



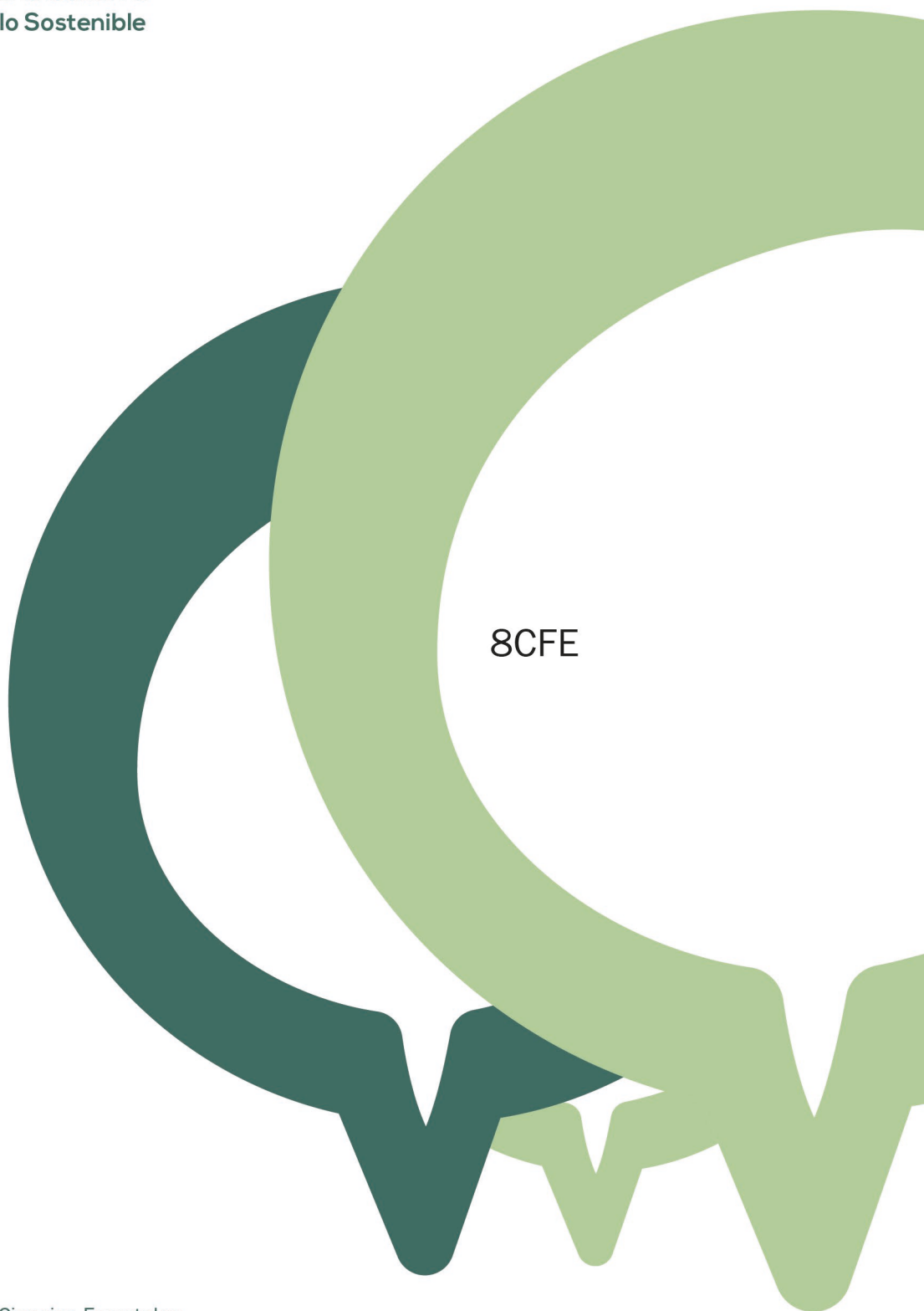
2022
Lleida

27·1
junio · juny
julio · juliol

Cataluña
Catalunya

8º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

La **Ciencia forestal** y su contribución a los **Objetivos de Desarrollo Sostenible**



8CFE

Edita: Sociedad Española de Ciencias Forestales

Cataluña | Catalunya · 27 junio | juny - 1 julio | juliol 2022

ISBN 978-84-941695-6-4

© Sociedad Española de Ciencias Forestales

Organiza



Evaluación de la resiliencia forestal al fuego mediante la inversión de modelos de transferencia radiativa a partir de imágenes de satélite

FERNÁNDEZ GUISURAGA, J.M.¹, SUÁREZ SEOANE, S.², FERNÁNDEZ GARCÍA, V.¹, BELTRÁN MARCOS, D.¹, HUERTA, S.¹, PINTO, R.¹, TURIEL, S.¹, MARCOS, E.¹, TÁRREGA, R.¹, VALBUENA, L.¹, ANSOLA, G.¹, SÁENZ DE MIERA, L.¹, TABOADA, A.¹ Y CALVO, L.¹

¹ Área de Ecología, Departamento de Biodiversidad y Gestión Ambiental, Universidad de León, 24071 León, España.

