

9CFE-1785

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



Organiza



Evaluación de la estructura vertical del combustible en masas de *Pinus halepensis* mediante datos LiDAR aéreos

<u>ARELLANO-PÉREZ, S. (1)</u>, TORRALBA, J. (2), TOMÉ MORÁN, J.L. (1), CRESPO-PEREMARCH, P. (2), MARTÍN-ALCÓN, S. (1), RUIZ, L.A. (2), MARINO DEL AMO, E. (1, 3)

 (1) Agresta Sociedad Cooperativa. C/ Duque de Fernán Núñez, 2, 1º. 28012 Madrid.
(2) Grupo de Cartografía GeoAmbiental y Teledetección (CGAT), Universitat Politècnica de València, Camí de Vera s/n, 46022, Valencia, España.
(3) ICIFOR-INIA, CSIC. Carretera A Coruña km 7.5, 28040 Madrid. Resumen

La altura de la base del dosel arbóreo de copas (CBH) y la distancia vertical entre los estratos de matorral y la base de copas (FSG) son variables estructurales de gran importancia para predecir la transición de un fuego de superficie a copas. La medición directa en campo de estas variables es compleja e implica un sobreesfuerzo en tiempo y recursos y, por tanto, contar con modelos de estimación mediante tecnología LiDAR (Light Detection and Ranging) es de gran utilidad. El presente estudio pretende estimar las variables del combustible CBH y FSG en masas puras de Pinus halepensis en el sur de España a partir de datos LiDAR aerotransportados. El método consiste en extraer el perfil de densidad vertical de las nubes de puntos por parcela y aplicar descomposición gaussiana para estimar las variables CBH y FSG. Los resultados muestran que los parámetros obtenidos de la descomposición gaussiana están altamente correlacionados con los datos medidos en campo, explicando el 86% y el 81% de la variabilidad observada para CBH y FSG, respectivamente. Estos avances pueden ser de utilidad para profundizar en el conocimiento de la estructura vertical de los combustibles del bosque mediterráneo, y desarrollar cartografías que ayuden a cuantificar el riesgo de incendio.

Palabras clave

Incendios forestales, sotobosque, descomposición gaussiana, discontinuidad vertical del combustible, PNOA.

1. Introducción

Las masas forestales arboladas de pino carrasco (*Pinus halepensis* Mill.) están ampliamente distribuidas por la cuenca mediterránea, localizando una de sus principales áreas en la mitad oriental de la Península Ibérica. El pino carrasco ocupa una superficie total de 2,1 millones de hectáreas que suponen el 11% de la superficie de bosque nacional según las cifras procedentes del Inventario Forestal Nacional (IFN). Además, es la especie de pino que ocupa una mayor superficie y la tercera formación forestal en extensión, tras las dehesas y los encinares.

Durante el decenio 2006-2015, se quemaron aproximadamente 70.000 hectáreas de *Pinus halepensis*, lo que representa el 22,02% de la superficie total afectada por incendios forestales durante este periodo (MAPA, 2019). Este dato posiciona al pino



carrasco como la especie arbórea con mayor área quemada en España. La mayoría de estas áreas corresponde a masas forestales protectoras sin aprovechamiento maderero generalizado, caracterizadas por una estructura compleja, con una gran continuidad vertical y horizontal del combustible. Esta continuidad está favorecida por la acumulación de ramas secas y la alta capacidad de regeneración natural del pino tras los incendios, acompañado frecuentemente de un denso estrato de matorral. Estas condiciones propician la rápida propagación de los incendios, que suelen evolucionar hacia fuegos de copa de alta velocidad e intensidad, lo que incrementan tanta la peligrosidad como la dificultad de extinción, causando importantes daños económicos y ecológicos (ALEXANDER & CRUZ, 2011).

Por lo tanto, resulta fundamental profundizar en el conocimiento de las características estructurales del combustible en *P. halepensis* para mitigar el riesgo de fuegos de copa. Entre las variables estructurales del combustible más relevantes para predecir la iniciación y transición de un fuego de superficie a un fuego de copas se encuentra la altura de la base del dosel arbóreo (*canopy base height*, CBH) y la distancia vertical entre los estratos del combustible de superficie y del dosel (*fuel strata gap*, FSG). Estas variables son clave desde el punto de vista del comportamiento del fuego, ya que ambas actúan como predictoras en los modelos de inicio y ocurrencia de los fuegos de copa. En el caso de CBH, se utiliza para calcular la intensidad crítica del fuego de superficie que determina el inicio de un fuego de copas según el criterio establecido por VAN WAGNER (1977). Por su parte, el FSG permite estimar la probabilidad de ocurrencia de fuegos de copa mediante el modelo empírico de CRUZ et al. (2004).

