



2025 | **16-20**
GIJÓN | **JUNIO**

9º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

9CFE-1857

Actas del Noveno Congreso Forestal Español
Edita: **Sociedad Española de Ciencias Forestales. 2025.**
ISBN: **978-84-941695-7-1**

Organiza





Dinámica de la restauración post-incendio mediante la combinación de datos LiDAR y series temporales Landsat en el incendio de Lanjarón (Granada)

VELASCO PEREIRA E.A. (1), ESCUDERO HERNÁNDEZ J. (2), PALACIOS RODRIGUÉZ, G (1), NAVARRO CERRILLO R.M. (1)

1. Departamento de Ingeniería Forestal, Universidad de Córdoba
2. Departamento de Ingeniería Forestal, Universidad de Córdoba
3. Departamento de Ingeniería Forestal, Universidad de Córdoba

Resumen

Este trabajo estudia las variables predictivas de la evolución de la vegetación en la zona del incendio de Lanjarón, NIGÜELAS Y LECRÍN (2005), a partir de la integración de datos LiDAR-PNOA y series temporales de Landsat. Se desarrollaron modelos de Random Forest (RF) para predecir variables estructurales de la vegetación, alcanzando coeficientes de determinación (R^2) que oscilaron entre 0.55 y 0.90, lo que indica un buen desempeño predictivo según la variable evaluada. Asimismo, se construyeron modelos basados en Árboles de Regresión Aditivos Bayesianos (BART) para identificar los principales factores ambientales que explican la regeneración, con valores de R^2 entre 0.64 y 0.74, evidenciando su capacidad para capturar patrones complejos asociados al proceso de recuperación post-incendio. Se analizaron cambios en variables estructurales clave como la altura media, el percentil 90, la fracción de cabida cubierta a 1 y 2 m, y el índice de diversidad de altura LiDAR (LHDI). Los resultados sobre la altura del dosel permitieron discriminar entre distintos rodales en función de su estructura vertical. En relación con la cobertura vegetal, se obtuvo una representación detallada de la estratificación del ecosistema, información esencial para estudios de restauración ecológica y monitoreo post-incendio. La complejidad vertical, evaluada a través del índice LHDI, mostró valores más altos en encinares y pinares, lo que sugiere la presencia de múltiples estratos bien definidos, incluyendo arbustos y árboles jóvenes en alturas intermedias, y árboles adultos en el dosel superior. Las series Landsat permitieron evaluar los cambios temporales en las variables estructurales derivadas de LiDAR, así como los patrones espaciales y tendencias a largo plazo de la regeneración. En conjunto, los modelos empleados demostraron una alta capacidad para predecir con precisión las variables estructurales post-incendio, y para identificar los drivers ambientales más influyentes en la dinámica de recuperación.

Palabras clave

LiDAR, Random Forest, complejidad estructural, restauración post incendio

1. Introducción

Los incendios forestales forman parte de la dinámica de los ecosistemas mediterráneos, y representan una de las perturbaciones recurrentes más importantes en este tipo de bioma (BODÍ et al., 2012). Sin embargo, la acción antrópica ha cambiado los patrones, tanto temporales como espaciales de los incendios, particularmente en el sur de Europa, donde la frecuencia, la intensidad



y la severidad de los incendios ha experimentado un importante crecimiento durante las últimas décadas (PAUSAS, 2004). Estos cambios en los patrones de los incendios los ha convertido en un importante factor modelador de los paisajes forestales en amplias zonas del Mediterráneo, incluyendo la Península Ibérica (de las Heras et al., 2013).

En este contexto la gestión post incendio de la vegetación, es un tema clave en las políticas forestales en el Mediterráneo (ALAYAN et al. 2022). Los cambios que están experimentando, tanto el régimen de incendios (PAUSAS Y KEELEY, 2021), como la intensidad y la severidad de los mismos (ÚBEDA et al., 2021) y el aumento de la vulnerabilidad a procesos de degradación post-incendio requieren nuevas aproximaciones metodológicas que permitan evaluar las consecuencias ecológicas del fuego y las intervenciones activas posteriores para favorecer la recuperación de los ecosistemas (GÓMEZ-SÁNCHEZ et al., 2019; ALAYAN et al. 2022). En esta situación, se han realizado numerosas propuestas orientadas a restaurar los ecosistemas afectados por el fuego (MÜLLER et al., 2019), a pesar de las interacciones potencialmente negativas de algunas prácticas, como la eliminación de la madera quemada (LEVERKUS et al. 2018).

Un diagnóstico adecuado de las condiciones iniciales después de un incendio, y de la evolución a largo plazo de la vegetación son fundamentales para establecer estrategias de gestión post-incendio a medida, equilibrando los aspectos económicos y ecológicos (SOUZA-ALONSO et al., 2022). A menudo los estudios de regeneración post incendio se han basado en aproximaciones en los cambios de la vegetación, sin tener en cuenta la variabilidad espacial que opera a diferentes escalas. Esta simplificación ha resultado en enfoques de regeneración natural insuficientes y que dependen, parcial o totalmente, de la dinámica natural para restaurar los ecosistemas afectados por el fuego (ANDRUS et al., 2022). Por otro lado, muchas de las actuaciones de restauración post-incendio están enfocadas a evitar la pérdida de suelo, la contaminación y la colmatación de las cuencas mediante el uso de los propios materiales quemados (CASTRO et al., 2011). Se ha comprobado que las actuaciones post-incendio, mediante la elaboración de fajinas, albarradas y líneas de vegetación, han favorecido a las características fisicoquímicas del suelo, consiguiendo mejorar los valores de pH, las concentraciones de potasio, nitrógeno, calcio y fósforo y las propiedades microbiológicas del suelo, contribuyendo a una mayor calidad y funcionalidad (GÓMEZ-SÁNCHEZ et al., 2019).

La teledetección se ha mostrado como una potente herramienta para evaluar los procesos de recuperación de la vegetación después de un incendio (ESCUIN et al., 2006) a partir del análisis de los cambios en la respuesta espectral de la vegetación a múltiples escalas espaciales y temporales (Pérez-Cabello et al., 2021, Viana-Soto et al. 2022). Tradicionalmente se han utilizado sensores ópticos multispectrales (ej., Landsat, MODIS, SPOT, Sentinel) para el análisis de la superficie y severidad de la zona afectada, y particularmente la constelación de sensores Landsat para los estudios de cambio temporal derivados de los incendios y de su posterior recuperación (CHUVIECO et al., 2020). Los sensores Landsat han demostrado tener características temporales y espaciales muy apropiadas para analizar procesos dinámicos de regeneración post-incendio (Calvo et al. 2023), permitiendo una visión espacio temporal de los patrones de regeneración (Kennedy et al., 2014). El análisis de imágenes se ha realizado mediante diferentes aproximaciones metodológicas, como el uso de índices espectrales (ej. NDVI, NBR), transformaciones *Tasseled Cap* (TCT), *machine learning*, o algoritmos de detección



de cambios y las capacidades de computación en la nube a través de Google Earth Platform (GORELICK et al., 2017). Especialmente, la práctica de trayectorias de recuperación mediante el análisis de las series temporales ofrece información espacial para poder obtener las perturbaciones abruptas y procesos de recuperación posteriores (NGUYEN et al., 2018, Viana-Soto et al., 2020).

