



2025 | **16-20**
GIJÓN | **JUNIO**

9º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

9CFE-1320

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

Organiza





Desarrollo de modelos de perfil de copas a partir de Escáner Láser Terrestre (TLS) y LiDAR aéreo (ALS) en masas de *Pinus halepensis*
GOMEZ-ROUX, M. (1), CANDEL-PÉREZ, D. (2), DOMINGO-RUIZ, D. (3), GONZÁLEZ-MESQUIDA, B. (1) Y MAURO, F. (1).

(1) Departamento de Producción Vegetal. Instituto Universitario de Investigación en Gestión Forestal Sostenible (iuFOR), EiFAB Escuela Universitaria de Ingeniería de la Industria Forestal, Agronómica y de la Bioenergía, Campus Duques de Soria, Universidad de Valladolid, Soria, España.

(2) Sección de Desarrollo Territorial Sostenible, NASUVINSA, Pamplona, España

(3) GEOFOREST-IUCA, Departamento de Geografía, Universidad de Zaragoza, España.

Resumen

Para poder realizar un manejo sostenible de los recursos forestales, es fundamental disponer de información precisa y detallada. Actualmente, en la estimación de variables de copa, se asumen ciertas simplificaciones que generan errores considerables, disminuyendo la capacidad de las herramientas existentes para poder realizar predicciones realistas sobre el crecimiento de las masas forestales o su susceptibilidad a incendios de copa.

En este trabajo, se desarrollan relaciones alométricas para caracterizar las copas de *Pinus halepensis* en masas del interior peninsular mediante el uso de Escáner Laser Terrestre (TLS) y aéreo (ALS). Se muestrearon 56 parcelas circulares, generando una densa nube de puntos al procesar los datos registrados por el TLS y el ALS, obteniendo así una imagen fiel de cada individuo muestreado a través de nubes de puntos 3D de gran detalle y precisión. Estos datos se están utilizando para elaborar ecuaciones de perfil de copas específicas para la especie objeto de estudio.

Las ecuaciones generadas pueden utilizarse en modelos de crecimiento de árbol individual, en simuladores de dinámica forestal y en simuladores de incendios. Se pretende satisfacer las necesidades de información existentes y proporcionar a los gestores forestales herramientas más precisas para la toma de decisiones, promoviendo la creación de bosques más resilientes y adaptados al cambio global.

Palabras clave

Pino carrasco; ecuaciones de perfil de copas; escenarios de gestión; digitalización; modelización de Incendios.

1. Introducción

Los bosques sustentan la mayor parte de la biodiversidad de los ecosistemas terrestres y proporcionan a las sociedades humanas múltiples bienes como madera, alimentos, agua, corcho, espacios para conectar con la naturaleza, áreas para el recreo y la interacción social, entre otros. En la Unión Europea (UE), el 43,52% del territorio está cubierto por bosques y otras tierras arboladas, mientras que en España este porcentaje alcanza el 55% (RAGONNAUD, 2017), situándose muy por encima de la media europea. El Pacto Verde Europeo establece como objetivo principal que la UE sea climáticamente neutra en 2050, destacando el papel clave de los bosques en la Estrategia de Biodiversidad de la UE y la Estrategia Forestal para 2030, que priorizan la creación de estructuras forestales diversas, resilientes y con mayor capacidad de recuperación. Sin embargo, los incendios forestales constituyen una de las mayores amenazas para alcanzar estos objetivos, ya que afectan negativamente a la capacidad de los bosques para actuar como sumideros de carbono y mantener su biodiversidad, especialmente en regiones vulnerables como el interior de la península ibérica, dónde se espera que el



cambio climático incrementa la frecuencia y severidad de los incendios forestales (MORENO *et al.*, 2015).

Para gestionar esta problemática, es crucial proporcionar a los gestores forestales herramientas y datos actualizados que les permitan tomar decisiones informadas para una mejor gestión del territorio. En las últimas décadas se han desarrollado softwares de simulación de incendios y manejo forestal, como Flammap (FINNEY, 2006), Medfate (CÁCERES *et al.*, 2015) y Simanfor (BRAVO *et al.*, 2012) que pueden ayudar a anticipar los efectos adversos de los incendios forestales. Sin embargo, estas herramientas están infrautilizadas por falta de datos de entrada precisos y adaptados a la escala espacial requerida en múltiples aplicaciones.