El CBH se puede determinar de forma directa o indirecta a partir de los datos del inventario de campo. En la determinación directa, se calcula el valor promedio de las alturas de la base de las copas vivas de los árboles del rodal a partir de medidas realizadas con el hipsómetro. Estas alturas se definen como la inserción de las primeras ramas vivas, aunque pueden surgir discrepancias cuando existen ramas secas en la parte inferior de las copas que actúan como combustible en escalera. En la determinación indirecta, CBH se puede estimar a partir de modelos de estimación basados en variables de rodal (FERNÁNDEZ-ALONSO et al., 2013), o mediante la generación de perfiles verticales de la carga disponible o densidad aparente del combustible (GONZÁLEZ-FERREIRO et al., 2017). En este último enfoque indirecto, CBH se define como la altura a la que se alcanza un cierto valor de densidad aparente del dosel arbóreo en el perfil vertical (SANDO & WICK, 1972). Ese valor se asume como el umbral mínimo por encima del cual habría cantidad suficiente de combustible disponible para propagar el fuego verticalmente dentro de la copa (SCOTT & REINHARDT, 2001). La elección del método para determinar CBH (directa o indirecta) puede influir considerablemente en la determinación del número de estratos y en la distribución espacial del combustible en el perfil vertical.

El FSG se define como la diferencia existente entre el CBH del estrato arbóreo y la altura de la vegetación de sotobosque del estrato de combustible de superficie (CRUZ et al., 2004). Este parámetro se estima de forma indirecta a partir de las mediciones de campo, y su precisión depende en gran medida de la capacidad para



diferenciar correctamente los estratos del combustible. La medición directa en campo de CBH y FSG es compleja y subjetiva e implica un sobrecoste en tiempo y recursos. Por tanto, el desarrollo de modelos predictivos de estimación indirecta de la estructura vertical del combustible mediante tecnología LiDAR (*Light Detection and Ranging*) pueden ser de gran utilidad.

La mayoría de los estudios han estimado estas variables estructurales del combustible a partir de métricas LiDAR rasterizadas a nivel parcela, existiendo numerosos ejemplos tanto con escáner láser aerotransportado (Airbone Laser Scanning, ALS) (BOTEQUIM et al, 2019; ALONSO-REGO et al, 2021; FERRER-PALOMINO et al, 2021; MARINO et al, 2022; RUIZ et al, 2021) como con escáner láser terrestre (Terrestrial Laser Scanning, TLS). Este último sensor genera nubes de puntos más densas que permiten registrar con un mayor nivel de detalle la estructura tridimensional de los ecosistemas (GARCÍA et al., 2011; ALONSO-REGO et al., 2021; TORRALBA et al., 2022). No obstante, pocos estudios han estimado estas variables de combustible directamente a partir de los perfiles verticales de distribución de puntos en las nubes de puntos ALS (MARTÍN-DUCUP et al., 2025; CHAMBERLAIN et al., 2021) o TLS (GARCÍA et al., 2011; TORRALBA et al., 2024). Estos perfiles verticales de distribución de puntos se pueden analizar aplicando técnicas como la descomposición gaussiana (DANSON et al., 2007; TORRALBA et al., 2024), que permiten obtener información más detallada sobre la distribución del combustible.

Las estimaciones basadas en datos LiDAR ofrecen el potencial de desarrollar cartografías de variables estructurales del combustible forestales, como CBH y FSG. Estas cartografías son esenciales para realizar simulaciones de comportamiento del fuego a escala paisaje, lo que facilita la implementación de estrategias de prevención y medidas efectivas para la reducción del riesgo de incendio.

2. Objetivos

En este trabajo se evalúa el potencial de las nubes de puntos obtenidas con ALS mediante la aplicación de técnicas de descomposición gaussiana a sus perfiles verticales de densidad para estimar directamente la altura de la base del dosel (CBH) y la distancia vertical entre los estratos del combustible de superficie y del dosel (FSG) en masas puras de *P. halepensis* en el sur de España.

3. Metodología

Datos de campo

El área de estudio se localiza en las masas forestales puras de *P. halepensis* de la parte oriental de Andalucía, específicamente en las provincias de Granada, Jaén y Almería. Se seleccionaron un total de 47 parcelas de los inventarios de campo



realizados durante el proyecto Centro Ibérico para la Investigación y Lucha contra Incendios Forestales (CILIFO) por Andalucía (MARINO et al, 2022) donde *P. halepensis* es la especie dominante (Figura 1).



Figura 1. Localización geográfica de las 47 parcelas de Pinus halepensis en Andalucía incluyendo también los diferentes lotes de los vuelos LiDAR-PNOA. Sistema de coordenadas: UTM ETRS89 Huso 30.