Sin embargo, los sensores ópticos presentan numerosas limitaciones para poder interpretar de forma eficiente los componentes estructurales y específicos (YUSTE et al., 2013) de los procesos de regeneración post-incendio. Los sensores LiDAR se han utilizado ampliamente para estimar atributos estructurales de sistemas forestales (CALVO et al. 2023), así como el estudio de las características estructurales relacionadas con perturbaciones como plagas y enfermedades (NAVARRO-CERRILLO y RUIZ, 2020) o incendios forestales (GARCÍA et al., 2020) y analizar la recuperación de la vegetación (Gordon et al., 2017). El reciente desarrollo de programas nacionales de datos públicos de LiDAR de baja densidad (ej., PNOA) ha permitido introducir esta tipología de información para la estimación de atributos forestales en los bosques y ecosistemas mediterráneos (TIJERÍN et al., 2022), obteniendo una representación de las condiciones de bosque post-incendio considerando a la estructura vertical y a la continuidad horizontal de la vegetación (Kane et al., 2010). Las predicciones de la cobertura y de la altura de la vegetación, así como la heterogeneidad estructural, ofrecen información valiosa sobre el cambio del predominio de los diferentes estratos arbustivos y arbóreos durante el proceso de recuperación (BARTELS et al., 2016). Sin embargo, los datos LiDAR nacionales tienen limitaciones derivadas de la frecuencia temporal con la que son adquiridos (ej., cinco años, PNOA), por lo que es necesario integrar estos datos con series temporales largas de imágenes multiespectrales (ej., Landsat) para poder extrapolar temporalmente las variables estructurales derivadas del LiDAR. Esta información es fundamental para modelar la recuperación post-incendio con respecto a la estructura del bosque (SENF et al., 2019). La falta de una relación directa entre la estructura y la reflectancia se puede resolver mediante métodos de aprendizaje automático no paramétrico (*Random Forests*, *k-Nearest Neighbour*, *Support Vector Regression* (Boateng et al., 2020)), para combinar los datos de las diferentes fuentes obtenidos mediante el uso de la teledetección, ya que han aumentado considerablemente debido a la capacidad de configurar las relaciones complejas entre las variables dependientes e independientes y sin suposición de distribución de datos (LARY et al., 2016). El uso de estos algoritmos ha permitido capturar relaciones no lineales complejas entre las variables estructurales de los sistemas forestales derivadas de datos LiDAR en función de imágenes Landsat (ZHAO et al., 2011). No obstante, los intentos de extrapolar en una serie temporal son limitados, debido a la dificultad de conseguir una estabilidad de las estimaciones entre sensores y en las diferentes condiciones ambientales (MATASCI et al., 2018). La información obtenida mediante esta metodología permite, en última instancia, establecer relaciones funcionales entre los factores que determinan los procesos de regeneración post-incendio (ej., ecológicos, abióticos y antrópicos) y la respuesta temporal y espacial de la vegetación para entender mejor cómo funcionan los cambios espaciales y temporales de la restauración pos-incendio a partir de la extrapolación de datos LiDAR a series temporales de Landsat en paisajes estructuralmente heterogéneos y abiertos como los bosques mediterráneos.

2. Objetivos

El objetivo principal de esta investigación fue evaluar los cambios estructurales de



los sistemas forestales afectados por el incendio de Lanjarón (Granada, 2005), y su evolución posterior al incendio durante un período de 15 años a partir de la combinación de series temporales de datos LiDAR de baja intensidad con imágenes Landsat. Los objetivos específicos fueron: i) generar un modelo para extrapolar los datos estructurales (altura del dosel, cobertura, y complejidad estructural) de la vegetación a partir de los datos LiDAR-PNOA más recientes a partir de imágenes Landsat mediante algoritmos de *machine learning*, ii) generar una serie de 15 años de variables estructurales forestales basadas en la extrapolación temporal de estimaciones a partir del modelo establecido iii) caracterizar la recuperación de la estructura forestal posterior al incendio a partir de la serie temporal generada de variables estructurales y de diferentes predictores ambientales.

3. Metodología 3.1 Zona de estudio

El incendio forestal objeto de este estudio se encuentra situado dentro de los términos municipales de Lanjarón, Lecrín y Nigüelas (Granada, Andalucía, 36°57'57"N, 3°29'11"W EPSG 4326 WGS 84). El incendio ocurrió en el año 2005, y afectó a un sector entre los 1.147 y 2.482 m.s.n.m, con un relieve muy accidentado, y una extensión de 3.381 ha, y un perímetro de 6 km aproximadamente. La vegetación del perímetro estudiado se ha descrito en dos situaciones, una antes del incendio (o pre-incendio), y otra después del incendio (o post-incendio) a partir del Mapa Forestal Español (1:50.000, pre-incendio, 2007), y del Sistema de Información sobre el Patrimonio Natural de Andalucía (https://portalrediam.cica.es/caracterizacion_vegetacion/sipna.html, SIPNA 2020).

3.2 Cambio temporal de variables estructurales

Para analizar la evolución temporal de la estructura de la vegetación post-incendio, se emplearon datos de sensores remotos ópticos y LiDAR procesados mediante un enfoque combinado que permitió integrar series temporales Landsat con métricas estructurales derivadas de datos LiDAR.

3.2.1 Datos Landsat

Las imágenes Landsat fueron obtenidas y procesadas mediante Google Earth Engine (GEE), utilizando los productos correspondientes a la Colección 2, Nivel 2, Tier 1 del programa USGS Landsat, tanto para Landsat 5 TM como para Landsat 8 OLI. Estos productos proporcionan datos de reflectancia de superficie (Surface Reflectance, SR), corregidos atmosféricamente mediante el algoritmo LaSRC, así como de temperatura de la superficie terrestre (Surface Temperature, ST). Se seleccionaron composiciones temporales promedio para el periodo comprendido entre el 1 de agosto y el 31 de octubre de cada año, a fin de representar de forma coherente la fenología tardía del ecosistema mediterráneo (ver Tabla 1).

El preprocesamiento en GEE incluyó la aplicación de máscaras de nubes y sombras. A partir de las imágenes procesadas se calcularon 15 índices espectrales (NDVI, NBR, SAVI, EVI, entre otros) y 6 bandas espectrales (BLUE, GREEN, RED, NIR, SWIR1 y SWIR2), los cuales fueron empleados como variables predictoras en los modelos de regresión multivariante desarrollados para estimar métricas estructurales (Tabla 1).

3.2.2 Datos LiDAR

Los datos LiDAR utilizados provienen del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea



(PNOA), correspondientes a las campañas de vuelo de 2014 (primera cobertura) y 2020 (segunda cobertura) en Andalucía, con una densidad de 0.5 puntos/m² para el año 2014 y de 2 puntos/m² para el año 2020. El procesamiento se llevó a cabo con el software LAStools (RAPIDLASSO GMBH), empleando un flujo de trabajo automatizado que contempló la indexación e inspección de los archivos .las, la generación de teselas, la eliminación de ruido y la clasificación del terreno. Posteriormente, se generaron modelos digitales del terreno (MDT) y modelos digitales de vegetación (MDV), y se procedió a la normalización de alturas de la nube de puntos. A partir de la nube de puntos normalizada, se extrajeron métricas estructurales del dosel. Adicionalmente se utilizó el paquete LiDRde R para la generación de la métrica LHDI.

3.3.3 Enfoque metodológico de integración

El flujo de trabajo completo se ilustra en la Figura 1. En una primera etapa, se obtuvieron las variables estructurales a partir de datos LiDAR y series temporales de imágenes Landsat. Las métricas LiDAR fueron posteriormente interpoladas espacialmente a resolución de 30 metros para coincidir con las dimensiones espaciales de los píxeles Landsat. A partir de esta coincidencia espacial, se ajustaron modelos de regresión multivariante entre las métricas estructurales derivadas del LiDAR y las variables espectrales Landsat (bandas e índices). Una vez calibrados, estos modelos se aplicaron a la serie temporal Landsat para generar reconstrucciones históricas de las variables estructurales del dosel (altura media, cobertura y complejidad estructural) y, con ello, estimar su dinámica a lo largo del tiempo.

Este enfoque metodológico permitió analizar la regeneración post-incendio desde una perspectiva temporal extendida, reconstruyendo la evolución de atributos clave de la vegetación mediante el uso de datos Landsat calibrados con información LiDAR de baja densidad, tal como ha sido propuesto en estudios similares (BOLTON et al., 2017; VIANA-SOTO et al., 2022).