En España, se cuenta con una amplia base de datos, como el Inventario Forestal Nacional (IFN) y el proyecto PNOA-LiDAR, útiles para cartografiar variables forestales en grandes extensiones de terreno. No obstante, estos datos no permiten caracterizar con precisión variables críticas de la estructura del dosel arbóreo, especialmente variables relacionadas con la forma y el tamaño de las copas de los árboles. El tamaño y la forma de la copa tienen una importancia clave en la continuidad vertical de los combustibles forestales que determina la probabilidad de iniciación y activación de fuegos de copas. Tamaño y forma también son relevantes en la dinámica del rodal, reflejan el potencial de crecimiento de un árbol e informan sobre condiciones de competencia entre individuos de una masa. Además, la forma y tamaño de la copa y juegan un papel importante para el manejo sostenible de los bosques ya que influyen en los hábitats de aves, influyen la calidad de la madera y la estabilidad de la masa, (HANN, 1999; HEDMAN & BINKLEY, 2011).

Como consecuencia del papel importante que desempeña la copa y del interés por estimar las variables que la representan, han sido ensayadas diferentes aproximaciones de modelaje de la copa. Según (HASENAUER & MONSERUD, 1996), dependiendo del objetivo de la elaboración de los modelos de copa se pueden presentar:

1. Relaciones alométricas para estimar el tamaño de copa usando las características del árbol y del rodal (diámetro del árbol, altura total y a la base de la copa, edad, área basimétrica, altura dominante, etc.).
2. Relaciones alométricas para estimar el incremento de copa usando las características del árbol y del rodal, cuando existen mediciones repetidas, este tipo de modelización refleja mejor el efecto de las claras.
3. Estimaciones del tamaño de copa usando consideraciones fisiológicas, requiriendo de datos raramente medidos en los inventarios forestales.

Entre los atributos de tamaño de la copa que frecuentemente se estiman mediante modelos destacan la relación de copa (CR), la altura de la base de la copa (HCB), la amplitud de la copa (CW) y la altura de máxima amplitud de la copa (HLCW). La relación de copa está muy relacionada con el vigor del árbol y por ello es una de las variables frecuentemente utilizadas para predecir el crecimiento de los árboles (HASENAUER & MONSERUD, 1996; BRAVO *ET AL.*, 2001). Entre las variables que más frecuentemente son utilizadas para predecir la altura de la base de la copa se encuentran el diámetro a la altura del pecho (DAP), la altura total del árbol (h), el área basimétrica de la parcela (BA) y otras variables de competencia como el área basimétrica de los árboles más mayores (BAL). En algunos casos también se ha utilizado también la fracción de cabida cubierta (FCC) o densidad



relativa del rodal, y se ha observado que, en general, el tamaño del árbol es la variable que más afecta la predicción de las variables de copa (DOMÍNGUEZ *et al.*, 2006).

Uno de los principales retos a la hora de modelizar la forma de las copas de los árboles es la obtención de observaciones de campo que permitan caracterizar la morfología de la copa de forma apropiada. En estudios realizados en la península ibérica en los años 2009-2013 se emplearon planchas de acetato con una cuadrícula de dimensiones conocidas sobre las que se dibujaban manualmente las formas de las copas y posteriormente se obtenían anchuras de la misma a distintas alturas empleando las referencias de (CRECENTE-CAMPO *et al.*, 2009). Las anchuras obtenidas de esta forma se emplearon posteriormente para obtener modelos de perfil de copa (MPC). Los datos recopilados por equipos de escaneo laser terrestre (TLS), en ocasiones combinados con datos de sensores LiDAR aerotransportados (ALS) montados en drones, permiten obtener información de alta precisión sobre la geometría de las copas de los árboles. Estos datos se han empleado para caracterizar la forma y estructura de las copas de *Fagus sylvatica* (BARBEITO *et al.*, 2017) y *Pinus pinaster* y *Quercus pirenaica* (UZQUIANO *et al.*, 2021) y para analizar diferencias en la forma de la copa de distintas procedencias de *Pinus halepensis* y *Pinus nigra* (LOMBARDI *et al.*, 2022). Este último estudio demostró el potencial de los datos TLS para caracterizar copas de *Pinus halepensis*, sin embargo, los experimentos realizados solo contemplaron árboles en plantaciones a marco real con una variabilidad estructural baja, y no se desarrollaron MPC para esta especie. *Pinus halepensis* es una especie comúnmente afectada por incendios forestales que ocupa grandes extensiones de territorio en la península ibérica, por ello, obtener MPC para esta especie supondría un avance significativo tanto para la gestión de masas de esta especie como para la caracterización de los combustibles de copa presentes en dichas masas.