Para establecer las parcelas de estudio se utilizó como cartografía de referencia se utilizó la ocupación del suelo proporcionada por la plataforma del Sistema de Información sobre el Patrimonio Natural de Andalucía (SIPNA), perteneciente a la Red de Información Ambiental de Andalucía (REDIAM). Además, con el objetivo de garantizar que las parcelas reflejaran la variabilidad estructural de estas masas forestales, se realizó un análisis estructural previo utilizando los datos del vuelo LiDAR del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea PNOA (https://pnoa.ign.es/). Estas dos fuentes de datos permitieron conocer la distribución, ocupación y estructura de las formaciones arboladas para organizar un diseño de muestreo combinado. Este diseño fue en parte sistemático, empleando como base las cuadrículas de la



malla elaborada, y en parte dirigido, localizando las parcelas en las masas arboladas más abundantes y representativas dentro de cada cuadrícula.

Entre 2021 y 2022 se llevaron a cabo dos tipos de inventario de campo en Andalucía: uno enfocado en el combustible de copas del dosel arbóreo y otro el del combustible de superficie. Ambos se llevaron a cabo en parcelas circulares de 11,3 m de radio, con una superficie equivalente a 400 m². En cada parcela, se estableció el centro y se registraron sus coordenadas con GPS de precisión submétrica, con la finalidad de comparar correctamente las mediciones de campo con los datos ALS durante la fase de modelización. Además, en cada parcela se establecieron dos transectos orientados en los ejes N-S y O-E.

En el inventario del arbolado se midieron en cada parcela los diámetros normales de todos los árboles de más de 7,5 cm de grosor y las alturas de la base de la copa muerta, viva y total de los cuatro árboles más representativos de la parcela. Estos árboles se seleccionaron en cada uno de los cuatro sectores en los que quedó delimitada la parcela con los dos transectos marcados previamente. Para este estudio únicamente se utilizó el promedio de las alturas de base de la copa viva de los árboles de la parcela, que se empleó para calcular la CBH.

En el inventario del combustible de superficie las mediciones se realizaron sobre los dos transectos lineales establecidos en cada parcela. En los transectos se midió cada 2 metros la altura de la vegetación del sotobosque, medida desde la superficie de la hojarasca hasta la parte más alta de la especie de vegetación interceptada por el transecto. Asimismo, se registró la cobertura lineal de la vegetación a lo largo del transecto. A partir de estas mediciones se obtuvieron los valores medios de la altura y cobertura de la vegetación del sotobosque por parcela de muestreo. A continuación, mediante el producto de estas dos variables se determinó la altura ponderada de la vegetación del sotobosque ($h_{veg pond}$).

La FSG se calculó como la diferencia existente entre CBH y la $h_{\text{veg_pond}}$ (SCOTT & REINHARDT, 2001; CRUZ et al., 2004). Los estadísticos descriptivos (media, rango y desviación típica) para estas dos variables estructurales del combustible de copas del dosel arbóreo por clase natural de edad se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1. Estadísticos descriptivos de altura de la base del dosel (CBH, m) y distancia vertical entre los estratos del combustible de superficie y del dosel (FSG, m) por clase natural de edad (monte bravo, latizal y fustal) y para el conjunto total de parcelas (n= 47).



Variable	Estadístico	Monte bravo		Latizal		Fustal	(n = 37)		(n = 47)	
CBH (m)	Media	1,3	1,6	5,3			4,5			
Rango	[1,1-1,4]	[0,1-3,5]	[0,8 – 15,5]	[0,1 – 15,5]						
Desv. Típica	0,15	0,98	3,63		3,59					
Media	0,5	1,3	4,8	4,0						
Rango	[0,5-0,5]	[0,0-3,5]	[0,1 - 14]		[0,0 – 14]					
Desv. Típica	0,01	1,13	3,36	3,37						

Datos ALS y procesado

Los datos ALS se corresponden con los vuelos realizados en Andalucía dentro de la segunda cobertura del PNOA. Se utilizaron dos lotes: el de la cuenca mediterránea adquirido con el sensor LEICA ALS80HP, y el del noreste, cuyos sensores fueron LEICA ALS80HP y RIEGL VQ-1560i-DW. Las fechas de vuelo estaban comprendidas entre julio de 2020 y mayo de 2021. La densidad de puntos fue de 1,5 pulsos·m⁻² con una precisión horizontal del barrido de 0,3 m y una precisión vertical de 0,15 m.

Los datos de las nubes de puntos ALS fueron procesadas utilizando el paquete lidR (ROUSSEL et al., 2020) del software libre R para: i) generar el modelo digital del terreno (MDT) y un modelo digital de superficies (MDS); ii) calcular las alturas normalizadas de los retornos de las nubes de puntos de la vegetación sobre el suelo tomando como referencia el MDT; y iii) recortarlas parcela.

Análisis de perfiles verticales y descomposición gaussiana

A partir de las nubes de puntos normalizadas de cada parcela se generaron los perfiles verticales de distribución de puntos, a partir de los cuales se derivaron las curvas de densidad de puntos. Con el objetivo de diferenciar automáticamente entre los estratos del combustible de superficie y de copas del dosel arbóreo, y poder así determinar las métricas CBH y FSG, se aplicó la descomposición gaussiana a las curvas de densidad de puntos. El algoritmo que hemos implementado en R preprocesa las curvas eliminando valores nulos y aplica un suavizado para reducir el ruido. Posteriormente detecta los picos relevantes en función de un umbral adaptativo que resalta las características de la curva. Una vez identificados los picos de la curva, se extraen entre una y tres curvas gaussianas por parcela (Figura 2). Cada curva se caracteriza por la media, desviación estándar, y los límites superior e inferior determinados por la horizontal de corte que define, respectivamente, el área de la función gaussiana aproximadamente al 5% y 95%. La metodología detallada se puede encontrar en TORRALBA et al. (2024).



