

Estimación de la distribución vertical de combustibles finos del dosel de copas en masas de *Pinus sylvestris* empleando datos LiDAR de baja densidad

Fidalgo-González, L.A.^{1A}, Arellano-Pérez, S.¹, Álvarez-González, J.G.¹, Castedo-Dorado, F.², Ruiz-González, A.D.¹, González-Ferreiro, E.^{2*}

¹ *Universidade de Santiago de Compostela, Unidade de Xestión Forestal Sostible GI-1837-UXFS, Escola Politécnica Superior de Enxeñaría, Campus Terra, R/ Benigno Ledo s/n 27002 Lugo, España.*

² *Universidad de León, Grupo de Investigación en Geomática e Ingeniería Cartográfica GI-202-GEOINCA, Campus de Ponferrada, Avenida de Astorga s/n 24401, Ponferrada (León), España.*

Resumen: La altura de la base de la copa, la carga de combustible disponible y la densidad aparente son características estructurales del dosel de copas utilizadas para predecir la actividad de fuego de copas. La medición directa en campo de estas variables es impráctica y por tanto sus valores se estiman habitualmente mediante el empleo de modelos predictivos. Avances en la modelización del comportamiento del fuego hacen que sea de gran interés explorar la posibilidad de estimar de forma precisa y a escala de paisaje la distribución vertical de los combustibles en el dosel de copas. En este sentido, este estudio pretende analizar el potencial de los datos obtenidos de sensores LiDAR (*Light Detection and Ranging*) aerotransportados para modelizar dicha distribución vertical en masas de pino silvestre en Galicia. Para ello se usaron datos del vuelo LiDAR del PNOA (Plan Nacional de Ortofotografía Aérea) con una densidad de 0,5 primeros retornos m⁻² y datos de campo procedentes del Cuarto Inventario Forestal Nacional (IFN4). En un primer paso, la distribución vertical fue caracterizada empleando la función de densidad de probabilidad de Weibull para, en un segundo paso, ajustar un sistema de ecuaciones que relacionan las variables del dosel con métricas derivadas de los datos LiDAR. Las ecuaciones se ajustaron simultáneamente para corregir los posibles problemas de correlación entre errores. Las distribuciones verticales finalmente estimadas explicaron el 41% de la variabilidad observada en las parcelas de estudio. El sistema de ecuaciones propuesto puede ser usado también para evaluar la efectividad de diferentes alternativas de gestión del combustible para reducir el riesgo de fuego de copa en rodales de pino silvestre.

Palabras clave: carga de combustible disponible en el dosel de copas, altura de la base de la copa, densidad aparente de las copas, LiDAR aerotransportado, fuego de copas.

Estimation of the vertical distribution of the fine canopy fuel in *Pinus sylvestris* stands using low density LiDAR data

Abstract: Canopy fuel load, canopy bulk density and canopy base height are structural variables used to predict crown fire initiation and spread. Direct measurement of these variables is not functional, and they are usually estimated indirectly by modelling. Advances in fire behaviour modelling require accurate and landscape scale

To cite this article: Fidalgo-González, L.A., Arellano-Pérez, S., Álvarez-González, J.G., Castedo-Dorado, F., Ruiz-González, A.D., González-Ferreiro, E. 2019. Estimation of the vertical distribution of the fine canopy fuel in *Pinus sylvestris* stands using low density LiDAR data. *Revista de Teledetección*, 53, 1-16. <https://doi.org/10.4995/raet.2019.11241>

^A *In memoriam.* * *Corresponding author:* egonf@unileon.es

estimates of the complete vertical distribution of canopy fuels. The goal of the present study is to model the vertical profile of available canopy fuels in Scots pine stands by using data from the Spanish national forest inventory and low-density LiDAR data (0.5 first returns m^{-2}) provided by Spanish PNOA project (*Plan Nacional de Ortofotografía Aérea*). In a first step, the vertical distribution of the canopy fuel load was modelled using the Weibull probability density function. In a second step, a system of models was fitted to relate the canopy variables to Lidar-derived metrics. Models were fitted simultaneously to compensate the effects of the inherent cross-model correlation between errors. Heteroscedasticity was also analyzed, but correction in the fitting process was not necessary. The estimated canopy fuel load profiles from LiDAR-derived metrics explained 41% of the variation in canopy fuel load in the analysed plots. The proposed models can be used to assess the effectiveness of different forest management alternatives for reducing crown fire hazard.

Key words: canopy fuel load, canopy base height, canopy bulk density, airborne laser scanning, crown fires.

1. Introducción

Los combustibles forestales son un elemento básico en la estimación del riesgo y del comportamiento del fuego. Por tanto, contar con información precisa sobre determinadas características de los mismos es esencial en la toma de decisiones durante la planificación de las labores de prevención y extinción (Scott y Reinhardt, 2001; Keyes y O'Hara, 2002). Además, el desarrollo de cartografía temática de combustibles forestales es un requerimiento indispensable para realizar simulaciones de comportamiento del fuego a escala paisaje con el propósito de delimitar zonas prioritarias de actuación y evaluar la efectividad de diferentes alternativas de gestión (Keane y Burgan, 2001) o para la predicción de la severidad potencial del fuego (Holden *et al.*, 2009).

Uno de los principales objetivos de la gestión del combustible en pinares es la reducción del riesgo de fuego de copas. Estos fuegos, caracterizados por su elevada velocidad de propagación e intensidad, incrementan enormemente la peligrosidad y la dificultad de la extinción, causando graves daños económicos y ecológicos (Alexander y Cruz, 2011).

Tanto el proceso de iniciación de un fuego de copas a partir de un fuego de superficie como su posterior avance a través de las copas están determinados, entre otros factores, por tres variables estructurales del dosel: la carga de combustible disponible (*canopy fuel load* - *CFL*), la densidad aparente (*canopy bulk density* - *CBD*) y la altura de la base de la copa (*canopy base height* - *CBH*) (Alexander y Cruz, 2011). *CFL* (kg m^{-2}) se define como la cantidad de combustible disponible en las copas por unidad de superficie; *CBD* (kg m^{-3})

indica la cantidad de combustible disponible por unidad de volumen, y *CBH* (m) es la menor altura sobre el suelo a la cual hay suficiente combustible en las copas como para propagar verticalmente un fuego de superficie hacia las mismas (Sando y Wick, 1972; Scott y Reinhardt, 2001). Aunque hay disparidad de opiniones, se considera que combustible disponible es el de grosor inferior a 6 mm (acículas y ramas finas) puesto que son estos combustibles los habitualmente consumidos por el frente de llamas de un fuego de copas (Stocks *et al.*, 2004).

Dos son las metodologías principales que se han venido empleado para cuantificar la biomasa fina del dosel y su distribución vertical con el propósito de ajustar modelos de estimación de *CFL*, *CBD* y *CBH* (Scott y Reinhardt, 2001; Keyser y Smith, 2010; Ruiz-González y Álvarez-González, 2011). La metodología más simple se basa en asumir que la biomasa fina se distribuye de forma totalmente homogénea en el rodal. Bajo esta premisa, *CBH* se define como la altura media de inicio de las copas de los árboles del rodal y *CBD* se obtiene dividiendo la carga de combustible disponible (*CFL*) por la longitud de copa media (diferencia entre la altura media del rodal (\bar{h} , m) y *CBH*). Esta metodología es consistente con los criterios establecidos por Van Wagner (1977) para el inicio y la propagación de fuegos de copa y está integrada en los sistemas de simulación de más uso. La segunda metodología asume que la copa de cada árbol tiene una forma específica que determina la distribución vertical de su biomasa fina y que la distribución final del rodal debe tener en cuenta la forma de la copa de cada árbol y la altura a la que comienza y termina (Keyser y Smith, 2010). Según esta metodología *CBD* se define como el

valor máximo de densidad aparente en un perfil vertical de distribución de esta variable en el dosel de copas, y *CBH* como la altura a la que se alcanza un cierto valor de densidad aparente que varía según los autores: $0,037 \text{ kg m}^{-3}$ (Sando y Wick, 1972), $0,067 \text{ kg m}^{-3}$ (Williams, 1978) o $0,012 \text{ kg m}^{-3}$ (Reinhardt *et al.*, 2006). Esta segunda metodología, mucho más realista aunque también más compleja, es necesaria para poder aplicar con rigor los avances que se han realizado en los últimos años en la modelización del comportamiento del fuego de copas, que aún serán mayores con el desarrollo futuro de los modelos físicos. Dada la capacidad de los datos LiDAR de representar la estructura de la vegetación en tres dimensiones, su uso puede ser apropiado para la estimación de los perfiles verticales de combustible aplicando esta segunda metodología.

Actualmente, el Inventario Forestal Nacional (IFN) es la única fuente de datos de campo libremente disponible que permite estimar características del dosel para todo el ámbito geográfico de España. La recogida de datos del IFN se realiza a través de un muestreo sistemático (malla de muestreo de $1 \times 1 \text{ km}$) de parcelas permanentes previa estratificación sobre ortofotografía aérea.

