



8º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

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



8CFE

Edita: Sociedad Española de Ciencias Forestales

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

**ISBN 978-84-941695-6-4**

© Sociedad Española de Ciencias Forestales

---

Organiza



## Estimación de la altura del complejo de combustible en comunidades de matorral desarbolado a partir de datos LiDAR de baja densidad

**ARELLANO-PÉREZ, S.<sup>1, 2</sup>, GUERRA-HERNÁNDEZ, J.<sup>3</sup>, BOTEQUIM, B.<sup>3, 4</sup>, ALONSO-REGO, C.<sup>1</sup>, LÓPEZ-FERNÁNDEZ, M.<sup>1</sup>, ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, J.G.<sup>1</sup>, GUILHERME-BORGES, J.<sup>3</sup> y RUIZ-GONZÁLEZ, A.D.<sup>1</sup>**

<sup>1</sup> Unidad de Gestión Ambiental y Forestal Sostenible (UXAFORES), Departamento de Ingeniería Agroforestal, Escuela Politécnica Superior de Ingeniería, Universidad de Santiago de Compostela, Benigno Ledo s/n, 27002 Lugo, España.

<sup>2</sup> AGRESTA Sociedad Cooperativa, c/ Duque de Fernán Nuñez 2, 28012 Madrid, Spain

<sup>3</sup> Forest Research Centre, School of Agriculture, University of Lisbon, Instituto Superior de Agronomia, Tapada da Ajuda, 1349-017, Lisbon, Portugal.

<sup>4</sup> ForestWISE - Collaborative Laboratory for Integrated Forest & Fire Management, Quinta de Prados, 5001-801 Vila Real, Portugal

### Resumen

Determinadas características estructurales de las comunidades de matorral, como la altura del complejo y la carga de combustible, afectan considerablemente al comportamiento del fuego. Por lo tanto, contar con una cartografía de estas variables, elaborada a partir de sensores remotos, puede suponer un gran avance en el uso de simuladores de comportamiento del fuego. En este estudio se pretende estimar la altura del complejo de combustible a partir de datos LiDAR de baja densidad en algunas de las comunidades de matorral desarboladas de la parte oriental de Galicia más afectadas por incendios. Para ello se llevaron a cabo inventarios no destructivos con mediciones de la altura de matorral en 17 parcelas cuadradas desbrozadas perimetralmente. El modelo de regresión lineal obtenido para estimar la altura media de matorral a partir de la métrica del percentil 99 de la distribución de altura de los retornos láser fue bueno, explicando el 88% de la variabilidad observada. Estos resultados deben considerarse como preliminares ya que sería conveniente contar con un mayor número de parcelas en los próximos vuelos LiDAR y una mayor densidad de puntos para la obtención de modelos más robustos.

### Palabras clave

Cartografía de combustibles, combustible forestal, altura de matorral, carga de combustibles, sensores remotos.

### 1. Introducción

El noroeste de la Península Ibérica (Galicia, Asturias, Castilla León, y norte de Portugal), es uno de los territorios europeos con más elevada presión de incendios y con mayor número de fuegos de origen antrópico e intencionados de Europa (SAN-MIGUEL-AYANZ et al., 2019). Además, respecto al total de España, Galicia es la comunidad autónoma con mayor número de incendios (29.2%), mayor superficie forestal quemada (22.5%) y mayor superficie arbolada quemada (28.1%) durante el periodo comprendido entre 2006 y 2015 (LÓPEZ-SANTALLA y LÓPEZ-GARCÍA, 2019). En dicho periodo, el 39.7% de la superficie quemada afectó a arbolado y el 60.3% a zonas de matorral desarbolado, a pesar de que estas ocupan una menor superficie (607 mil hectáreas, alrededor del 30% de la superficie forestal de Galicia según el MARM, 2011). Por ello, resulta crítico continuar aumentando el conocimiento de las características estructurales de los matorrales relacionadas con el comportamiento de fuego.

La carga del combustible (biomasa vegetal por unidad de área) en matorrales es considerada la variable de combustible más importante a la hora de predecir la propagación del fuego, y a su vez modelar su intensidad y severidad (KEANE, 2015). Dichas cargas de matorral se pueden obtener por métodos directos, es decir, mediante inventarios destructivos (BROWN et al., 1982; BONHAM, 2013).

También por métodos indirectos, mediante el uso de foto-guías o de modelos de combustible (ARELLANO et al. 2017a), o bien de ecuaciones de estimación, en función de dimensiones físicas de esos combustibles, de más fácil medición. La gran mayoría de ecuaciones existentes para estimar la carga de matorral tienen en cuenta solamente variables biométricas, y para obtener estos modelos se siguen básicamente dos aproximaciones de muestreo: a nivel de planta individual (CONTI et al., 2019; DE CÁCERES et al., 2019) y a nivel de comunidad de matorral. Nos centraremos en este último ya que es la tendencia más generalizada y actual en el noroeste de España (VEGA et al., 2022). Para el desarrollo de estos modelos alométricos a nivel comunidad, la mayoría de los autores utilizaron como variables predictoras solamente la altura media de matorral (FOGARTY & PEARCE, 2000; PEARCE et al., 2010; VEGA et al., 2022), la altura y cobertura (RUIZ-PEINADO et al., 2013; PASALODOS-TATO et al., 2015; MONTERO et al., 2020), o solamente la edad (Navarro-Cerrillo and Blanco-Oyonarte, 2006). Queda por tanto de manifiesto que la altura de matorral es una variable imprescindible para poder estimar la carga de combustible mediante el uso de las ecuaciones alométricas existentes (VEGA et al., 2022).