2. Objetivos

El objetivo principal de este estudio es desarrollar un MPC para *Pinus halepensis* en masas del interior de la península ibérica a partir de datos de TLS y ALS. Las variables a modelizar son variables críticas para simulaciones de incendios y el manejo forestal sostenible. Los modelos serán compatibles con datos del IFN. Es decir, permitirán predecir parámetros del tamaño y forma de la copa a partir de atributos de árbol (diámetro y altura) y de masa (fracción de cabida cubierta, área basimétrica) que pueden calcularse para cualquier parcela del IFN.

3. Metodología

3.1. Área de estudio

Éste trabajo se ha centrado en masas puras de la especie objeto de estudio, que se han seleccionado utilizando el Mapa Forestal de España como primera aproximación y posteriormente con información de agentes forestales. Se seleccionaron cinco zonas, con el objetivo de medir 12 parcelas en cada zona, obteniendo un total de 60 parcelas y abarcando un área de estudio que presenta suficiente variabilidad y diversidad estructural. Las localidades seleccionadas fueron Torrijo de la Cañada (Zaragoza), Fitero (Navarra), Cifuentes (Guadalajara), Astudillo (Palencia), y Ardisa (Zaragoza). Hay que tener en cuenta que en el interior de la península esta especie aparece, mayoritariamente, en repoblaciones con objetivos de restauración ecológica y protección contra la erosión. Por otro lado, *Pinus halepensis* tiene una buena capacidad de regeneración natural, lo que puede llegar a reducir la necesidad de intervención humana a largo plazo. Este



hecho se ha constatado en los trabajos de campo, observándose áreas con regeneración natural, áreas repobladas e intervenidas y áreas sin intervenir desde hace décadas.

3.2. Revisión Bibliográfica y Manejo de Software

Esta primera fase fue fundamental para sentar las bases conceptuales y metodológicas del proyecto. Se realizó una revisión exhaustiva de literatura científica relacionada con el desarrollo de MPC de otras especies de pino, tecnología LiDAR en ámbito forestal (TLS y ALS) y metodologías de análisis, procesado y registro de nubes de puntos (LOMBARDI *et al.*, 2022).

3.3. Captura de Datos de Campo:

La segunda fase se enfocó en la obtención de datos de las parcelas seleccionadas. Se estableció un radio de parcela de 17 m., entendiéndose que las 60 parcelas cubrirían una superficie tal que permitiría la obtención de una cantidad de árboles suficientes para elaborar MPC robustos. El diámetro mínimo inventariable se fijó en 5 cm. tomando la posición de cada árbol (rumbo y distancia al centro). Las parcelas se dividieron en cuadrantes y se seleccionaron los dos árboles más próximos al centro de la parcela de cada cuadrante, dando un total de ocho pies. Estos pies se midieron con el fin de validar las mediciones posteriores realizadas con TLS: Para cada uno de estos pies se determinó su ubicación respecto al centro de la parcela (Azimut y Distancia) y se midió :

1. **Diámetro normal o diámetro a la altura del pecho (dap):** medido una vez, orientado al centro y a 1,3 m.
2. **Altura total (h):** Se midió con hipsómetro Vertex III.
3. **Altura a la base de la copa (h1r):** Altura de la primera rama. Se midió con hipsómetro Vertex III.

Una vez medidos los ocho árboles de validación se procedió a realizar los escaneo con un TLS FOCUS 3D MAX de FARO. Se realizaron al menos cinco posiciones por parcela colocando entre 12 y 18 referencias esféricas para unir los escaneos desde distintas posiciones. Para minimizar sombras y garantizar una cobertura completa con datos TLS se hicieron posicionamientos TLS adicionales, hasta nueve, según fuese necesario considerando las obstrucciones presentes en cada parcela. Los escaneos con TLS no tienen coordenadas absolutas. Para ello se colocaron dianas, midiéndose su posición con GPS de precisión. Una vez finalizados los escaneos TLS se procedió a obtener datos ALS empleando un dron LiDAR que y se obtuvieron datos multiespectrales complementarios, para alinear datos TLS y ALS se colocaron las dianas empleadas en los escaneos TLS en las posiciones obtenidas con el GPS de precisión. Las nubes de puntos TLS y ALS se sometieron a un proceso de control de calidad donde se supervisó la adquisición de datos para garantizar la cobertura y precisión necesarias, documentando cualquier anomalía.

