

Severidad y regeneración en grandes incendios forestales: análisis a partir de series temporales de imágenes Landsat

Martínez, S.*; Chuvieco, E., Aguado, I., Salas, J.

Depto. de Geología, Geografía y Medio Ambiente, Universidad de Alcalá, C/ Colegios, 2-28801; Alcalá de Henares, Madrid, España.

Resumen: El objetivo de este estudio es contribuir a una mejor comprensión de los patrones de regeneración post-incendio a partir de la severidad del fuego, así como estudiar el tiempo previsible que determinados ecosistemas forestales emplearán en recuperar su estado inicial. El estudio analiza el grado de severidad del incendio de Uncastillo de 1994 (7664 ha), uno de los mayores ocurridos en España en ese año, así como su dinámica de regeneración natural en las dos décadas siguientes (hasta 2014) mediante el empleo de series temporales de imágenes Landsat (sensores TM y ETM+). La estimación de la severidad post-incendio se ha basado en el uso de los modelos de transferencia radiativa PROSPECT y GeoSAIL, siguiendo la metodología propuesta por De Santis y Chuvieco (2009). Por su parte, los procesos de regeneración se han caracterizado mediante el empleo de trayectorias espectrales mediante el uso del modelo LandTrendr (*Landsat-based Detection of Trends in Disturbance and Recovery*) (Kennedy *et al.*, 2010). Los resultados de este estudio contribuyen a una mayor comprensión de la dinámica general post-incendio de las áreas forestales y en último término permiten desarrollar estrategias efectivas para una gestión forestal sostenible.

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

Burn severity and regeneration in large forest fires: an analysis from Landsat time series

Abstract: The main objective of this study is to take a close look at post-fire recovery patterns in forestry areas under different burn severity conditions. We also investigate the time that forestry ecosystems take to recover their pre-fire condition. In this context, this study analyses both the level of severity in Uncastillo forest wildfire (7.664ha), one of the greatest occurred in Spain in 1994, and the pattern of natural recovery in the following decades (until 2014) using annual Landsat time series (sensors TM&ETM+). Burn severity has been estimated by means of PROSPECT and GeoSAIL radiative transfer models following methodologies described in De Santis and Chuvieco (2009). On the other hand, recovery processes have been assessed from spectral profiles using the LandTrendr model (*Landsat-based Detection of Trends in Disturbance and Recovery*) (Kennedy *et al.*, 2010). Results contribute to a further understanding of the post-fire evolution in forestry areas and to develop effective strategies for sustainable forest management.

Key words: wildland fires, GeoCBI, recovery, burn severity, LandTrendr, Landsat.

1. Introducción

Los ecosistemas mediterráneos están adaptados a la presencia recurrente del fuego, de tal modo que la mayoría de las especies que los constituyen poseen mecanismos de rebrotación-germinación que explicarían el rápido recubrimiento de la vegetación tras un incendio, presentando las comunidades post-fuego características muy similares a las previas al incendio (Pausas, 2012). Sin embargo, los efectos del fuego sobre la respuesta de la vegetación son muy dependientes de la severidad del mismo (Frolking *et al.*, 2009; Jin *et al.*, 2012; Veraverbeke *et al.*, 2012), que es consecuencia de la intensidad con que se ha quemado (temperatura y duración del fuego). Este factor, junto con las características ambientales de las zonas quemadas (el tipo de vegetación, la composición química del suelo, la meteorología y la estrategia de reproducción vegetal) determinan los recursos afectados y el tiempo previsible durante el que esos recursos no estarán disponibles (Pausas, 2012).

En nuestro estudio, la severidad post-incendio viene definida por el nivel de daño ocasionado por el fuego que resulta observable al término del mismo, expresado por la magnitud del cambio ecológico causado por el paso del fuego (Key y Benson, 2006).

La severidad es un factor crítico en la dinámica de las áreas quemadas. En este sentido, la cantidad de biomasa consumida, que variará en función del grado de severidad del fuego, influye directamente en la estructura y la dinámica de la vegetación post-incendio, así como en la dinámica hidromorfológica del suelo. En general, se admite que una alta severidad del fuego lleva asociada tasas de recuperación de la vegetación bajas y tasas de erosión más elevadas que las áreas de baja severidad (Doerr *et al.*, 2006; Moody *et al.*, 2013).

La determinación del nivel de severidad post-incendio puede realizarse por varios procedimientos, si bien la teledetección es el único método capaz de ofrecer estimaciones aceptables a escala regional y en el tiempo requerido. El índice CBI (*Composite Burn Index*) ha sido ampliamente utilizado cuando la estimación de la severidad del fuego se basa en imágenes de satélite (Key y Benson, 2006). El CBI está basado en indicadores visuales reconocibles en el campo, variando de 0 a 3, siendo más alto el valor cuanto mayor sea la

severidad. La valoración se basa en una serie de variables medidas en varios estratos del bosque: suelo, arbustivo y arbóreo. De Santis y Chuvieco (2009) introdujeron una modificación de este índice, denominado GeoCBI (*Geometrically structured Composite Burn Index*), que incorpora dos nuevos factores en el cálculo del mismo, por un lado la presencia de hojas soflamadas en el suelo, que cambiaría el color del sustrato, y por otro la proporción de cubierta de los estratos arbóreos, que alteraría la proporción de cubierta verde. Ambos factores influyen en la reflectividad del dosel, por lo que el GeoCBI se observó mejor correlacionado con las imágenes de satélite que el índice original (De Santis y Chuvieco, 2009; Veraverbeke *et al.*, 2012; Veraverbeke y Hook, 2013), incluso a escalas regionales (Oliva *et al.*, 2011).

Aunque la teledetección ha sido ampliamente utilizada en el análisis de la severidad del fuego o en la regeneración post-incendio, hasta la fecha pocos estudios han analizado la relación entre ambas, especialmente a la escala de grandes incendios. Estudios recientes señalan la necesidad de mejorar las técnicas para analizar los efectos post-incendio en función de la severidad del fuego (Lentile *et al.*, 2006; Lentile *et al.*, 2007; Meng *et al.*, 2015; White *et al.*, 1996).

Este estudio, enmarcado dentro del proyecto *Severidad y regeneración en grandes incendios forestales mediante teledetección y S.I.G* (SERGISAT), pretende comprobar en qué medida la regeneración post-incendio está guiada por la severidad del fuego, frente al papel de otros factores biogeográficos y así establecer hasta qué punto podemos prever la regeneración de un área afectada por el fuego si conocemos su severidad. Conocer con mayor profundidad esa relación puede ayudar en la gestión del fuego, apoyando la decisión de si una restauración inducida es lo recomendable en la regeneración post-incendio de una zona quemada o si la regeneración natural será la estrategia más adecuada.

En este contexto se plantean dos objetivos concretos, que contribuirán en último término, a la modelización de la regeneración natural tras un incendio:

- (i) Por un lado, evaluar la severidad post-incendio en el área de estudio y relativa a un incendio ocurrido en 1994.
- (ii) Analizar las tendencias de regeneración post-fuego en un marco temporal prolongado (1995-2014) a partir de índices espectrales derivados de datos Landsat, estudiando además diferencias en la respuesta post-fuego para distintos niveles de severidad.