² Área de Ecología, Departamento de Biología de Organismos y Sistemas, Universidad de Oviedo, 33006 Oviedo, España; Instituto de Investigación en Biodiversidad (CSIC - Universidad de Oviedo - Principado de Asturias), 33600 Mieres, España.

Resumen

El objetivo de este estudio fue evaluar la resiliencia ingenieril a corto plazo de diversas comunidades de matorral en función de su estrategia regenerativa y la severidad del fuego, dentro del perímetro de un mega-incendio ocurrido en verano de 2017 en el noroeste de la Península Ibérica. Se dispuso de una serie temporal de imágenes de satélite Sentinel-2 para las que se computó la fracción de cubierta vegetal (FVC) para cada pixel mediante la inversión híbrida del modelo de transferencia radiativa (RTM) PROSAIL-D utilizando el algoritmo random forest. Se obtuvo un elevado ajuste para toda la serie temporal ($R^2 > 0,75$), a partir de la validación con datos de campo. Mediante un muestreo de FVC de puntos aleatorios estratificados por tipo de estrategia regenerativa y nivel de severidad del fuego, se determinó la resiliencia de las comunidades de matorral en términos de recuperación de la cobertura utilizando un índice de resiliencia normalizado por impacto y un modelo de regresión lineal. Severidades altas influyeron negativamente en la resiliencia ingenieril a corto plazo de las comunidades de matorral dominadas por especies germinadoras facultativas. En cambio, las comunidades dominadas por especies rebrotadoras alcanzaron valores de cobertura pre-incendio independientemente de la severidad del fuego.

Palabras clave

Sentinel-2, fracción de cubierta vegetal, serie temporal, severidad, mega-incendio.

1. Introducción

La severidad de los incendios forestales, definida como el cambio de materia orgánica aérea y subterránea como consecuencia del fuego (Keeley, 2009), es uno de los determinantes más importantes de las trayectorias de recuperación post-incendio de los sistemas forestales en las primeras etapas de sucesión (González-De Vega et al., 2016). A pesar de que los muestreos de campo son muy fiables y precisos para evaluar resiliencia de las comunidades vegetales, su aplicabilidad se ve limitada en estudios a gran escala debido a su alto coste económico (Fernández-Guisuraga et al., 2020). En este sentido, la observación sinóptica de la superficie terrestre mediante herramientas de teledetección pasiva ofrece hoy en día una forma eficiente de lograr este objetivo.

Tradicionalmente, los estudios de teledetección sobre la dinámica forestal post-incendio se han basado en los índices espectrales de vegetación como el índice de vegetación de diferencia normalizada -NDVI-, entre otros (Viedma et al., 1997; Vila & Barbosa, 2010), así como en los modelos de mezclas espectrales (por ejemplo, el análisis de mezclas espectrales -SMA- y el análisis de mezclas espectrales con múltiples miembros finales -MESMA-) (Fernández-Guisuraga et al., 2020). Sin embargo, los resultados de estos enfoques son específicos para cada zona de estudio y no son generalizables a otras zonas sin un riguroso análisis de transferibilidad (Chu et al., 2016). Una alternativa a los métodos anteriores es el uso de métodos físicos basados en la inversión de modelos de transferencia radiativa (RTM), los cuales han recibido poca atención en la monitorización de las dinámicas post-incendio. Los RTM simulan las relaciones físicas entre la reflectancia del dosel de la

vegetación y determinadas variables biofísicas (por ejemplo, el índice de área foliar -LAI-, la fracción de cubierta vegetal -FVC- o el contenido de clorofila de las hojas -LCC-, entre otros) (Jia et al., 2016). La inversión de estos modelos utilizando datos de reflectancia registrados por sensores ópticos, puede ser aprovechada para recuperar la variable biofísica de interés que se utilizará como indicador de resiliencia. Los RTM no necesitan ser parametrizados con datos de campo específicos de la zona de interés, los cuales normalmente no están disponibles a corto o medio plazo después del incendio (Fernández-Guisuraga et al., 2021). A diferencia de los enfoques basados en índices de vegetación o de modelos de mezclas espectrales, los datos de campo sólo son necesarios para la validación de la/s variables biofísicas recuperadas. Asimismo, la regeneración de la vegetación post-incendio puede ser monitorizada en grandes paisajes quemados que engloben varias comunidades vegetales, ya que las relaciones físicas de los RTM no son específicas de cada tipo de vegetación (Yebara et al., 2008). Debido a las múltiples soluciones existentes en la inversión del RTM (Yebara et al., 2008), se suele realizar una inversión indirecta del modelo mediante algoritmos de regresión de aprendizaje automático (MLRA; inversión híbrida) (Verrelst et al., 2015), dada su alta precisión y eficiencia computacional (García-Haro et al., 2018).