3.4 Procesamiento de Datos:

Esta fase es clave para transformar los datos brutos en métricas útiles para el modelado y se divide en las siguientes etapas:

- **Corregistro de datos TLS:** Las nubes de puntos capturadas por TLS son alineadas y fusionadas utilizando métodos de corregistro geométrico. Primeramente, se registran los escaneos de las parcelas con el software SCENE (software propio del TLS de la casa FARO) el cual hace un ajuste

- automático al usar esferas de referencia.
- **Corregistro TLS ALS.** Para registrar el TLS con el ALS se calcula una matriz de transformación con las posiciones de las dianas con el software R. Al existir cierto margen de error, se realiza un ajuste fino utilizando el algoritmo “Iterative Closest Point” (ICP) (ZHANG, 2014), uno de los métodos más utilizados para esta tarea (GHORBANI *et al.*, 2024; GRANT *et al.*, 2012) y un proceso de ajuste fino manual final.
- **Individualización inicial:** Una vez registradas las nubes de puntos TLS y ALS se utiliza la herramienta Forest Structural Complexity Tool (FSCT) (KRISANSKI *et al.*, 2021) para individualizar, de forma aproximada los árboles de la parcela
- **Individualización final, limpieza y cálculo de parámetros de copa.** Finalmente se emplean las técnicas descritas en (LOMBARDI *et al.*, 2022), se dividen las copas en segmentos de 0,5 metros de altura, facilitando la extracción de métricas empleando CloudCompare.

Una vez se finaliza el proceso de individualización y limpieza se obtienen las siguientes variables a nivel de árbol y parcela a partir de los datos de las nubes de puntos corregistradas y limpias.

- **Variables a nivel de árbol:** diámetro a la altura del pecho (dap), altura (h), sección normal (g), altura de la primera rama (h1r), anchura máxima de copa (ac) calculada como el diámetro de un círculo de área igual a la de la envolvente convexa de la sección de copa más grande, altura a la que se alcanza éste máximo ancho de copa (amac), volumen de copa (vc) calculada como la integral de las envolventes convexas de las secciones de copa de 0,5m. de ancho y área basimétricas de los árboles mayores o iguales al individuo considerado (bal).
- **Variables a nivel de parcela:** Para cada parcela se calcula la fracción de cabida cubierta (FCC) y el área basimétrica de la parcela (BA)

Es importante mencionar que la adquisición de datos y corregistro de datos TLS y ALS se ha realizado sobre 54 parcelas, pero el proceso de individualización sólo se ha terminado en cinco de las parcelas escaneadas, una en cada zona de estudio (Tabla 1), para un radio de 10m. En la Tabla 2 se muestra un resumen de los datos a nivel de árbol y parcela en las cinco parcelas en las que se ha finalizado todo el flujo de trabajo

Tabla 1: Fuente y cantidad de datos

Zona	Nro. de parcelas	Registro TLS+ALS e individualización inicial con FSCT	Individualización y limpieza final. Parcelas procesadas/arboles individualizados y limpios
Torrijo de la Cañada	11	9	1/11
Fitero	11	11	1/19
Cifuentes	12	12	1/19
Ardisa	10	10	1/14
Astudillo	12	12	1/11
Total	56	54	74

- **3.5. Desarrollo y Validación de Modelos de Perfil de Copa:** La última fase integra los datos procesados con técnicas estadísticas avanzadas para generar los modelos de perfil de copa. En esta fase se obtienen modelos para distintas variables que determinan la forma de la copa, variables

dependientes, utilizando atributos de árbol y parcela medidos en las parcelas del IFN como variables independientes. En la Tabla 2 se indican las variables dependientes e independientes, así como sus rangos de variación en las parcelas actualmente procesadas. Tabla 2: Características de las variables usadas en los modelos. DE: Desviación estándar.