Se obtuvieron tres escenarios distintos: i) una única curva gaussiana que podría corresponder al estrato arbustivo o al estrato arbóreo; ii) dos curvas gaussianas correspondientes a cada uno de los dos estratos; iii) tres curvas gaussianas donde además del estrato arbustivo y el arbóreo, se incluye un tercer estrato de árboles nuevos o dominados. El 68% de las parcelas estudiadas presentaron perfiles verticales con 2 curvas, seguidas por un 28% con una única curva y un 4% con tres curvas. Para asignar cada curva gaussiana a su correspondiente estrato se aplicó el siguiente criterio: cuando en la parcela existen dos curvas, la curva con menor altura (media + la desviación estándar) representa la , mientras que la curva con mayor altura (media - la desviación estándar) representa la CBH. En el caso de parcelas con tres curvas gaussianas, la curva de altura intermedia (media + la desviación estándar) se asocia al tercer estrato. En parcelas con una única curva gaussiana el umbral entre el matorral y la CBH se determinó utilizando los datos de campo. Por último, se calculó la FSG a partir de la diferencia entre las curvas gaussianas de cada estrato.



Figura 2. a) Representación de la vista cenital de la parcela ALS 2399. b) Perfil horizontal de la nube de puntos. c) Ejemplo de la curva de distribución de puntos (gris), curvas de descomposición gaussiana (verde y marrón) y métricas de combustibilidad. Abreviaturas: g representa la curva gaussiana, CBH es Canopy base Heaigt, FSG es fuel strata gap, h_{veg_pond} es la altura ponderada de la vegetación del sotobosque.

Análisis estadístico

Se utilizaron modelos de regresión lineal simple para relacionar las variables del combustible (CBH y FSG) derivadas de las mediciones de campo con las métricas



obtenidas a partir de las nubes de puntos ALS para el conjunto parcela. La bondad del ajuste se evaluó mediante análisis gráfico, representando los valores observados frente a los predichos, y a partir del cálculo de tres estadísticos: el coeficiente de determinación (R²); la raíz del error medio cuadrático (REMC) y su valor relativo (rREMC) frente al valor medio de la variable dependiente.

4. Resultados

Tanto para CBH como para FSG se obtuvo para el conjunto de parcelas (n = 47) un modelo de regresión lineal simple.

La Figura 3 (izquierda) muestra la relación entre el CBH medido en campo y el estimado a partir de las nubes de puntos ALS. El modelo muestra un R² de 0,86, lo que indica que el 86 % de la variabilidad de los datos de CBH medidos en campo es explicada por las estimaciones procedentes del LiDAR. Además, el modelo presenta un REMC de 1,35 m y un rREMC del 30,16 %, lo que sugiere que, aunque el modelo tiene un buen ajuste general, todavía existe una variabilidad moderada en las predicciones, probablemente asociada a factores como la densidad de puntos de los datos ALS o las condiciones específicas de los árboles.

La Figura 3 (derecha) muestra la relación entre la FSG medidas en campo y la FSG estimadas en la nube de puntos ALS. Se obtuvo un R² de 0,81, lo que indica que el modelo explica el 81 % de la variabilidad observada en los datos de campo. El modelo presentó un REMC de 1,50 m y un rREMC del 37,22 %, lo que refleja que las predicciones tienen una mayor variabilidad relativa en comparación con el CBH, posiblemente debido a la mayor complejidad o heterogeneidad del estrato de combustible de superficie, y a la menor densidad de puntos en el estrato arbustivo. Estos resultados sugieren que el modelo basado en ALS es útil para estimar la FSG, aunque deben tenerse en cuenta los márgenes de error en su aplicación práctica, especialmente en contextos donde se requieran mediciones muy precisas.



Figura 3. Diagrama de dispersión que muestra, por un lado, la relación entre la altura de la base del dosel (CBH campo) frente a CBH estimado con ALS (izquierda) y por otro, la relación de la distancia vertical entre los estratos del combustible de superficie y del dosel (FSG campo) frente a FSG estimado con ALS (derecha). CBH ALS

MT 6: FUEGO Y OTROS RIESGOS ABIÓTICOS



y FSG ALS estimados por descomposición gaussiana a partir de los perfiles verticales de la distribución de puntos. R2 = coeficiente de determinación, REMC = error medio cuadrático y entre paréntesis su valor relativo.