La información obtenida de sensores LiDAR aerotransportados ha demostrado ser útil para predecir la estructura tridimensional de la vegetación y otras variables forestales de interés a diferentes escalas espaciales y en diferentes tipos de bosques (p. ej. Næsset, 2004 en bosques boreales; González-Ferreiro *et al.*, 2012 en plantaciones atlánticas; Asner *et al.*, 2012 en bosques tropicales; Corona *et al.*, 2014 en bosques alpinos; o García *et al.*, 2010 y González-Olabarría *et al.*, 2012 en bosques mediterráneos) y matorral (p. ej. Estornell *et al.*, 2011a,b, 2012; Riaño *et al.*, 2007 en zonas mediterráneas; Li *et al.*, 2017; Mitchell *et al.*, 2011; Streutker *et al.*, 2006 en paisajes semiáridos o Greaves *et al.*, 2016 en la tundra ártica). La investigación dirigida a caracterizar los recursos forestales empleando datos LiDAR de baja densidad (hasta $0,5 \text{ pulsos m}^{-2}$) se ha centrado en establecer relaciones empíricas entre métricas derivadas de los datos LiDAR y variables de rodal obtenidas a partir de mediciones de campo; es la conocida como *Area Based Approach (ABA)*. Sin embargo, son escasos los trabajos dirigidos a describir el complejo de combustibles de las copas

y, en la mayoría de los casos, se han realizado en pequeñas zonas de territorio (p. ej. Næsset y Økland, 2002; Riaño *et al.*, 2003; Andersen *et al.*, 2005; Hall *et al.*, 2005; Erdody y Moskal, 2010; Skowronski *et al.*, 2011). En Galicia se han desarrollado modelos para estimar las principales variables de copa en rodales de *Pinus radiata* D. Don utilizando *ABA* (González-Ferreiro *et al.*, 2014); y para *Pinus pinaster* Ait. y *Pinus radiata* D. Don empleando la misma metodología utilizada en el presente estudio (González-Ferreiro *et al.*, 2017).

En España se encuentran disponibles en la actualidad datos LiDAR de baja resolución ($0,5$ primeros retornos m^{-2}) para una buena parte de la superficie del territorio gracias a los vuelos del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA) y éstos ya han demostrado ser de gran utilidad en la estimación de variables de interés para la gestión forestal (p. ej. Alberdi *et al.*, 2017; Arias-Rodil *et al.*, 2018; Domingo *et al.*, 2017, 2018, 2019; Guerra-Hernández *et al.*, 2016a,b; Jiménez *et al.*, 2017; Lekuona Zazuo *et al.*, 2017, Martín-García *et al.*, 2017; Montealegre *et al.*, 2016; Sánchez Alberola *et al.*, 2018) y el riesgo de incendios (González-Ferreiro *et al.*, 2014, 2017; Montealegre *et al.*, 2014, 2017). El objetivo de este estudio es evaluar el potencial de estos datos LiDAR de baja resolución para modelizar la distribución vertical de combustibles del dosel de copas, empleando como datos de entrenamiento los datos de parcelas del Cuarto Inventario Forestal Nacional (IFN4) instaladas en rodales de *Pinus sylvestris* L. en Galicia (noroeste de España).

2. Material y Métodos

2.1. Datos de campo

Con 32.736 ha pobladas, *P. sylvestris* es la tercera conífera en cabida e importancia en Galicia (MARM, 2011) y está representada especialmente en las áreas montañosas de Lugo ($51,9\%$) y Ourense ($48,1\%$). La mayor parte de la superficie poblada por esta especie proviene de las grandes repoblaciones hechas por la Administración Forestal a mediados del siglo XX y sus posteriores rotaciones; situándose la mayor parte de las mismas en Montes Vecinales en Mano Común (MVMC) de propiedad privada vecinal, pero en los que a menudo la gestión ha venido siendo desarrollada por

el gobierno autonómico (Pasalodos-Tato *et al.*, 2007; Crecente-Campo *et al.*, 2009).

En el periodo comprendido entre 2001 y 2015 ardieron un total de 18263 ha arboladas de *P. sylvestris* en España, lo que supone un 3,4% de la superficie arbolada total ardida en el mismo periodo (MAPA, 2019), con un valor medio de igniciones por cada 100 ha de superficie reforestada de 0,11, el segundo más alto entre las especies de pino en España tras *P. pinaster* (Da Ponte *et al.*, 2019). Además, teniendo en cuenta los datos de carga de combustibles finos acumulados en el dosel de copas que figuran para esta especie en la foto-guía de combustibles desarrollada para Galicia (Arellano *et al.*, 2017), es una especie propensa a los fuegos de copa cuando las condiciones ambientales son adversas, algo que será cada vez más frecuente debido al cambio climático (Vega *et al.*, 2009). La probabilidad de este tipo de incendios está directamente relacionada con la estructura del rodal y la continuidad horizontal y vertical del combustible de copas (Schaaf *et al.*, 2007; Crecente-Campo *et al.*, 2009), de ahí la importancia de contar con modelos que permitan estimar dicha distribución vertical.

Los datos de campo del presente trabajo proceden del IFN4 realizado en Galicia durante el año 2009 (MARM, 2011). Las parcelas de muestreo del IFN constan de cuatro subparcelas circulares concéntricas de radios 5, 10, 15 y 25 m. Las variables diámetro normal (d , cm) y altura total (h , m) son medidas en pies seleccionados en base a su diámetro y a su distancia al centro de parcela ($d \geq 7,5$, $d \geq 12,5$, $d \geq 22,5$ y $d \geq 42,5$ cm en las subparcelas de 5, 10, 15 y 25 m, respectivamente). El número de pies menores ($2,5 \leq d \leq 7,5$ cm) se recoge únicamente para la subparcela de radio 5 m. El diámetro normal se mide aproximando al milímetro más cercano a través de dos mediciones en direcciones perpendiculares con forcípulas. La altura total se mide aproximando al decímetro más cercano empleando hipsómetros.

A partir de los datos de campo recogidos y empleando factores de expansión (FAC) que tienen en cuenta la relación entre la superficie de la parcela en la que se muestrea cada árbol y la hectárea se calcularon las siguientes variables: número de pies por hectárea (N), diámetro medio cuadrático (dg , cm), área basimétrica (G , $m^2 ha^{-1}$) y altura dominante (H , m).

Para realizar el presente estudio se seleccionaron todas aquellas parcelas del IFN4 en las que *P. sylvestris* era la especie dominante (sus pies suponían más del 90% del total y aportaban más del 90% al área basimétrica), rechazando aquellas con un porcentaje de árboles muertos que superase el 10%. Finalmente se seleccionaron un total de 176 parcelas.

2.2. Datos LiDAR

Los datos LiDAR para Galicia fueron adquiridos por el Ministerio de Fomento como parte de proyecto PNOA. La recogida de datos fue realizada en la mitad este de la Comunidad Autónoma (provincias de Lugo y Orense) durante el otoño de 2009 y en la mitad oeste (provincias de A Coruña y Pontevedra) durante el otoño de 2010. Para ello se contó con un sensor RIEGL LMS-Q680, instalado en una plataforma aérea de ala fija, operando a 1064 nm, con una frecuencia de repetición de pulsos de 70 Hz, una frecuencia de escáner de 46 Hz, un ángulo máximo de escaneado de 30°, una altura media de vuelo de 1300 m sobre el elipsoide GRS80 y con un solape mínimo del 15%. Se registró un máximo de 4 retornos por pulso, con una densidad teórica requerida por el proyecto PNOA de 0,5 primeros retornos m^{-2} .

En ABA las métricas que describen la estructura de las copas a partir de los puntos LiDAR han de ser obtenidas a partir de la nube de datos de altura normalizada (*normalized height data*, NHD), ya que permite eliminar el efecto de la orografía del conjunto de métricas LiDAR. En total, se obtuvieron 37 métricas derivadas de la NHD, que permiten caracterizar la distribución vertical y horizontal del dosel de copas, con el fin de ser utilizados como predictores en los subsecuentes análisis estadísticos (Tablas 1 y 2). En el cálculo de estas métricas se utilizó el software Fusion 3.60 (McGaughey 2016) y se siguió el procedimiento descrito por González-Ferreiro *et al.* (2017), usando un umbral de altura mínima (*minimum height threshold*, MHT) de 1,5 m y un umbral de altura de la copa (*height break threshold*, HBT) de 4 m. En el filtrado de los datos se usó el algoritmo desarrollado por Kraus y Pfeifer (1998) con los parámetros propuestos para una amplia variedad de pendientes, usos y coberturas del suelo por Barreiro-Fernández *et al.* (2016) (a: 1,0; b: 4,0; g: -2,5; w: 2,5; iteraciones: 5).

Tabla 1. Métricas LiDAR relacionadas con la distribución de alturas.

Variable (m)	Descripción
h_{max}	Máximo
h_{mean}	Media
h_{mode}	Moda
h_{SD}	Desviación típica
h_{CV}	Coficiente de variación
h_{skw}	Asimetría
h_{kurt}	Curtosis
h_{ID}	Rango intercuartil
h_{AAD}	Desviación absoluta promedio
$h_{MADmedian}$	Mediana de la desviación absoluta de la mediana total
$h_{MADmode}$	Moda de la desviación absoluta de la moda total
$h_{L1}, h_{L2}, \dots, h_{L4}$	L-momentos
h_{Lskw}	L-momentos de la asimetría
h_{Lkurt}	L-momentos de la curtosis
$h_{05}, h_{10}, h_{20}, \dots, h_{90}, h_{99}$	Percentiles

Tabla 2. Métricas LiDAR relacionadas con la cobertura del terreno por las copas.