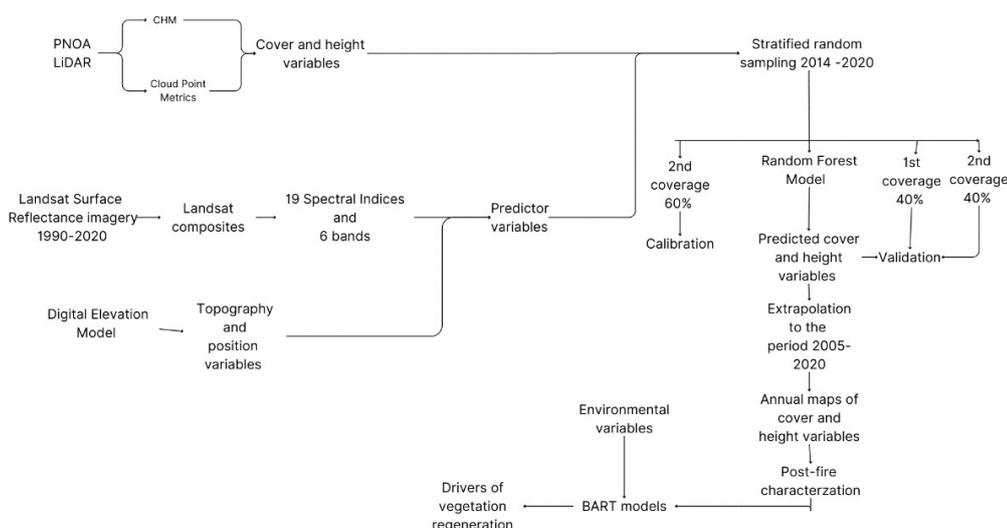


Figura 1.- Flujo de trabajo para la determinación de las variables estructurales a partir de datos LiDAR, y series temporales de imágenes Landsat orientadas al seguimiento de procesos de regeneración post incendio.

Tabla 1. Índices y bandas de imagen satelitales utilizados para la calibración del modelo Landsat-LiDAR

Índice	Nombre	Fórmula
NDVI	Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada	$(NIR - RED) / (NIR + RED)$
NBR	Índice Normalizado de Incendios (o Quema)	$(NIR - SWIR2) / (NIR + SWIR2)$
RVI	Índice de Vegetación por Cociente	RED / NIR
GVI	Índice de Vegetación Verde	$GREEN / NIR$
DVI	Índice de Vegetación por Diferencia	$NIR - RED$
NDBI	Índice Normalizado de Áreas Urbanizadas	$(SWIR2 - NIR) / (SWIR2 + NIR)$
NRVI	Índice Normalizado de Cociente de Vegetación	$((RED / NIR) - 1) / ((RED / NIR) + 1)$
SLAVI	Índice de Vegetación por Área Foliar Específica	$NIR / (RED + NIR)$
GNDVI	Índice de Vegetación Verde de Diferencia Normalizada	$(NIR - GREEN) / (NIR + GREEN)$
SAVI	Índice de Vegetación Ajustado al Suelo	$((NIR - RED) / (NIR + RED)) * (1 + 0.5)$
OSAVI	Índice de Vegetación Ajustado al Suelo Optimizado	$1.5 * (NIR - RED) / (NIR + RED + 0.16)$
RDVI	Índice de Vegetación de Diferencia Renormalizada	$(NIR - RED) / \sqrt{NIR + RED}$
TVI	Índice de Vegetación Transformado	$\sqrt{(NIR - RED) / (NIR + RED) + 0.5}$
EVI	Índice Mejorado de Vegetación	$2.5 * (NIR - RED) / (NIR + 6 * RED - 7.5 * BLUE + 1)$
LAI	Índice de Área Foliar	$3.18 * EVI - 0.118$
NLI	Índice No Lineal	$(NIR^2 - RED) / (NIR^2 + RED)$
Brightness	Índice de Brillo	$0.3029 * BLUE + 0.2786 * GREEN + 0.4733 * RED + 0.5599 * NIR + 0.508 * SWIR1 + 0.1872 * SWIR2$
Greenness	Índice de Verdor	$-0.2941 * BLUE - 0.243 * GREEN - 0.5424 * RED + 0.7276 * NIR + 0.0713 * SWIR1 - 0.1608 * SWIR2$
Wetness	Índice de Humedad	$0.1511 * BLUE + 0.1973 * GREEN + 0.3283 * RED + 0.3407 * NIR - 0.7117 * SWIR1 - 0.4559 * SWIR2$
BLUE	Banda Azul	B2
GREEN	Banda Verde	B3
RED	Banda Roja	B4
NIR	Banda de infrarrojo cercano	B5
SWIR1	Banda de infrarrojo de onda corta	B6

Específicamente se calcularon la altura media (MH), el percentil (P90) la fracción de cabida cubierta arbórea (cobertura >2 m, Tree Cover) la fracción de cabida cubierta del matorral (vegetation cover >0.3 m), y el índice de complejidad estructural LHDI (*LiDAR Height Diversity Index*) de acuerdo con LISTOPAD et al. (2015) Y LÓPEZ GARCÍA et al. (2018). el modelo de altura del dosel (CHM) fue construido restando las alturas del terreno (DEM) a los puntos. El DEM se generó previamente interpolando los puntos clasificados como suelo. La altura del dosel para cada celda de 30 m se calculó promediando los píxeles contenidos del CHM original calculado a una resolución espacial de 2 m.



El modelo RF se desarrolló en el software R, mediante el paquete Caret (KUHN, 2008), considerando como variables dependientes las variables estructurales LiDAR (MH, P90, Tc, VC y LHDI), a partir de los 19 índices espectrales y 6 bandas de Landsat 5 -8. Para ello se seleccionó una muestra aleatoria estratificada por tipo de vegetación y altura que incluyó 10000 píxeles de entrenamiento (60%) y de validación (40%) del modelo. Se analizó la normalidad de los valores mediante una prueba de Anderson-Darling, y una prueba gráfica mediante un diagrama *Quantile Quantile Plot*. Posteriormente se hizo una prueba de *outliers* para eliminar valores atípicos. El conjunto de datos se estratificó en función de la distribución del histograma de la variable de respuesta para garantizar que todos los estratos estuvieran representados en los conjuntos de datos de entrenamiento y validación. La altura media se estratificó en intervalos iguales de 0,5 m en un rango de 0 a 15 m, mientras que las variables de cobertura se estratificaron en intervalos iguales de 5% en un rango de 0 a 100%. Por último, se eliminaron aquellos puntos de borde considerando una distancia de 100 m.

3.3 Modelos predictivos de cambios post incendio de la vegetación

3.3.1. Variables respuesta

Al igual que con los modelos de series temporales, se han considerado como variables respuesta de la regeneración post incendio, los delta de los cambios 2004-2020 variables estructurales LiDAR (MH, P90, Tree Cover, Vegetation Cover y LHDI).

3.3.2. Selección de predictores

Se seleccionaron un conjunto de predictores, que incluían información sobre la severidad del incendio (delta NBR), fisiográfica (LiDAR-PNOA), estado de la vegetación (SIPNA), y variables climáticas (REDIAM) (Tabla 2). Las variables se escalaron en todos los casos a un pixel de 30 m. Los datos de entrada se escalaron para evitar que las variables de rangos numéricos más altos dominen las variables de rangos numéricos más bajos.

Los modelos de respuesta post incendio se desarrollaron mediante un modelo *árboles de regresión aditiva bayesianos* (BART) implementado en R (DORIE et al., 2024; R CORE TEAM 2024). El modelado BART no requiere que las variables se distribuyan normalmente, y proporciona puntajes de importancia de las variables. Para evitar un alto grado de multicolinealidad, se realizó un cálculo de los Factores de Inflación de la Varianza (VIF, *Variance Inflation Factor*), mediante el cual se seleccionan los mejores predictores, tras eliminar las variables más dependientes entre sí. Se crearon modelos BART para cada una de las variables estructurales utilizando el conjunto de variables explicativas. Los modelos BART se evaluaron comparando los valores previstos con los observados utilizando una serie de medidas de bondad de ajuste, incluido el coeficiente de determinación R², el error absoluto medio (MAE) y el error cuadrático medio (RMSE), para cada variable de respuesta.

Tabla 2. Variables utilizadas como predictores de la restauración de la vegetación después del incendio de Lanjaron.