Figura 4. Diagrama de dispersión de observados (campo) frente a predichos (ALS) para la altura de la base del dosel, CBH (izquierda) y la distancia vertical entre los estratos del combustible de superficie y del dosel, FSG (derecha). Los predichos fueron estimados por descomposición gaussiana a partir de los perfiles verticales de la distribución de puntos. R2 = coeficiente de determinación, REMC = error medio cuadrático y entre paréntesis su valor relativo.



Además, se comprobó, mediante la representación gráfica de los valores predichos frente a los observados y los residuos, que las ecuaciones de CBH y FSG obtenidas ni sobreestiman ni subestiman (Figura 4).

5. Discusión

Si bien la mayoría de los estudios previos estimaron el CBH y el FSG a partir de métricas LiDAR rasterizadas, este trabajo propone un enfoque directo extrayendo curvas gaussianas a partir del perfil de densidad de las nubes de puntos ALS. Los resultados obtenidos presentan un ajuste notable, con un R^2 de 0,86 y un REMC de 1,35 m (30%) para CBH y un R^2 de 0,81 y un REMC de 1,5 m (37%) para FSG en masas de *P. halepensis.* Estos resultados son comparables con los reportados por otros autores también en *P. halepensis* y en otras especies de pino en la Península Ibérica.

Algunos estudios emplearon ALS LiDAR-PNOA de baja densidad como en este trabajo. Por ejemplo, en masas de pino en la región de Extremadura, BOTEQUIM et al. (2019) reportaron modelos de regresión lineal para estimar CBH con un R² de 0,75 y un REMC de 0,48 m (21,49%) para *P. pinea*, y un R² de 0,80 y un REMC de 0,64 m (28,82%) para P. pinaster. En plantaciones de P. pinaster y P. radiata del noroeste peninsular, ALONSO-REGO et al. (2021) emplearon diferentes modelos de machine *learning* obteniendo para CBH un \mathbb{R}^2 de 0,81 a 0,86 y un REMC de 9,25% a 10,80% y para FSG un R² de 0,73 a 0,86 y un REMC de 10,5% a 14,3%. En masas del género Pinus spp. de la región andaluza, FERRER-PALOMINO et al. (2021) utilizaron un modelo de regresión lineal múltiple con variables logarítmicas para CBH con un R² de 0,82. En masas de P. halepensis también en la región de Andalucía, MARINO et al (2022) estimaron el CBH con un R^2 de 0,88 y un REMC de 0,77 m (22,6%) para el modelo de regresión lineal y un R^2 de 0,75 y un REMC de 1,88 m (34,6%) para el modelo de aprendizaje automático Random Forest. Por último, en masas dominadas por P. halepensis, P. pinaster y algunas masas mixtas acompañadas con Quercus suber del este de España, RUIZ et al (2021) obtuvieron para estimar CBH un R² de 0,91, y un REMC de 0,88 m (7%) con modelos de regresión lineal múltiple a partir de LiDAR de mayor resolución (14 pulsos·m⁻²).

Con TLS el número de estudios es menor. ALONSO-REGO et al. (2021) empleó también datos adquiridos con TLS en plantaciones de *P. pinaster* y *P. radiata* del noroeste peninsular, aplicando los mismos modelos de *machine learning* obtuvo precisiones inferiores que con ALS, específicamente para CBH un R² de 0,67 a 0,77 y un REMC de 11,9 a 14,4%, y para *FSG* un R² de 0,63 a 0,77 y un REMC de 13,3 a 16,1%. Además, exploraron una modelización mixta incluyendo a la vez métricas del ALS y TLS obteniendo como cabía esperar mejores resultados con un R² de 0,87 y un REMC de 9,05% para CBH y un R² de 0,90 y un REMC de 8,75 % para FSG. En bosques mediterráneos del este de España, TORRALBA et al. (2022) emplearon un modelo de regresión lineal múltiple y obtuvieron un R² = 0,78 y RMSE = 0,95 m para CBH, y por último en masas mixtas de roble y abedul en Cheshire (Reino Unido), GARCÍA et al. (2011) desarrollaron modelos para estimar el CBH y el FSG con un rREMC de 46,54% y 49,68%, respectivamente.



Los valores de R² obtenidos para las estimaciones de CBH y FSG a partir de datos ALS, fueron muy similares a los obtenidos en este estudio, sin embargo, los REMC que obtuvimos fueron mayores. Por el contrario, para las estimaciones a partir de datos TLS, los valores de R² obtenidos por otros autores fueron ligeramente inferiores a los de este estudio, pero nuevamente con un REMC menores, excepto en el estudio de GARCÍA et al (2011) que se realizó en un bosque mixto. Lo que sugiere que la heterogeneidad de la masa forestal puede presentar un mayor desafío para las estimaciones de variables de combustibilidad. Como era de esperar, y de acuerdo con la literatura existente, los estadísticos de bondad del ajuste fueron mejores para CBH que para FSG (ALONSO-REGO et al., 2021). Esto se debe a que FSG depende de la precisión de las mediciones realizadas en los dos estratos del combustible, lo que puede inducir a más errores. A pesar de estas limitaciones, cabe destacar los buenos resultados obtenidos para FSG considerando la densidad de puntos de los datos LiDAR-PNOA y la dificultad para penetrar el ALS en masas cerradas.