La tecnología LiDAR tiene un enorme potencial para adquirir mediciones tridimensionales directas y modelos de estimación de multitud de variables de árbol individual (GONZÁLEZ-FERREIRO et al., 2013; GUERRA-HERNÁNDEZ et al., 2016), y de la estructura forestal, como son las variables de rodal (HEVIA et al., 2016), los combustibles del dosel (MARINO et al., 2016; GONZÁLEZ-FERREIRO et al. 2017; BOTEQUIM et al., 2019) y los combustibles de superficie. El número de estudios de estos últimos son reducidos, y a continuación se hace mención a la mayor parte de trabajos encontrados sobre la temática desarrollados en comunidades de matorral en zonas mediterráneas (e.g. RIAÑO et al., 2007; ESTORNELL et al., 2011a, 2011b, 2012; LAMELAS-GRACIA et al., 2019), en paisajes semiáridos (STREUTKER et al., 2006; MITCHELL et al., 2011; LI et al., 2017), y en la tundra ártica (GREAVES et al., 2016). Por lo tanto, resultaría de utilidad contar con nuevos modelos de estimación de variables del combustible de superficie, tales como alturas, coberturas o cargas, o de clasificación de combustibles, a partir de dichas métricas LiDAR. Además de los modelos ajustados a partir de métricas LIDAR existen otros modelos que relacionen estas variables con datos procedentes de otros sensores remotos, tales como el escáner laser terrestre (TLS) (ROWELL et al., 2016; ALONSO-REGO et al., 2020, 2021), las imágenes de satélite (RIAÑO et al., 2002; VIANA et al., 2012; MARINO et al., 2016; ARELLANO-PÉREZ et al., 2018) o los drones (DÍAZ-VARELA, et al., 2018), ya sea de forma independiente o combinando varias tecnologías, hecho que nos podría permitir obtener modelos y cartografías más robustas.

## 2. Objetivos

En este estudio se pretende estimar la altura media del matorral a partir de datos LiDAR de baja densidad procedentes del vuelo del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (en adelante PNOA) de segunda cobertura, en algunas de las comunidades de matorral desarboladas de Galicia más afectadas por los incendios. Para ello, nos centraremos en un conjunto de parcelas desbrozadas perimetralmente en las que el vuelo LiDAR fue ligeramente posterior a los inventarios de campo.

## 3. Metodología

### 3.1. Parcelas

Se seleccionaron un total de 17 parcelas de las 55 iniciales del dispositivo experimental en los macizos orientales de Galicia cubiertos por brezales (Figura 1, izquierda) y repartidas entre el este de Lugo y el norte de Ourense y cuya distribución espacial se muestra en la Figura 2, izquierda. En cuanto a las comunidades de matorral presentes en las parcelas (Figura 1), la mayoría fueron brezales de porte alto (*Erica australis* L. como especie dominante) y en menor medida tojos (*Ulex europaeus* L. o *Ulex gallii* Planch. como especies principales) con un número de parcelas proporcional

a la superficie ocupada por cada una de estas comunidades de matorral en dichas provincias o en los territorios seleccionados (MARM, 2011). Todas estas comunidades se ven frecuentemente afectadas por incendios forestales en esta región. Además, se procuró que la muestra fuera representativa y cubriera un rango aceptable de la variabilidad de altura media de matorral siendo sus coberturas superiores al 90%, hecho habitual en las comunidades de matorral de Galicia. El espesor de hojarasca medio de estas parcelas fue de 3,71 cm.

Las parcelas fueron cuadradas de 2 x 2 metros, con los lados paralelos a la línea de máxima pendiente y a la curva de nivel, dentro de comunidades de matorral homogéneas. Estas fueron replanteadas con estacas de madera y jalones metálicos, y justo después se dispuso el transecto en el perímetro completo y en una diagonal interior de cada cuadrado con ayuda de la cinta métrica (Figura 2, derecha abajo). A continuación, con el cuadrado ya delimitado se procedió a desbrozar perimetralmente toda la vegetación exterior en una franja de 3 metros en el lado frontal y trasero y de 0,5 m en los lados laterales (Figura 1, derecha y Figura 2, derecha abajo). Por último, se tomaron las coordenadas del centro de cada parcela con un GPS subcentrimétrico.

En estas 17 parcelas seleccionadas la fecha de los trabajos de campo en las mismas estuvo comprendida entre el otoño de 2016 y el invierno de 2017, coincidiendo estas con la fecha de los vuelos LiDAR del PNOA de segunda cobertura del lote Galicia Este (agosto de 2016 a febrero de 2017). Además, las pasadas de estos vuelos LiDAR sobre las parcelas fue siempre posterior o inmediatamente después a los trabajos de campo (desbroce e inventario). Las parcelas descartadas no cumplieron estos requisitos ya que las pasadas de los vuelos fueron anteriores a los trabajos de campo, sobre todo las del lote Galicia Oeste y además presentaron un mayor desfase temporal.

### 3.2. Medición de variables estructurales

El transecto dispuesto en cada parcela se utilizó como referencia para medir, sobre la cinta graduada y cada 50 cm, la altura total de cada especie u especies interceptadas por el transecto. La altura total del matorral se determinó como la distancia vertical (cm) entre la superficie de la hojarasca y la parte superior del dosel vegetal. A partir de estas mediciones de altura total del matorral se obtuvieron los valores medios por parcela ( $\bar{h}_m$ ), cuyos estadísticos descriptivos se muestran en la Tabla 1.

*Tabla 1. Estadísticos descriptivos de las principales características de los combustibles. d.e.= desviación estándar, n= número de parcelas,  $\bar{h}_m$  = altura media del matorral.*

Var.	Estadístico	Valor (n=17)
$\bar{h}_m$ (cm)	Media (d.e.)	76.70 (27.23)
	Rango	34.84 - 122.82



Figura 1. Foto general de un brezal de *Erica australis* donde se instaló una de las parcelas (izquierda). Foto de una de las parcelas de 2 x 2 m en un tojal de *Ulex europaeus* con el desbroce perimetral hecho (derecha).