Fuente	Variable	Descripción
Landsat5	dNBR	Delta normalized burnt ratio
Proyecto de Restauración Incendio Lanjarón	Faginas	Tratamientos pos-incendio
SIPNA	D_arbo	% Arbolado
	D_mato	%Matorral
	D_querc	% De quercineas
	D_conif	% De coníferas
	D_ofron	% De otras frondosas
	PDTE_ME	Pendiente media
	INCIDEN	Incidencias sigpac
	Cobertr	Cobertura
	DES_N1	Cobertura nivel 1
	DES_N2	Cobertura nivel 2
	VEG_POT	Vegetación potencial
	COMUNID	Comunidad vegetal
	Ombrc_l	Ombroclima
	Piso	Piso bioclimático
	SERIE_P	Serie de vegetación potencial
Topográficas (derivadas de modelo digital del terreno 25 m Pnoa)	MDT	Modelo digital de Terreno Pnoa
	SLOPE	Pendiente
	ASPECT	Orientación
	TPI	Índice de Posición Topográfica
	TRI	Índice de Rugosidad Topográfica
	Roughness	Rugosidad
	Flowdir	Dirección de flujo
Climaticas Rediam	df61.00_0	Déficit hídrico.
	etp_2023	Evapotranspiración potencial anual.
	iar61.00_0	Índice de aridez.
	ndc61.00_0	Número de días de calor anuales
	ndf61.00_0	Número de días de frío anuales
	p_1991_2020	Precipitación total o promedio.
	prc61.00_0	Precipitación anual
	rn61.00_0	Radiación solar
	sdef61.00_0	Suma de déficits
	ssup61.00_0	Suma de superavits
	tmax_1991_2020	Temperatura máxima anual
	tmaxc61.00_0	Temperatura máxima del mes más cálido
	tmc61.00_0	Temperatura máxima anual
	tmed_1991_2020	Temperatura media anual
	tmf61.00_0	Temperatura mínima anual
tmin_1991_2020	Temperatura mínima.	
tminf61.00_0	Temperatura mínima del mes más frío	

4. Resultados

4.1. Métricas LiDAR de altura de la vegetación

La cartografía obtenida a partir del LiDAR-PNOA ofrece un análisis detallado de la altura del dosel de la vegetación, permitiendo discriminar entre las alturas de los

diferentes rodales (Fig. 2a). Al usar la altura de la vegetación directamente, se obtiene una representación promedio que refleja las alturas generales de la vegetación sobre el terreno, incluyendo tanto el dosel superior como las capas intermedias. Sin embargo, al emplear el percentil 90 (P90, Fig. 2b) se obtiene una métrica más robusta, enfocada en las alturas máximas sin incluir valores extremos, lo que es especialmente útil para caracterizar el dosel superior de la vegetación.

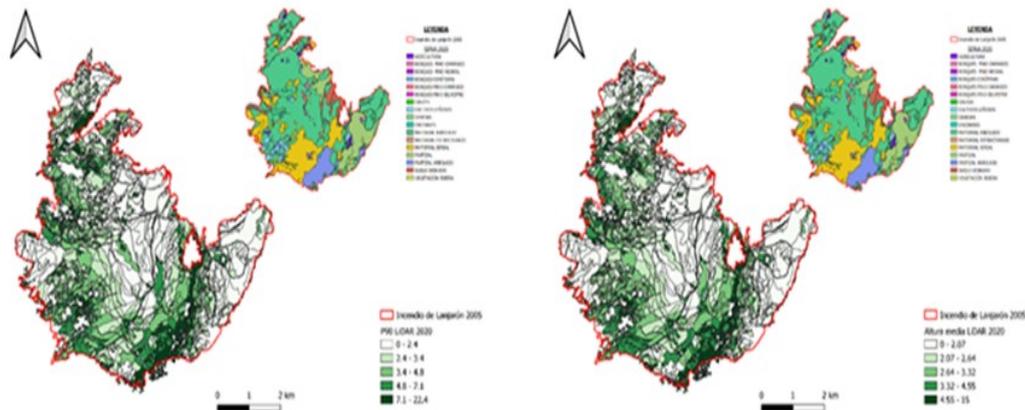


Figura 2.- Cartografía de altura de la vegetación (a, izquierda) y del percentil 90 (P90, b, derecha) del área afectada por el incendio de Lanjarón (Granada, 2005).

En cuanto a la cobertura de la vegetación, los resultados muestran una visión más detallada de la estructura vertical de un ecosistema, esencial para estudios de restauración ecológica y monitoreo post-incendio. La cobertura a 0,3 metros representa las capas más bajas, matorrales bajos (Fig. 3a), que son indicadores clave de los estratos inferiores. La cobertura a 1 metro refleja estructuras intermedias de vegetación (Fig. 3b), donde se evalúan arbustos y árboles jóvenes en crecimiento, crucial para entender la transición hacia una vegetación más madura. Por último, la cobertura por encima de los 2 metros corresponde a las capas superiores del dosel (Fig. 3c), principalmente árboles y arbustos grandes, que forman el componente dominante del ecosistema en recuperación.

El último parámetro descrito a partir de las métricas LiDAR fue la complejidad vertical, expresada a través del índice LHDI (Fig. 4). Los sistemas forestales que presentaron una mayor complejidad vertical han sido parte de los encinares y los pinares (Fig. 4), lo que indica que presentan múltiples estratos bien diferenciados, como arbustos y árboles jóvenes en las alturas intermedias, y árboles en el dosel superior. Por el contrario, las zonas con cubiertas de matorral o zonas de encinar presentaron una estructura vertical más simplificada, con pocos o ningún estrato, lo que indica una menor regeneración después del incendio.



Data set	Métrica - unidad	Rsquared	RMSE	MAE
(PNOA 2020)	Tree Cover - %	0.46	11.78	7.93
	Vegetation_cover - %	0.61	12.03	8.54
	P90 - Metros	0.71	1.63	1.22
	LHDI - índice	0.90	0.17	0.12
Validación (PNOA 2020)	MH - metros	0.70	1.09	0.78
	Tree Cover - %	0.55	10.83	7.29
	Vegetation_cover - %	0.59	12.06	8.29
	P90 - Metros	0.67	1.77	1.26
	LHDI - índice	0.92	0.16	0.11
Validación PNOA 2014 (40% data)	MH - metros	0.64	1.20	0.83
	Tree Cover - %	0.50	11.33	7.70
	Vegetation_cover - %	0.56	12.46	8.58
	P90 - Metros	0.63	1.91	1.33
	LHDI - índice	0.77	0.40	0.33

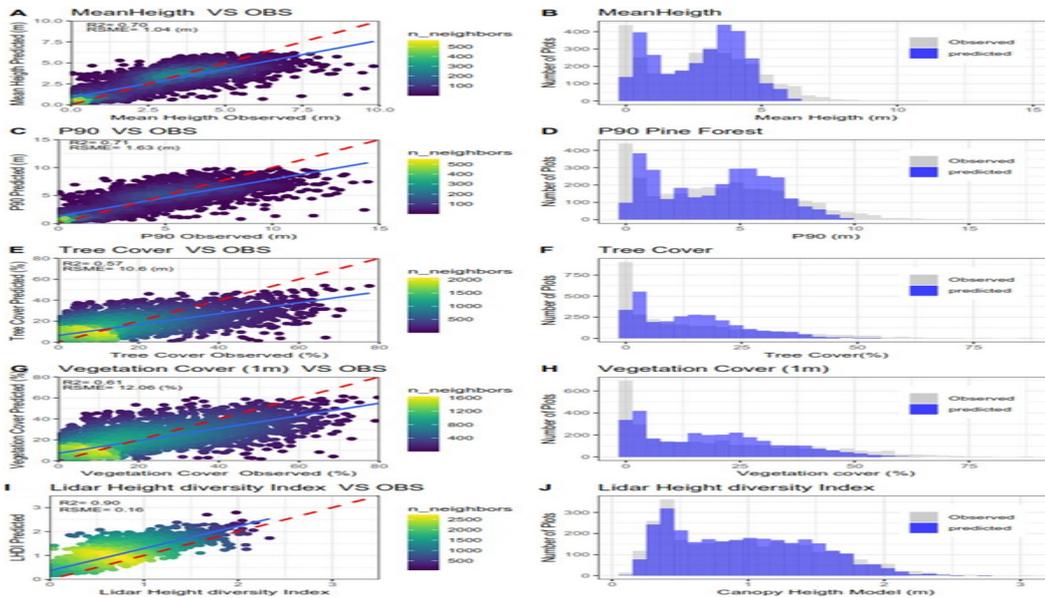


Figura 3. Performance de los modelos Random forest de los modelos *landsat-LiDAR*