Muy pocos estudios han cuantificado directamente las variables estructurales del combustible de dosel (CBH y FSG) a partir del análisis de los perfiles verticales de distribución de la nube de puntos LiDAR. Uno de ellos es el CHAMBERLAIN et al. (2021) que aplicaron un método de cuantiles a datos ALS para estimar la CBH en masas de *Pinus ponderosa* a nivel de árbol en el oeste de EE. UU obteniendo un R² de 0.64 y un REMC de 1,66 m en 120 parcelas. Otro ejemplo es el estudio de MARTÍN-DUCUP et al. (2025) en bosques mediterráneos de Francia, Portugal y España, en el que estimaron CBH a partir de perfiles verticales de densidad aparente obtenidos mediante las nubes de puntos ALS con mayor resolución de puntos (16 – 65 puntos·m⁻²). En este caso, las relaciones obtenidas entre el CBH basado en campo y el estimado con ALS fueron de un R² de 0,6 y un nRMSE de 42 % para perfiles verticales simples de una sola curva correspondiente al estrato del dosel arbóreo. Sin embargo, para perfiles más complejos con múltiples estratos, no encontraron relaciones significativas. Aunque las aproximaciones de estos dos estudios son similares a las seguidas en este trabajo, como el empleo de perfiles verticales generados a partir de ALS, las diferencias en las metodologías influyen en los resultados. Ambos estudios obtuvieron estadísticos de bondad del ajuste inferiores a los obtenidos con la aproximación habitual de utilizar métricas LiDAR rasterizadas. En cambio, los resultados de este estudio, al menos en términos de R², son comparables a los resultados con métricas rasterizadas, lo que sugiere la necesidad de seguir mejorando y perfeccionando estas técnicas en el futuro.

Para la correcta estimación de la FSG, es crucial prestar especial atención a cómo se calculan tanto la altura de la vegetación sotobosque como el CBH, ya que existen discrepancias en cómo deben determinarse. En este estudio, los mejores resultados se obtuvieron empleando el promedio de la altura máxima de vegetación de sotobosque ponderada por la cobertura y con la altura de la base del dosel considerando las ramas verdes. También es un aspecto clave la correcta interpretación del perfil vertical LiDAR y la selección de aquellas alturas o límites que tengan una mejor correspondencia con las variables de combustible de dosel obtenidas a partir de campo.



Algunos de los aspectos a considerar en futuros estudios son: (1) contar con una mayor densidad de puntos LiDAR para la obtención de modelos más robustos y poder determinar mejor el estrato del combustible de superficie, en ese sentido la tercera cobertura LiDAR con una densidad promedio de 5 pulsos/m² puede ser una oportunidad; (2) utilizar un conjunto de datos para validar las ecuaciones obtenidas de CBH y FSG a partir del perfil de las nubes de puntos LiDAR y propiciar así su transferibilidad a otros lugares; (3) explorar otras variables de interés como la carga de combustible disponible o la densidad aparente; y (4) aplicar esta misma metodología a datos obtenidos mediante otros sensores como el escáner láser móvil que puede mejorar la frecuencia de adquisición y la cobertura espacial.

Finalmente, todos estos avances pueden ser de utilidad para profundizar en el conocimiento de la estructura vertical de los combustibles del bosque mediterráneo, y desarrollar cartografías que ayuden a cuantificar y evaluar su riesgo de incendio forestal.

6. Conclusiones

La aplicación de la descomposición gaussiana, a partir de los perfiles verticales de la distribución de puntos LiDAR, ha posibilitado la diferenciación de los estratos del combustible de superficie y el del dosel arbóreo de copas, y ha permitido la estimación de variables de combustible como CBH y FSG.

Los modelos de estimación de CBH y FSG desarrollados a partir de las métricas correspondientes extraídas de los perfiles verticales de distribución de la nube de puntos LiDAR de baja densidad presentan un buen ajuste y nivel de error aceptable en las masas puras de *Pinus halepensis* del sur de España. Siendo especialmente satisfactorio el resultado obtenido para FSG dada las dificultadas reportadas hasta la fecha para conseguir un nivel de ajuste aceptable.

Esta metodología puede servir de base para poder caracterizar y cartografiar la estructura vertical del combustible del bosque mediterráneo, lo que sería de gran interés para la prevención del riesgo de incendios forestales y en la toma de decisiones de gestión forestal y selvícola asociadas.