Variable	Media	DE	Mín.	Máx.	Nivel	Tipo Variable
h (m)	11,97	3,92	4,21	19,65	Pie	Independiente
dap (m)	0,25	0,08	0,07	0,41	Pie	Independiente
g (m ²)	0,05	0,03	0,00	0,13	Pie	Independiente
bal (m ²)	0,49	0,30	0,04	1,06	Pie	Independiente
h1r (m)	2,70	1,65	0,19	7,52	Pie	Dependiente
ac (m)	4,60	1,17	1,43	6,97	Pie	Dependiente
amac (m)	7,86	4,01	1,25	13,75	Pie	Dependiente
cv (m ³)	107,72	75,35	3,25	391,80	Pie	Dependiente
BA (m ² /ha)	24,62	9,88	10,82	33,90	Parcela	Independiente
FCC (%)	67,39	14,13	49,54	86,08	Parcela	Independiente

Para el proceso de ajuste de modelos se realizó un análisis exploratorio inicial en el que de forma gráfica se observaron las relaciones entre variables con el fin de seleccionar la forma de los modelos a emplear para cada variable dependiente. Además, se obtuvieron las correlaciones entre variables dependientes e independientes. Dado que se encontró ausencia de relaciones lineales y de normalidad en algunas variables, se realizó un análisis de componentes principales (ACP) con las seis variables independientes: dap, h, BA, FCC, bal. Dichas componentes principales (CP) se emplearon finalmente para obtener modelos lineales para predecir las variables dependientes. La capacidad predictiva de estos modelos se evaluó en base a su coeficiente de determinación ajustado (R^2 adj.) y a su error cuadrático medio (RMSE)

4. Resultados

Hasta la fecha se tienen resultados muy preliminares pues la última fase del procesamiento de datos se ha realizado sobre un número de parcelas reducido (Tabla 1 y Tabla 2). Por tanto, es de esperar que los resultados aquí presentados varíen cuando se haya procesado de todo el conjunto de datos.

El proceso de identificación automática de pies con FSCT resultó en falsos positivos y árboles que no fueron identificados (Tabla 3). Este resultado indica que aun no es posible emplear un flujo de trabajo completamente automatizado. Por otro lado, el proceso automático de segmentación de copas de esta herramienta reconstruye de forma satisfactoria los ápices de la copa, sin embargo, hace estimaciones a la baja del ancho de copa, especialmente en la parte media del árbol cuando hay tangencia de copas (Figura 1). Se puede apreciar la diferencia entre el árbol completo (color naranja) y el ancho de copa infra estimado por el FSCT (color blanco)



Figura 1: Ejemplo segmentación con FSCT

Tabla 3: Árboles identificados empleando la herramienta Forest Structural Complexity Tool (FSCT) y árboles identificados manualmente por un operador.

Zona	Árboles FSCT	Árboles identificación manual
Torrijo de la Cañada	17	11
Fitero	16	19
Cifuentes	20	19
Ardisa	13	14
Astudillo	10	11
Total	76	74

El análisis de componentes principales sobre las variables independientes mostró que la primera CP, CP1, explica un 66% de la varianza de los datos y que la segunda componente, CP2, explica un 24% adicional. Esto indica que CP1 y CP2 juntos, explican el 90% de la varianza, lo que sugiere que estos dos componentes son suficientes para captar la mayor parte de la variabilidad en los datos y que estos pueden ser reducidos a dos dimensiones sin perder demasiada información. Las componentes tercera y cuarta, CP3 y CP4 explican cierta variabilidad, pero siempre menos de un 8% de la varianza total, mientras que las componentes CP5 y CP6 explican menos de un 1% de la varianza total (Tabla 4).

Tabla 4: Varianzas de los componentes principales (CP)

Componente	Varianza Explicada	Desviación Estándar	Proporción de Varianza	Proporción Acumulada
CP1	3,94	1,99	0,66	0,66
CP2	1,44	1,20	0,24	0,90
CP3	0,40	0,63	0,07	0,96
CP4	0,19	0,44	0,03	1,00
CP5	0,02	0,13	0,00	1,00
CP6	0,01	0,11	0,00	1,00

En la Tabla 5 se muestra la influencia de cada una de las variables independientes en las CP. El valor absoluto de la carga indica la contribución de cada variable original a cada una de las CP, mientras que el signo de la carga indica si un

aumento en la variable independiente causa un aumento en la CP, signo positivo, o si por el contrario al aumentar la variable independiente disminuye la CP, signo negativo. En base a los resultados recogidos en la Tabla 5, vemos que la CP1 está fuertemente influenciada por las variables BA, dap y h, todas ellas con signo positivo. Por otro lado, la CP2 es influenciada principalmente por bal con una carga significativa de 0,665 y de signo positivo, mientras que dap y g tienen una carga elevada, mayor de 0,44, pero de signo negativo.