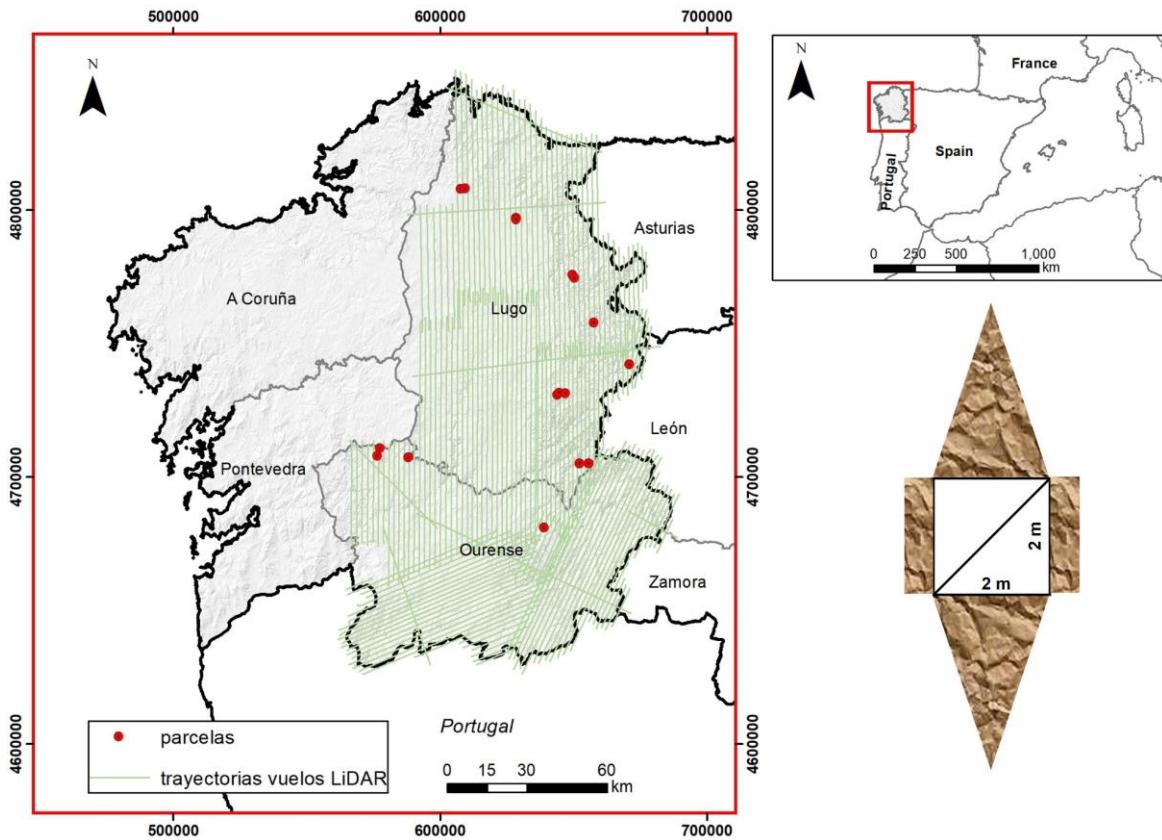


Figura 2. Localización geográfica de las 17 parcelas empleadas en este estudio y trayectorias del vuelo LiDAR PNOA de 2 cobertura (izquierda). Detalle de las parcelas cuadradas de 2 x 2 m (derecha abajo).

### 3.3. Datos LiDAR de baja densidad

El conjunto de datos del escáner láser aéreo (ALS) fueron los de segunda cobertura del vuelo LiDAR PNOA correspondientes con el lote Galicia Este (Figura 2, izquierda). Los bloques cuadrados de ALS de 2 km de lado se descargaron del servidor informático del CNIG (Centro Nacional de Información Geográfica) (<http://centrodedescargas.cnig.es/CentroDescargas/index.jsp>). Los sensores de escaneo utilizados para recoger los datos ALS en la zona de estudio fueron un LEICA ALS80 (Leica Geosystems AG, Alemania). La densidad de los datos LiDAR-PNOA fue de 0.5 puntos.m<sup>-2</sup> con una precisión vertical del barrido de 0.2 m y una precisión horizontal de 0.3 m.

Los conjuntos de datos ALS se procesaron utilizando el software Lastools (ISENBURG, 2020). Una descripción detallada de todo el flujo de trabajo de procesamiento de la nube de puntos ALS con dicho software se encuentra en PASCUAL et al., (2020). A modo de resumen, la nube de puntos fue filtrada e interpolada para generar un modelo digital del terreno (DTM) y un modelo digital de superficies (DSM), a partir de los cuales se calcularon las alturas normalizadas sobre el suelo. A partir de estas se calcularon 30 métricas LiDAR (Tabla 2) relacionadas con la distribución vertical de altura para cada una de las 17 parcelas, empleando para ello un buffer de 3 metros de radio generado desde el centro de cada cuadrado. Se decidió escoger este buffer ya que los alrededores del cuadrado fueron homogéneos en cuanto al matorral existente y además se necesita captar un mayor número de puntos del suelo gracias al desbroce. Además, se utilizaron los siguientes intervalos (0 – 0.2 m, 0.2 – 0.5 m, 0.5 – 2 m, 2 – 4 m) para separar los datos de las nubes de puntos en diferentes

conjuntos a la hora de extraer las métricas del número y porcentaje total de retornos láser. Todas estas métricas se utilizaron como variables predictoras en los ajustes.

Tabla 2. Resumen de las 30 métricas LiDAR relacionadas con la distribución de alturas extraídas de la nube de puntos de ALS con el software Lastools.