2. Área de estudio

El estudio toma como área piloto el incendio de Uncastillo, en el noreste de la Península Ibérica,

ocurrido el 16 de Julio de 1994 por causas naturales (rayo) y que afectó a un área de 7664 ha pertenecientes a los municipios de Uncastillo y Sos del Rey Católico (Zaragoza) y Petilla de Aragón (Navarra) (ver Figura 1). La zona afectada se localiza en la comarca prepirenaica con cotas máximas que superan los 1100 m. La vegetación dominante en la zona puede describirse de forma muy genérica en cinco grandes clases: i) bosques de frondosas en los que domina *Quercus ilex rotundifolia* y *Quercus faginea*; ii) formaciones de coníferas con especies dominantes de *Pinus halepensis* y *Pinus nigra*; iii) formaciones de matorral esclerófilo mediterráneo con *Juniperus* spp. y *Cistus* spp.; iv y v) formaciones de matorral boscoso de transición donde

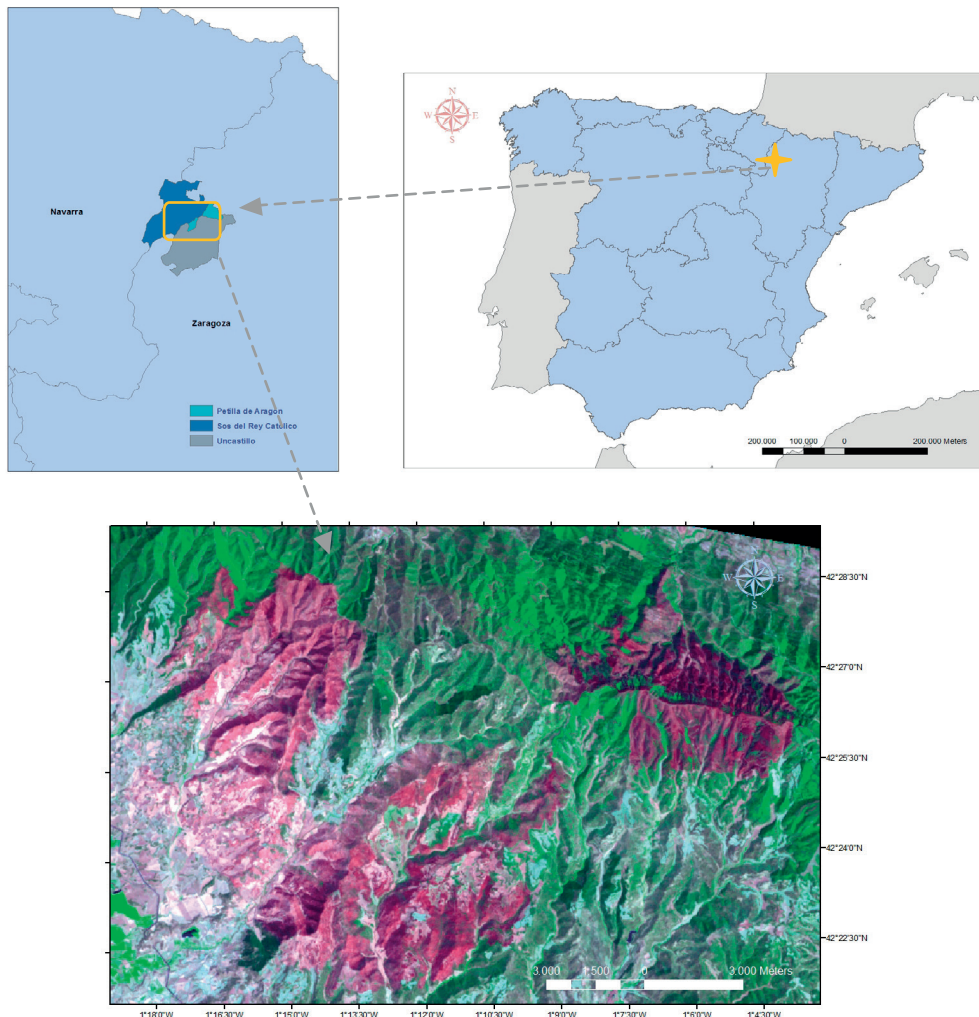


Figura 1. Localización del área de estudio e imagen en falso color posterior al incendio de Uncastillo (16 de Julio de 1994).

pueden dominar especies de *Quercus* spp. (iv) o coníferas (v). La precipitación media anual es de 480 mm con una temperatura media anual de 14°C y bajo un régimen climático mediterráneo.

3. Metodología

Hemos construido una colección de imágenes de periodicidad anual o mayor desde 1984 a 2014 mediante la selección de un total de 48 imágenes de la serie histórica de Landsat (Path:200 y Row 031) tanto de los sensores TM como ETM+, a través de los servidores del *United States Geological Survey* (USGS) USGS/NASA *Earth Explorer* (<https://espa.cr.usgs.gov>) y de la Agencia Espacial Europea (ESA) (<https://earth.esa.int/web/guest/eoli>). Todas ellas son, en la medida de lo posible, imágenes próximas a la mediana del día juliano (1 a 365) y libres de nubes.

Con el fin de garantizar la coherencia en la geometría de las imágenes de la ESA incluidas en el análisis (rango desde 1991 a 1998 y producto L1T *Level 1 Terrain*), éstas han sido ajustadas geométricamente a una imagen de referencia de la serie USGS, usando un mínimo de 15 puntos de control por escena y una ecuación de ajuste lineal.

Respecto a la radiometría de las imágenes hemos usado imágenes Landsat procedentes del Proyecto LEDAPS (*Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System*) de la NASA (Masek et al., 2006). LEDAPS procesa las imágenes a reflectividad a nivel de superficie empleando rutinas de corrección atmosférica desarrolladas para el instrumento Terra MODIS (Vermote et al., 1997). Las imágenes pertenecientes a la base de datos ESA han sido corregidas según LEDAPS a través

de la Versión 2 del código distribuido por el USGS EROS Center (<https://github.com/usgs>) (Masek et al., 2012).

Las imágenes corregidas a reflectividad a nivel de superficie fueron entonces transformadas para obtener índices de Verdor, Humedad y Brillo, aplicando un proceso de *Tasseled Cap* (Chuvieco, 2016). Además, para cada uno de los índices fueron generados compuestos a partir de todas las imágenes disponibles intra-anualmente. Esto es, para aquellos años en los que hay varias imágenes disponibles se generó un compuesto (*on-the-fly mosaic*) 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 (debido, por ejemplo, al efecto SLC-off de Landsat 7). Todos estos procesos han sido realizados utilizando el código LandsatLinkr (<https://github.com/jdbcode/LandsatLinkr>).

3.1. Identificación del perímetro quemado

El perímetro quemado en 1994 ha sido identificado y cartografiado mediante el uso de software *Burned Area Algorithm Software* (BAMS), una herramienta diseñada para generar de forma semi-automática perímetros de área quemada usando imágenes Landsat (sensores TM, ETM+ y OLI-TIRS) basándose en la definición de valores umbral sobre múltiples índices espectrales (Bastarrika et al., 2014).

En el proceso se empleó una estrategia de doble fase buscando un equilibrio entre los errores de omisión y comisión. En la primera fase se

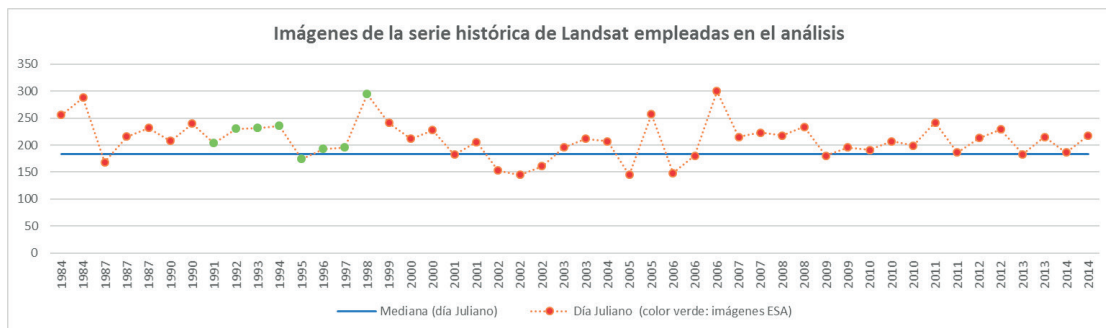


Figura 2. Imágenes de la serie histórica de Landsat empleadas en el análisis.