En este trabajo, proponemos una herramienta generalizable que pueda ser aplicada en comunidades vegetales con diferentes características ambientales y afectados por diferentes niveles de severidad, tomando como caso de estudio un paisaje quemado de la cuenca mediterránea occidental que comprende varias comunidades de matorral. La resiliencia de las comunidades a corto plazo se ha evaluado en base a la FVC, recuperada a partir de una serie temporal de imágenes pre y post-incendio del satélite Sentinel-2, utilizando un algoritmo de inversión híbrida del RTM. En este trabajo, adoptamos el concepto de resiliencia ingenieril basado en el tiempo que necesita la comunidad para recuperar los valores de FVC anteriores a la perturbación (Pimm, 1984), debido a las siguientes razones: (1) evaluamos la resiliencia a corto plazo (menos de cinco años) (Meng et al., 2015), lo que se limita al concepto de resiliencia ingenieril; (2) la FVC es uno de los indicadores de resiliencia ingenieril más utilizados en la literatura (Nikinmaa et al., 2020), especialmente en gestión forestal post-incendio (Scheffer et al., 2015).

2. Metodología

2.1. Zona de estudio y estimación de la severidad

La zona de estudio se sitúa dentro del perímetro de un incendio forestal que calcinó 9.940 hectáreas de matorral y bosque entre el 21 y el 27 de agosto de 2017 en la Sierra de Cabrera (NO de España; Figura 1). El lugar tiene una topografía accidentada y su altitud oscila entre 836-1938m s.n.m. Los suelos son ácidos y originados sobre litologías silíceas. El clima es mediterráneo templado, con valores medios anuales de temperatura y precipitación de 9°C y 850mm, respectivamente. El incendio afectó, entre otras, a tres tipos de comunidades vegetales: matorrales dominados por especies germinadoras facultativas (*Genista hystrix* Lange -aulaga- y *Genista florida* L. -piorno-) y especies rebrotadoras (*Erica australis* L. -brezo-).

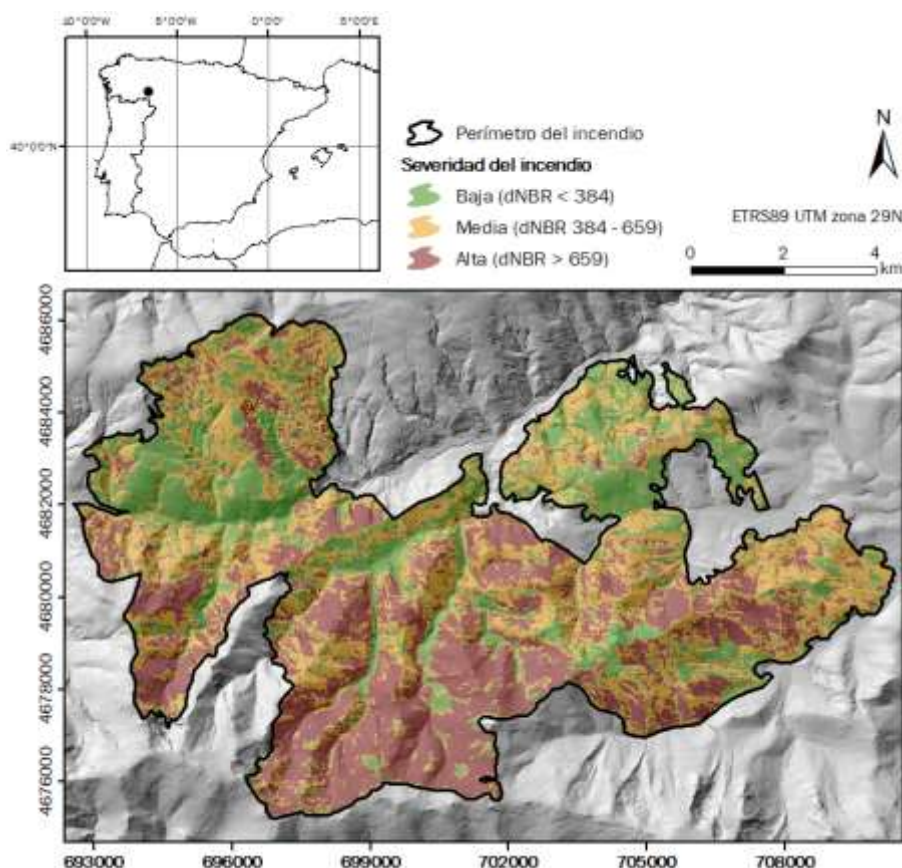


Figura 1. Perímetro del incendio forestal de la Sierra de Cabrera y estimación de la severidad del fuego en función de los umbrales del índice de área quemada de diferencia normalizada (dNBR).

Se adquirieron dos escenas Sentinel-2 MSI Nivel 1A calibradas a reflectancia en superficie, pre-incendio (13 de agosto de 2017) y post-incendio (2 de septiembre de 2017), a 10m de resolución espacial. La severidad se estimó a través del índice de área quemada de diferencia normalizada (dNBR) (Key, 2006). Para validar el dNBR, un mes después del incendio se establecieron en campo un total de 53 parcelas de 30x30m en zonas quemadas y 19 parcelas control sin quemar, en las cuales se midió el índice compuesto de severidad (CBI; Key & Benson, 2006). Se establecieron tres categorías de severidad en campo en base al CBI: baja (CBI < 1,25), media (1,25 ≤ CBI ≤ 2,25) y alta (CBI > 2,25). Utilizando estos umbrales de CBI, definimos tres categorías de severidad en base al dNBR mediante un modelo de regresión lineal: (baja: dNBR < 384; media: 384 ≤ dNBR ≤ 659; alta: dNBR > 659) (Figura 1). El ajuste del modelo fue de 0,84.