Variable	Descripción
$h_{\min}$	Altura mínima de la distribución de alturas de los retornos láser
$h_{\max}$	Altura máxima de la distribución de alturas de los retornos láser
$h_{\text{mean}}$	Altura media de la distribución de alturas de los retornos láser
$h_{qav}$	Altura media cuadrática de la altura media
$h_{SD}$	Desviación estándar de la distribución de alturas de los retornos láser
$h_{skw}$	Coeficiente de asimetría de la distribución de alturas de los retornos láser
$h_{kurt}$	Coeficiente de kurtosis de la distribución de alturas de los retornos láser
$h_{P01}, h_{P05}, h_{P20}, \dots, h_{P90}, h_{P99}$	Percentiles de las alturas de los retornos láser
$C_{0-0.2}, C_{0.2-0.5}, C_{0.5-2}, C_{2-4}$	Número de retornos láser entre 0 – 0.2 m, 0.2 – 0.5 m, 0.5 – 2 m, 2 – 4 m
$d_{0-0.2}, d_{0.2-0.5}, d_{0.5-2}, d_{2-4}$	Porcentaje total de retornos láser entre 0 – 0.2 m, 0.2 – 0.5 m, 0.5 – 2 m, 2 – 4 m
$cov$	Ratio entre el nº de primeros retornos por encima del suelo y el nº total de primeros retornos
$dns$	Ratio entre el nº total de retornos por encima del suelo y el nº total de retornos

### 3.4. Análisis estadístico

En primer lugar, se testaron modelos lineales, exponenciales, potenciales y logarítmicos para ajustar la altura media de matorral ( $Y$ ) del conjunto de parcelas a partir de las métricas LiDAR. A continuación, en función de los estadísticos de bondad de ajuste obtenidos en los diferentes modelos se seleccionó el mejor que fue el modelo de regresión lineal simple:

$$Y = \beta_0 + \beta_i \cdot X_i \quad [1]$$

donde  $\beta_0$  y  $\beta_i$  son los parámetros del modelo,  $\beta_0$  el término independiente y  $\beta_i$  el parámetro de cada variable independiente  $X_i$  que forme parte del modelo y que se seleccionan entre las métricas LiDAR.

Se seleccionó el mejor conjunto de variables independientes ( $X_i$ ) empleando el método stepwise. El ajuste se realizó con el programa IBM SPSS Statistics Versión 21.

Para analizar la bondad del ajuste se evaluó mediante análisis gráfico, representando los valores de  $\bar{h}_m$  observados frente a los predichos, los residuos frente a los valores predichos y también estimando tres estadísticos: el coeficiente de determinación ( $R^2$ ); la raíz del error medio cuadrático (REMC) y el valor relativo de la raíz del error medio cuadrático ( $rREMC$ ) frente al valor medio:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad [2]$$

$$REMC \text{ (cm)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{n - 1}} \quad [3]$$

$$rREMC(\%) = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 / (n - 1)}}{\bar{y}} \cdot 100 \quad [4]$$

donde  $y_i$ ,  $\hat{y}_i$  e  $\bar{y}$  son los valores observado, predicho y medio de la variable dependiente y  $n$  es el número de datos empleados en el ajuste.

#### 4. Resultados

La Tabla 3 muestra la ecuación de regresión lineal para la estimación de la altura media de matorral ( $\bar{h}_m$ ), obtenida a partir de métricas LiDAR para el conjunto total de parcelas ( $n = 17$ ). En ningún caso se observaron problemas de multicolinealidad ni de heteroscedasticidad y todos los parámetros, tanto el término independiente como el del modelo, fueron significativos ( $\alpha=0.05$ ).

Tabla 3. Ecuación ajustada ( $n = 17$ ) para estimar la altura media de matorral ( $\bar{h}_m$ ).  $R^2$  es el coeficiente de determinación del ajuste de la recta de la figura, REMC es la raíz del error medio cuadrático y  $rREMC$  el relativo de la raíz del error medio cuadrático.

Ecuación	$R^2$	REMC (cm)	$rREMC$ (%)
$\bar{h}_m \text{ (cm)} = 36.56 + 0.6617 h_{p99}$	0.886	9.482	12.361

El mejor modelo de  $\bar{h}_m$  se obtuvo con el percentil 99 de la altura de los retornos laser ( $h_{p99}$ ) como variable independiente y explicó el 89% de variabilidad observada con un REMC de 9.4 cm y un  $rREMC$  del 12.4 % (Tabla 3).

Con anterioridad a la obtención de este modelo de regresión lineal, se exploraron otras relaciones entre estas mismas variables ( $\bar{h}_m$  y  $h_{p99}$ ), pero se obtuvieron peores estadísticos de bondad del ajuste. Por ejemplo, entre otros, se ajustó un modelo lineal sin término independiente con un valor de REMC de 23.1 cm (143.7 % de incremento respecto al mejor modelo obtenido) y se ajustó también un modelo potencial con un valor de REMC de 11.1 cm (17.1 % de incremento).

En la Figura 3 se muestra la gráfica de valores observados frente a valores predichos para la  $\bar{h}_m$ . Sobre esta gráfica se ha representado tanto la diagonal (recta 1:1) como la recta ajustada relacionando los valores observados con los predichos, que coinciden totalmente, como se puede observar por los valores de los parámetros de dicha recta observados-predichos, con un término independiente prácticamente igual a 0 (-0.0024) y una pendiente muy cercana a 1 (1.0001), por lo que el modelo no presenta sesgo en sus estimaciones (ni subestima ni sobreestima).