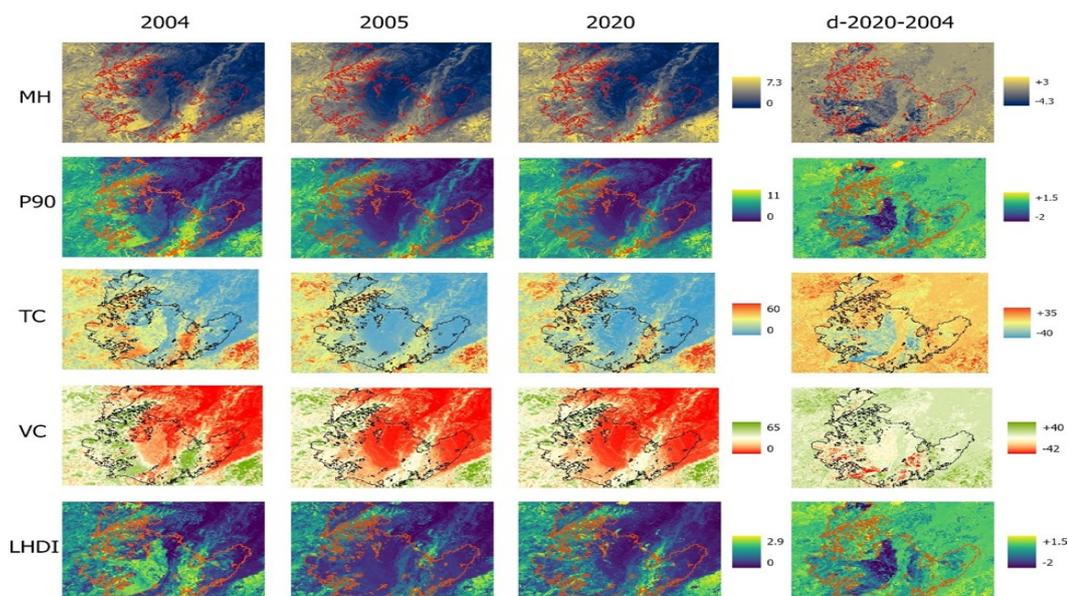


Figura 4.- Cambios temporales de variables estructurales MH(altura media), m; percentil 90, m, TC y VC (fracción de cuba cubierta arbórea y de matorral) y -LHDI (LiDAR Height Diversity Index) a partir de los modelos de series temporales de métricas LiDAR y los índices de vegetación y bandas Landsat 5-8 para evaluar a largo plazo los cambios en las variables estructurales en el incendio de Lanjarón (Granda).

4.3. Modelos predictivos de cambios post incendio de la vegetación

Los modelos de BART mostraron un buen desempeño predictivo en las variables de respuesta evaluadas (Tabla 3). Para la altura (MH), se obtuvo un coeficiente de determinación R^2 de 0.66, con un error absoluto medio (MAE) de 0.24, reflejando una desviación promedio relativamente baja entre los valores predichos y observados; y con un error cuadrático medio bajo (RMSE = 0.34 m), lo cual indica una penalización mayor por errores de mayor magnitud.

Para el percentil P90, los resultados también fueron consistentes, con un R^2 de 0.64, un MAE de 0.40 y un RMSE de 0.54 m. En cuanto a las variables de cobertura (Tree Cover y Vegetation Cover), Tree Cover obtuvo un R^2 de 0.57, un MAE de 2.35 y un RMSE de 3.03 %, mientras que Vegetation Cover mostró un mejor ajuste con un R^2 de 0.71, un MAE de 2.36 y un RMSE de 3.13 %.

Por último, el índice de complejidad estructural (LHDI) presentó los mejores resultados generales, con un R^2 de 0.74, un MAE de 0.23 y un RMSE de 0.31, reflejando una desviación promedio relativamente baja entre los valores predichos y observados.

Estos resultados destacan la capacidad de los modelos obtenidos para capturar los patrones en los datos y predecir con precisión las variables estructurales de respuesta post incendio de la vegetación.



Tabla 3.- Modelos *BART* para las variables estructurales de respuesta post incendio de la vegetación en el incendio de Lanjarón (Granada, 2005). Coeficiente de determinación (R^2), error cuadrático medio bajo (RMSE), y error absoluto medio (MAE).

Variable (d-2020-2004)	Predictores	R^2	RMSE	MAE
altura media del dosel (MH)	ndc, Etapa, Pendiente, comunidad	0.66	0.34 m	0.24
Percentil P90	ndc, Etapa, Pendiente, comunidad	0.64	0.54 m	0.40
Fracción de cabida cubierta Arborea (TREE COVER)	ndc, Pendiente, dNBR, comunidad	0.57	3.03 %	2.35
Fracción de cabida cubierta Arbustiva (VEGETATION COVER)	ndc, Etapa, Pendiente, comunidad	0.71	3.13 %	2.36
Índice de complejidad estructural (LHDI)	ndc, comunidad, etapa	0.74	0.31	0.23

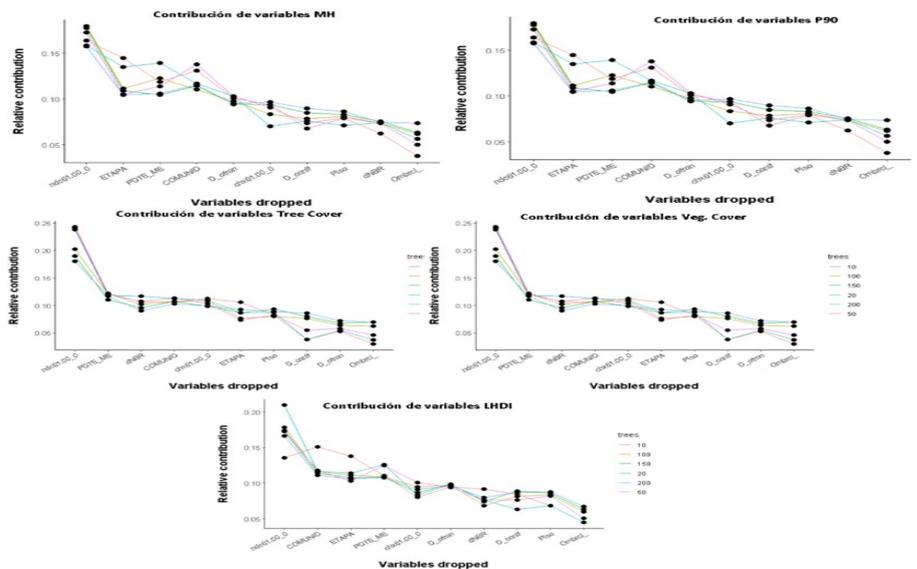


Figura 5. Importancia de las variables para los modelos *BART* de drives de regeneración post incendio

5. Discusión

5.1. Cambios estructurales después del incendio basados en LiDAR-Landsat

La estructura forestal después de un incendio se caracteriza por la presencia de mucha madera muerta en pie (es decir, árboles, arbustos y matorrales muertos). Con el tiempo, con o sin intervención restauradora (ej., extracción de la madera), la vegetación inicia un proceso de restauración. Esta transición de un dosel de estructuras residuales (es decir, vegetación muerta y rodales con distintos niveles de severidad), a uno dominado por vegetación en crecimiento (ej., matorrales o regeneración del arbolado) se refleja por cambios en las variables estructurales de



la vegetación (ej., altura del dosel, cobertura y complejidad estructural). Estos cambios se pueden medir a través de la secuencia de métricas LiDAR.

En el caso del incendio de Lanjarón, la primera década después del incendio, la cobertura de la vegetación ha permanecieron en valores bajos (es decir, cobertura escasa, y de poca altura), ya que la mayoría de la superficie presenta alturas menores a los 2 m. El escaso establecimiento de regeneración de especies arbóreas se ha documentado en otros incendios (VASQUES et al., 2023). En el mediterráneo, KEELEY, (2012) ha mostrado que la mayoría del regenerado del arbolado tardan entre 3 y 7 años en establecerse después de un incendio. Por lo tanto, las métricas LiDAR, pasado un periodo corto después de un incendio (~20 años) detectan el crecimiento de estrato de matorral, y las estructuras residuales del dosel en los primeros diez años. Específicamente, el percentil de altura 90 proporcionó evidencia de áreas con presencia de árboles residuales en zonas de severidad baja. En el análisis del segundo vuelo LiDAR se evidenció los cambios estructurales a través del tiempo, ya que el porcentaje de vegetación con altura superior a los 2 m aumentó entre la situación después del incendio y cinco años después. Estos cambios de estructura responden al crecimiento del regenerado por encima de los 2 m de altura.