2.2. Imágenes Sentinel-2 y pre-procesamiento

Sentinel-2 proporciona trece bandas con diferente resolución espacial en las regiones del visible, NIR y SWIR: (1) bandas a 10m de resolución espacial (B2 azul, 458-523nm; B3 verde, 543-578nm; B4 rojo, 650-680nm y B8 NIR, 785-899nm); (2) bandas a 20m de resolución espacial (B5 borde rojo 1, 698-713nm; B6 borde rojo 2, 733-748nm; B7 borde rojo 3, 773-793nm; B8a NIR estrecho, 855-875nm; B11 SWIR 1, 1.565-1.655nm y B12 SWIR 2, 2.100-2.280nm); y (3) bandas a resolución espacial de 60 m (B1 azul costero, 432-453nm; B9 vapor de agua, 935-955nm, B10 cirros, 1.358-1.389nm). Las bandas de Sentinel-2 a 10m de resolución espacial se remuestrearon a 20m utilizando el algoritmo de vecino más próximo. Las bandas a 60m de resolución espacial fueron descartadas ya que se utilizan para procesos de corrección atmosférica y detección de nubes y están fuertemente afectadas por efectos atmosféricos. Por ese motivo, estas bandas no pueden

proporcionar reflectancias interpretables por los RTM de la parte superior del dosel de la vegetación. Se adquirieron tres imágenes Sentinel-2 nivel 1C durante el pico de biomasa de la zona de estudio en los meses de verano entre 2017 y 2020 (1 semana pre-incendio, así como 3 semanas y tres años post-incendio), con el fin de recuperar la FVC y evaluar la resiliencia ingenieril de las comunidades. Las imágenes Sentinel-2 se corrigieron atmosférica y topográficamente para obtener un producto de reflectancia de superficie (nivel 2A) utilizando el algoritmo ATCOR (Richter y Schläpfer, 2018) incluido en PCI Geomatica 2018.

2.3. Recuperación de la FVC mediante la inversión del RTM

El RTM PROSAIL-D, resultado del acoplamiento del modelo foliar PROSPECT-D (Féret et al., 2017) y del modelo de reflectancia del dosel 4SAIL (Verhoef et al., 2007), se utilizó para simular la reflectancia del dosel vegetal. PROSPECT-D simula la reflectancia hemisférica y la transmitancia de las hojas de 400 a 2500nm en el espectro óptico en función de una serie de variables fisiológicas y bioquímicas a nivel de hoja. Por su parte, 4SAIL simula la reflectancia del dosel vegetal a partir de la reflectancia y la transmitancia de las hojas simuladas por PROSPECT-D, así como de una serie de variables relacionadas con la estructura del dosel y las condiciones de visión e iluminación (Baret et al., 2007). Los valores o rangos de las variables de entrada de PROSPECT-D y 4SAIL (Tabla 1) se obtuvieron a partir de los metadatos de las imágenes de satélite, revisión de la literatura y conocimiento de campo, considerando la variabilidad de las comunidades de la zona de estudio. PROSAIL-D se ejecutó en modo directo para todas las posibles combinaciones de las variables de entrada del modelo (Tabla 1), y obtener así un conjunto de datos de entrenamiento de reflectancia simulada del dosel y su correspondiente FVC, calculado a partir del índice de área foliar y el ángulo foliar de cada una de las simulaciones (Fernández-Guisuruga et al., 2021). Se empleó el algoritmo Latin Hypercube Sampling (McKay et al., 1979) para muestrear 1.000 simulaciones de reflectancia de entre todas las combinaciones simuladas por el modelo. Estas simulaciones fueron remuestreadas espectralmente a la configuración de bandas de Sentinel-2 utilizando su función de respuesta espectral.

Tabla 1. Valor o rango de las variables de entrada de los modelos PROSPECT-D y 4SAIL.

Modelo de hoja PROSPECT-D	Unidad	Valor o rango
Índice de estructura	-	1,5-2,5
Contenido de clorofila	$\mu\text{g cm}^{-2}$	20-90
Contenido de materia seca	g cm^{-2}	0,005-0,015
Contenido de humedad	g cm^{-2}	0,005-0,015
Contenido de carotenoides	$\mu\text{g cm}^{-2}$	5-40
Contenido de antocianina	$\mu\text{g cm}^{-2}$	0-40
Fracción de pigmentos marrones	-	0-1
Modelo de dosel 4SAIL	Unidad	Valor o rango
Índice de área foliar	$\text{m}^2 \text{ m}^{-2}$	0,1-6
Ángulo foliar promedio	°	30-80

Ratio entre radiación difusa y directa	-	0,1
Efecto “hot-spot”	-	0,001-1
Factor de brillo del suelo	-	0-1
Cobertura vegetal	-	0-1
Ángulo cenital solar	°	Metadatos imagen
Ángulo cenital de observación	°	Metadatos imagen
Ángulo acimutal del sol-sensor	°	Metadatos imagen