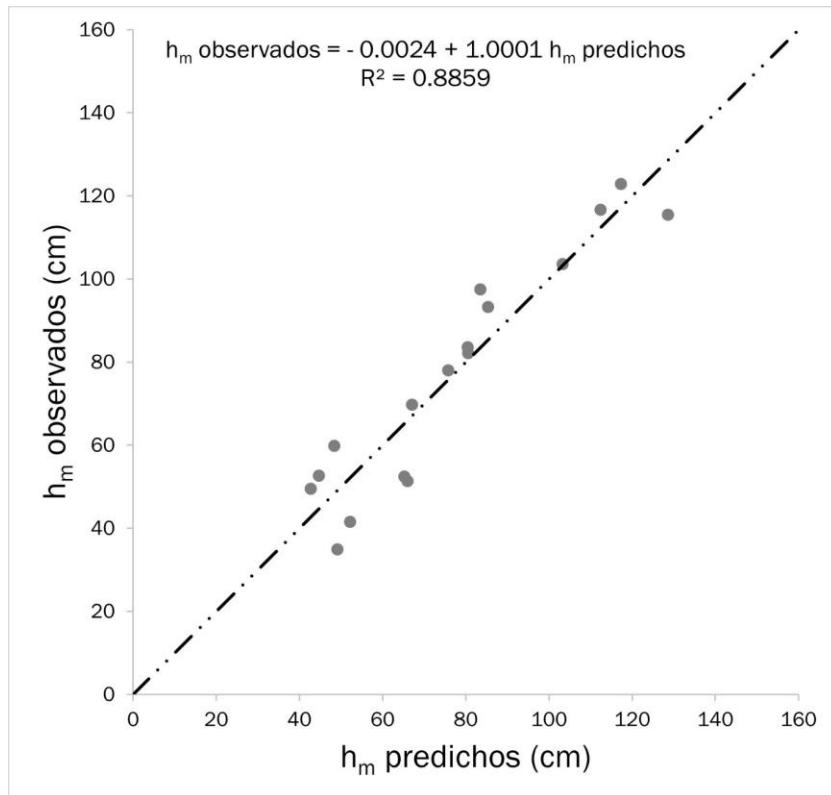


Figura 3. Valores observados frente a valores predichos de las alturas medias de matorral ( $hm$ , cm) para el conjunto total de parcelas. Tanto la diagonal (recta 1:1) como la línea de la recta ajustada coinciden.  $R^2$  es el coeficiente de determinación del ajuste.

## 5. Discusión

El presente estudio aporta una singularidad respecto al resto de trabajos similares que se pueden encontrar, y es el hecho de que el conjunto de parcelas utilizadas han sido desbrozadas durante los trabajos de campo con anterioridad a la pasada del vuelo LiDAR. Esto posibilita que se tenga un mayor número de retornos en el suelo y se pueda obtener un MDT y alturas normalizadas más precisas.

Es por ello por lo que los estadísticos de bondad del ajuste de los modelos de estimación de la altura media de matorral ( $\bar{h}_m$ ) obtenidos en los estudios que se mencionan a continuación han sido inferiores a los del presente trabajo, a pesar de la mayor densidad de puntos de los datos LiDAR utilizados. Por ejemplo, para comunidades de matorral similares a las del estudio en brezales atlánticos de *E. australis* (centro de Portugal), el modelo de  $\bar{h}_m$  ( $n = 33$ ) desarrollado por RIAÑO et al. (2007), en función del percentil de altura 90, obtuvo un valor de  $R^2 = 0.48$  ( $REMC = 18$  cm) con una densidad espacial del vuelo de 3.5 puntos/m<sup>2</sup>. En paisajes semiáridos dominados por *Artemisia* sp. (noroeste de EE. UU.), el modelo de  $\bar{h}_m$  desarrollado por STREUTKER & GLENN (2006), a partir de métricas LiDAR, obtuvo un  $R^2 = 0.41$  para una densidad de 1.2 puntos/m<sup>2</sup>; y el modelo de  $\bar{h}_m$  desarrollado por MITCHELL et al. (2011), en función del máximo de la altura de la nube de puntos obtuvo un  $R^2 = 0.86$  ( $REMC = 34.9$  cm) con 9.46 puntos/m<sup>2</sup>. En vegetación bajo arbolado como es lógico los estadísticos de bondad del ajuste fueron aún más bajos que los del presente trabajo, dada la dificultad extra de penetrar el dosel arbóreo. Por ejemplo, en el estudio de realizado por ALONSO-REGO et al. (2022) también en la región de Galicia y con datos LiDAR del PNOA, en los modelos de altura de vegetación bajo arbolado se observaron valores de  $R^2$  de 0.32 y de 0.42 con modelos construidos con metodologías no paramétricas como MARS (*Multivariate Adaptive Regression Splines*) y SVM-R (*Support Vector Machines - Radial*), respectivamente.

Otros estudios se enfocaron en modelizar directamente la carga de matorral, obtenida en la mayoría de los casos mediante inventarios destructivos, a partir de métricas LiDAR. Estos presentaron estadísticos de bondad del ajuste del mismo orden que los modelos de estimación de  $\bar{h}_m$  comentados en el párrafo anterior. Por ejemplo, en comunidades de matorral mediterráneas de *Quercus coccifera* (este de España), se pueden destacar los estudios de ESTORNELL et al., (2011a, b) que ajustaron modelos de carga de matorral a partir de métricas LiDAR relacionadas con la altura ( $R^2 = 0.67$ ) y en función del percentil 95 de altura ( $R^2 = 0.48$ ) para una densidad entre 4-8 puntos/m<sup>2</sup>, respectivamente. Los mismos autores en este último estudio también ajustaron los modelos de carga de matorral a partir del percentil 95 con valores de  $R^2 = 0.26$  con 4 puntos/m<sup>2</sup> y de  $R^2 = 0.68$  con 8 puntos/m<sup>2</sup>. En matorrales de la tundra ártica (norte EE. UU.), GREAVES et al. (2016) desarrolló un modelo RF (Random Forest) de estimación de carga de matorral a partir de métricas LiDAR relacionadas con el dosel ( $R^2 = 0.61$  con 14 puntos/m<sup>2</sup>) y por último en ecosistemas dominados por *Artemisia* sp. (noroeste EE. UU.), Li et al. (2017) desarrollaron también modelos RF de estimación de la carga de matorral a partir de métricas LiDAR relacionadas con la altura cuyos valores de  $R^2$  oscilaron entre 0.64 y 0.73 según la diferente resolución con una densidad de 8 puntos/m<sup>2</sup>.