Tabla 5: Análisis de Componentes Principales (ACP)

Variable	CP1	CP2	CP3	CP4	CP5	CP6
BA	0,489	0,183	0,022	0,005	0,681	0,513
bal	0,242	0,665	-0,495	0,422	-0,189	-0,200
dap	0,418	-0,442	-0,119	0,302	-0,541	0,481
FCC	0,393	0,294	0,812	0,064	-0,247	-0,187
g	0,399	-0,491	-0,086	0,288	0,325	-0,635
h	0,463	0,032	-0,272	-0,802	-0,202	-0,164

En la Tabla 3 se muestra la influencia de cada una de las variables independientes en las CP. El valor absoluto de la carga indica la contribución de cada variable original a cada uno de ICP, mientras que el signo de la carga indica si un aumento en la variable independiente causa un aumento en la CP, signo positivo, o si por el contrario al aumentar la variable independiente disminuye la CP, signo negativo. En base a los resultados recogidos en la Tabla 3, vemos que la CP1 está fuertemente influenciada por las variables BA, dap y h, todas ellas con signo positivo. Por otro lado, la CP2 es influenciada principalmente por bal con una carga significativa de 0,665 y de signo positivo, mientras que dap y g tienen una carga elevada, mayor de 0,44, pero de signo negativo.

Tabla 5: Resultados primarios y ajuste de modelos

Variable	R ² adj.	RMSE
$vc=107,75 + 24,04*CP1 - 36,57*CP2$	0,74	38,21
$amac=7,87 + 1,80*CP1 + 0,588*CP2 + 2,671*CP4$	0,92	1,13
$ac=4,6 + 0,347*CP1 - 0,601*CP2 + 0,613*CP4$	0,78	0,54
$h1r=2,7 + 0,678*CP1 + 0,342*CP2$	0,73	0,84

5. Discusión

El flujo de trabajo que se deriva de este trabajo resalta la importancia de procesos de interpretación y delineación supervisados por un humano. Durante el diseño del flujo de trabajo se ensayaron distintos métodos de segmentación de árboles como el algoritmo Tree ISO (XI & HOPKINSON, 2022) que arrojaron resultados claramente inferiores a FSCT. Mientras que la detección de árboles basada en FSCT implica errores pequeños, y probablemente asumibles en un inventario, la delineación de copas realizada por esta herramienta es claramente inferior a la realizada por un intérprete humano. Esto indica que las herramientas automáticas proporcionan una primera aproximación que debe ser supervisada y refinada por un intérprete humano, capaz de captar estructuras muy complejas como ramas con orientaciones diferentes y procedentes de árboles vecinos. Recientemente se han publicado nuevas herramientas de segmentación de árboles basadas en inteligencia artificial (WIELGOSZ *et al.*, 2024). Estudios comparativos han mostrado que FSCT proporciona resultados, tan solo, ligeramente inferiores a



los de estas herramientas, lo que parece indicar que la necesidad de un intérprete humano seguirá siendo necesaria durante un tiempo si el objetivo es una delimitación precisa de las copas.

Aunque los resultados obtenidos son preliminares y se espera obtener más masa de datos para mejorar el ajuste de las ecuaciones presentadas, los resultados muestran que las correlaciones entre CV, HC, CW y CBH y las variables independientes consideradas son moderadas o altas con coeficientes de determinación que oscilan entre el 73% y el 92%. Una vez se disponga de una muestra mayor, se testearán modelos más flexibles, similares los presentados en (DOMÍNGUEZ *et al.*, 2006) y se considerará la inclusión de índices de competencia individualizados para cada pie basados en su posición. Por otro lado, aunque la intervención humana en el proceso de segmentación de copas siga siendo necesaria, los resultados obtenidos destacan la utilidad del enfoque combinado TLS-ALS para capturar la estructura detallada de las copas, lo que coincide con estudios recientes (LOMBARDI *et al.*, 2022).