Se utilizó el algoritmo de regresión Random Forest (RF; Breiman, 2001) para modelizar la relación entre la reflectancia Sentinel-2 simulada a nivel del dosel vegetal, y la correspondiente FVC, para el conjunto de datos de entrenamiento. En este estudio, el parámetro *ntree* se fijó en 500 y el parámetro *mtry* en un tercio del número de bandas, los cuáles son los valores por defecto. El modelo RF calibrado se aplicó entonces a la reflectancia observada en las imágenes Sentinel-2, con el fin de obtener predicciones de la FVC para cada uno de los píxeles de las imágenes de la serie temporal.

La parametrización de PROSAIL-D y su ejecución en modo directo, así como la recuperación de la FVC mediante el algoritmo RF se realizaron en el software ARTMO (Automated Radiative Transfer Models Operator) (Verrelst et al., 2012).

2.4. Muestreo de campo y validación

En septiembre de 2017 (el mes siguiente al incendio), se establecieron en campo 60 parcelas de 20m x 20m en zonas quemadas para evaluar el rendimiento de la recuperación de la FVC en la serie temporal post-incendio. Asimismo, se establecieron 20 parcelas control en áreas no quemadas para evaluar la recuperación de la FVC pre- incendio. Las parcelas se estratificaron equitativamente por tipo de estrategia reproductiva de la vegetación (rebrotadoras y germinadoras facultativas). Las parcelas quemadas también se estratificaron en función de las tres categorías de severidad del incendio. El centro de las parcelas se georreferenció mediante un receptor GPS de precisión submétrica. En septiembre de 2017 se muestrearon tanto las parcelas control como las quemadas, siendo las parcelas quemadas también monitorizadas en los meses de verano de 2018, 2019 y 2020. La FVC se midió en cada parcela como el área de la proyección vertical ocupada por vegetación, mediante un método de estimación visual en incrementos del 5% (Calvo et al., 2008). Se calculó el coeficiente de determinación (R^2) para evaluar el rendimiento de la recuperación de la FVC a lo largo de la serie temporal.

2.5. Análisis estadístico

Se realizó un muestreo aleatorio de 1000 puntos, estratificado por tipo de estrategia reproductiva de la vegetación (comunidades de matorral dominadas por germinadoras facultativas y por rebrotadoras) y severidad del incendio (baja, media y alta), asegurando una distancia mínima de 100 metros entre puntos. En cada uno de los puntos se extrajo el correspondiente valor de la FVC para la serie temporal considerada. Para cada uno de los puntos se computó un índice de resiliencia normalizado por impacto (R_{ni}) (Ingrisch & Bahn, 2018) que representa la propiedad del sistema recuperada, en este caso la FVC, respecto al impacto de la perturbación en dicha propiedad (Ec. 1).

$$R_{ni} = (P_{tx} - P_{ti}) / (C_0 - P_{ti}) \quad (\text{Ec. 1})$$

siendo P_{tx} el valor de la propiedad del sistema en el momento en el que se evalúa la resiliencia después de la perturbación, P_{ti} el valor de la propiedad inmediatamente después de la perturbación y C_0 su valor control. Un valor del índice R_{ni} igual a 1 denota una recuperación total de la propiedad en el instante de tiempo considerado. Mediante un modelo de regresión lineal se evaluó el efecto de la estrategia regenerativa de la vegetación y de la severidad del fuego (variables independientes), así como su interacción, sobre la resiliencia de la vegetación medida mediante el índice R_{ni} (variable dependiente). Todos los análisis estadísticos se realizaron en R (R Core Team, 2019).

3. Resultados

El algoritmo RF entrenado con simulaciones del modelo PROSAIL-D permitió estimar la FVC partir de las imágenes multiespectrales de Sentinel-2 con una alta precisión ($R^2 \geq 0,75$), tanto en situación inmediatamente pre y post-incendio, como a los tres años de la perturbación (Figura 2). La estimación para los dos grupos de comunidades de matorral consideradas, dominadas por especies germinadoras facultativas o por especies rebrotadoras, no mostró efectos de subestimación o sobreestimación significativos en todo el rango de FVC medido en las parcelas de validación en campo.

Se observó un efecto significativo de la estrategia reproductiva de la vegetación y de la severidad del incendio, así como su interacción, sobre la resiliencia de las comunidades de matorral de la zona de estudio (Figura 3). Severidades del incendio altas influyeron negativamente en la resiliencia ingenieril a corto plazo de las comunidades de matorral dominadas por especies germinadoras facultativas, donde a severidades altas no se recuperó la cobertura vegetal tres años después del incendio. En cambio, las comunidades dominadas por especies rebrotadoras alcanzaron valores de cobertura pre-incendio tres años después de la perturbación, independientemente de la severidad del fuego (Figura 3).