Por otro lado, si comparamos el modelo de  $\bar{h}_m$  obtenido en el presente estudio, a partir de datos del escáner láser aéreo (ALS), con el modelo de (ALONSO-REGO et al., 2020) que utiliza datos del escáner láser terrestre (TLS) se pueden extraer reflexiones interesantes. Este trabajo se basa en el mismo dispositivo experimental, pero en este caso se utiliza el dataset completo de parcelas (n=55). Los autores del mismo ajustaron la  $\bar{h}_m$  a partir de un par de métricas TLS relacionadas con la distribución de alturas y obtuvieron un valor de  $R^2$  de 0.91 (REMC = 9.2 cm). A pesar de haberse utilizado una muestra más amplia, en todas estas parcelas fue necesario realizar un desbroce previo al escaneo con el láser terrestre y por lo tanto se pueden comparar los estadísticos de bondad del ajuste de ambos trabajos. Cabría esperar una mayor reducción de la variabilidad observada en los modelos de  $\bar{h}_m$  obtenidos con ALS en relación con los del TLS, pero han sido bastante similares, si bien es cierto que al ser la muestra pequeña podría resultar engañoso. En otro estudio también con TLS, pero en este caso en ecosistemas dominados por *Artemisia* sp. (este EE. UU.), VIERLING et al. (2013) reportaron valores de  $R^2 = 0.94$  para su modelo de estimación de  $\bar{h}_m$ .

No cabe duda de que en un futuro será necesario realizar nuevos estudios en donde se evalúe el potencial de los datos LiDAR para estimar la  $\bar{h}_m$  o la carga de matorral también en parcelas sin desbrozar. Todo parece indicar que los estadísticos de bondad de ajuste que se obtengan serán inferiores, tal y como ha quedado patente en la comparativa de estudios iniciales, probablemente debido a la dificultad de penetrar estas comunidades de matorral tan densas y tupidas utilizando datos LiDAR de baja densidad recogidos desde una plataforma aérea.

## 6. Conclusiones

Las principales conclusiones de este trabajo son las siguientes:

- Estos resultados deben considerarse como preliminares ya que sería conveniente contar con un mayor número de parcelas en los próximos vuelos LiDAR y una mayor densidad de puntos para la obtención de modelos más robustos.
- El modelo obtenido podría resultar de utilidad de cara a calcular las alturas de matorral e indirectamente las cargas en zonas cercanas a los habituales desbroces que se llevan a cabo con fines preventivos de incendios y de refugio de fauna entre otros.
- Se debe prestar atención a la comparativa del escáner laser terrestre frente al escáner laser aéreo ya que sorprendentemente presentaron similares variabilidades explicadas, y además este último dispone de la ventaja de que se escanea toda la región con frecuencia.

- Se podría explorar la obtención de un modelo de estimación de altura media de matorral para cada comunidad de matorral.
- Es crítico estudiar el potencial del escáner láser aéreo para estimar la altura media de matorral también en zonas sin desbrozar ya que no habría este limitante y el estudio sería más aplicable.
- Además de la altura media de matorral, se debería también explorar el ajuste de la carga de combustible a partir de métricas LiDAR de forma directa.

## 7. Agradecimientos

Esta investigación se inició durante una estancia del primer autor en el Instituto Superior de Agronomía (Universidad de Lisboa, Portugal), apoyada por el grupo de investigación UXAFORES (GI-1837) de la Universidad de Santiago de Compostela y por el Grupo Estratégico BioReDes (ED431E 2018/09) financiado por la Xunta de Galicia.

El presente trabajo ha sido financiado por los siguientes proyectos de investigación: i) GEPRIF (RTA 2014-00011-C04: Reducción de la severidad del fuego mediante nuevas herramientas y tecnologías para la gestión integrada de la protección contra incendios forestales) del Ministerio de Economía y Competitividad; ii) VIS4FIRE (RTA 2017-0042-C05-05: Vulnerabilidad integral de los sistemas forestales frente a incendios: implicaciones en las herramientas de gestión forestal) del Ministerio de Economía, Industria y Competitividad.

## 8. Bibliografía

ALONSO-REGO, C.; ARELLANO-PÉREZ, S.; CABO, C.; ORDOÑEZ, C.; ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, J. G.; DÍAZ-VARELA, R. A.; RUIZ-GONZÁLEZ, A. D. 2020. Estimating Fuel Loads and Structural Characteristics of Shrub Communities by Using Terrestrial Laser Scanning. *Remote Sens.*, 12 (3704), 1–21. <https://doi.org/10.3390/rs12223704>.

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

ARELLANO, S.; VEGA, J. A.; RUÍZ, A. D.; ARELLANO, A.; ÁLVAREZ, J. G.; VEGA, D.; PÉREZ, E. 2017a. Foto-Guía de Combustibles Forestales de Galicia y Comportamiento Del Fuego Asociado; Andavira Editora S. L.: Santiago de Compostela, España.

ARELLANO-PÉREZ, S.; CASTEDO-DORADO, F.; LÓPEZ-SÁNCHEZ, C. A.; GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; YANG, Z.; DÍAZ-VARELA, R. A.; ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, J. G.; VEGA, J. A.; RUIZ-GONZÁLEZ, A. D. 2018. Potential of Sentinel-2A Data to Model Surface and Canopy Fuel Characteristics in Relation to Crown Fire Hazard. *Remote Sens.*, 10 (1645), 1–23. <https://doi.org/10.3390/rs10101645>.