Los modelos desarrollados, aunque preliminares, suponen un avance significativo ya permiten hacer una determinación más detallada de parámetros relacionados el crecimiento y también con la iniciación y activación de fuegos de copa como son la altura de la base del estrato de copas (CBH por sus siglas en inglés) y la densidad de combustible del estrato de copas (CBD por sus siglas en inglés). En particular, la determinación de CBH y CBD basada en el método de (SCOTT & REINHARDT, 2001), se realiza distribuyendo la biomasa de combustible disponible (acículas y ramillas inferiores a 0.6cm) a lo largo de la copa de cada árbol. Cuando no se tiene conocimiento sobre la forma de la copa esta distribución se hace de forma uniforme, lo cual es claramente poco realista ya que la parte media de la copa claramente acumula más combustible que las partes superiores cercanas al ápice. Disponer de modelos perfil de copa permitirá distribuir el combustible disponible de una forma más realista (GONZÁLEZ-FERREIRO *et al.*, 2017).

6. Conclusiones

El uso combinado de TLS y ALS permite desarrollar modelos de perfil de copa altamente precisos, que mejoran la caracterización de combustibles forestales y la gestión adaptativa. Estos modelos son fundamentales para fortalecer la resiliencia de los bosques frente a perturbaciones como incendios y sequías.

Los resultados obtenidos, aun siendo preliminares son prometedores, y pretenden ser un aporte significativo al manejo sostenible de ecosistemas mediterráneos, permitiendo una mejor integración de los datos de teledetección en herramientas de simulación y planificación forestal.

7. Agradecimientos

Los autores agradecen la financiación recibida por parte del Ministerio de Ciencia e Innovación para el desarrollo del proyecto TLM-PROJECT (PID2022-140104OA-I00). David Candel-Pérez recibió una ayuda postdoctoral (CONTPO-2021-105) financiada por la Universidad de Valladolid. Manuel Gomez-Roux disfruta de una ayuda predoctoral FPI (CONTFPI-2023-91) asociada al proyecto TLM-PROJECT. También se agradece la colaboración con miembros del GIR Cambium de la Uva en el trabajo de campo tanto con el TLS y el ALS. Este trabajo no habría sido posible sin la colaboración con el GIR Silvanet de la UPM al prestarnos equipo necesario para el trabajo de campo.