7. Agradecimientos

El presente trabajo ha sido financiado por: i) el servicio "NET872330 – Modelización del combustible forestal" dentro del marco del proyecto CILIFO (Centro Ibérico para la Investigación y Lucha contra Incendios Forestales), cofinanciado por la Junta de Andalucía y el Fondo Europeo de Desarrollo Regional FEDER dentro del programa Interreg V A España – Portugal (POCTEP) 2014-2020; ii) el proyecto LIFE ADAPT-ALEPPO (*Adaptive management of Mediterranean Pinus halepensis forests in the face of climate change*) con código LIFE20 CCA/ES/001809



ha recibido financiación delprograma LIFE de la Unión Europea; iii) el proyecto FireMode (Spectral and Structural 3D Mapping of Mediterranean Fuels for Forest Fire Behavior Modelling) de I+D+i PID2020-117808RB-C21 financiado por MCIN/AEI/10.13039/501100011033; iv) el Programa de Contratos de Acceso de Personal Investigador doctor (PAID-10-22) del Vicerrectorado de Investigación de la Universitat Politècnica de València (UPV).

Además, el trabajo del 1º autor: Stéfano Arellano Pérez en este artículo ha sido financiado por la ayuda PTQ2021-012150 otorgada por el MCIN/AEI / 10.13039/501100011033.

Por último, los autores agradecen la colaboración de todas las personas que hicieron posible la ejecución del servicio de Modelización del combustible forestal en el marco del proyecto CILIFO.

8. Bibliografía

ALEXANDER, M. E.; CRUZ, M. G.; 2011. Crown fire dynamics in conifer forests. In P. A. Werth, B. E. Potter, C. B. Clements, M. A. Finney, S. L. Goodrick, M. E. Alexander, M. G. Cruz, J. M. Forthofer, & S. S. Mcallister (Eds.), Synthesis of knowledge of extreme fire behavior: Volume I for Fire Managers. General Technical Report PNW-GTR-854, 107-143.

ALONSO-REGO, C.; ARELLANO-PÉREZ, S.; GUERRA-HERNÁNDEZ, J.; MOLINA-VALERO, J. A.; MARTÍNEZ-CALVO, A.; PÉREZ-CRUZADO, C.; CASTEDO-DORADO, F.; GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; ÁLVAREZ-GÓNZALEZ, J. G.; RUIZ-GONZÁLEZ, A. D.; 2021. Estimating Stand and Fire-Related Surface and Canopy Fuel Variables in Pine Stands Using Low-Density Airborne and Single-Scan Terrestrial Laser Scanning Data. Remote Sensing, 13, 5170. https://doi.org/10.3390/rs13245170

BOTEQUIM, B.; FERNANDES, P. M.; BORGES, J. G.; GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; GUERRA-HERNÁNDEZ, J.; 2019. Improving silvicultural practices for Mediterranean forests through fire behaviour modelling using LiDAR-derived canopy fuel characteristics. International Journal of Wildland Fire, 28(11), 823–839. https://doi.org/10.1071/WF19001

CHAMBERLAIN, C. P.; SÁNCHEZ MEADOR, A. J.; THODE, A. E.; 2021. Airborne lidar provides reliable estimates of canopy base height and canopy bulk density in southwestern ponderosa pine forests. Forest Ecology and Management, 481(February 2020).

https://doi.org/10.1016/j.foreco.2020.118695

CRUZ, M. G.; ALEXANDER, M. E.; WAKIMOTO, R. H.; 2004. Modeling the likelihood



of crown fire occurrence in conifer forest stands. Forest Science, 50(5), 640–658. https://doi.org/10.1093/forestscience/50.5.640

DANSON, F. M.; HETHERINGTON, D.; MORSDORF, F.; KOETZ, B.; ALLGÖWER, B.; 2007. Forest canopy gap fraction from terrestrial laser scanning. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 4(1), 157–160. https://doi.org/10.1109/LGRS.2006.887064

FERNÁNDEZ-ALONSO, J. M.; ALBERDI, I.; ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, J. G.; VEGA, J. A.; CAÑELLAS, I.; RUIZ-GONZÁLEZ, A. D.; 2013. Canopy fuel characteristics in relation to crown fire potential in pine stands: Analysis, modelling and classification. European Journal of Forest Research, 132(2), 363–377. https://doi.org/10.1007/s10342-012-0680-z

FERRER PALOMINO, A.; RODRÍGUEZ Y SILVA, F.; 2021. Fuel Modelling Characterisation Using Low - Density LiDAR in the Mediterranean: An Application to a Natural Protected Area. Forests, 12(1011). https://doi.org/10.3390/f12081011

GARCÍA, M.; DANSON, F. M.; RIAÑO, D.; CHUVIECO, E.; RAMIREZ, F. A.; BANDUGULA, V.; 2011. Terrestrial laser scanning to estimate plot-level forest canopy fuel properties. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 13(4), 636–645.

https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.03.006

GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; ARELLANO-PÉREZ, S.; CASTEDO-DORADO, F.; HEVIA, A.; VEGA, J. A.; VEGA-NIEVA, D.; ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, J. G.; RUIZ-GONZÁLEZ, A. D.; 2017. Modelling the vertical distribution of canopy fuel load using national forest inventory and low-density airbone laser scanning data. PLoS ONE, 12(4), 1–21.