BONHAM, C. D. 2013. Measurements for Terrestrial Vegetation, 2nd Edition; Wiley-Blackwell: Oxford, OX, Reino Unido,

BOTEQUIM, B.; FERNANDES, P. M.; BORGES, J. G.; GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; GUERRA-HERNÁNDEZ, J. 2019. Improving Silvicultural Practices for Mediterranean Forests through Fire Behaviour Modelling Using LiDAR-Derived Canopy Fuel Characteristics. *Int. J. Wildl. Fire*, 28 (11), 823–839. <https://doi.org/10.1071/WF19001>.

BROWN, J. K.; OBERHEU, R. D.; JOHNSTON, C. M. 1982. Handbook for Inventorying Surface Fuels as Biomass in the Interior West.; Gen. Tech. Rep. INT-129. Ogden, Utah: US Department of Agriculture, Forest Service, Intermountain Forest and Range Experiment Station. 48 p., <https://doi.org/10.2737/INT-GTR-129>.

CONTI, G.; GORNÉ, L. D.; ZEBALLOS, S. R.; LIPOMA, M. L.; GATICA, G.; KOWALJOW, E.; WHITWORTH-HULSE, J. I.; CUCHIETTI, A.; POCA, M.; PESTONI, S.; FERNANDES, P. M. 2019. Developing Allometric Models to Predict the Individual Aboveground Biomass of Shrubs Worldwide. *Glob. Ecol. Biogeogr.*, 28 (7), 961–975. <https://doi.org/10.1111/geb.12907>.

DE CÁCERES, M.; CASALS, P.; GABRIEL, E.; CASTRO, X. 2019. Scaling-up Individual-Level Allometric Equations to Predict Stand-Level Fuel Loading in Mediterranean Shrublands. *Ann. For. Sci.*, 76 (87). <https://doi.org/10.1007/s13595-019-0873-4>.

DÍAZ-VARELA, R. A.; CALVO IGLESIAS, S.; CILLERO CASTRO, C.; DÍAZ VARELA, E. R. 2018. Sub-Metric Analysis of Vegetation Structure in Bog-Heathland Mosaics Using Very High Resolution Rpas Imagery. *Ecol. Indic.*, 89 (April 2017), 861–873. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2017.11.068>.

ESTORANEL, J.; RUIZ, L. A.; VELÁZQUEZ-MARTÍ, B.; FERNÁNDEZ-SARRÍA, A. 2011. Estimation of Shrub Biomass by Airborne LiDAR Data in Small Forest Stands. *For. Ecol. Manage.*, 262 (9), 1697–1703. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.07.026>.

ESTORANEL, J.; RUIZ, L. A.; VELÁZQUEZ-MARTÍ, B.; HERMOSILLA, T. 2012. Estimation of Biomass and Volume of Shrub Vegetation Using LiDAR and Spectral Data in a Mediterranean Environment. *Biomass and Bioenergy*, 46, 710–721. <https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2012.06.023>.

ESTORANEL, J.; RUIZ, L. A.; VELÁZQUEZ-MARTÍ, B.; HERMOSILLA, T. 2011. Analysis of the Factors Affecting Lidar Dtm Accuracy in a Steep Shrub Area. *Int. J. Digit. Earth*, 4 (6), 521–538. <https://doi.org/10.1080/17538947.2010.533201>.

FOGARTY, L. G.; PEARCE, H. G. 2000. Draft Field Guides for Determining Fuel Loads and Biomass in New Zealand Vegetation Types. *Fire Technol. Transf. Note*, No. March.

GONZALEZ-FERREIRO, E.; MIRANDA, D.; BARREIRO-FERNANDEZ, L.; BUJAN, S.; GARCIA-GUTIERREZ, J.; DIEGUEZ-ARANDA, U. 2013. Modelling Stand Biomass Fractions in Galician Eucalyptus Globulus Plantations by Use of Different LiDAR Pulse Densities. *For. Syst.*, 22 (3), 510–525. <https://doi.org/10.5424/fs/2013223-03878>.

GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; ARELLANO-PÉREZ, S.; CASTEDO-DORADO, F.; HEVIA, A.; VEGA, J. A.; VEGA-NIEVA, D.; ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, J. G.; RUIZ-GONZÁLEZ, A. D. 2017. Modelling the Vertical Distribution of Canopy Fuel Load Using National Forest Inventory and Low-Density

Airbone Laser Scanning Data. *PLoS One*, 12 (4), 1–21.  
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0176114>.

GREAVES, H. E.; VIERLING, L. A.; EITEL, J. U. H.; 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 Sens. Environ.*, 184, 361–373.  
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.07.026>.

GUERRA-HERNÁNDEZ, J.; GÖRGENS, E. B.; GARCÍA-GUTIÉRREZ, J.; RODRIGUEZ, L. C. E.; TOMÉ, M.; GONZÁLEZ-FERREIRO, E. 2016. Comparison of ALS Based Models for Estimating Aboveground Biomass in Three Types of Mediterranean Forest. *Eur. J. Remote Sens.*, 49, 185–204. <https://doi.org/10.5721/EuJRS20164911>.

ISENBURG, M. 2020. LAStools-Efficient Tools for LiDAR Processing (Version 200216, Academic).

KEANE, R. E. 2015. Wildland Fuel Fundamentals and Applications; New York, US: Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-09015-3>.

LAMELAS-GRACIA, M. T.; RIAÑO, D.; USTIN, S. A. 2019. LiDAR Signature Library Simulated from 3-Dimensional Discrete Anisotropic Radiative Transfer (DART) Model to Classify Fuel Types Using Spectral Matching Algorithms. *GIScience Remote Sens.*, 56 (7), 988–1023.  
<https://doi.org/10.1080/15481603.2019.1601805>.

LI, A.; DHAKAL, S.; GLENN, N. F.; SPAETE, L. P.; SHINNEMAN, D. J.; PILLIOD, D. S.; ARKLE, R. S.; MCILROY, S. K. 2017. Lidar Aboveground Vegetation Biomass Estimates in Shrublands: Prediction, Uncertainties and Application to Coarser Scales. *Remote Sens.*, 9 (903).  
<https://doi.org/10.3390/rs9090903>.