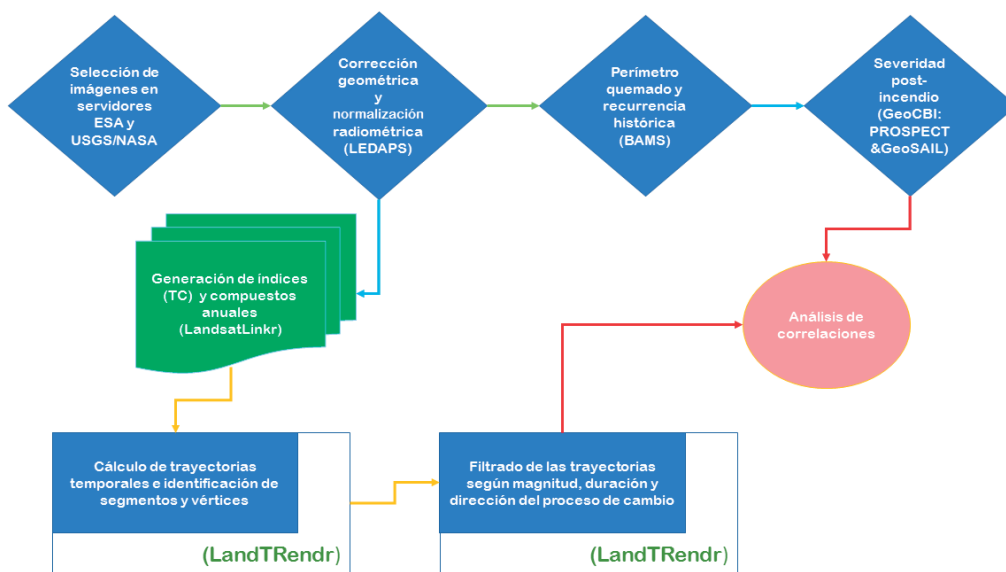


Figura 3. Diagrama de flujo de los procesos empleados.

detectaron aquellos píxeles que de forma más evidente habían sido quemados (píxeles semilla o *seed pixels*) permitiendo así reducir los errores de comisión. En una segunda fase se fijó la atención en la vecindad de los píxeles semilla y, aplicando criterios menos estrictos, se identificaron como quemados aquellos píxeles con similares características espectrales a los denominados semilla.

Del perímetro resultante se han extraído las islas de vegetación no quemada mediante la definición de umbrales en los diferentes índices espectrales empleados en BAMS. El papel que estas islas no quemadas tienen sobre los procesos de regeneración será evaluado con posterioridad, aunque no será objeto del análisis realizado en este artículo. Por último, utilizando la cartografía *CORINE Land Cover* de 1990 hemos extraído también las superficies agrícolas incluyendo en el análisis únicamente coberturas correspondientes a formaciones forestales (arbóreas y arbustivas).

3.2. Cálculo y cartografía de severidad post-incendio

Hemos calculado la severidad post-incendio a partir de la metodología desarrollada por De Santis and Chuvieco (2009), un modelo de simulación

que combina PROSPECT y GeoSAIL para estimar la severidad de área quemada a partir de imágenes de satélite. Como ya indicamos, el modelo estima valores de GeoCBI a partir de reflectividades corregidas. Previamente a la estimación de la severidad, se han excluido del análisis todos los píxeles que no han sido quemados. El método parte de simular una serie de escenarios de GeoCBI a partir de combinaciones de parámetros de entrada de PROSPECT y GeoSAIL (clorofila, agua y materia seca de la hoja; área foliar, ángulos foliares y reflectividad del fondo, principalmente). Estas simulaciones permiten generar una tabla de referencia (LUT), que sirve para comparar con las reflectividades observadas en la imagen. Se elige para cada píxel quemado el espectro más similar a los simulados para asignarle un valor de GeoCBI. La similitud se estima a partir del ángulo entre el espectro del píxel y los simulados empleando el algoritmo *Spectral Angle Mapper* (SAM) (Chuvieco, 2016). El resultado de esta clasificación fue un mapa de severidad en el que a cada píxel de la imagen post-incendio se le asignó un valor de GeoCBI (tomando valores entre 0 y 3).

3.3. Identificación de las trayectorias de regeneración

Las trayectorias de regeneración se han identificado a partir del uso de la serie temporal de imágenes Landsat (compuestos anuales) y del algoritmo LandTrendr (*Landsat-based Detection of Trends in Disturbance and Recovery*) (Kennedy et al., 2010), un algoritmo de segmentación usado para identificar y cartografiar procesos de cambio asociados a fenómenos de perturbación o regeneración de las coberturas forestales. El uso de series temporales con imágenes de media resolución (20-50 m) es cada vez más frecuente frente al uso de métodos más tradicionales de detección de cambio, como los análisis bitemporales, debido a su mayor capacidad para detectar la variabilidad interanual y por estar menos afectadas por efectos de ruido (Kennedy et al., 2009).

El objetivo fundamental de LandTrendr es modelizar trayectorias espectro-temporales a nivel de píxel, usando métodos de regresión y procesos de identificación y ajuste de *vértices* que representan años de cambio significativo y que delimitan *segmentos lineales* que corresponden a procesos estables. Esta herramienta permite la identificación del cambio global, abarcando no sólo la detección de tendencias sino también de aquellos sucesos puntuales que representan un cambio real (y por lo tanto no asociado a ruido). Esto hace posible la identificación de muy diferentes procesos de cambio: desde aquellos más abruptos (como talas o incendios) hasta otros más graduales y sutiles (como procesos de regeneración forestal o estreses causados por factores climáticos o biológicos) que tienen lugar en la serie temporal. Una vez generados los compuestos anuales para cada uno de los índices del *Tasseled Cap*, se ha seleccionado inicialmente el de Humedad (Wetness, TC_w) para llevar a cabo los análisis de trayectorias, ya que estudios previos han identificado al TC_w como uno de los mejores índices a la hora de detectar procesos de degradación y regeneración (Grogan et al., 2015). Mediante LandTrendr se han extraído las trayectorias espectrales de cada píxel. 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 registro entre las imágenes de la serie. El proceso siguiente fue el cálculo de la segmentación de las

trayectorias, que es el proceso núcleo dentro del algoritmo LandTrendr, con el fin de poder finalmente identificar y aislar píxeles que han tenido un proceso de regeneración continua desde 1994.

A continuación, hemos generado un mapa que asigna a cada píxel un valor que representa la magnitud del proceso de perturbación más importante que ocurre en su trayectoria (que en el área de estudio es el incendio de 1994) y evaluado su relación con la variable severidad, que se espera sea significativa. Por otro lado, hemos llevado a cabo un filtrado y *clustering* de las trayectorias mediante la herramienta de etiquetado (*labeling*) de LandTrendr, con el fin de seleccionar únicamente aquellas trayectorias que representan un patrón de proceso de regeneración que comienza en 1995 y dura 20 años, evaluándose también su relación con la variable severidad. Se ha establecido una primera diferenciación genérica entre áreas de matorral y áreas arboladas.

Basándonos en los valores espectrales del índice TC_w hemos calculado en qué medida los píxeles quemados han alcanzado el nivel espectral del valor previo al incendio (año 1993: año 6 de la serie), entendiendo esta medida como un indicador del grado relativo de regeneración dentro de la historia del píxel (trayectoria). Por último, en este mismo sentido se han considerado las trayectorias de todos los píxeles correspondientes a dos especies abundantes en el área de estudio, el matorral de *Juniperus oxycedrus*, y aquellos que corresponden a la especie arbórea *Pinus halepensis*. Los procesos en estas áreas han sido evaluados considerando tanto sus trayectorias temporales como dispersogramas que muestran modelos de regresión ajustados a la dinámica de regeneración, tal y como han sido previamente usados en otros estudios (Ireland y Petropoulos, 2015) para cuantificar procesos similares.

4. Resultados y discusión

4.1. Identificación del perímetro quemado

En la Figura 4 puede verse la delimitación de la superficie quemada en 1994, afectando a más de 7664 ha distribuidas entre dos grandes manchas.

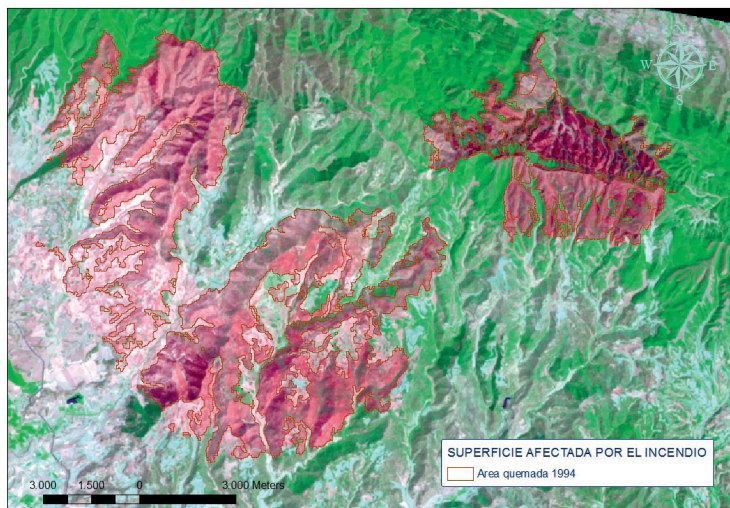


Figura 4. Delimitación del perímetro quemado en 1994. (Imagen LANDSAT 5TM RGB b7;b4;b3).