La cobertura (estructura horizontal) mostró áreas con escasa cobertura, y otras estructuralmente similares durante los primeros diez años, lo que sugiere un crecimiento y recuperación más rápidos en algunas zonas que en otras. Las áreas próximas a rodales que sobrevivieron al incendio, o en las proximidades de zonas no afectadas o limítrofes en comparación con las teselas desarboladas parecen recuperar la cobertura más rápidamente (MARTÍN-ALCÓN et al., 2015). Los cambios en altura y cobertura en estas teselas han sido muy rápidos, con cambios mayores en los percentiles de altura >2 m a los 20 años. Sin embargo, una parte importante de la superficie siguen presentado estructuras de matorral, ya que los valores de altura y cobertura LiDAR permanecieron relativamente bajos.

La vegetación suele mantener una estructura de edad uniforme durante muchos años después del incendio, hasta que la regeneración de especies arbóreas (cuando ésta se produce) procedente de los restos del dosel previo al fuego se puede establecer en el sotobosque (VALLEJO Y ALLOZA, 2012). Esta tendencia a una estructura de edades uniforme de los árboles en la regeneración parece observarse en el incendio de Lanjarón 20 años después, cuando las métricas LiDAR comenzaron a mostrar cambios en el dosel joven y emergente. En este momento, la altura del dosel aumentó en las teselas de mayor cobertura. A medida que aumenta el tiempo transcurrido desde el incendio y el establecimiento del dosel arbóreo, el dosel se va cerrando, lo que explica por qué aumentaron las métricas de cobertura, efecto ampliamente estudiado en la literatura (p. ej., UGARTE et al., 2021). Esto puede verse también en los cambios en la complejidad estructural de los rodales quemados, que sugieren que los elementos de la vegetación están distribuidos en un amplio rango vertical, ya sea debido a un rango de alturas de los diferentes estratos de vegetación (matorral-regenerado) o restos del dosel pre-incendio. BOLTON et al. (2017) mostraron una diferencia similar en la distribución vertical de las variables estructurales derivadas de LiDAR entre rodales de



sucesión temprana y tardía después de un incendio. En el incendio de Lanjarón se ha observado que la diversidad del tamaño de los estratos de vegetación es baja en rodales con procesos tempranos de regeneración, ya que los árboles son de edad uniforme y el tamaño máximo de los árboles está limitado por un corto período de crecimiento. Con el tiempo, la diversidad estructural de la vegetación aumenta, ya que las diferencias en las tasas de crecimiento entre las especies de matorral y las arbóreas se vuelven más pronunciadas, lo que conduce a estructuras más complejas (BOLTON et al., 2017). Los índices de complejidad estructural, como el LHDI evalúan la rugosidad de la superficie del dosel, y en el caso de este estudio proporcionó una evidencia del contraste de la complejidad de la vegetación después de un incendio. Específicamente, los valores bajos de LHDI indican una estructura homogénea en las masas jóvenes en regeneración, mientras que los valores más altos indican superficies de dosel más complejas en teselas no quemadas. Este índice capturó el contraste en altura entre la vegetación residual y las áreas regeneradas. En presencia de claros en el dosel, la altura de un rodal puede influir en la “irregularidad” de estratos verticales (es decir, una mayor distancia del dosel al suelo), lo que podría contribuir a las diferencias observadas entre rodales con pocos estratos y rodales con regeneración. En sistemas mediterráneos, FERNÁNDEZ-GUISURAGA et al., (2021) encontró que los rodales de vegetación post incendio son menos complejos que los rodales previos al incendio utilizando la métrica de complejidad estructural, dado que en el caso de los primeros se puede esperar una baja variabilidad en la altura entre estratos.

5.2. Modelos de regeneración post incendio

Hay un conjunto de factores que influyen en el establecimiento de la vegetación después de un incendio, como la disponibilidad de fuentes de semillas, la idoneidad de un sitio para el establecimiento de la vegetación, o la severidad del incendio (DAY et al., 2020). En este trabajo, las variables más explicativas de los procesos de regeneración post incendio han estado relacionadas con los factores topográficos y de vegetación previa al incendio. Los procesos de regeneración parecen estar influenciados principalmente por la disponibilidad de agua (a través de factores topográficos, es decir, pendiente y orientación), lo que lleva a variaciones locales en la productividad del sitio (ANDRUS et al., 2022), junto con los factores relacionados con la composición específica antes del incendio (FERNÁNDEZ-GUISURAGA et al., 2023). Estos factores parecen capturar las diferencias subyacentes en las condiciones de sitio y de los factores relacionados con la biología de la reproducción de las especies dominantes (germinadoras vs. rebrotadoras obligadas, PAUSAS y KEELEY, 2021) lo que condiciona la regeneración natural (ARNAN et al., 2007).

Estos resultados sugieren que se puede observar una variedad de respuestas estructurales dentro de un incendio dependiendo de las variaciones en las condiciones a nivel de sitio. Estas diferencias estructurales entre teselas de regeneración del arbolado y del estrato de matorral fueron confirmadas por las métricas LiDAR, ya que la mayor parte de la superficie presentaba una altura de dosel menor a 1 m, y sólo una superficie muy limitada alturas por encima de 2 m. Los resultados de este trabajo sugieren que la regeneración después del incendio, y



que se ha estimado usando imágenes Landsat y LiDAR, puede describirse de forma adecuada a partir de la respuesta estructural después del incendio. La variabilidad en la composición de especies en las áreas afectadas también contribuye a las diferencias estructurales observadas entre áreas regeneradas y no regeneradas. Por ejemplo, la recuperación de la vegetación ha sido más rápida en áreas dominadas por encina en comparación con áreas cubiertas por pinares, debido a las diferencias estrategias de regeneración post incendios (CAPITANIO y CARCAILLET, 2008). El establecimiento de encinares después del incendio está fuertemente vinculado a la dominancia de la especie antes del incendio, tanto cómo especie principal o formando parte del subpiso (PARRA E HINOJOSA, 2023), y las diferencias estructurales entre los rodales debido a la edad del dosel (ej., pinares jóvenes).

A largo plazo, los procesos de regeneración pueden venir condicionados por los procesos de competencia (VASQUES et al., 2023). Los resultados de este trabajo muestran que la cobertura de la vegetación ha permanecido significativamente más baja diez años después en comparación con la vegetación previa al incendio, lo que sugiere que el espacio disponible creado por el fuego aún no ha sido cubierto, lo que muestra que el inicio de los procesos de regeneración de la vegetación forestal tarda más de 20 años en iniciarse, en concordancia con trabajos similares (CASTRO, 2021). El desarrollo estructural posterior al incendio depende en gran medida de la severidad del incendio (HAO et al., 2022). En las áreas mediterráneas los incendios suelen tener valores de severidad elevados, lo que afecta a la respuesta de la estructura, por lo que se ha observado una fuerte relación entre dNBR y la severidad del fuego, y entre estos parámetros y las características de la vegetación previa y posterior al incendio (HUERTA et al., 2021). No obstante, la evaluación de la severidad del incendio en sí es un proceso altamente subjetivo, ya que la severidad del incendio es una interpretación del impacto del incendio en el medio ambiente, no una medida directa. Por lo tanto, cuando se aplican umbrales de dNBR para detectar incendios de alta severidad, es posible que la propia variabilidad del índice contribuya a la variabilidad en las respuestas estructurales observadas. En todo caso, nuestros resultados sugieren que el dNBR es una variable que contribuye a explicar las variables de altura del dosel y del estrato de matorral después de un incendio, lo que demuestra su importancia a la hora de describir los procesos de cambio de la vegetación después de un incendio.