Variable (%)	Descripción
PFR_{Ahmean}	Ratio entre el núm. de primeros retornos por encima de h_{mean} y el núm. de primeros retornos para cada parcela
PFR_{Ahmode}	Ratio entre el núm. de primeros retornos por encima de h_{mode} y el núm. de primeros retornos para cada parcela
PAR_{Ahmean}	Ratio entre el núm. de todos los retornos por encima de h_{mean} y el núm. de todos los retornos para cada parcela
PAR_{Ahmode}	Ratio entre el núm. de todos los retornos por encima de h_{mode} y el núm. de todos los retornos para cada parcela
PFR_{A4}	Ratio entre el núm. de primeros retornos por encima de 4 m y el núm. total de primeros retornos para cada parcela
PAR_{A4}	Ratio entre el núm. de todos los retornos por encima de 4 m y el n° de todos los retornos para cada parcela

2.3. Selección de parcelas

Existen dos problemas asociados al uso de parcelas del IFN combinadas con datos LiDAR: (1) la

georreferenciación de las parcelas en el inventario de campo y (2) el desfase temporal entre la toma de datos de campo y la toma de datos LiDAR.

Con respecto al primer problema, la localización de las parcelas (de aproximadamente 1964 m² de superficie) durante los trabajos de campo del IFN4 se realizó empleando equipos GPS estándar, pudiéndose esperar precisiones de entre 3 y 5 m. Suponiendo un error de posicionamiento superior al esperado, de entre 5 y 10 m, la superficie de solape de una parcela localizada correctamente y de una parcela desplazada es del 84.3% y 74.7% respectivamente. Además, las métricas LiDAR resultan menos sensibles a este tipo de errores en masas adultas y densas, motivo por el cual únicamente se seleccionaron aquellas parcelas con una fracción de cabida de cubierta superior al 90%.

Respecto al desfase temporal, en Galicia, los trabajos de campo de del IFN4 se realizaron entre 4 y 11 meses antes de efectuar los vuelos LiDAR del PNOA. Durante ese tiempo algunas parcelas pudieron ser objeto de aprovechamiento, recibir tratamientos selvícolas o verse afectadas por un incendio forestal. Para evitar esta fuente de error se decidió eliminar aquellas parcelas en estas situaciones. Dado que la supervisión en campo requeriría una gran dedicación temporal y resultaría en exceso costosa, se decidió emplear los criterios propuestos por González-Ferreiro *et al.* (2017), rechazando aquellas parcelas con: *i*) un porcentaje de primeros retornos por encima de 1,5 m inferior al 80% y *ii*) una diferencia entre la altura dominante (H , dato medido en campo) y el percentil 99 de alturas (h_{99} , dato ALS) superior a tres veces la raíz del error medio cuadrático de un modelo preexistente para pinares en el área de estudio (González-Ferreiro *et al.*, 2017). Tras aplicar los dos criterios de rechazo se seleccionaron finalmente 110 parcelas (Figura 1), mostrando en la Tabla 3 los estadísticos descriptivos de las principales variables de árbol y de rodal de dichas parcelas.

Tabla 3. Estadísticos descriptivos de las principales variables de árbol y de rodal de las parcelas seleccionadas.

Estadístico	d (cm)	h (m)	N (pies ha ⁻¹)	\bar{h} (m)	G (m ² ha ⁻¹)	H (m)	CFL (kg m ⁻²)
Mínimo	7,5	2,2	42	4,0	0,98	4,2	0,06
Máximo	58,8	25,2	3063	20,7	73,98	22,6	3,37
Media	21,9	12,5	857	10,6	25,43	12,1	1,09
Desv. típica	6,8	4,1	552	3,9	15,40	4,3	0,64

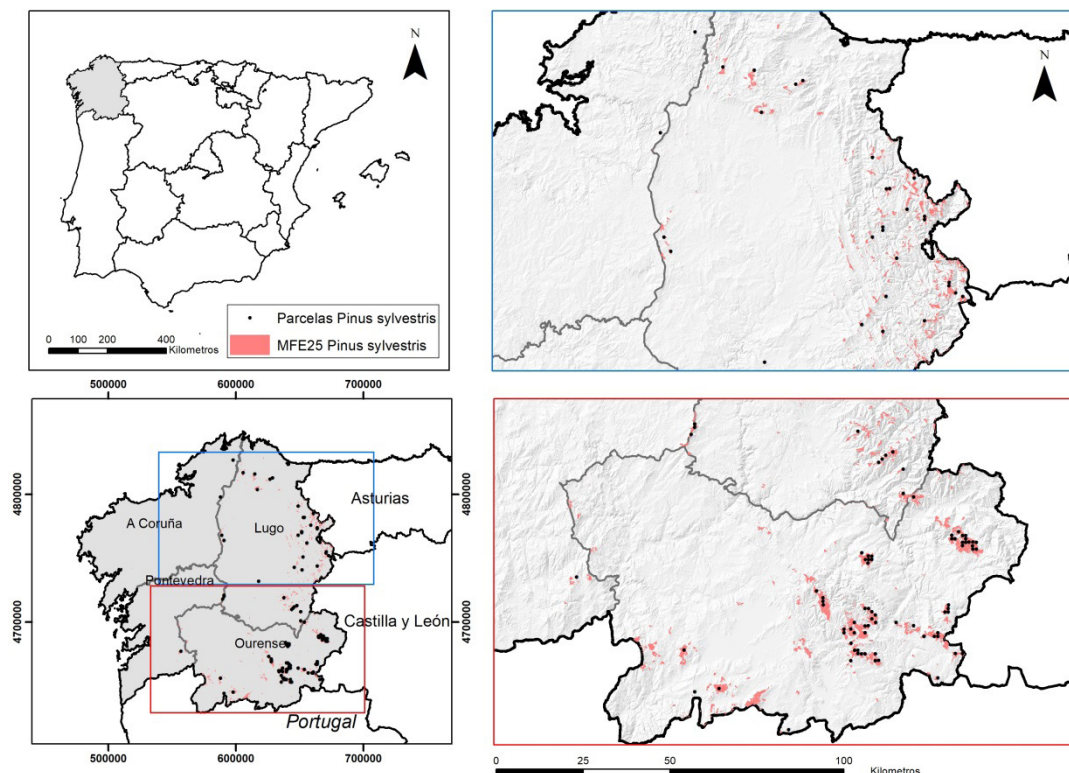


Figura 1. Localización de las masas de *Pinus sylvestris* L. en Galicia según el Mapa Forestal de España a escala 1:25.000 (MFE25) y de las parcelas de muestreo del Cuarto Inventario Forestal Nacional (IFN4) seleccionadas.

2.4. Distribución vertical de la carga de combustible disponible en el dosel de copas de cada parcela

Para la construcción de los perfiles verticales de carga de combustible disponible en la copa se empleó la metodología propuesta por Sando y Wick (1972), consistente en fraccionar todos los árboles de cada parcela en capas horizontales de 0,3 m de altura desde el suelo hasta el ápice del árbol más alto, y asignar a cada capa su carga correspondiente. La carga de cada sección se estimó asumiendo que la biomasa fina se distribuye verticalmente de acuerdo con la distribución vertical del volumen de copa. Esta distribución implica definir previamente la arquitectura de cada árbol, para lo cual se utilizó el modelo de perfil de copa desarrollado para *P. sylvestris* en Galicia (Crecente-Campo et al., 2013). Este modelo incluye dos ecuaciones: una para la parte superior de la copa (por encima del radio de copa máximo) y otra para la parte

inferior de la copa (por debajo de dicho radio). Las variables de entrada de esas ecuaciones son el diámetro normal (d , cm) y la altura total (h , m). Las salidas que proporciona el modelo son la altura de la base de la copa del árbol individual (h_{base} , m), la longitud de copa (cl , definida como la distancia desde la base de la copa hasta el ápice del árbol, m), y el radio de copa (cr , m) a diferentes posiciones a lo largo de la copa. Los modelos permiten estimar los radios superiores e inferiores de la copa cada 0,3 m a partir del suelo, y a partir de ahí, el cálculo del volumen de la sección de copa i (crV_i , m³) (Ecuación 1):

$$crV_i = \frac{\pi \cdot (cr_{sup_i}^2 + cr_{inf_i}^2)}{2} \cdot 0,3 \quad (1)$$

donde cr_{sup_i} y cr_{inf_i} son, respectivamente, los radios superiores e inferiores (m) de cada capa i de 0,3 m de espesor.

Para estimar el combustible disponible de cada árbol se usó el sistema de ecuaciones de biomasa desarrollado en Galicia para la especie (Diéguez-Aranda *et al.*, 2009). El perfil vertical de *CFL* en cada parcela se obtuvo sumando el combustible disponible que cada árbol de la parcela aportaba a cada una de las capas de 0,3 m y dividiendo entre la superficie de la parcela. A este perfil se le denominó perfil observado. A partir del perfil observado se definió la menor altura de la base de la copa de la parcela (*mCBH*, m) como el límite inferior de la primera capa de 0,3 m con un valor de *CFL* superior a cero.

