; +Anomalía Pr94; +Eastness; -GeoCBI
Test5.3	0,57	1,93	$+TC_{Wf\ año\ 1}$; $+TC_{Wf\ año\ 5}$; +Anomalía Pr94; +Eastness; -GeoCBI
Test6.3	0,57	3,16	$+TC_{Wf\ año\ 2}$; $+TC_{Wf\ año\ 5}$; +Anomalía Pr94; +Eastness; -GeoCBI; -Northness

***p-valor < 0,05 (todas las variables)

3.2. Regresión lineal múltiple

Tomando como óptimo el mejor de los modelos de seis variables (Test6.3), se muestran en la Tabla 2 los coeficientes de regresión (OLS) que revelan la solidez de la relación con la variable dependiente (TC_{Af} del año +7 post-incendio.

Tabla2. *Coeficientes regresión OLS: modelo Test6.3.*

Variable	coefficient	std. ε	estadístico-t
Intercept	4369,5793	56,4777	77,37
GeoCBI	-0,2423	0,0193	-12,51
Eastness	96,8116	3,7413	25,88
Northness	-58,2963	4,9353	-11,81
$TC_{Wf\ año+2}$	0,3353	0,0115	28,93
$TC_{Wf\ año+5}$	0,4631	0,0124	37,37
AnomalíaPr94	554,7325	31,2091	17,77

R^2: 0,574; R^2 ajustado:0,5737; p-valor: 2^{-16} (para todas las variables)

La Figura 3 representa la importancia relativa de cada variable explicativa en el caso del modelos del año 2001, calculada utilizando el módulo *caret* de R y medida como el valor absoluto del estadístico-t de cada parámetro del modelo.

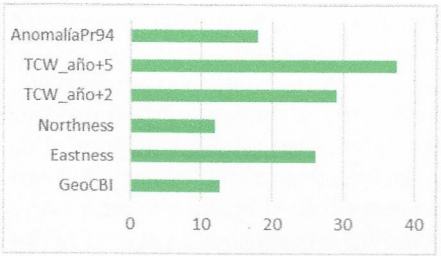

Figura 3. *Importancia relativa de las variables explicativas (TC_A año +7).*

4. DISCUSIÓN

Estudios previos, en diferentes condiciones ecológicas y ambientales, han hecho contribuciones a una mejor comprensión y modelización de los procesos de regeneración de la vegetación que siguen a perturbaciones por incendios forestales (Meng *et al.*, 2015), demostrando el importante efecto que tiene la severidad del incendio en el ritmo de los procesos de regeneración (Crotteau *et al.*, 2013), así como el papel relevante de las variables de topografía, orientación y climáticas (Collins y Roller, 2013). Sin embargo, es necesaria todavía mucha investigación que caracterice y modelice el conjunto de factores que intervienen en la dinámica de la regeneración post-incendio, así como su relevancia relativa. Todo ello especialmente en lo referente a grandes incendios forestales y a nivel regional, como es el caso de la zona mediterránea.

Este estudio demuestra que las variables que tienen mayor eficiencia en la explicación de la regeneración en el caso de especies del género *Quercus* son, además de la propia severidad, las anomalías de precipitación del año del incendio, el contenido en humedad del suelo y vegetación en los años posteriores a la perturbación, así como la exposición topográfica. El análisis de la importancia relativa de las variables explicativas muestra que en los años posteriores al incendio la precipitación y el contenido en humedad podrían ser dos de los factores más relevantes en la dinámica de la regeneración, al menos en áreas mediterráneas y para especies rebrotadoras. En este sentido, el componente TC_W tiene un fuerte poder explicativo de la variable dependiente, como también es relevante el peso de las anomalías de precipitación de los años 1994 y 1995.

En cuanto a las variables topográficas destaca el factor orientación, mostrando en todos los casos una correlación positiva con *eastness* y negativa con *northness*, indicando que en el caso de *Quercus* spp., las laderas de orientación sur-este tendrían mejor dinámica de regeneración.