4.2. Cartografía de severidad

Los niveles de severidad son visualizados en 6 intervalos con el fin de facilitar la interpretación de esta información (Figura 5). El intervalo 0-1 corresponde a los valores más bajos de severidad y el intervalo 2,9-3,0 a los valores de severidad más intensa. Como puede observarse en esta figura el área de estudio en Uncastillo ha sido intensamente afectada por el fuego, de manera que los píxeles afectados con severidades inferiores a 2,5 son muy escasos (2%). Las severidades de valor igual o

superior a 2,9 representan el 68% de la superficie quemada. Es probable que algunos de los píxeles de severidades muy bajas puedan estar dentro de las islas de vegetación no quemada que han sido previamente excluidas del análisis como se ha comentado.

4.3. Identificación de las trayectorias de regeneración

La Figura 6 muestra una composición cartográfica resultante del algoritmo LandTrendr en la

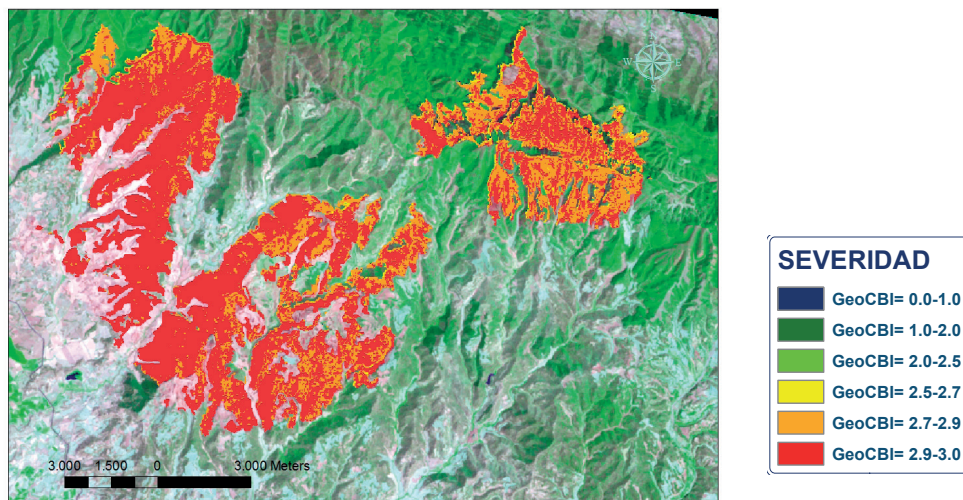


Figura 5. Cartografía de la severidad del incendio ocurrido en 1994 en Uncastillo (Imagen LANDSAT 5TM RGB b7;b4;b3).

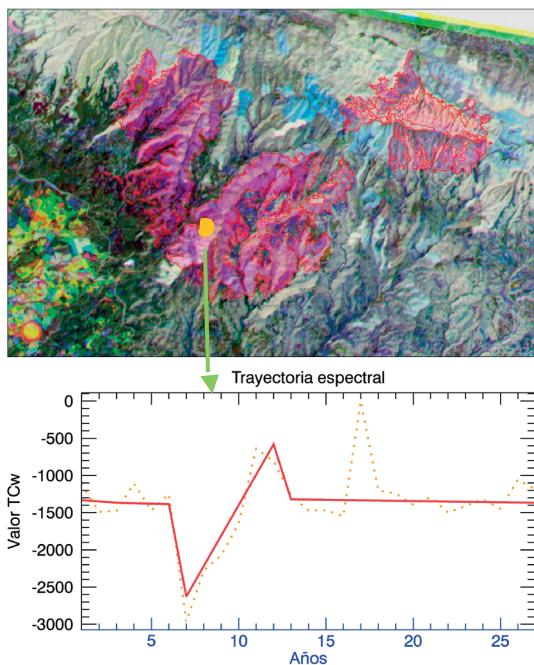


Figura 6. Trayectoria de un área que sufre una perturbación relevante en 1994 (año 7 de la serie) correspondiente al incendio en estudio (Composición RGB Año1; Año7; Año14).

que puede verse una imagen formada por todos los compuestos de la serie temporal analizada (1984-2014). En el gráfico pueden verse los valores que toma un píxel determinado de la imagen. La línea de puntos muestra la trayectoria previa a los procesos de segmentación mientras que la línea continua representa la trayectoria una vez

modelizada la segmentación. Puede verse que en el año 1994 hay una importante perturbación que corresponde al incendio en estudio (año 7 de la serie), seguido de un proceso de regeneración intensa, que llega a superar los valores espectrales previos al incendio, y un nuevo proceso de degradación más suave que ocurre en el año 12 de la serie seguido por un proceso de estabilidad.

En la Figura 7B puede verse la cartografía de la variable que representa para cada píxel la magnitud del proceso de perturbación más intenso que ocurre en su trayectoria, con valores clasificados en seis intervalos. El test de correlación de Spearman demuestra que existe una correlación moderada positiva y significativa entre las variables continuas severidad y perturbación más intensa con un coeficiente ρ de 0,1617 (P-valor 0,004979).

La cartografía resultante del proceso de filtrado y *clustering* se muestra en la Figura 8, que representa cuatro clases de trayectorias: no cambio (áreas de aparente no cambio), perturbación reciente, regeneración más larga y segunda perturbación más intensa.

Las áreas identificadas como *no cambio* (a), en realidad son resultado de un sobreajuste del algoritmo dado que, como se ha comentado, las islas no quemadas han sido previamente excluidas del estudio. En la trayectoria identificada como no cambio la línea punteada (que representa la trayectoria previa a la segmentación), identifica claramente en el año 7 de la serie (año 1994) un suceso de perturbación que, en un plazo muy corto (1 año) recupera

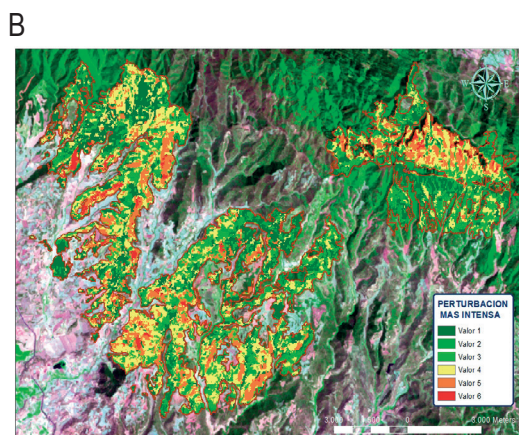
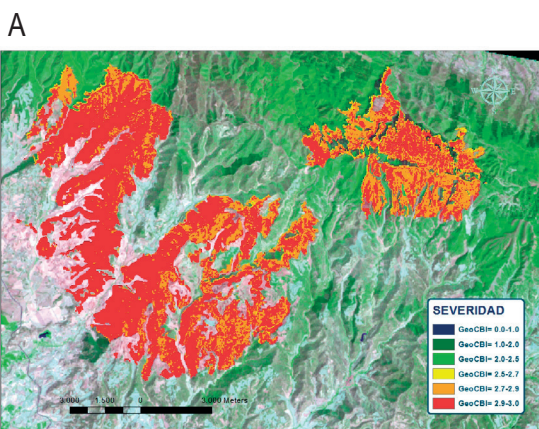


Figura 7. Cartografía de la perturbación más importante en la trayectoria 1984-2014. (A, severidad; B, perturbación más intensa según el índice TCw).