https://doi.org/10.1371/journal.pone.0176114

MAPA.; 2019. Los incendios forestales en España. Decenio 2006-2015. Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación Secretaría General Técnica Impresión, Madrid. 166 p.

https://www.mapa.gob.es/es/desarrollo-rural/estadisticas/incendios-decenio-2006-2015_tcm30-511095.pdf

MARINO DEL AMO, E.; ARELLANO PÉREZ, S.; TOMÉ MORÁN, J. L.; MARTÍN ALCÓN, S.; LOBO SÁNCHEZ, A.; RODRÍGUEZ Y SILVA, F.; ROMERO ROMERO, D.; ROMERO MORATO, A.; SENRA RIVERO, F.; CASTELLÓ PALAZÓN, F. J.; 2022. Caracterización y modelización de combustibles forestales en Andalucía: generación de cartografías de alta resolución e integración en la plataforma SIPNA en el marco del proyecto CILIFO. 80 Congreso Forestal Español: "La Ciencia Forestal y Su Contribución a Los Objetivos de Desarrollo Sostenible," 14.



MARINO, E.; ARELLANO-PÉREZ, S.; MARTÍN-ALCÓN, S.; TOMÉ, J. L.; 2022. Canopy fuel modelling in Mediterranean forest stands with airborne LiDAR data at regional scale: preliminary results. In D. X. Viegas & L. M. Ribeiro (Eds.), Advances in Forest Fire Research 2022 (pp. 1416–1422). ADAI/CIEF. Imprensa da Universidade de Coimbra. https://doi.org/10.14195/978-989-26-2298-9_215

MARINO, E.; MONTES, F.; LUIS, J.; ANTONIO, J.; HERNANDO, C.; 2018. Vertical forest structure analysis for wildfire prevention: Comparing airborne laser scanning data and stereoscopic hemispherical images. Int J Appl Earth Obs Geoinformation, 73(April), 438–449.

https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.07.015

MARTIN-DUCUP, O.; DUPUY, J. L.; SOMA, M.; GUERRA-HERNANDEZ, J.; MARINO, E.; FERNANDES, P. M.; JUST, A.; CORBERA, J.; TOUTCHKOV, M.; SORRIBAS, C.; BOCK, J.; PIBOULE, A.; PIROTTI, F.; PIMONT, F.; 2025. Unlocking the potential of Airborne LiDAR for direct assessment of fuel bulk density and load distributions for wildfire hazard mapping. Agricultural and Forest Meteorology, 362, 110341.

https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2024.110341

MONTERO, G.; RUIZ-PEINADO, R.; MUÑOZ, M.; 2005. Producción de biomasa y fijación de CO2 por los bosques españoles. Monografías INIA: Serie Forestal. No 13 (F013).

RUIZ, L. Á.; CRESPO-PEREMARCH, P.; TORRALBA, J.; 2021. Modelling canopy fuel properties and understory vegetation with full-waveform LiDAR. Proceedings of the International Conference on Smart Geoi

SANDO, R. W.; WICK, C. H.; 1972. A Method of Evaluating Crown Fuels in Forest Stands. Res. Pap. NC-84. St. Paul, Minnesota: US Department of Agriculture, Foreste Service. North Central Forest Experiment Station. 10 p.

ROUSSEL, J. R.; AUTY, D.; COOPS, N. C.; TOMPALSKI, P.; GOODBODY, T. R. H.; MEADOR, A. S.; 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.

https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112061

SCOTT, J. H.; REINHARDT, E. D.; 2001. Assessing crown fire potential by linking models of surface and crown fire behavior. Res. Pap. RMRS-RP-29. Fort Collins, CO: US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station, 59 p.

http://www.nifv.nl/upload/149861_668_1236083371581-USDA_rmrs_rp29.pdf

TORRALBA, J.; CARBONELL-RIVERA, J. P.; RUIZ, L. Á.; CRESPO-PEREMARCH, P.; 2022. Analyzing TLS Scan Distribution and Point Density for the Estimation of



Forest Stand Structural https://doi.org/10.3390/f13122115

Parameters.

13(12).

TORRALBA, J.; CRESPO-PEREMARCH, P.; RUIZ, L. Á.; CARBONELL-RIVERA, J. P.; 2024. Análisis multitemporal de la estructura vertical de ecosistemas forestales mediterráneos mediante datos TLS. In L. B. y J. G.-E. Isabel Caballero, Gabriel Navarro (Ed.), XX Congreso de la Asociación Española de Teledetección. Teledetección y Cambio Global: Retos y Oportunidades para un Crecimiento Azul. (pp. 291–294).

VAN WAGNER, C. E.; 1977. Conditions for the start and spread of crown fire. Canadian Journal of Forest Research, 7(1), 23–34. https://doi.org/10.1139/x77-004