8. Bibliografía



- BARBEITO, I.; DASSOT, M.; BAYER, D.; COLLET, C.; DRÖSSLER, L.; LÖF, M.; RIO, M. D.; RUIZ-PEINADO, R.; FORRESTER, D. I.; BRAVO-OVIEDO, A.; PRETZSCH, H.; 2017. Terrestrial laser scanning reveals differences in crown structure of *Fagus sylvatica* in mixed vs. pure European forests. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.09.043>
- BRAVO, F.; RODRIGUEZ, F.; ORDOÑEZ, C.; 2012. SIMANFOR: Una aplicación web para simular alternativas de gestión forestal sostenible. *Forest Systems*, 21(1), 4-8. <https://doi.org/10.5424/FS/2112211-01953>
- CÁCERES, M. D.; MARTÍNEZ-VILALTA, J.; COLL, L.; LLORENS, P.; CASALS, P.; POYATOS, R.; PAUSAS, J. G.; BROTONS, L.; 2015. Coupling a water balance model with forest inventory data to predict drought stress: the role of forest structural changes vs. climate changes. *Agricultural and Forest Meteorology*, 213, 77-90. <https://doi.org/10.1016/J.AGRFORMET.2015.06.012>
- CRECENTE-CAMPO, F.; MARSHALL, P.; LEMAY, V.; DIÉGUEZ-ARANDA, U.; 2009. A crown profile model for *Pinus radiata* D. Don in northwestern Spain. *Forest Ecology and Management*, 257(12), 2370-2379. <https://doi.org/10.1016/J.FORECO.2009.03.038>
- DOMÍNGUEZ, M. D.; BRAVO, F.; RÍO, M. D.; 2006. Modelos del tamaño de copa de *Pinus sylvestris* L. en bosques del centro de España. *Interciencia*, 31(3).
- FINNEY, M. A.; 2006. An Overview of FlamMap Fire Modeling Capabilities. *Proceedings RMRS-P-41*, 213-220.
- GHORBANI, F.; CHEN, Y. C.; HOLLAUS, M.; PFEIFER, N.; 2024. A Robust and Automatic Algorithm for TLS-ALS Point Cloud Registration in Forest Environments Based on Tree Locations. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17, 4015-4035. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2024.3355173>
- 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 airborne laser scanning data. *PLOS ONE*, 12(4), e0176114. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0176114>
- GRANT, D.; BETHEL, J.; CRAWFORD, M.; 2012. Point-to-plane registration of terrestrial laser scans. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 72, 16-26. <https://doi.org/10.1016/J.ISPRSJPRS.2012.05.007>
- HANN, D. W.; 1999. An adjustable predictor of crown profile for stand-grown Douglas-fir trees (vol 45, pg 217, 1999). *Forest Science*, 45, IV-IV.
- HASENAUER, H.; MONSERUD, R. A.; 1996. A crown ratio model for Austrian forests. *Forest Ecology and Management*, 84(1-3), 49-60. [https://doi.org/10.1016/0378-1127\(96\)03768-1](https://doi.org/10.1016/0378-1127(96)03768-1)
- HEDMAN, C. W.; BINKLEY, D.; 2011. Canopy profiles of some Piedmont hardwood forests. <https://doi.org/10.1139/x88-166>, 18(8), 1090-1093. <https://doi.org/10.1139/X88-166>
- KRISANSKI, S.; TASKHIRI, M. S.; ARACIL, S. G.; HERRIES, D.; MUNERI, A.; GURUNG, M. B.; MONTGOMERY, J.; TURNER, P.; 2021. Forest Structural Complexity Tool—An Open Source, Fully-Automated Tool for Measuring Forest Point Clouds. *Remote Sensing 2021, Vol. 13, Page 4677, 13(22)*, 4677. <https://doi.org/10.3390/RS13224677>
- LOMBARDI, E.; RODRÍGUEZ-PUERTA, F.; SANTINI, F.; CHAMBEL, M. R.; CLIMENT, J.; DIOS, V. R. de; VOLTAS, J.; 2022. UAV-LIDAR and RGB Imagery Reveal Large Intraspecific Variation in Tree-Level Morphometric Traits across Different Pine Species Evaluated in Common Gardens. *Remote Sensing*, 14(22). <https://doi.org/10.3390/rs14225904>
- MORENO, J. M.; URBIETA, I. R.; BEDIA, J.; GUTIÉRREZ, J. M.; VALLEJO, V. R.; 2015.



Cap 34- Los incendios forestales en España ante al cambio climático.

RAGONNAUD, G.; 2017. Fichas técnicas sobre la Unión Europea-2017 LA UNIÓN EUROPEA Y LOS BOSQUES.

https://www.europarl.europa.eu/RegData/etudes/fiches_techniques/2013/050211/04_A_FT%282013%29050211_ES.pdf

SCOTT, J. H.; REINHARDT, E. D.; 2001. Assessing Crown Fire Potential by Linking Models of Surface and Crown Fire Behavior. <http://www.fs.fed.us/rm>

UZQUIANO, S.; BARBEITO, I.; MARTÍN, R. S.; EHBRECHT, M.; SEIDEL, D.; BRAVO, F.; 2021. Quantifying crown morphology of mixed pine-oak forests using terrestrial laser scanning. *Remote Sensing*, 13(23). <https://doi.org/10.3390/rs13234955>

WIELGOSZ, M.; PULITI, S.; XIANG, B.; SCHINDLER, K.; ASTRUP, R.; 2024.

SegmentAnyTree: A sensor and platform agnostic deep learning model for tree segmentation using laser scanning data. *Remote Sensing of Environment*, 313, 114367. <https://doi.org/10.1016/J.RSE.2024.114367>

XI, Z.; HOPKINSON, C.; 2022. 3D Graph-Based Individual-Tree Isolation (Treeiso) from Terrestrial Laser Scanning Point Clouds. *Remote Sensing*, 14(23).

<https://doi.org/10.3390/rs14236116>

ZHANG, Z.; 2014. Iterative Closest Point (ICP). En K. Ikeuchi (Ed.), *Computer Vision: A Reference Guide* (pp. 433-434). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-0-387-31439-6_179