El siguiente paso consistió en caracterizar los perfiles verticales de *CFL* observados y para ello se utilizó la función de densidad de Weibull (Ecuación 2):

$$CFL_i = CFL \left(\frac{a_2}{a_1} \right) \left(\frac{cl_i - mCBH}{a_1} \right)^{a_2 - 1} e^{-\left(\frac{cl_i - mCBH}{a_1} \right)^{a_2}} \quad (2)$$

donde CFL_i es la carga de combustible disponible en la capa i (kg m^{-2}); CFL es la carga de combustible disponible total (kg m^{-2}); cl_i es la longitud de copa para la capa i (m), definida como la distancia desde *mCBH* hasta el límite superior de la correspondiente capa de 0,3 m; y a_1 y a_2 son respectivamente los parámetros de escala y de forma de la función de Weibull para cada parcela.

Los parámetros a_1 y a_2 de la función de Weibull se determinaron a partir del momento de primer orden con respecto a cero (la media, m_1) y el momento de segundo orden con respecto a la media (la varianza, m_2) de la distribución relativa de *CFL* (CFL_{rel}) empleando el siguiente sistema de ecuaciones (Ecuaciones 3 y 4):

$$m_2 = \frac{(m_1 - mCBH)^2}{\Gamma^2 \left[1 + \frac{1}{a_2} \right]} \cdot \left(\Gamma \left[1 + \frac{2}{a_2} \right] - \Gamma^2 \left[1 + \frac{1}{a_2} \right] \right) \quad (3)$$

$$a_1 = \frac{m_1 - mCBH}{\Gamma \left[1 + \frac{1}{a_2} \right]} \quad (4)$$

donde $m_1 = \sum_{i=1}^{n \text{ capas}} CL_i \cdot CFL_{rel,i}$;
 $m_2 = \sum_{i=1}^{n \text{ capas}} CL_i \cdot CFL_{rel,i}^2 - \left(\sum_{i=1}^{n \text{ capas}} CL_i \cdot CFL_{rel,i} \right)^2$;

$CFL_{rel,i}$ es el cociente entre el valor de *CFL* de la capa i y el valor de *CFL* para el total de capas, y Γ es la función Gamma. La Ecuación 3 se puede resolver de forma iterativa para el parámetro a_2 , y el parámetro a_1 se obtiene a continuación utilizando la Ecuación 4.

En la Figura 2 se representan los perfiles verticales de *CFL* en valores relativos observados en cada una de las 110 parcelas de *P. sylvestris*.

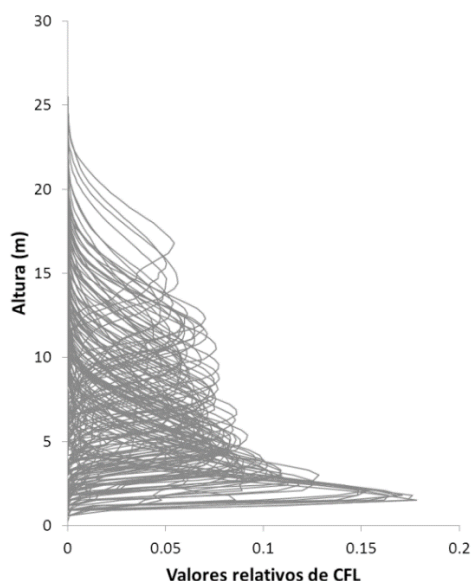


Figura 2. Perfiles verticales de distribución de los valores relativos de CFL en la muestra empleada.

Los valores del parámetro de escala (a_1) variaron entre 1,65 y 11,39 con un valor medio de 4,82 y una desviación estándar de 2,16; mientras que los valores del parámetro de forma (a_2) variaron entre 1,72 y 4,70, con un valor medio de 2,58 y una desviación estándar de 0,60. Estos valores calculados de los parámetros de la función de Weibull junto con los valores observados de *CFL* y *mCBH* se emplearon para obtener una primera estimación de las distribuciones verticales de *CFL* de cada parcela. Esas distribuciones explicaron más del 99% de la variabilidad observada.

2.5. Modelización de la distribución vertical de la carga de combustible disponible en el dosel de copas de cada parcela

Una vez caracterizados los perfiles verticales de carga disponible para cada parcela, el siguiente paso consistió en su modelización mediante el ajuste de un sistema de relaciones que permita su estimación a partir de métricas LiDAR.

Existen diferentes metodologías para obtener dichas relaciones, tanto paramétricas, (ajuste de sistemas de ecuaciones de regresión), como no paramétricas, (*Random Forest*, *Support Vector Machines*, *Multivariate Adaptive Regression Splines*, etc.). Las técnicas no paramétricas han demostrado ser versátiles y efectivas a la hora de predecir variables de interés para la gestión forestal a partir de datos LiDAR de baja resolución en bosques españoles con características muy diversas (p. ej. Domingo *et al.*, 2018, 2019; García-Gutiérrez *et al.*, 2014; Guerra-Hernández *et al.*, 2016b), sin embargo, las ecuaciones obtenidas a través de regresión múltiple facilitan la aplicación de las mismas por parte de los gestores forestales y reduce el riesgo de sobre-entrenamiento del sistema y los posibles problemas de generalización asociados a los modelos no paramétricos (Hawkins, 2004; Zaffalon, 2005). Por tanto, en este trabajo se optó por ajustar un sistema de ecuaciones por regresión, empleando para ello funciones lineales (Ecuación 5):

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{1i} + \beta_2 x_{2i} + \dots + \beta_k x_{ki} + \varepsilon_i \quad (5)$$

donde y_i es la variable dependiente, β_j ($j = 1, \dots, k$) son los parámetros a estimar, x_{ji} es la observación de la variable independiente j en la parcela de muestreo i , y ε_i es el error.

A la vista de la ecuación que describe el perfil vertical empleando la función de Weibull (Ecuación 2), es necesario estimar cuatro variables para reconstruir el perfil: CFL , $mCBH$, a_1 y a_2 . Sin embargo, a veces la exactitud de las estimaciones de las ecuaciones ajustadas a estas variables dependientes directamente es muy baja, por lo que se pueden emplear alternativas de estimación indirecta para reconstruir el perfil. Por ejemplo, los parámetros de la función Weibull (a_1 y a_2) pueden estimarse a partir de los momentos m_1 y m_2 empleando las ecuaciones 3 y 4. Del mismo modo, el valor de CBD se puede estimar a partir del valor de CFL si se estima también el espesor del dosel de copas, es decir, la diferencia entre CBH y \bar{h} . En este trabajo se han probado todas las alternativas posibles para, finalmente elegir la que mejores estadísticos de bondad del ajuste presente.

El ajuste del sistema de ecuaciones se realizó en dos pasos. En el primer paso se seleccionó el mejor conjunto de variables independientes (métricas LiDAR) para cada variable dependiente,

tratando de evitar problemas de multicolinealidad, es decir, de incluir variables independientes que estén explicando el mismo fenómeno y que, por tanto, estén correlacionadas entre ellas, comprometiendo la inferencia estadística. Para evitarlo, las variables independientes se agruparon en dos categorías: una constituida por todas las métricas LiDAR relacionadas con la estructura vertical (Tabla 1) y otra constituida por todas las métricas LiDAR representativas de la cobertura horizontal del terreno por la vegetación (Tabla 2). A continuación se seleccionaron aquellas variables de cada grupo que presentaron un mayor valor del coeficiente de correlación de Pearson con la variable dependiente, que fueron las empleadas para el ajuste del modelo adecuado a cada variable dependiente.

La evaluación del comportamiento de los modelos se basó en el análisis de los estadísticos raíz del error medio cuadrático (RMSE, Ecuación 6) y eficiencia del modelo (ME, Ecuación 7), junto con el análisis visual de las gráficas de valores observados frente a valores predichos y de residuos estudentizados.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n-p}} \quad (6)$$

$$ME = 1 - \frac{(n-1) \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{(n-p) \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (7)$$

donde y_p , \hat{y}_p , \bar{y}_i son, respectivamente, los valores observados, predichos y medio de la variable dependiente, n es el número total de observaciones, y p es el número de parámetros del modelo.

En un segundo paso, se ajustaron simultáneamente los modelos seleccionados para cada una de las variables dependientes mediante el uso del método de ecuaciones aparentemente no relacionadas (*Seemingly Unrelated Regression*, SUR) implementado en el programa SAS/ETS® (SAS Institute Inc., 2012). El ajuste simultáneo es necesario debido a que, al estimar los valores de las variables del dosel de copas para cada parcela a través de las mismas ecuaciones de biomasa y longitud de copa, y los valores de los parámetros de la función de Weibull a partir del mismo perfil vertical observado de CFL , es de esperar que los errores estén correlacionados. El método SUR tiene en cuenta las correlaciones cruzadas entre ecuaciones y, por tanto, incrementa la eficiencia de la estimación.

Con el propósito de evaluar el error que implica el uso de la aproximación propuesta para estimar los perfiles verticales de *CFL*, se calcularon los valores de RMSE y ME (Ecuaciones 6 y 7) mediante la comparación de los perfiles verticales observados y estimados en cada parcela. No se emplearon los test de bondad de ajuste habituales en estos casos (Kolmogorov-Smirnov, Cramér-von Mises o Andersen-Darling tests) por dos razones: *i*) los parámetros estimados para la función de Weibull fueron determinados a partir de los datos empleando una metodología relativamente complicada, por lo que los valores críticos de los test no son válidos (Reynolds *et al.*, 1988), y *ii*) estos test no aportan información útil sobre el comportamiento de los modelos, puesto que no han sido diseñados para responder a cuestiones relacionadas con el error asociado a las estimaciones, por lo que el rechazo de la hipótesis nula asociada sólo significa que el modelo obtenido no es una representación perfecta de la distribución observada. Sin embargo, aunque esta aproximación no sea perfecta sí que puede ser la mejor opción disponible para caracterizarlos (Reynolds *et al.*, 1988).