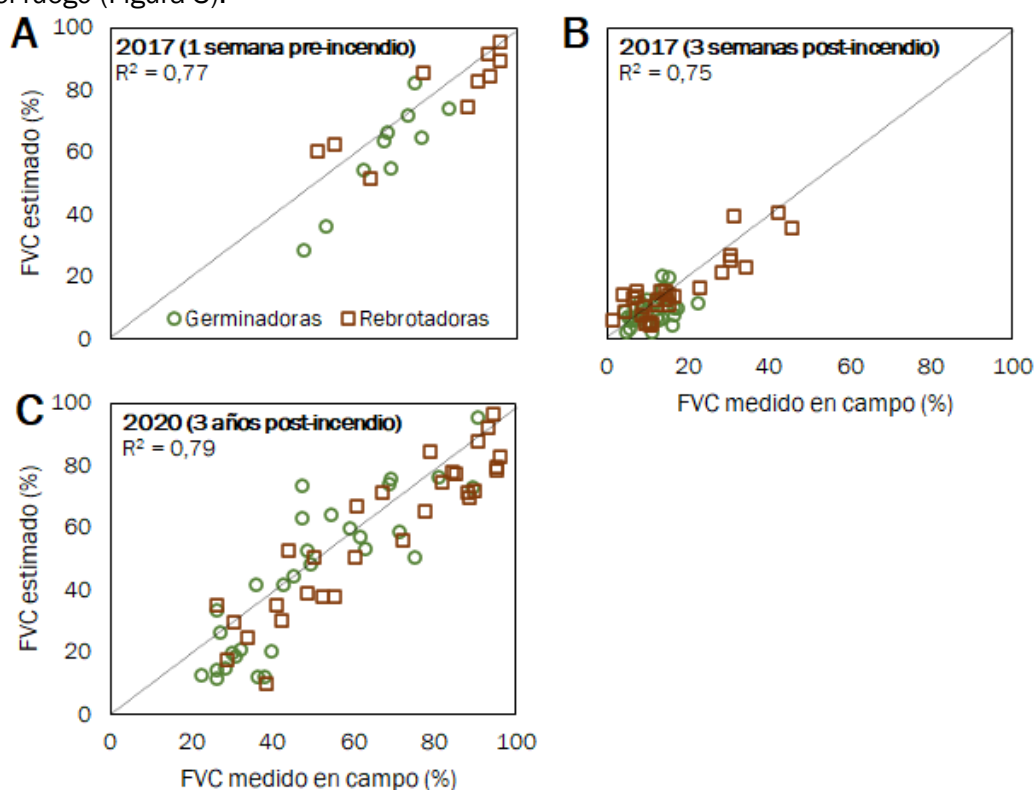


Figura 2. Asociación entre la FVC medida en campo y la recuperada de las imágenes Sentinel-2 para la serie temporal pre y post-incendio.

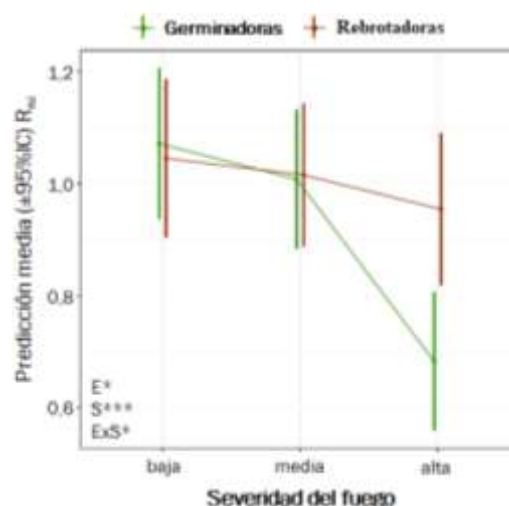


Figura 3. Predicción e intervalos de confianza al 95% del índice de resiliencia normalizado por impacto (R_{ni}) en función de la estrategia reproductiva de las comunidades de matorral y de la severidad del incendio. La significación de los predictores (estrategia: E; severidad: S; interacción ExS) se representa como * ($p < 0,05$), ** ($p < 0,01$) y *** ($p < 0,001$).

4. Discusión

La inversión híbrida del RTM mediante el algoritmo RF permitió evaluar de manera fiable la resiliencia ingenieril de las comunidades de matorral en un paisaje post-incendio heterogéneo debido a la capacidad de generalización de resultados del RTM a diferentes tipos de vegetación dada su base física (Atzberger et al., 2015). Asimismo, esta aproximación metodológica no requiere extensos análisis de transferibilidad a otras comunidades, los cuales necesitarían datos de campo que podrían no estar disponibles para la gestión post-incendio en áreas quemadas extensas (Fernández-Guisuraga et al., 2021).

Las comunidades de matorral de la zona de estudio, dominadas tanto por especies germinadoras facultativas como rebrotadoras, presentaron una gran capacidad de regeneración post-incendio, especialmente a severidades bajas y moderadas, en línea con los resultados de otros estudios (Fernández-García et al., 2018; Fernández-Guisuraga et al., 2020). No obstante, a severidades altas, se registró un tiempo de recuperación más rápido en las comunidades dominadas por especies rebrotadoras, en comparación con las dominadas por germinadoras facultativas. En general, las estructuras de rebrote confieren una rápida recuperación de la biomasa y la recolonización del espacio ocupado antes del incendio (Calvo et al., 2003). Asimismo, el banco de semillas de las especies germinadoras sufre un daño considerable a severidades altas del incendio (Mamede & de Araujo, 2008). Este comportamiento otorga a las comunidades dominadas por especies rebrotadoras una mayor resiliencia que a las dominadas por germinadoras facultativas (Valdecantos et al., 2009).