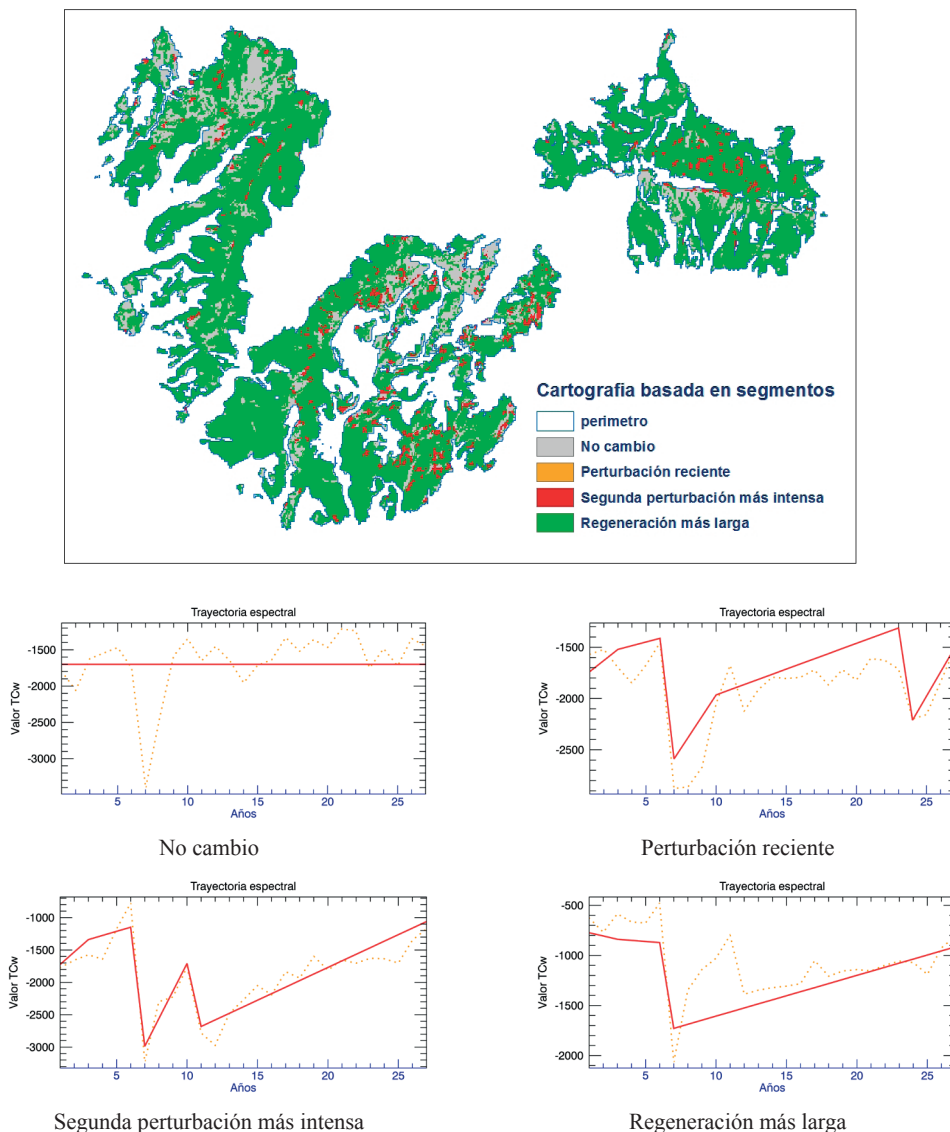


Figura 8. Cartografía basada en segmentos (basado en TC_w).

su valor a uno equivalente al año pre-incendio. Se considera de interés analizar en futuros estudios los factores que determinan la regeneración rápida de estas áreas a valores previos al del incendio, que podrían corresponder a píxeles con un componente herbáceo relevante dentro de un proceso de transición a otro tipo de cobertura. Por otro lado, es de interés resaltar que, aunque este tipo de sobreajustes son abordables en la modelización, son causados por un compromiso entre los errores de omisión de comisión. Las áreas de *perturbación reciente* (b) corresponden a aquellos píxeles que

han sufrido un proceso de perturbación en años recientes, independientemente de cualquier otro tipo de proceso ocurrido en la serie temporal analizada. Por otra parte, la clase *segunda perturbación más intensa* (c) permite identificar aquellos píxeles en cuya trayectoria pueden describirse al menos dos procesos de perturbación y la clase *regeneración más larga* (d) identifica procesos de regeneración de larga duración.

Los píxeles asignados a procesos de regeneración más largos, que son los que más nos interesan en este estudio, pueden responder a trayectorias muy

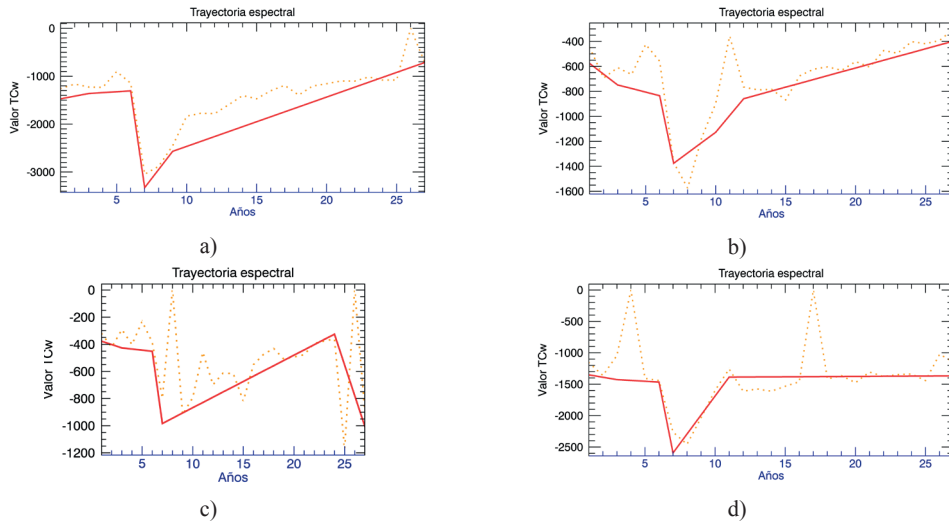


Figura 9. Trayectorias correspondientes a distintos píxeles que presentan algún proceso de regeneración de larga duración.

diferentes. En la Figura 9 se muestran algunos ejemplos: desde píxeles que inician un proceso de regeneración intensa posteriormente al incendio, continuado por otro proceso también de regeneración pero de menor pendiente (a); áreas que presentan varios procesos de regeneración de diferentes pendientes posteriores al incendio del

1994, siendo uno de ellos relativamente más largo (b); procesos largos de regeneración seguidos de procesos de degradación (c); o bien, procesos de regeneración seguidos de procesos de estabilidad (d).

En la Figura 10 se representa la variable magnitud de regeneración para aquellos píxeles que presentan un proceso continuo de regeneración de 20

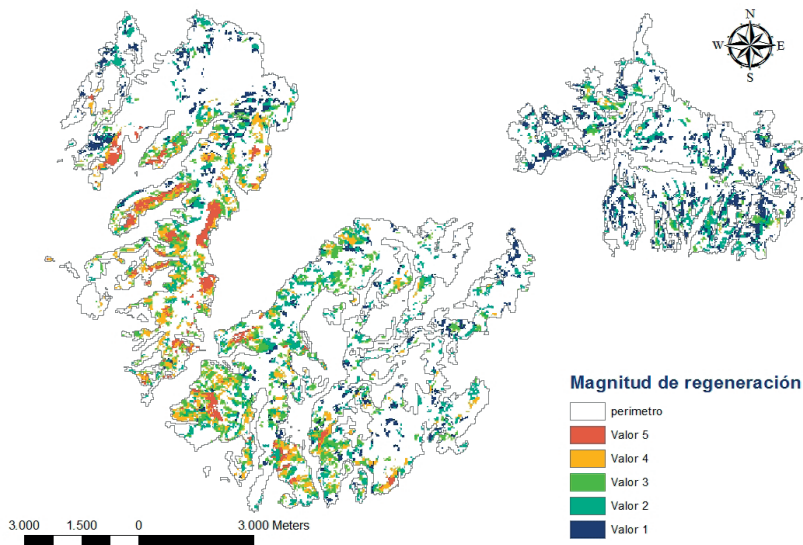


Figura 10. Cartografía de las áreas que responden a trayectorias con un patrón de proceso de regeneración de 20 años de duración 1995-2014, de diferentes pendientes (magnitudes).

años con inicio en 1995. Para su visualización las magnitudes han sido agrupadas en cinco intervalos, correspondiendo el valor 1 a pendientes bajas de la recta de regresión y el valor 5 a pendientes muy altas, que representan mayor magnitud de regeneración lo que implica además una regeneración más rápida. Finalmente, hemos valorado la relación entre los valores de la magnitud de regeneración en el intervalo de 20 años y los valores de severidad, con el fin de evaluar cuál es el efecto que la severidad tiene sobre los procesos de regeneración.

El test de correlación de Pearson demuestra que existe una correlación positiva entre ambas variables con un coeficiente de correlación R de 0,3817 (P-valor $9,743 \times 10^{-08}$). Mientras que Spearman muestra un coeficiente rho de 0,4131 (P-valor $6,169 \times 10^{-09}$).