3. Resultados y Discusión

Tras comprobar el grado de correlación entre cada una de las posibles variables dependientes (*CBH*, *mCBH*, *CFL*, *CBD*, a_1 , a_2 , m_1 , m_2 y \bar{h}) y las diferentes métricas LiDAR, se procedió a la modelización de los perfiles verticales de *CFL* ajustando un sistema de seis ecuaciones que permiten estimar la altura a la base de copa (*CBH*); la carga total de combustible disponible de copa (*CFL*); la menor altura de la base de la copa (*mCBH*); los parámetros de escala y forma de la

función Weibull (a_1 y a_2) y la altura media (\bar{h}), dado que estas variables eran las que mejores correlaciones presentaban con las métricas LiDAR (Figura 3).

Las métricas LiDAR seleccionadas como variables independientes, atendiendo al grado de correlación con las variables dependientes, fueron h_{max} , h_{mean} , h_{70} y h_{90} en la categoría de métricas LiDAR relacionadas con la estructura vertical de las copas, y PAR_{A4} y PAR_{Amode} en la categoría de métricas LiDAR representativas de la cobertura horizontal del terreno por las copas.

En un primer paso se ajustaron los seis modelos por separado para, a continuación, ajustarlos simultáneamente. Los valores de partida para los parámetros empleados en el ajuste simultáneo se obtuvieron del ajuste previo de los modelos lineales de forma separada. En la Tabla 4 se muestran los modelos, los parámetros y los estadísticos de bondad de ajuste obtenidos como resultado del ajuste simultáneo. Todos los parámetros resultaron significativos ($p < 0,05$).

La variabilidad observada explicada por los modelos varía entre el 24% en el caso del modelo para el parámetro de forma de la función Weibull y el 61% en el caso del modelo para la altura media.

Los estadísticos de bondad de ajuste de estos modelos son sensiblemente inferiores a los obtenidos por González-Ferreiro *et al.* (2017) para *P. pinaster* (*CFL*: ME = 0,41; RMSE = 0,3145 kg m⁻²; *mCBH*: ME = 0,49; RMSE = 2,1030 m) y *P. radiata* (*CFL*: ME = 0,46; RMSE = 0,2910 kg m⁻²; *mCBH*: ME = 0,52; RMSE = 1,6388 m) empleando la misma metodología en el mismo área de estudio. Una posible razón para estas diferencias

Tabla 4. Parámetros estimados y bondad de ajuste del sistema de ecuaciones.

Variable dependiente	Modelo	\hat{b}_0	\hat{b}_1	\hat{b}_2	ME	RMSE
<i>CBH</i> (m)	$C\hat{B}H = \hat{b}_1 h_{90}$	---	0,5630	---	0,5911	2,1080
<i>CFL</i> (kg m ⁻²)	$C\hat{F}L = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 h_{70} + \hat{b}_2 PAR_{A4}$	0,4657	0,0566	0,0048	0,2698	0,5480
<i>mCBH</i> (m)	$mC\hat{B}H = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 h_{mean}$	0,7684	0,3863	---	0,3608	1,6108
a_1	$\hat{a}_1 = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 h_{max}$	1,5015	0,2500	---	0,4614	1,5227
a_2	$\hat{a}_2 = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 h_{max}$	1,9709	0,0484	---	0,2396	0,5025
\bar{h} (m)	$\hat{\bar{h}}_2 = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 h_{90}$	3,7780	0,6866	---	0,6112	2,4196

h_{90} es el percentil 90 de los retornos LiDAR (m), h_{70} es el percentil 70 de los retornos LiDAR (m), PAR_{A4} es el porcentaje de retornos por encima de 4 m, h_{mean} es la altura media de los retornos LiDAR (m), h_{max} es la altura máxima de los retornos LiDAR (m), ME es la eficiencia del modelo y RMSE es la raíz del error medio cuadrático.

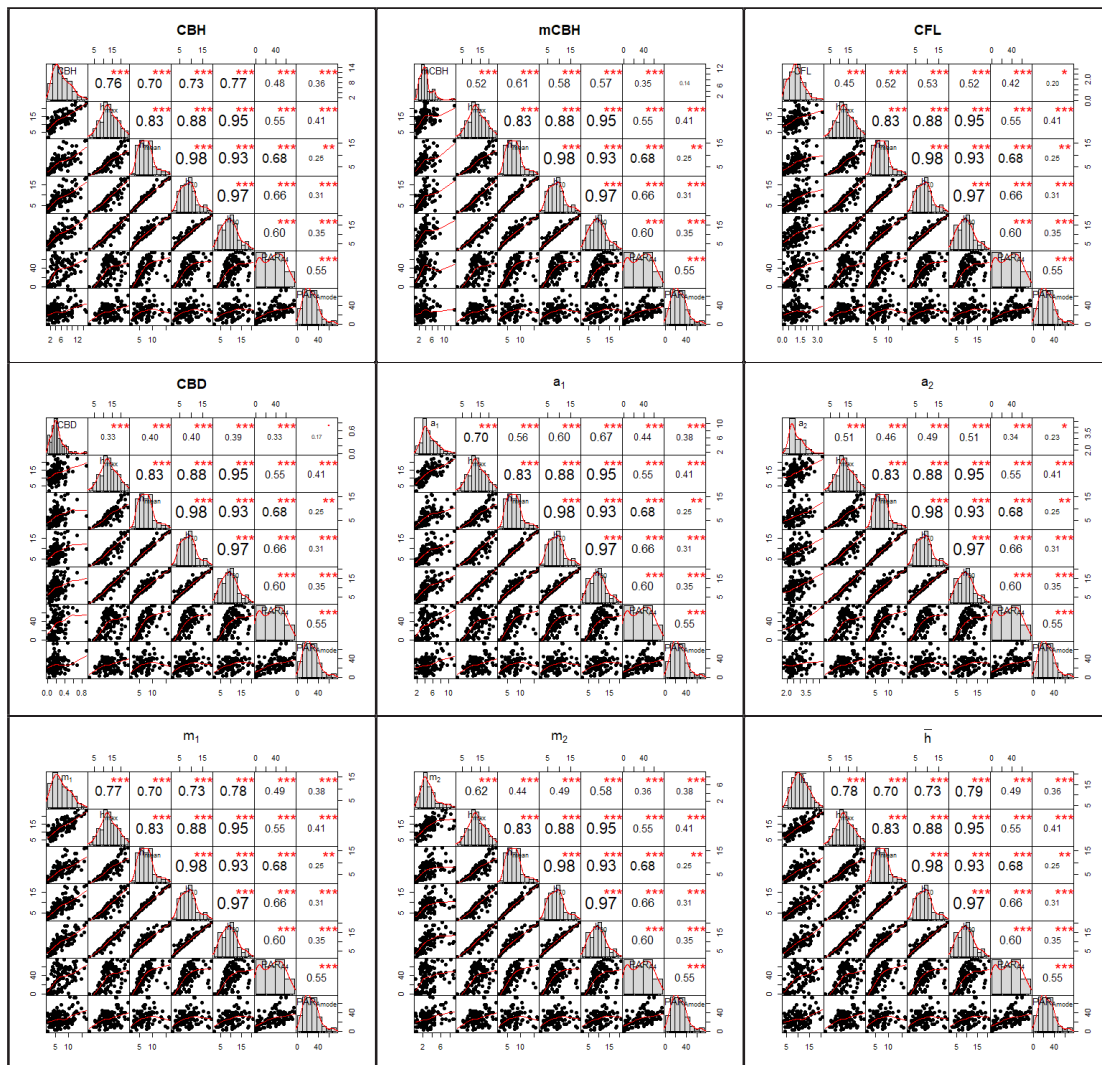


Figura 3. Correlación entre las variables dependientes y las métricas LiDAR seleccionadas. En la diagonal figura el nombre de la variable (h_{max} , h_{mean} , h_{70} , h_{90} , PAR_{A4} , PAR_{Ahmode}) y el histograma de la distribución de frecuencias de la misma. En la parte inferior de la diagonal figura un gráfico de dispersión con curva LOESS ajustada a los datos y en la parte superior de la diagonal figura el coeficiente de correlación de Pearson y el nivel de significación (** = 0,01; *** = 0,001).

es la mayor carga de combustibles finos (*CFL*) estimada en las parcelas de *P. sylvestris*, con un valor medio un 60,3% superior a *P. radiata* y un 91,3% superior a *P. pinaster*, que además presentan una mayor variabilidad, con un coeficiente de variación un 24,6% y un 22,3% superior al observado en las parcelas de *P. radiata* y *P. pinaster*, respectivamente.

Por último, el sistema completo de seis ecuaciones se empleó para estimar las distribuciones verticales de *CFL* de cada parcela, que se compararon

con los perfiles observados (Figura 4). Los perfiles obtenidos explicaron únicamente el 41% de la variabilidad observada ($RMSE = 0,3273 \text{ kg m}^{-2}$). Este valor de variabilidad explicada en el uso conjunto del sistema de ecuaciones es algo inferior al 52% y 49% obtenidos para *P. pinaster* y *P. radiata*, respectivamente, en el mismo área de estudio y usando la misma metodología, lo que era de esperar por los resultados comparados de la bondad del ajuste de cada uno de los modelos por separado.