Nuestros resultados coinciden por tanto con los obtenidos en estudios anteriores basados exclusivamente en datos de campo, lo que demuestra el potencial de la herramienta propuesta para evaluar la resiliencia al fuego de las comunidades de matorral a corto plazo. Sin embargo, la limitación principal de este enfoque radica en la imposibilidad de determinar la composición de especies de la comunidad y los parámetros de su estructura vertical. En este sentido, la fusión de datos de teledetección de sensores ópticos con datos LiDAR (McCarley et al., 2017) podría proporcionar información relativa a las trayectorias de recuperación tras el incendio a nivel de especies, o formas de crecimiento en comunidades con múltiples estratos en altura. Independientemente de esta limitación, el enfoque propuesto permitiría identificar las áreas prioritarias para la gestión post-incendio con el fin de controlar los procesos de erosión del suelo ocasionados por la ausencia de cobertura vegetal.

5. Conclusiones

La herramienta de teledetección propuesta, basada en la inversión híbrida de RTM para recuperar la FVC a partir de una serie temporal de imágenes de satélite, ha demostrado aplicabilidad para monitorizar la resiliencia ingenieril a corto plazo de comunidades de matorral afectadas por incendios forestales de severidad mixta. A severidades del incendio bajas y moderadas, no se identificaron diferencias en la regeneración de las comunidades, sea cual fuese su estrategia regenerativa, mientras que, a severidades altas, se vio comprometida la resiliencia a corto plazo de las comunidades dominadas por especies germinadoras facultativas.

6. Agradecimientos

Este estudio ha sido financiado por el Ministerio de Economía y Competitividad de España, y el Fondo Europeo de Desarrollo Regional (FEDER), en el marco de los proyectos GESFIRE (AGL2013-48189-C2-1-R) y FIRESEVES (AGL2017-86075-C2-1-R); y por la Junta de Castilla y León en el marco de los proyectos FIRECYL (LE033U14), SEFIRECYL (LE001P17) y WUIFIRECYL (LE005P20).

7. Bibliografía

Atzberger, C., Darvishzadeh, R., Immitzer, M., Schlerf, M., Skidmore, A., le Maire, G., 2015. Comparative analysis of different retrieval methods for mapping grassland leaf area index using airborne imaging spectroscopy. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 43: 19-31.

Baret, F., Hagolle, O., Geiger, B., Bicheron, P., Miras, B., Huc, M., Berthelot, B., Niño, F., Weiss, M., Samain, O., Roujean, J.L., Leroy, M., 2007. LAI, fAPAR and fCover CYCLOPES global products derived from VEGETATION: Part 1: Principles of the algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 110: 275-286.

Breiman, L., 2001. Random forests. *Machine Learning* 2001, 45, 5–32.

Calvo, L., Santalla, S., Marcos, E., Valbuena, L., Tárrega, R., Luis, E., 2003. Regeneration after wildfire in one community dominated by obligate seeder *Pinus pinaster* and in another dominated by a typical resprouter *Quercus pyrenaica*. *Forest Ecology and Management*, 184: 209-223.

Calvo, L., Santalla, S., Valbuena, L., Marcos, E., Tárrega, R., Luis-Calabuig, E., 2008. Post-fire natural regeneration of a *Pinus pinaster* forest in NW Spain. *Plant Ecology*, 197: 81-90.

Chu, T., Guo, X., Takeda, K., 2016. Remote sensing approach to detect post-fire vegetation regrowth in Siberian boreal larch forest. *Ecological Indicators*, 62: 32-46.

Féret, J.B., Gitelson, A.A., Noble, S.D., Jacquemoud, S., 2017. PROSPECT-D: Towards modeling leaf optical properties through a complete lifecycle. *Remote Sensing of Environment*, 193: 204-215.

Fernández-Guisuraga, J.M., Calvo, L., Suárez-Seoane, S., 2020. Comparison of pixel unmixing models in the evaluation of post-fire forest resilience based on temporal series of satellite

imagery at moderate and very high spatial resolution. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 164: 217-228.

Fernández-García, V., Quintano, C., Taboada, A., Marcos, E., Calvo, L., Fernández-Manso, A., 2018. Remote Sensing Applied to the Study of Fire Regime Attributes and Their Influence on Post-Fire Greenness Recovery in Pine Ecosystems. *Remote Sensing*, 10: 733.

Fernández-Guisuraga, J.M., Verrelst, J., Calvo, L., Suárez-Seoane, S., 2021. Hybrid inversion of radiative transfer models based on high spatial resolution satellite reflectance data improves fractional vegetation cover retrieval in heterogeneous ecological systems after fire. *Remote Sensing of Environment*, 255C: 112304.