El test de regresión linear estándar confirma que al menos un 15% de la variabilidad de la regeneración puede ser explicada por la variable severidad (P-dte: 0,2453; R²: 0,1457; R² ajustado: 0,141; P-valor: $9,743 \times 10^{-08}$; df=181).

La Tabla 1 representa los valores de correlación entre ambas variables para las coberturas de arbolado y matorral, de los que se puede concluir que no existen diferencias relevantes entre el comportamiento de ambas coberturas en cuanto a la relación severidad-regeneración, aunque los P-valores (Pearson) en el caso de matorral pueden indicar la necesidad de incrementar los valores de la muestra.

Tabla 1. Correlaciones entre severidad y magnitud de regeneración para coberturas de arbolado y matorral.

		Correlaciones			
		R	R ²	P-valor	df
Arbolado	Pearson	0,3391	0,1149	$2,095 \times 10^{-04}$	113
	Spearman (rho)	0,3819	0,1458	$2,532 \times 10^{-05}$	113
Matorral	Pearson	0,3254	0,1058	0,1123	23
	Spearman (rho)	0,4251	0,1807	0,0341	23

La Figura 12 representa la distribución espacial del indicador del grado relativo de regeneración en cada píxel con respecto al año 1993 de la trayectoria. Los valores positivos corresponden a áreas en las que el índice en 2014 supera los valores de

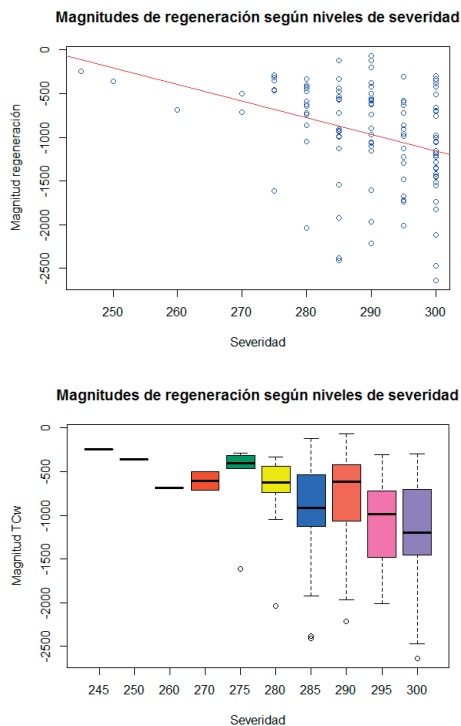
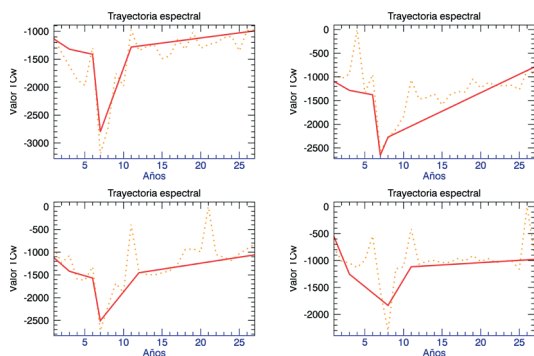
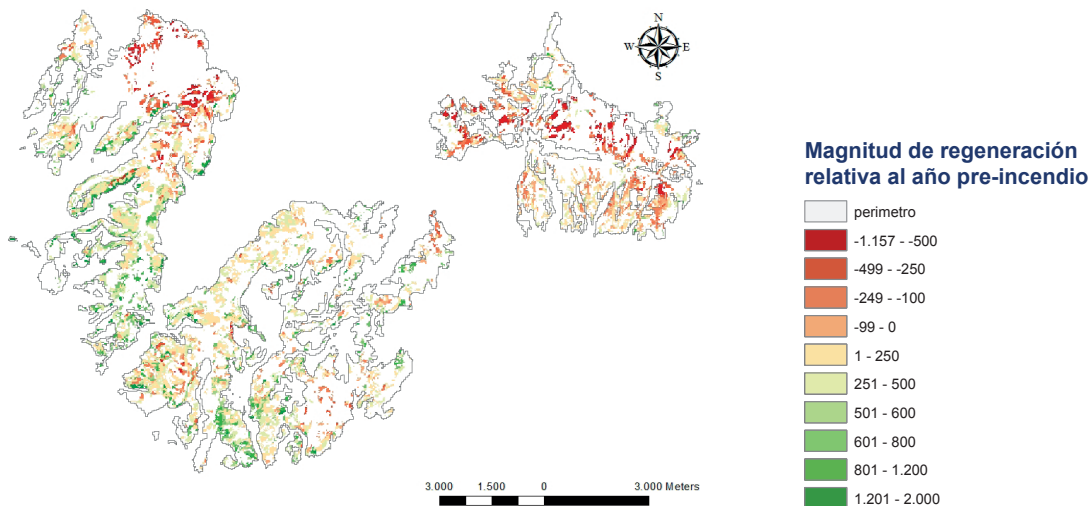


Figura 11. Relación entre las magnitudes de regeneración según niveles de severidad en la clase arbolado.

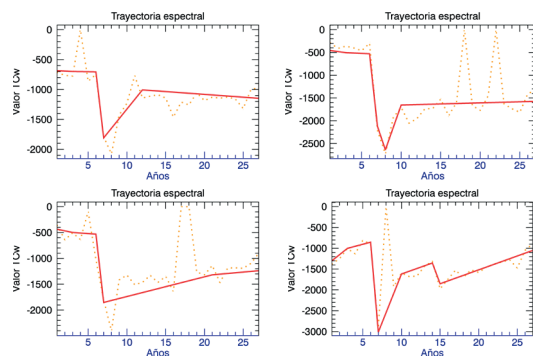
1993, mientras que los negativos corresponden a áreas en las que el índice en 2014 no alcanza los valores del año previo al incendio (Figura 12.C), indicando que en estas áreas el proceso de regeneración está en alguna medida comprometido por algún factor que provoca que ese proceso sea relativamente lento. Por otra parte, la Figura 12.B representa varios ejemplos de trayectorias en las que el índice en 2014 alcanza valores considerablemente superiores a aquellos pre-incendio: el análisis de estas trayectorias indica la necesidad de ser prudentes en la interpretación de este tipo de valores ya que, como puede verse en la figura, en muchos casos el año 1993 estaba inmerso en un proceso de degradación. Por ello se considera necesario en sucesivos trabajos profundizar en el efecto que este tipo de situaciones tiene a la hora de interpretar el proceso de regeneración.

Si consideramos la medida relativa de la regeneración post-incendio en dos de las especies más abundantes del área de estudio, los resultados muestran que en el matorral de *J. oxycedrus* en el año 2012 un 78,53% de los píxeles quemados con

A



B. Ejemplos de trayectorias en las que el índice en 2014 alcanza valores superiores a aquellos pre-incendio (año 6 de la serie).



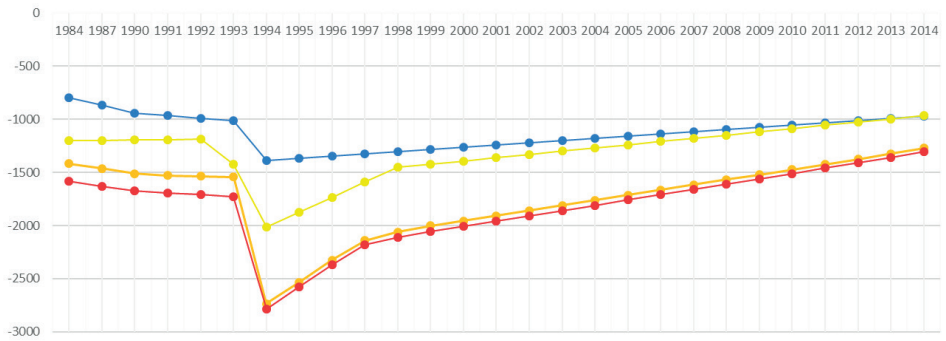
C. Ejemplos de trayectorias en las que el índice en 2014 no alcanza los valores del año pre-incendio (año 6 de la serie).

Figura 12. Cartografía de la magnitud de regeneración relativa al año previo al incendio (año 1993: año 6 de la serie).