Uno de los principales motivos para este resultado relativamente bajo es la resolución de los datos LiDAR empleados (0,5 primeros retornos m^{-2}). De acuerdo con White *et al.* (2013) para que un inventario forestal basado en tecnología LiDAR resulte operativo se necesita una densidad de al menos 1 pulso m^{-2} (>4 pulsos m^{-2} en caso de masas densas u orografías complejas). Una posible mejora sería la de combinar datos LiDAR e imágenes ópticas con el fin de aumentar el número de variables independientes candidatas a formar parte de los modelos, así Jiménez *et al.* (2017) combinó los datos de campo del IFN, las métricas LiDAR de los datos del PNOA y los índices de vegetación obtenidos a partir de imágenes Landsat con el fin de mejorar los modelos de estimación de diversas variables dasométricas en masas de *Eucalyptus* spp., *P. pinaster* y *P. radiata* en Galicia, sin embargo solamente en el caso de *P. radiata* los índices de de vegetación entraron como variables explicativas en los modelos, proporcionando mejoras en los valores de R^2 (0,01; 0,04; 0,02 y 0,22) y REMC (0,1 $m^2 ha^{-1}$; 0,2 m; 0,2 $Mg ha^{-1}$ y 8.5 $Mg ha^{-1}$) para área basimétrica, altura dominante, biomasa de copa y biomasa de fuste respectivamente. Otro posible motivo es la falta de precisión al localizar las parcelas del IFN, puesto que resulta necesario una georreferenciación precisa de las parcelas de campo para

maximizar el poder predictivo de los modelos (White *et al.*, 2013). Gobakken y Næsset (2009) estimaron que se comete un error medio menor a 0,5 metros al estimar métricas LiDAR relacionadas con la estructura vertical de copas similares a las usadas en este estudio (h_{max} , h_{mean} y h_{70}) y menor al 2% en las métricas LiDAR representativas de la cobertura horizontal del terreno similares a la empleada en los modelos propuestos en este estudio (PAR_{AA}) en parcelas de un tamaño comprendido entre 200 y 400 m^2 cuando se produce un error de georreferenciación de 10 metros en el centro de las parcelas circulares. Estos autores observaron que, para un mismo error de posicionamiento, los errores en las estimaciones de las métricas LiDAR se reducen a medida que aumenta el tamaño de las parcelas al aumentar considerablemente el área de solape entre ambas parcelas circulares. Por lo tanto, teniendo en cuenta estos posibles errores medios y dado que se trata de parcelas de 1964 m^2 con un error de posicionamiento teórico no superior a 10 metros, esta segunda posible causa de la relativamente baja variabilidad explicada por el sistema resulta menos sustancial. En todo caso es evidente que una mejora en el proceso de georreferenciación del centro de las parcelas en futuros IFNs redundará en una mayor exactitud en la estimación de los modelos que se desarrollen a

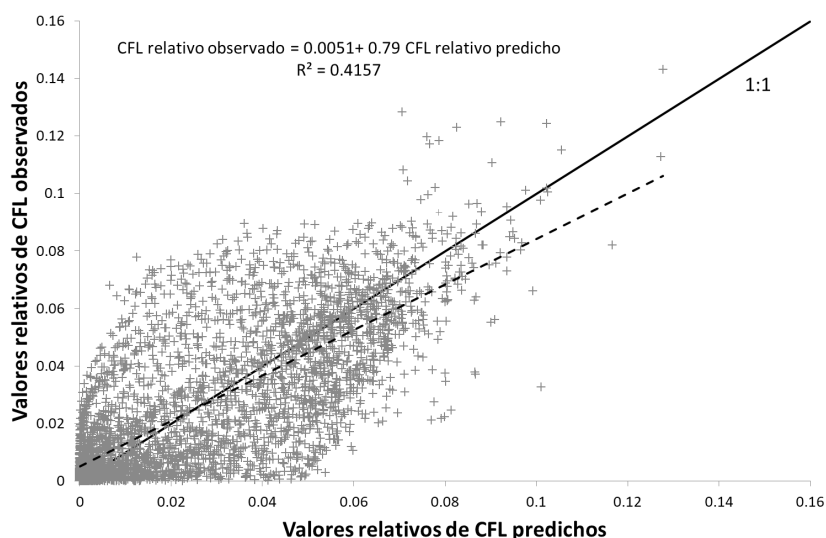


Figura 4. Valores relativos de *CFL* observados frente a valores relativos de *CFL* predichos con el sistema de ecuaciones propuesto. La línea punteada se corresponde con el ajuste lineal entre ambas variables, mientras que la línea continua se corresponde con la diagonal.

partir de dicha información empleando cualquier tipo de sensor remoto.

A pesar de la relativa falta de precisión a la hora de estimar perfiles verticales de *CFL*, el sistema de ecuaciones obtenido provee a los investigadores y gestores de una herramienta útil para describir las características estructurales del dosel de copas en masas de *P. sylvestris* a partir de datos LiDAR de baja resolución, pudiendo cubrir una gran extensión de terreno.

El sistema de ecuaciones resulta compatible con las dos metodologías más utilizadas para definir y estimar las variables de copa relacionadas con el inicio y propagación de los fuegos de copa. Por un lado, la metodología más compleja, basada en la estimación del perfil vertical de distribución de *CFL*, requiere del empleo del sistema de ecuaciones propuesto en la Tabla 4. En este caso, la distribución vertical de *CBD* se puede obtener dividiendo los valores estimados de *CFL* acumulados hasta una cierta altura de copa entre dicha altura. Por otro lado, para emplear la metodología más sencilla compatible con los criterios establecidos por Van Wagner (1977) no es necesario emplear las estimaciones de las distribuciones verticales de *CFL*, bastando con emplear los modelos de *CFL*, *CBH* y \bar{h} .

Los modelos propuestos permiten generar mapas de distribución espacial de *CBD*, *CBH* y \bar{h} empleando datos LiDAR que cubran la totalidad del territorio, identificando previamente las masas de *P. sylvestris* a partir de los estratos definidos en el Mapa Forestal de España.

Otra posible aplicación del sistema propuesto es la simulación de diferentes esquemas selvícolas dirigidos a reducir el riesgo de fuego de copas. Tanto las claras como las podas se pueden emplear como medio para incrementar *CBH* y reducir *CBD* por debajo de $0,1 \text{ kg m}^{-3}$, valor considerado como umbral mínimo necesario para la propagación del fuego por las copas (Keyes y O'Hara, 2002).

De todos modos, es necesario tener en cuenta que la toma de decisiones en silvicultura preventiva no debe basarse únicamente en la distribución vertical de los combustibles en la copa, debiendo ser también considerados otros aspectos esenciales como son el efecto de la intervención selvícola sobre el complejo de combustibles de superficie,

la humedad de los restos y la exposición al viento (Scott y Reinhardt, 2001).

4. Conclusiones

Los datos LiDAR del PNOA constituyen una valiosa fuente de información para la estimación de las principales variables estructurales del dosel de copas relacionadas con el riesgo de inicio y de propagación del fuego por las mismas (carga de combustible disponible, densidad aparente y altura de la base de la copa), así como de otras variables como la altura media o la fracción de cabida cubierta cuya cartografía a escala paisaje es necesaria para el empleo de la mayor parte de los simuladores del comportamiento del fuego. El sistema de ecuaciones obtenido, al emplear datos de acceso libre se perfila como una herramienta útil y económica para los gestores e investigadores forestales, siempre que exista una renovación periódica de la base de datos LiDAR.

Los modelos ajustados no solamente permiten estimar las características estructurales del dosel de copas a nivel rodal en masas de *P. sylvestris*, sino también generar mapas de la distribución espacial de las principales variables relacionadas con los fuegos de copa a nivel regional o simular el efecto de diferentes esquemas selvícolas dirigidos a reducir el riesgo de este tipo de fuegos en masas de esta especie. Sin embargo, es necesario mejorar la exactitud de las estimaciones de estos modelos antes de utilizarlos como herramienta fiable en la planificación de la gestión de los combustibles forestales. Para ello, es necesario ampliar la base de datos de parcelas, reducir las posibles fuentes de error con una precisa georreferenciación de las mismas, aumentar la densidad de puntos del sensor y utilizar como información de apoyo las métricas e índices derivados de otros sensores remotos de media o incluso alta resolución espacial.