En cuanto a las variables climáticas, la respuesta de la estructura de la vegetación está intrínsecamente ligada a las variables climáticas, destacándose la influencia de la aridez, la precipitación y el componente térmico, que han resultado variables clave. La aridez, al reflejar la relación entre la disponibilidad de agua y la demanda evaporativa del ambiente, actúa como un limitante en el desarrollo y la distribución de la vegetación, especialmente en regiones con estrés hídrico, como en el mediterráneo, condicionando los procesos de regeneración post incendio (BAUDENA et al., 2020). Por otro lado, la precipitación acumulada anual proporciona una variable esencial para la productividad primaria, determinando la biomasa y la diversidad estructural en ecosistemas dependientes de recursos hídricos. Otros estudios han evidenciado que, en zonas áridas o semiáridas, incluso pequeñas variaciones en la precipitación pueden generar cambios significativos en



la densidad, la cobertura y la composición de la vegetación post incendio (Blanco-RODRÍGUEZ et al., 2023), mientras que, en áreas con mayores aportes hídricos, las respuestas son más moderadas (ELVIRA et al., 2021). Esta interacción subraya la importancia de integrar ambas variables en modelos ecológicos para comprender y predecir los patrones de la vegetación en el contexto del cambio climático.

6. Conclusiones

El análisis de la regeneración estructural post-incendio en formaciones forestales mediterráneas, principalmente pinares de repoblación y encinares muestra una alta variabilidad en el desarrollo de la vegetación, condicionado principalmente por las características preexistentes del sitio, la composición florística y la intensidad del evento perturbador. Las áreas con cobertura arbórea no necesariamente mostraron una tasa de recuperación más acelerada que las áreas de matorral, lo que subraya la relevancia de los factores ambientales previos al incendio como variables predictoras del comportamiento post-incendio. La integración de series temporales de Landsat y datos LiDAR ha permitido caracterizar los procesos de regeneración post-incendio, brindando un mejor análisis de la heterogeneidad espacial y temporal de estos procesos. La metodología propuesta en este trabajo ha mostrado ser eficaz para modelar la dinámica post-incendio de la vegetación, proporcionando información sobre la variabilidad en los patrones de regeneración en función de la severidad del fuego y las condiciones microambientales. El avance en la disponibilidad de series temporales de LiDAR ofrece una mejora significativa en la capacidad de evaluar las etapas de la regeneración post-incendio, permitiendo un análisis más fino de las transiciones estructurales en los ecosistemas como respuesta al fuego. Este enfoque proporciona una herramienta robusta para la restauración y conservación de bosques mediterráneos afectados por grandes incendios, al facilitar la evaluación de los factores que influyen en la resiliencia y la regeneración tras el impacto del fuego.

7. Agradecimientos

SILVADAPT.NET (RED2018-102719-T), Proyecto DesFutur, que cuenta con el apoyo de la Fundación Biodiversidad del Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico (MITECO) del Gobierno de España, en el marco del Plan de Recuperación, Transformación y Resiliencia (PRTR), financiado por la Unión Europea – NextGenerationEU. Agradecemos el apoyo de la Consejería de Sostenibilidad, Medio Ambiente y Economía Azul (Junta de Andalucía).

8. Bibliografía

ALAYAN, R., ROTICH, B., LAKNER, Z.A. 2022. A Comprehensive Framework for Forest Restoration after Forest Fires in Theory and Practice: A Systematic Review. *Forests*, 13(9), 1354.

ANDRUS, R.A., DROSKE, C.A., FRANZ, M.C., HUDAK, A.T., LENTILE, L.B., LEWIS, S.A., MEDDENS, A.J. 2022. Spatial and temporal drivers of post-fire tree establishment and height growth in a managed forest landscape. *Fire Ecol.*, 18(1), 29.

ARNAN, X., RODRIGO, A., RETANA, J. 2007. Postfire regeneration of Mediterranean



plant communities at a regional scale is dependent on vegetation type and dryness. *J. Veg. Sci.*, 18(1), 111-122.

BARTELS, S. F., CHEN, H. Y., WULDER, M.A., WHITE, J.C. 2016. Trends in post-disturbance recovery rates of Canada's forests following wildfire and harvest. *Forest Ecol. Manag.*, 361, 194-207.

BAUDENA, M., SANTANA, V.M., BAEZA, M.J., BAUTISTA, S., EPPINGA, M.B., HEMERIK, L., RIETKERK, M. 2020. Increased aridity drives post-fire recovery of Mediterranean forests towards open shrublands. *New Phytol.*, 225(4), 1500-1515.

BLANCO-RODRÍGUEZ, M.Á., AMEZTEGUI, A., GELABERT, P., RODRIGUES, M., COLL, L. 2023. Short-term recovery of post-fire vegetation is primarily limited by drought in Mediterranean forest ecosystems. *Fire Ecol.*, 19(1), 68.

BOATENG, E.Y., OTOO, J., ABAYE, D.A. 2020. Principios básicos de los algoritmos de clasificación K-nearest-neighbor, support vector machine, random forest y neural network: Una revisión. *Revista de Análisis de Datos y Procesamiento de la Información*, 8(4), 341-357.

BODÍ, M.B., CERDÀ, A., SOLERA, J.M., DOERR, S.H. 2012. Efectos de los incendios forestales en la vegetación y el suelo en la cuenca mediterránea: Revisión bibliográfica. Bolton, D. K., Coops, N. C., Hermosilla, T., Wulder, M.A., White, J.C. 2017. Assessing variability in post-fire forest structure along gradients of productivity in the Canadian boreal using multi-source remote sensing. *J. Biogeogr.*, 44(6), 1294-1305.

CALVO, R.C., VARO MARTÍNEZ, M. Á., RUIZ GÓMEZ, F., ARIZA SALAMANCA, A.J., NAVARRO-CERRILLO, R.M. 2023. Improvements of fire fuels attributes maps by integrating field inventories, low density ALS, and satellite data in complex Mediterranean forests. *Remote Sens.*, 15(8), 2023.

CAPITANIO, R., CARCAILLET, C. 2008. Post-fire Mediterranean vegetation dynamics and diversity: a discussion of succession models. *Forest Ecol. Manag.*, 255(3-4), 431-439.

CASTRO, J. 2021. Post-fire Restoration of Mediterranean Pine Forests. In: Ne'eman, G., Osem, Y. (eds) *Pines and Their Mixed Forest Ecosystems in the Mediterranean Basin. Managing Forest Ecosystems*, vol 38. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-63625-8_25

CASTRO, J., ALLEN, C.D., MOLINA-MORALES, M., MARAÑÓN-JIMÉNEZ, S., SÁNCHEZ-MIRANDA, Á., ZAMORA, R. 2011. Salvage logging versus the use of burnt wood as a nurse object to promote post-fire tree seedling establishment. *Restor. Ecol.*, 19(4), 537-544.

CHUVIECO, E., AGUADO, I., SALAS, J., GARCÍA, M., YEBRA, M., OLIVA, P. 2020. Satellite remote sensing contributions to wildland fire science and management. *Curr. For. Rep.*, 6, 81-96.

DAY, N. J., WHITE, A. L., JOHNSTONE, J. F., DEGRÉ-TIMMONS, G. É., CUMMING, S. G., MACK, M. C., BALTZER, J. L. 2020. Fire characteristics and environmental conditions shape plant communities via regeneration strategy. *Ecography*, 43(10), 1464-1474.

DE LAS HERAS, J., MOYA, D., LLORET, F., VALLEJO, V.R., CASTRO, J., LÓPEZ-SERRANO, F.R., RODRIGO, A. 2013. Incendios forestales. Conservar Aprovechando, 45.



DORIE, V., CHIPMAN, H., MCCULLOCH, R., & DADGAR, A. (2024). dbarts: Discrete Bayesian Additive Regression Trees Sampler (Version 0.9-30) [Software]. CRAN. <https://github.com/vdorie/dbarts>

ELVIRA, N. J., LLORET, F., JAIME, L., MARGALEF-MARRASE, J., NAVARRO, M. Á. P., BATLLORI, E. 2021. Species climatic niche explains post-fire regeneration of Aleppo pine (*Pinus halepensis* Mill.) under compounded effects of fire and drought in east Spain. *Sci. Total Environ.*, 798, 149308.

ESCUIN, S., NAVARRO CERRILLO, R. FERNÁNDEZ, P. 2006. Assessment of post fire vegetation cover using spectral mixture analysis. Application and comparison of different endmember characterization methods. *Forest Sys.*, 15(1), 107-119.

FERNÁNDEZ-GUISURAGA, J. M., FERNANDES, P. M., TÁRREGA, R., BELTRÁN-MARCOS, D., CALVO, L. 2023. Vegetation recovery drivers at short-term after fire are plant community-dependent in mediterranean burned landscapes. *Forest Ecol. Manag.*, 539, 121034.