García-Haro, F.J., Campos-Taberner, M., Muñoz-Marí, J., Laparra, V., Camacho, F., Sánchez-Zapero, J., Camps-Valls, G., 2018. Derivation of global vegetation biophysical parameters from EUMETSAT Polar System. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 139: 57-74.

González-De Vega, S., De las Heras, J., Moya, D., 2016. Resilience of Mediterranean terrestrial ecosystems and fire severity in semiarid areas: Responses of Aleppo pine forests in the short, mid and long term. *Science of The Total Environment*, 573: 1171-1177.

Ingrisch, J., Bahn, M., 2018. Towards a Comparable Quantification of Resilience. *Trends in Ecology & Evolution*, 33: 251-259.

Jia, K., Liang, S., Gu, X., Baret, F., Wei, X., Wang, X., Yao, Y., Yang, L., Li, Y., 2016. Fractional vegetation cover estimation algorithm for Chinese GF-1 wide field view data. *Remote Sensing of Environment*, 177: 184-191.

Keeley, J.E., 2009. Fire intensity, fire severity and burn severity: a brief review and suggested usage. *International Journal of Wildland Fire*, 18: 116-126.

Key, C.H., 2006. Ecological and sampling constraints on defining landscape fire severity. *Fire Ecology*, 2: 34-59.

Key, C.H., Benson, N.C., 2006. Landscape Assessment (LA), in: Lutes, D.C., Keane, R.E., Caratti, J.F., Key, C.H., Benson, N.C., Sutherland, S., Gangi, L.J. (Eds.), FIREMON: Fire effects monitoring and inventory system. Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-164-CD. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station, Fort Collins, United States, pp. 1-55.

Mamede, M.D., de Araujo, F.S., 2008. Effects of slash and burn practices on a soil seed bank of Caatinga vegetation in Northeastern Brazil. *Journal of Arid Environments* 72, 458-470.

McCarley, T.R., Kolden, C.A., Vaillant, N.M., Hudak, A.T., Smith, A.M.S., Wing, B.M., Kellogg, B.S., Kreitler, J., 2017. Multi-temporal LiDAR and Landsat quantification of fire-induced changes to forest structure. *Remote Sensing of Environment*, 191: 419-432.

McKay, M.D., Beckman, R.J., Conover, W.J., 1979. A Comparison of Three Methods for Selecting Values of Input Variables in the Analysis of Output from a Computer Code. *Technometrics*, 21: 239-245.

Meng, R., Dennison, P.E., Huang, C., Moritz, M.A., D'Antonio, C., 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.

Schwabe, M., Soltwedel, T., Straile, D., Theuerkauf, M., 2016. Assessing resilience in long-term ecological data sets. *Ecological Indicators*, 65: 10-43.

Nikinmaa, L., Lindner, M., Cantarello, E., Jump, A.S., Seidl, R., Winkel, G., Muys, B., 2020. Reviewing the Use of Resilience Concepts in Forest Sciences. *Current Forestry Reports*, 6: 61-80.

Pimm, S.L., 1984. The complexity and stability of ecosystems. *Nature*, 307: 321-326.

R Core Team, 2019. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>.

Richter, R., Schläpfer, D., 2018. Atmospheric / Topographic Correction for Satellite Imagery. DLR Report DLR-IB 565-01/2018, Wessling, Germany.

Scheffer, M., Carpenter, S.R., Dakos, V., van Nes, E.H., 2015. Generic Indicators of Ecological Resilience: Inferring the Chance of a Critical Transition. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 46: 145-167.

Valdecantos, A., Baeza, M.J., Vallejo, V.R., 2009. Vegetation Management for Promoting Ecosystem Resilience in Fire-Prone Mediterranean Shrublands. *Restoration Ecology*, 17: 414-421.

Verhoef, W., Xiao, Q., Jia, L., Su, Z., 2007. Unified optical-thermal four-stream radiative transfer theory for homogeneous vegetation canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45: 1808-1822.

Verrelst, J., Romijn, E., Kooistra, L., 2012. Mapping vegetation structure in a heterogeneous river floodplain ecosystem using pointable CHRIS/PROBA data. *Remote Sensing*, 4: 2866-2889.

Verrelst, J., Rivera, J.P., Veroustraete, F., Muñoz-Marí, J., Clevers, J.G.P.W., Camps-Valls, G., Moreno, J., 2015. Experimental Sentinel-2 LAI estimation using parametric, non-parametric and physical retrieval methods – A comparison. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 108: 260-272.

Viedma, O., Melia, J., Segarra, D., Garcia-Haro, J., 1997. Modeling rates of ecosystem recovery after fires by using Landsat TM data. *Remote Sensing of Environment*, 61: 383-398.

Vila, G., Barbosa, P., 2010. Post-fire vegetation regrowth detection in the Deiva Marina region (Liguria-Italy) using Landsat TM and ETM+ data. *Ecological Modelling*, 221: 75-84.

Yebra, M., Chuvieco, E., Riaño, D., 2008. Estimation of live fuel moisture content from MODIS images for fire risk assessment. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148: 523-536.