Referencias

- Alberdi, I., Vallejo, R., Álvarez-González, J.G., Condés, S., González-Ferreiro, E., Guerrero, S., Hernández, L., Martínez-Jauregui, M., Montes, F., Oliveira, N., Pasalodos-Tato, M., Robla, E., Ruiz-González, A.D., Sánchez-González, M., Sandoval, V., San Miguel, A., Sixto, H., Cañellas, I. 2017. The multi-objective Spanish National Forest Inventory. *Forest systems*, 26(2), e04S. <https://doi.org/10.5424/fs/2017262-10577>

- Alexander, M.E., Cruz, M.G. 2011. *Crown fire dynamics in conifer forests*. USDA Forest Service, Pacific Northwest Research Station General Technical Report PNW-GTR-854.
- Andersen, H.E., McGaughey, R.J., Reutebuch, S.E. 2005. Estimating forest canopy fuel parameters using LIDAR data. *Remote Sensing of Environment*, 94, 441-449. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2004.10.013>
- Arellano-Pérez, S., Vega, J.A., Ruiz-González, A.D., Arellano, A., Álvarez-González, J.G., Vega, D.J., Pérez, E. 2017. *Foto-guía de combustibles forestales de Galicia y comportamiento del fuego asociado*. Andavira editora. Santiago de Compostela.
- Arias-Rodil, M., Diéguez-Aranda, U., Álvarez-González, J.G., Pérez-Cruzado, C., Castedo-Dorado, F., González-Ferreiro, E. 2018. Modeling diameter distributions in radiata pine plantations in Spain with existing countrywide LiDAR data. *Annals of forest science*, 75(2), 36. <https://doi.org/10.1007/s13595-018-0712-z>
- Asner, G.P., Mascaro, J., Muller-Landau, H.C., Vieilledent, G., Vaudry, R., Rasamoelina, M., Hall, J.S., Van Bregel, M. 2012. A universal airborne LiDAR approach for tropical forest carbon mapping. *Oecologia*, 168, 1147-1160. <https://doi.org/10.1007/s00442-011-2165-z>
- Barreiro-Fernández, L., Buján, S., Miranda, D., Diéguez-Aranda, U., González-Ferreiro, E. 2016. Accuracy assessment of LiDAR-derived digital elevation models in a rural landscape with complex terrain. *Journal of Applied Remote Sensing*, 10(1), 016014. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.10.016014>
- Corona, P., Cartisano, R., Salvati, R., Chirici, G., Floris, A., Di Martino, P., Marchetti, M., Scrinzi, G., Clementel, F., Travaglini, D., Torresan, C. 2012. Airborne Laser Scanning to support forest resource management under alpine, temperate and Mediterranean environments in Italy. *European Journal of Remote Sensing*, 45, 27-37. <https://doi.org/10.5721/EuJRS20124503>
- Crecente-Campo, F., Pommerening, A., Rodríguez-Soalleiro, R. 2009. Impacts of thinning on structure, growth and risk of crown fire in a *Pinus sylvestris* L. plantation in Northern Spain. *Forest Ecology and Management*, 257(9), 1945-1954. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.02.009>
- Crecente-Campo, F., Álvarez-González, J.G., Castedo-Dorado, F., Gómez-García, E., Diéguez-Aranda, U. 2013. Development of crown profile models for *Pinus pinaster* Ait. and *Pinus sylvestris* L. in northwestern Spain. *Forestry*, 86, 481-491. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpt019>
- Da Ponte, E., Costafreda-Aumedes, S., Vega-Garcia, C. 2019. Lessons learned from arson wildfire incidence in reforestations and natural stands in Spain. *Forests*, 10(3), 229. <https://doi.org/10.3390/f10030229>
- Diéguez-Aranda, U., Rojo-Alboreca, A., Castedo-Dorado, F., Álvarez-González, J.G., Barrio-Anta, M., Crecente-Campo, F., et al., 2009. *Herramientas selvícolas para la gestión forestal sostenible en Galicia*. Dirección Xeral de Montes, Consellería do Medio Rural, Xunta de Galicia. Santiago de Compostela.
- Domingo, D., Lamelas-Gracia, M.T., Montealegre-Gracia, A.L., de la Riva-Fernández, J. 2017. Comparison of regression models to estimate biomass losses and CO₂ emissions using low-density airborne laser scanning data in a burnt Aleppo pine forest. *European Journal of Remote Sensing*, 50(1), 384-396. <https://doi.org/10.1080/22797254.2017.1336067>
- Domingo, D., Lamelas-Gracia, M.T., Montealegre-Gracia, A.L., García-Martín, A., de la Riva, J. 2018. Estimation of total biomass in Aleppo pine forest stands applying parametric and nonparametric methods to low-density airborne laser scanning data. *Forests*, 9(4), 158. <https://doi.org/10.3390/f9040158>
- Domingo, D., Alonso, R., Lamelas, M.T., Montealegre, A.L., Rodríguez, F., de la Riva, J. 2019. Temporal transferability of pine forest attributes modeling using low-density airborne laser scanning data. *Remote Sensing*, 11(3), 261. <https://doi.org/10.3390/rs11030261>
- Erdody, T.L., Moskal, L.M. 2010. Fusion of LiDAR imagery for estimating forest canopy fuels. *Remote Sensing of Environment*, 114, 725-737. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.11.002>
- Estornell, J., Ruiz, L.A., Velázquez-Martí, B. 2011a. Study of shrub cover and height using LiDAR data in a Mediterranean area. *Forest Science*, 57(3), 171-179. <https://doi.org/10.1093/forestscience/57.3.171>
- Estornell, J., Ruiz, L.A., Velázquez-Martí, B., Fernández-Sarriá, A. 2011b. Estimation of shrub biomass by airborne LiDAR data in small forest stands. *Forest Ecology and Management*, 262(9), 1697-1703. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.07.026>
- Estornell, J., Ruiz, L.A., Hermosilla, T., Velázquez-Martí, B. 2012. Assessment of factors affecting shrub volume estimations using airborne discrete-return LiDAR data in Mediterranean areas. *Journal of Applied Remote Sensing*, 6(1), 063544. <https://doi.org/10.1117/1.JRS.6.063544>

- García, M., Riaño, D., Chuvieco, E., Danson, F.M. 2010. Estimating biomass carbon stocks for a Mediterranean forest in central Spain using LiDAR height and intensity data. *Remote Sensing of Environment*, 114, 816-830. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.11.021>
- García-Gutiérrez, J., González-Ferreiro, E., Riquelme-Santos, J.C., Miranda, D., Diéguez-Aranda, U., Navarro-Cerrillo R.M. 2014. Evolutionary feature selection to estimate forest stand variables using LiDAR. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 26, 119-131. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.06.005>
- Gobakken, T., Næsset, E. 2009. Assessing effects of positioning errors and sample plot size on biophysical stand properties derived from airborne laser scanner data. *Canadian Journal of Forest Research*, 39, 1036-1052. <https://doi.org/10.1139/X09-025>
- González-Ferreiro, E., Diéguez-Aranda, U., Miranda, D. 2012. Estimation of stand variables in *Pinus radiata* D. Don plantations using different LiDAR pulse densities. *Forestry*, 85, 281-292. <https://doi.org/10.1093/forestry/cps002>
- González-Ferreiro, E., Diéguez-Aranda, U., Crecente-Campo, F., Barreiro-Fernández, L., Miranda, D., Castedo-Dorado, F. 2014. Modelling canopy fuel variables for *Pinus radiata* D. Don in NW Spain with low-density LiDAR data. *International Journal of Wildland Fire*, 23(3), 350-362. <https://doi.org/10.1071/WF13054>
- 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>
- González-Olabarria, J.R., Rodríguez, F., Fernández-Landa, A., Mola-Yudego, B. 2012. Mapping fire risk in the model forest of Urbión (Spain) based on airborne LiDAR measurements. *Forest Ecology and Management*, 282, 149-156. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.06.056>
- Greaves, H.E., Vierling, L.A., Eitel, J.U., Boelman, N.T., Magney, T.S., Prager, C.M., Griffin, K.L. 2016. High-resolution mapping of aboveground shrub biomass in Arctic tundra using airborne lidar and imagery. *Remote sensing of environment*, 184, 361-373. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.07.026>
- Guerra-Hernández, J., Tomé, M., González-Ferreiro, E. 2016a. Using low density LiDAR data to map Mediterranean forest characteristics by means of an area-based approach and height threshold analysis. *Revista de Teledetección*, 46, 103-117. <https://doi.org/10.4995/raet.2016.3980>
- Guerra-Hernández, J., Görgens, E.B., García-Gutiérrez, J., Rodríguez, L.C.E., Tomé, M., González-Ferreiro, E. 2016b. Comparison of ALS based models for estimating aboveground biomass in three types of Mediterranean forest. *European Journal of Remote Sensing*, 49(1), 185-204. <https://doi.org/10.5721/EuJRS20164911>
- Hall, S., Burke, I., Box, D., Kaufmann, M., Stoker, J. 2005. Estimating stand structure using discrete-return LiDAR: an example from low density, fire prone ponderosa pine forests. *Forest Ecology and Management*, 208, 189-209. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2004.12.001>
- Hawkins, D.M. 2004. The problem of overfitting. *Journal of Chemical Information and Computer Sciences* 44, 1-12. <https://doi.org/10.1021/ci0342472>
- Holden, Z.A., Morgan, P., Evans, J.S. 2009. A predictive model of burn severity based on 20-year satellite-inferred burn severity data in a large southwestern US wilderness area. *Forest Ecology and Management*, 258, 2399-2406. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2009.08.017>
- Jiménez, E., Vega, J.A., Fernández-Alonso, J.M., Vega-Nieva, D., Ortiz, L., López-Serrano, P.M., López-Sánchez, C.A. 2017. Estimation of aboveground forest biomass in Galicia (NW Spain) by the combined use of LiDAR, LANDSAT ETM+ and national forest inventory data. *iForest*, 10(3), 590-596. <https://doi.org/10.3832/ifor1989-010>
- Keane, R.E., Burgan, R.E., Wagtenonk, J.V. 2001. Mapping wildland fuels for fire management across multiple scales: integrating remote sensing, GIS, and biophysical modeling. *International Journal of Wildland Fire*, 10, 301-319. <https://doi.org/10.1071/WF01028>
- Keyes, C.R., O'Hara, K.L. 2002. Quantifying stand targets for silvicultural prevention of crown fires. *Western Journal of Applied Forestry* 17, 101-109. <https://doi.org/10.1093/wjaf/17.2.101>
- Keyser, T., Smith, F.W. 2010. Influence of crown biomass estimators and distribution on canopy fuel characteristics in ponderosa pine stands of the Black Hills. *Forest Science*, 56(2), 156-165. <https://doi.org/10.1093/forestscience/56.2.156>