La severidad juega también un papel muy relevante en las ratios de regeneración. Es destacable que la severidad post-incendio calculada a partir de la modelización del GeoCBI es mucho más relevante que aquella procedente del dNBR, tal y como demuestra el análisis exploratorio de las variables. Esta diferencia en la capacidad de predicción de un índice sobre el otro es, de alguna manera, esperable considerando que el dNBR aporta únicamente información espectral de la cobertura vegetal relativa a su vigor y contenido en humedad, mientras que el GeoCBI tiene un significado biofísico más integral, modelizando el contenido en diferentes pigmentos y en agua y materia seca a nivel de la hoja, y considerando además el efecto del incendio sobre los diferentes estratos así como el grado de impacto sobre la materia orgánica del suelo. Numerosos estudios (Chu y Guo, 2014) destacan la importancia del estado post-incendio del componente suelo en el proceso de regeneración y esto en cierta medida está recogido en el modelo de GeoCBI. Es ahora necesario y oportuno ampliar el análisis a otras grandes áreas quemadas durante el mismo año 1994 y en diferentes condiciones ambientales y especies, con el fin de contrastar espacialmente la relevancia de ciertas variables en los procesos de regeneración post-incendio.

5. BIBLIOGRAFÍA

Bartels, S.F., Chen, H.Y.H. *et al.* 2016. Trends in post-disturbance recovery rates of Canada's forests following wildfire and harvest. *Forest Ecology and Management, 361*, 194-207

Bastarrika, A., Alvarado, M. *et al.* 2014. BAMS: A Tool for Supervised Burned Area Mapping Using Landsat Data. *Remote Sensing, 6*, 12360-12380.

Collins, B.M., Roller, G.B. 2013. Early forest dynamics in stand-replacing fire patches in the northern Sierra Nevada, California, USA. *Landscape Ecology, 28*(9), 1801-1813.

Crotteau, J.S., Morgan Varner III, J. *et al.* 2013. Post-fire regeneration across a fire severity gradient in the southern Cascades. *Forest Ecology and Management, 287*, 103-112.

Chu, T., Guo, X. 2014. Remote Sensing Techniques in Monitoring Post-Fire Effects and Patterns of Forest Recovery in Boreal Forest Regions: A Review. *Remote Sensing, 6*(1), 470.

Chuvieco, E. 2016. *Fundamentals of Satellite Remote Sensing: An Environmental Approach.* Boca Raton (FL), CRC Press.

González-Hidalgo, J.C., Brunetti, C.M. *et al.* 2011. A new tool for monthly preciptation analysis in Spain: MOPREDAS database. *International Journal of Climatology, 31*(5), 715-731.

Kennedy, R.E., Yang, Z. *et al.* 2010. Detecting trends in forest disturbance and recovery using yearly Landsat time series: 1. LandTrendr — Temporal segmentation algorithms. *Remote Sensing of Environment, 114*, 2897-2910

Key, C., Benson N. 1999. *The Normalized Burned Ratio, a Landsat radiometric index of burn severity.* U.S. Geological Survey.

Masek, J.G., Vermote, E.F. *et al.* 2006. A Landsat Surface Reflectance Dataset for North America, 1990–2000. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 3*(1), 68-72.

Meng, J., Dennison, P.E. *et al.* 2015. Effects of fire severity and post-fire climate on short-term vegetation recovery of mixed-conifer and red fir forests in the Sierra Nevada Mountains of California. *Remote Sensing of Environment, 171*, 311-325.

Pflugmacher, D., Cohen, W.B. *et al.* 2014. Using Landsat-derived disturbance and recovery history and lidar to map forest biomass dynamics. *Remote Sensing of Environment, 151*, 124-137.

Powell, S.L., Cohen, W.B. *et al.* 2010. Quantification of live aboveground forest biomass dynamics with Landsat time-series and field inventory data: A comparison of empirical modeling approaches. *Remote Sensing of Environment, 114*(5), 1053-1068.