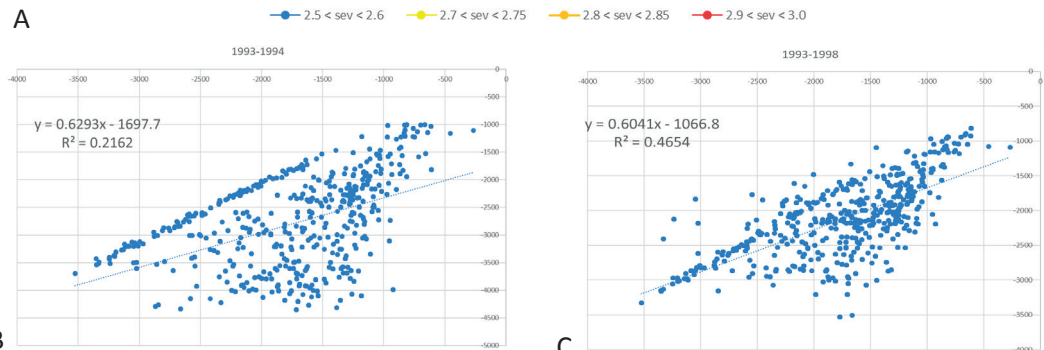
diferentes niveles de severidad habían alcanzado el nivel espectral de 1993, mientras que en 2014 este indicador llegó hasta un 88,29% de los píxeles. En el caso de las áreas de *P. halepensis* en el año 2012 los valores corresponden a un 72,92% y 85,31% respectivamente para 2012 y 2014. La Figura 13 representa las trayectorias para ambas especies considerando además los diferentes niveles de severidad. En el caso de *J. oxycedrus* puede verse que cuanto mayor es la severidad mayor es el impacto en el valor espectral del índice TC_w diferenciándose claramente los intervalos 2,5-2,6; 2,7-2,75 y valores por encima de 2,8. Es destacable que por encima de 2,8 y hasta 3,0 no parece

haber diferencias en el comportamiento del índice. Por otro lado, las pendientes de las curvas de regeneración son muy parecidas con un incremento relevante de la pendiente hasta más o menos 1998 (+ 4 años post-incendio), y una pendiente mucho más suave posteriormente. Los dispersogramas en la Figura 13 muestran modelos de regresión ajustados a la dinámica de regeneración, confrontando los valores del índice en la imagen pre-incendio (Eje X) con los valores del índice en años posteriores: 1994, 1998, 2003 y 2008 (Eje Y). Se demuestra así que el incremento en el R^2 en los cuatro primeros años de 0,2492 es muy superior al de los cinco años siguientes 0,0610 y al 0,0286

Juniperus oxycedrus

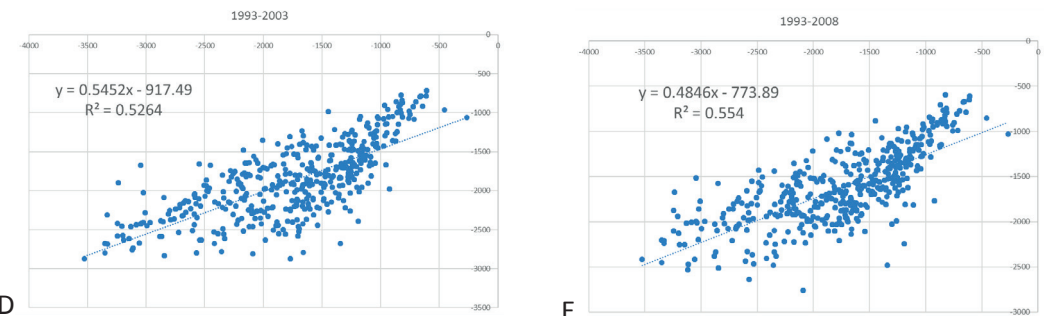


A



B

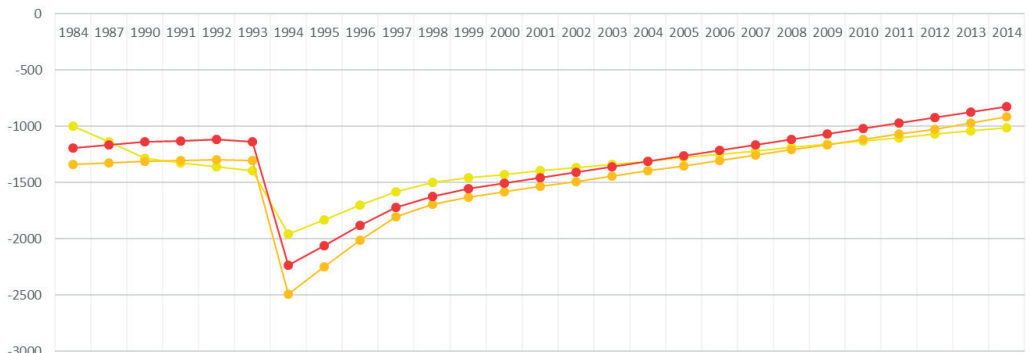
C



D

E

Pinus halepensis



F

Figura 13. Trayectorias de cambio para *J. oxycedrus* (A) y *P. halepensis* (F) y dispersogramas para *J. oxycedrus* (B, C, D y E).

que se obtiene entre 2003 y 2008, mostrando un recrecimiento mucho más significativo en los primeros años posteriores al incendio. También las trayectorias parecen apuntar que los píxeles de *J. oxycedrus* afectados por las severidades más altas son aquellos que previamente presentaban valores del índice TC_w más bajos y por lo tanto un menor contenido en humedad.

En cuanto a *Pinus halepensis*, podemos considerar que los primeros años posteriores a la regeneración son también muy relevantes en cuanto a recrecimiento lo que ha sido demostrado en otros estudios con especies del género *Pinus* (Ireland y Petropoulos, 2015). También se observa un mayor impacto en los valores del índice en función de la severidad, aunque de nuevo valores superiores a 2,8 y hasta 3,0 no muestran efectos diferenciados.

En los últimos años múltiples estudios de procesos de regeneración post-incendio han planteado diferentes metodologías con el objetivo precisamente de discriminar el cambio real asociado a la regeneración de aquel otro que representa ruido asociado a errores en la corrección atmosférica, incertidumbre en calibración radiométrica, efectos topográficos o cambios en el estado fenológico de la vegetación (Díaz-Delgado *et al.*, 2003; Riaño *et al.*, 2002). En este sentido destaca el potencial de LandTrendr para capturar los fenómenos más importantes ocurridos en la trayectoria, eliminando ruido, pero sin comprometer el detalle de los procesos identificados. Es también por ello que LandTrendr permite potencialmente analizar el proceso de regeneración post-incendio basándose en los datos de la propia trayectoria del píxel sin que sea, en principio, imperativo emplear índices relativos, como el índice de regeneración empleado en varios estudios (Díaz-Delgado *et al.*, 2003; Riaño *et al.*, 2002), aunque obviamente ese tipo de análisis complementarían la interpretación de los resultados.

5. Conclusiones

1. El algoritmo LandTrendr ha permitido generar trayectorias de regeneración y encontrar de manera precisa aquellas áreas que presentan procesos de regeneración continuos de 20 años, lo que la convierte en una herramienta de alto potencial en los procesos de modelización de la regeneración post-incendio.
2. El análisis de regresión entre las variables de severidad y magnitud de la regeneración muestra que, aunque entre ambas variables sí existe una relación directa (cuanto mayor es la severidad mayor es la magnitud de regeneración en 20 años, ya que se parte de una situación más negativa), los primeros resultados apuntan a que la variable severidad explicaría menos del 15% de la variabilidad de la regeneración. Es conveniente considerar este valor como provisional dado que en esta línea de investigación es necesario profundizar en el análisis considerando otras variables que ayuden a explicar la regeneración post-incendio, como por ejemplo la cobertura vegetal o la especie, así como otras áreas quemadas con mayor variabilidad en los valores de severidad.
3. Teniendo en consideración que desde un punto de vista ecológico el cambio no es un proceso aislado sino que está asociado a procesos previos y posteriores (Kennedy *et al.*, 2014), el potencial del algoritmo LandTrendr en el análisis de procesos de regeneración reside en la información contenida en la caracterización de todos los procesos identificados en una trayectoria y las consecuencias que esa sucesión de procesos puede tener en la regeneración. De esta manera estamos identificando y caracterizando un nuevo factor que puede condicionar la regeneración, además de otros muchos que han sido descritos y tratados en la literatura científica (severidad, pendiente, orientación, erosión post-incendio, tipo de cobertura y estrategia reproductiva, litología, parámetros climáticos posteriores al incendio). Desde un punto de vista ecológico es obvio que la regeneración que se alcance en el año 2014 no será igual si el proceso empieza en 1995 y es continuo y de única pendiente hasta 2014, que si existen varios subprocesos de regeneración de diferentes intensidades, o si, por ejemplo, existieran entre 1995 y 2014 uno o más procesos intermedios de degradación.
4. La caracterización detallada de las tipologías de trayectorias puede proporcionarnos muchas claves para entender los procesos de regeneración. En esta línea de investigación futuros trabajos considerarán la información

sinérgica que nos proporcionen diferentes tipos de índices como el de Verdor y Brillo (procedentes del *Tasseled Cap*) y otros más relacionados con la identificación de áreas quemadas como el NBR (*Normalized Burn Ratio*).