- Kraus, K., Pfeifer, N. 1998. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 53, 193-203. [https://doi.org/10.1016/S0924-2716\(98\)00009-4](https://doi.org/10.1016/S0924-2716(98)00009-4)
- Lekuona Zuazo, I., Montealegre Gracia, A.L., Lamelas Gracia, M.T. 2017. Cartografía de la biomasa aérea total en masas de *Pinus radiata* D. Don a partir de datos públicos LIDAR-PNOA e inventario forestal nacional. *Geofocus*, 20, 87-107. <https://doi.org/10.21138/GF.539>
- Li, A., Dhakal, S., Glenn, N.F., Spaete, L.P., Shinneman, D.J., Pilliod, D.S., Arkle, R.S., McIlroy, S. 2017. Lidar aboveground vegetation biomass estimates in shrublands: Prediction, uncertainties and application to coarser scales. *Remote Sensing*, 9(9), 903. <https://doi.org/10.3390/rs9090903>
- MAPA. 2019. Estadísticas de incendios forestales. Disponible en: https://www.mapa.gob.es/es/desarrollo-rural/estadisticas/Incendios_default.aspx [Último acceso: mayo, 2019].
- Martín-García, S., Diéguez-Aranda, U., Álvarez-González, J. G., Perez-Cruzado, C., Bujan, S., González-Ferreiro, E. 2017. Estimation of timber stocks of *Pinus radiata* stands at the provincial scale using low resolution LiDAR data. *Bosque*, 38(1), 17-28. <https://doi.org/10.4067/S0717-92002017000100003>
- McGaughey, R., (Ed.) 2016. FUSION/LDV: Software for LiDAR data analysis and visualization, v. 3.60+. USDA Forest Service, Pacific Northwest Research Station. (Seattle, WA). Disponible en: <http://forsys.sefs.uw.edu/FUSION/fusionlatest.html> [Último acceso: noviembre, 2018].
- Mitchell, J.J., Glenn, N.F., Sankey, T.T., Derryberry, D.R., Anderson, M.O., Hruska, R. C. 2011. Small-footprint LiDAR estimations of sagebrush canopy characteristics. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 77(5), 521-530. <https://doi.org/10.14358/PERS.77.5.521>
- Montealegre-Gracia, A.L., Lamelas-Gracia, M.T., Tanase, M., de la Riva, J. 2014. Forest fire severity assessment using ALS data in a Mediterranean environment. *Remote Sensing*, 6(5), 4240-4265. <https://doi.org/10.3390/rs6054240>
- Montealegre-Gracia, A.L., Lamelas-Gracia, M.T., de la Riva, J., García-Martín, A., Escribano, F. 2016. Use of low point density ALS data to estimate stand-level structural variables in Mediterranean Aleppo pine forest. *Forestry*, 89(4), 373-382. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpw008>
- Montealegre-Gracia, A.L., Lamelas-Gracia, M.T., Tanase, M.A., de la Riva, J. 2017. Forest fire severity estimation based on the LiDAR-PNOA data and the values of the composite burn index. *Revista de Teledetección*, 49, 1-16. <https://doi.org/10.4995/raet.2017.7371>
- MARM. 2011. *Cuarto Inventario Forestal Nacional. Comunidad Autónoma de Galicia*. Ed. Dirección General del Medio Natural y Política Forestal.
- Næsset, E. 2004. Estimation of above-and below-ground biomass in boreal forest ecosystems. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing Spatial and Information Sciences*, 36, 145-148.
- Næsset, E., Økland, T. 2002. Estimating tree height and tree crown properties using airborne scanning laser in a boreal nature reserve. *Remote Sensing of Environment*, 79, 105-115. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(01\)00243-7](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(01)00243-7)
- Pasalodos-Tato, M., Pukkala, T. 2007. Optimising the management of even-aged *Pinus sylvestris* L. stands in Galicia, north-western Spain. *Annals of Forest Science*, 64 (7), 787-798.
- Reinhardt, E.D., Scott, J., Gray, K., Keane, R. 2006. Estimating canopy fuel characteristics in five conifer stands in the western United States using tree and stand measurements. *Canadian Journal of Forest Research*, 36, 2803-2814. <https://doi.org/10.1051/forest:2007059>
- Reynolds, M.R., Burk, T.E., Huang, W. 1988. Goodness-of-fit tests and model selection procedures for diameter distributions models. *Forest Science*, 34, 377-399. <https://doi.org/10.1093/forests/34.2.373>
- Riaño, D., Meier, E., Allgower, B., Chuvieco, E., Ustin, S. 2003. Modeling airborne laser scanning data for the spatial generation of critical forest parameters in fire behavior modeling. *Remote Sensing of Environment*, 86, 177-186. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(03\)00098-1](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(03)00098-1)
- Riaño, D., Chuvieco, E., Ustin, S.L., Salas, J., Rodríguez-Pérez, J.R., Ribeiro, L.M., Viegas, D.X., Moreno, J.M., Fernández, H. 2007. Estimation of shrub height for fuel-type mapping combining airborne LiDAR and simultaneous color infrared ortho imaging. *International Journal of Wildland Fire*, 16(3), 341-348. <https://doi.org/10.1071/WF06003>
- Ruiz-González, A.D., Álvarez-González, J.G. 2011. Canopy bulk density and canopy base height equations for assessing crown fire hazard in *Pinus radiata* plantations. *Canadian Journal of Forest Research*, 41, 839-850. <https://doi.org/10.1139/x10-237>

- Sánchez Alberola, J., Oliver, P., Estornell, J., Dopazo, C. 2018. Estimación de variables forestales de *Pinus sylvestris* L. en el contexto de un inventario forestal aplicando tecnología lidar aeroportada. GeoFocus. *Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica*, 21, 79-99. <https://doi.org/10.21138/GF.509>
- Sando, R.W., Wick, C.H. 1972. *A method of evaluating crown fuels in forest stands*. USDA Forest Service. Research paper NC-84.
- SAS Institute Inc. 2012. SAS/ETS® 12.1 User's Guide. Cary, N.C.
- Schaaf, M.D., Sandberg, D.V., Schreuder, M.D., Riccardi, C.L. 2007. A conceptual framework for ranking crown fire potential in wildland fuelbeds. *Canadian Journal of Forest Research*, 37(12), 2464-2478. <https://doi.org/10.1139/X07-102>
- Scott, J.H., Reinhardt, E.D. 2001. *Assessing crown fire potential by linking models of surface and crown fire behavior*. USDA Forest Service Rocky Mountain Research Station, Research Paper RMRS-RP-29. <https://doi.org/10.2737/RMRS-RP-29>
- Skowronski, N.S., Clark, K.L., Duveneck, M., Hom, J. 2011. Three-dimensional canopy fuel loading predicted using upward and downward sensing LiDAR systems. *Remote Sensing of Environment*, 115(2), 703-714. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.10.012>
- Stocks, B.J., Alexander, M.E., Wotton, B.M., Stefner, C.N., Flannigan, M.D., Taylor, S.W. et al. 2004. Crown fire behaviour in a northern jack pine-black spruce forest. *Canadian Journal of Forest Research*, 34, 1548-1560.
- Streutker, D.R., Glenn, N.F. 2006. LiDAR measurement of sagebrush steppe vegetation heights. *Remote Sensing of Environment*, 102(1-2), 135-145. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.02.011>
- Van Wagner, C.E. 1977. Conditions for the start and spread of crown fire. *Canadian Journal of Forest Research*, 7, 24-34. <https://doi.org/10.1139/x77-004>
- Vega, J.A., Fernández, C., Jiménez, E., Ruiz-González, A.D. 2009. Impacto de un escenario de cambio climático sobre el peligro de incendios en Galicia. En: Pérez, V., Fernández, M., Gómez, J.L (Coor). *Evidencias e Impactos del Cambio Climático en Galicia*, 583-607. Xunta de Galicia. Santiago de Compostela.
- White, J.C., Wulder, M.A., Varhola, A., Vastaranta, M., Coops, N.C., Cook, B.D., Pitt, D., Woods, M. 2013. *A best practices guide for generating forest inventory attributes from airborne laser scanning data using an areabased approach* (Version 2.0). Natural Resources Canada, Canadian Forest Service, Canadian Wood Fibre Centre. <https://doi.org/10.5558/tfc2013-132>
- Williams, D.F. 1978. *Fuel properties before and after thinning in young radiata pine plantations*. Fire Management Branch. Department of Conservation and Environment. Research Report 3.
- Zaffalon, M. 2005. Credible classification for environmental problems. *Environmental Modelling and Software*, 20(8), 1003-1012. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2004.10.006>