GARCÍA, M., NORTH, P., VIANA-SOTO, A., STAVROS, N. E., ROSETTE, J., MARTÍN, M. P., ZHAO, K. 2020. Evaluating the potential of LiDAR data for fire damage assessment: A radiative transfer model approach. *Remote Sens. Environ.*, 247, 111893.

GÓMEZ-SÁNCHEZ, M. E., LUCAS-BORJA, M.E., PLAZA-ÁLVAREZ, P.A., GONZÁLEZ-ROMERO, J., SAGRA, J., MOYA, D. Y DE LAS HERAS, J. 2019. Efecto de los trabajos de restauración forestal post-incendio en ladera sobre la recuperación de la funcionalidad del suelo. *Cuad. Soc. Esp. Cien. For.*, 45, 35-44.

GORDON, C. E., PRICE, O. F., TASKER, E. M. 2017. Mapping and exploring variation in post-fire vegetation recovery following mixed severity wildfire using airborne LiDAR. *Ecol. Appl.*, 27(5), 1618-1632.

GORELICK, N., HANCHER, M., DIXON, M., ILYUSHCHENKO, S., THAU, D., MOORE, R. 2017. Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone. *Remote Sens. Environ.*, 202, 18-27.

HAO, B., XU, X., WU, F., TAN, L. 2022. Long-term effects of fire severity and climatic factors on post-forest-fire vegetation recovery. *Forests*, 13(6), 883.

HUERTA, S., FERNÁNDEZ-GARCÍA, V., MARCOS, E., SUAREZ-SEOANE, S., CALVO, L. 2021. Physiological and regenerative plant traits explain vegetation regeneration under different severity levels in Mediterranean fire-prone ecosystems. *Forests*, 12(2), 149.

ISENBURG, M. (2021). *LAStools: Efficient tools for LiDAR processing* (versión 250207). rapidlasso GmbH. <https://rapidlasso.de>

JEAN-ROMAIN ROUSSEL AND DAVID AUTY. 2025. Airborne LiDAR Data Manipulation and Visualization for Forestry Applications. R package version 4.1.2. <https://cran.r-project.org/package=lidR>

KANE, V.R., NORTH, M.P., LUTZ, J.A., CHURCHILL, D.J., ROBERTS, S. L., SMITH, D. F., BROOKS, M.L. 2014. Assessing fire effects on forest spatial structure using a fusion of Landsat and airborne LiDAR data in Yosemite National Park. *Remote Sens. Environ.*, 151, 89-101.

KEELEY, J.E. 2012. Fire in Mediterranean climate ecosystems—A comparative overview. *Isr J Ecol Evol.*, 58(2-3), 123-135.

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. *Front. Ecol. Environ.*, 12(6), 339-346.

KUHN, M. 2008. Building Predictive Models in R Using the caret Package. *Journal of Statistical Software*, 28(5), 1–26.

LARY, D. J., ALAVI, A. H., GANDOMI, A.H., WALKER, A.L. 2016. Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geosci. Fron.*, 7(1), 3-10.

Leverkus, A.B., Lindenmayer, D.B., Thorn, S., Gustafsson, L., 2018. Salvage logging in the world's forests: Interactions between natural disturbance and logging need recognition. *Glob. Ecol. Biogeogr.* 27 (10), 1140–1154.

LIAW, A. 2002 Classification and regression by randomForest. *R news*.

MARTÍN-ALCÓN, S., COLL, L., DE CÁCERES, M., GUITART, L., CABRÉ, M., JUST, A., ONZÁLEZ-OLABARRÍA, J.R. 2015. Combining aerial LiDAR and multispectral imagery to assess postfire regeneration types in a Mediterranean forest. *Canadian J. For. Res.*, 45(7), 856-866.

MATASCI, G., HERMOSILLA, T., WULDER, M. A., WHITE, J. C., COOPS, N.C., HOBART, G. W., ZALD, H.S. 2018. Large-area mapping of Canadian boreal forest cover, height, biomass and other structural attributes using Landsat composites and LiDAR plots. *Remote Sens. Environ.*, 209, 90-106.

NAVARRO CERRILLO, R. M., RUIZ GÓMEZ, F.J. 2020. Seguimiento de plagas y enfermedades forestales en Andalucía: Interpretación a diferentes escalas. *Cuad. Soc. Esp. Cien. For.*, (46), 33-56.

PARRA, A., HINOJOSA, M.B. 2023. Burn Severity Effect on the Short-Term Functional Response of *Quercus ilex* after Fire. *Fire*, 6(8), 286.

PAUSAS, G.J., KEELEY, J.E., 2021. Wildfires and global change. *Front. Ecol. Environ.* 19 (7), 387–395.

PÉREZ-CABELLO, F., MONTORIO, R., ALVES, D.B. 2021. Remote sensing techniques to assess post-fire vegetation recovery. *Front. Ecol. Environ.*, 21, 100251.

R TEAM, R. 2024. Package 'parallel'.

Roussel, J.R., Auty, D., Coops, N. C., Tompalski, P., Goodbody, T. R. H., Sánchez Meador, A., Bourdon, J.F., De Boissieu, F., Achim, A. 2020. lidR : An R package for analysis of Airborne Laser Scanning (ALS) data. *Remote Sensing of Environment*, 251 (August), 112061. <doi:10.1016/j.rse.2020.112061>.

SENF, C., MÜLLER, J., SEIDL, R. 2019. Post-disturbance recovery of forest cover and tree height differ with management in Central Europe. *Landscape Ecol.*, 34(12), 2837-2850.

SOUZA-ALONSO, P., SAIZ, G., GARCÍA, R. A., PAUCHARD, A., FERREIRA, A., MERINO, A. 2022. Post-fire ecological restoration in Latin American forest ecosystems: Insights and lessons from the last two decades. *Forest Ecol. Manag.*, 509, 120083.

TIJERÍN-TRIVIÑO, J., MORENO-FERNÁNDEZ, D., ZAVALA, M. A., ASTIGARRAGA, J., & GARCÍA, M. 2022. Identifying Forest Structural Types along an Aridity Gradient in Peninsular Spain: Integrating Low-Density LiDAR, Forest Inventory, and Aridity Index. *Remote Sens.* 2022, 14, 235.

ÚBEDA, X., MATAIX-SOLERA, J., FRANCOS, M., FARGUELL, J. 2021. Grandes incendios forestales en España y alteraciones de su régimen en las últimas décadas. En *Geografía, Riscos e Proteção Civil. Homenagem ao Professor doutor*



Luciano Lourenço (p. 2).

UGARTE, R.M., REDONDO, M.M., SÁNCHEZ-MATA, D. 2021. Evaluating the post-fire natural regeneration of Mediterranean-type scrublands in Central Spain. *Mediterranean Bot.*, 42.

VALLEJO, V.R., ALLOZA, J.A. 2012. Post-fire management in the Mediterranean Basin. *Isr. J. Ecol. Evol.*, 58(2-3), 251-264.

VASQUES, A., BAUDENA, M., VALLEJO, V.R., KÉFI, S., BAUTISTA, S., SANTANA, V.M., & RIETKERK, M. 2023. Post-fire regeneration traits of understorey shrub species modulate successional responses to high severity fire in Mediterranean pine forests. *Ecosystems*, 26(1),146-160.

VIANA-SOTO, A., GARCÍA, M., AGUADO, I., SALAS, J. 2022. Assessing post-fire forest structure recovery by combining LiDAR data and Landsat time series in Mediterranean pine forests. *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.*, 108, 102754.

YUSTE, N., VARGAS-VELASCO, N., MOYA-HERNÁNDEZ, J. 2013. Teledetección ambiental de alta resolución mediante aplicación de vehículos aéreos no tripulados. *Sociedad Española de Deficiencias Forestales*, 1–22.

ZHAO, F., YANG, X., SCHULL, M. A., ROMÁN-COLÓN, M. O., YAO, T., WANG, Z., STRAHLER, A.H. 2011. Measuring effective leaf area index, foliage profile, and stand height in New England forest stands using a full-waveform ground-based LiDAR. *Remote Sens. Environ.*, 115(11), 2954-2964.