Agradecimientos

Este trabajo se ha desarrollado con la financiación procedente del proyecto *Severidad y regeneración en grandes incendios forestales mediante teledetección y S.I.G (SERGISAT)* (Ref. CGL2014-57013-C2-1-R–SERGISAT; CGL2014-57013-C2-2-R–SERGISAT, Ministerio de Economía y Competitividad). Nuestro agradecimiento también al Dr. Justin Braaten *del Laboratory for Applications of Remote Sensing in Ecology* de la Oregon State University, por su apoyo en el uso de LandTrendr.

Referencias

- Bastarrika, A., Alvarado, M., Artano, K., Martínez, M. P., Mesanza, A., Torre, L., Chuvieco, E. 2014. BAMS: A Tool for Supervised Burned Area Mapping Using Landsat Data. *Remote Sensing*, 6, 12360-12380. <https://doi.org/10.3390/rs61212360>
- Chuvieco, E. 2016. *Fundamentals of Satellite Remote Sensing: An Environmental Approach*. Boca Raton (FL): CRC Press.
- De Santis, A., Chuvieco, E. 2009. GeoCBI: A modified version of the Composite Burn Index for the initial assessment of the short-term burn severity from remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment*, 113, 554-562. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.10.011>
- Díaz-Delgado, R., Lloret, F., Pons, X. 2003. Influence of fire severity on plant regeneration by means of remote sensing imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 24(8), 1751-1763. <https://doi.org/10.1080/01431160210144732>
- Doerr, S. H., Shakesby, R. A., Blake, W. H., Chafer, C. J., Humphreys, G. S., Wallbrink, P. J. 2006. Effects of differing wildfire severities on soil wettability and implications for hydrological response. *Journal of Hydrology*, 319, 295-311. <https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2005.06.038>
- Frolking, S., Palace, M. W., Clark, D. B., Chambers, J. Q., Shugart, H. H., Hurr, G. C. 2009. Forest disturbance and recovery: A general review in the context of spaceborne remote sensing of impacts on aboveground biomass and canopy structure. *Journal of Geophysical Research-Biogeosciences*, 114. <https://doi.org/10.1029/2008JG000911>
- Grogan, K., Pflugmacher, D., Hostert, P., Kennedy, R. E., Fensholt, R. 2015. Cross-border forest disturbance and the role of natural rubber in mainland Southeast Asia using annual Landsat time series. *Remote Sensing of Environment*, 169, 438-453. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.03.001>
- Ireland, G., Petropoulos, G. P. 2015. Exploring the relationships between post-fire vegetation regeneration dynamics, topography and burn severity: A case study from the Montane Cordillera Ecozones of Western Canada. *Applied Geography*, 56, 232-248. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2014.11.016>
- Jin, Y., Randerson, J. T., Goetz, S. J., Beck, P. S., Loran, M. M., Goulden, M. L. 2012. The influence of burn severity on postfire vegetation recovery and albedo change during early succession in North American boreal forests. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences*, 117. <https://doi.org/10.1029/2011JG001886>
- Kennedy, R. E., Andréfouët, S., Cohen, W. B., Gómez, C., Griffiths, P., Hais, M., Zhu, Z. 2014. Bringing an ecological view of change to Landsat-based remote sensing. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 12(6), 339-346. <https://doi.org/10.1890/1530066>
- Kennedy, R. E., Townsend, P. A., Gross, J. E., Cohen, W. B., Bolstad, P., Wang, Y. Q., Adams, P. 2009. Remote sensing change detection tools for natural resource managers: Understanding concepts and tradeoffs in the design of landscape monitoring projects. *Remote Sensing of Environment*, 113(7), 1382-1396. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2008.07.018>
- Kennedy, R. E., Yang, Z., Cohen, W. B. 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. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.07.008>
- Key, C. H., Benson, N. 2006. Landscape Assessment (LA). Sampling and Analysis Methods. In D.C. Lutes, R.E. Keane, J.F. Caratti, & et al. (Eds.), *FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system. Integration of Standardized Field Data Collection Techniques and Sampling Design With Remote Sensing to Assess Fire Effects* (pp. LA1-LA51). Fort Collins, CO, US: Dept. of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station.

- Lentile, L. B., Holden, Z. A., Smith, A. M. S., Falkowski, M. J., Hudak, A. T., Morgan, P., Benson, N. C. 2006. Remote sensing techniques to assess active fire characteristics and post-fire effects. *International Journal of Wildland Fire*, 15(3), 319-345. <https://doi.org/10.1071/WF05097>
- Lentile, L. B., Morgan, P., Hudak, A. T., Bobbitt, M. J., Lewis, S. A., Smith, A. M. S., Robichaud, P. R. 2007. Post-fire burn severity and vegetation response following eight large wildfires across the western United States. *Fire Ecology*, 3(1), 91-108. <https://doi.org/10.4996/fireecology.0301091>
- Masek, J. G., Vermote, E. F., Saleous, N. E., Wolfe, R., Hall, F. G., Huemmrich, K. F., Lim, T. K. 2006. A Landsat Surface Reflectance Dataset for North America, 1990–2000. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3(1), 68-72. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2005.857030>
- Masek, J. G., Vermote, E. F., Saleous, N. E., Wolfe, R., Hall, F. G., Huemmrich, K. F., Lim, T. K. 2012. *LEDAPS Landsat Calibration, Reflectance, Atmospheric Correction Preprocessing Code*. ORNL DAAC. Retrieved from Oak Ridge, Tennessee, USA:
- Meng, J., Dennison, P. E., Huang, C. H., Moritz, M. A., D'Antonio, C. M. 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. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.10.024>
- Moody, J. A., Shakesby, R. A., Robichaud, P. R., Cannon, S. H., Martin, D. A. 2013. Current research issues related to post-wildfire runoff and erosion processes. *Earth-Science Reviews*, 122, 10-37. <https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2013.03.004>
- Oliva, P., Martin, P., Chuvieco, E. 2011. Burned area mapping with MERIS post-fire image. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4175-4201. <https://doi.org/10.1080/01431161.2010.489062>
- Pausas, J. 2012. *Incendios Forestales. Una visión desde la Ecología*. Madrid: CSIC. Catarata. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.05.033>
- Riaño, D., Chuvieco, E., Ustin, S., Zomer, R., Dennison, P., Roberts, D., Salas, J. 2002. Assessment of vegetation regeneration after fire through multitemporal analysis of AVIRIS images in the Santa Monica Mountains. *Remote Sensing of Environment*, 79(1), 60-71. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00239-5](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00239-5)
- Veraverbeke, S., Hook, S., y Hulley, G. 2012. An alternative spectral index for rapid fire severity assessments. *Remote Sensing of Environment*, 123, 72-80. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.025>
- Veraverbeke, S., Hook, S. J. 2013. Evaluating spectral indices and spectral mixture analysis for assessing fire severity, combustion completeness and carbon emissions. *Journal of the International Association of Wildland Fire*, 22(5), 707-720. <https://doi.org/10.1071/WF12168>
- Vermote, E. F., Saleous, N. E., Justice, C. O., Kaufman, Y. J., Privette, J. L., Remer, L., Tanré, D. 1997. Atmospheric correction of visible to middle-infrared EOS-MODIS data over land surfaces: Background, operational algorithm and validation. *Journal of Geophysical Research*, 102(14), 17131-17141. <https://doi.org/10.1029/97JD00201>
- White, J. D., Ryan, K. C., Key, C. C., Running, S. W. 1996. Remote sensing of forest fire severity and vegetation recovery. *International Journal of Wildland Fire*, 6, 125-136. <https://doi.org/10.1071/WF9960125>