LÓPEZ-SANTALLA, A.; LÓPEZ-GARCIA, M. 2019. Los Incendios Forestales En España. Decenio 2006-2015; Ministerio de Agricultura, Pesca y Alimentación Secretaría General Técnica Impresión, Madrid. 166 p.

MARINO, E.; MONTES, D. DE; VEGA, P.; TOMÉ, J. 2016. Cartografía de Alta Resolución de Modelos de Combustible Forestal: Metodología de Bajo Coste Basada En Datos LIDAR. *Forestia*, 65, 34–62.

MARINO, E.; RANZ, P.; TOMÉ, J. L.; NORIEGA, M. Á.; ESTEBAN, J.; MADRIGAL, J. 2016. Generation of High-Resolution Fuel Model Maps from Discrete Airborne Laser Scanner and Landsat-8 OLI: A Low-Cost and Highly Updated Methodology for Large Areas. *Remote Sens. Environ.*, 187, 267–280. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.020>.

MARM. 2011. Cuarto Inventario Forestal Nacional. Galicia; Dirección General de Medio Natural y Política Forestal. Mininisterio de Medio Ambiente y Medio Rural y Marino. 49 p.

MITCHELL, J. J.; GLENN, N. F.; SANKEY, T. T.; DERRYBERRY, DE W. R.; ANDERSON, M. O.; HRUSKA, R. C. 2011. Small-Footprint Lidar Estimations of Sagebrush Canopy Characteristics. *Photogramm. Eng. Remote Sensing*, 77 (5), 521–530.  
<https://doi.org/10.14358/PERS.77.5.521>.

MONTERO, G.; LÓPEZ-LEIVA, C.; RUIZ-PEINADO, R.; LÓPEZ-SENESPLEDA, E.; ONRUBIA, R.; PASALODOS, 2020. M. Producción de Biomasa y Fijación de Carbono Por Los Matorrales Españoles y Por El Horizonte Orgánico Superficial de Los Suelos Forestales.

NAVARRO-CERRILLO, R. M.; BLANCO-OYONARTE, P. 2006. Estimation of Above-Ground Biomass in Shrubland Ecosystems of Southern Spain. *Investig. Agrar. Sist. y Recur. For.*, 15 (2), 197–207. <https://doi.org/10.5424/srf/2006152-00964>.

PASALODOS-TATO, M.; RUIZ-PEINADO, R.; DEL RÍO, M.; MONTERO, 2015. G. Shrub Biomass Accumulation and Growth Rate Models to Quantify Carbon Stocks and Fluxes for the Mediterranean Region. *Eur. J. For. Res.*, 134 (3), 537–553. <https://doi.org/10.1007/s10342-015-0870-6>.

PASCUAL, A.; GUERRA-HERNÁNDEZ, J.; COSENZA, D. N.; SANDOVAL, V. 2020. The Role of Improved Ground Positioning and Forest Structural Complexity When Performing Forest Inventory Using Airborne Laser Scanning. *Remote Sens.*, 12 (3). <https://doi.org/10.3390/rs12030413>.

PEARCE, H. G.; ANDERSON, W. R.; FOGARTY, L. G.; TODOROKI, C. L.; ANDERSON, S. A. J. 2010. Linear Mixed-Effects Models for Estimating Biomass and Fuel Loads in Shrublands. *Can. J. For. Res.*, 40 (10), 2015–2026. <https://doi.org/10.1139/X10-139>.

RIAÑO, D.; CHUVIECO, E.; SALAS, J.; PALACIOS-ORUETA, A.; BASTARRIKA, A. 2002. Generation of Fuel Type Maps from Landsat TM Images and Ancillary Data in Mediterranean Ecosystems. *Can. J. For. Res.*, 32 (8), 1301–1315. <https://doi.org/10.1139/x02-052>.

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. *Int. J. Wildl. Fire*, 16 (3), 341–348. <https://doi.org/10.1071/WF06003>.

ROWELL, E. M.; SEIELSTAD, C. A.; OTTMAR, R. D. 2016. Development and Validation of Fuel Height Models for Terrestrial Lidar - RxCADRE 2012. *Int. J. Wildl. Fire*, 25 (1), 38–47. <https://doi.org/10.1071/WF14170>.

RUIZ-PEINADO, R.; MORENO, G.; JUAREZ, E.; MONTERO, G.; ROIG, S. 2013. The Contribution of Two Common Shrub Species to Aboveground and Belowground Carbon Stock in Iberian Dehesas. *J. Arid Environ.*, 91, 22–30. <https://doi.org/10.1016/j.jaridenv.2012.11.002>.

SAN-MIGUEL-AYANZ, J.; DURRANT, T.; BOCA, R.; LIBERTÀ, G.; BRANCO, A.; DE RIGO, D.; DAVIDE FERRARI, P. M.; ARTÉS VIVANCOS, T.; OOM, D.; PFEIFFER, H.; NUIJTEN, D.; LERAY, T. 2019 Forest Fires in Europe, Middle East and North Africa 2018; Joint Research Centre Technical Report. EUR 29856 EN. 164 p. <https://doi.org/10.2760/1128>.

STREUTKER, D. R.; GLENN, N. F. 2006. LiDAR Measurement of Sagebrush Steppe Vegetation Heights. *Remote Sens. Environ.*, 102 (1–2), 135–145. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.02.011>.

VEGA, J. A.; ARELLANO-PÉREZ, S.; ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, J. G.; FERNÁNDEZ, C.; JIMÉNEZ, E.; FERNÁNDEZ-ALONSO, J. M.; VEGA-NIEVA, D. J.; BRIONES-HERRERA, C.; ALONSO-REGO, C.; FONTÚRBEL, T.; RUIZ-GONZÁLEZ, A. D. 2022. Modelling Aboveground Biomass and Fuel Load Components at Stand Level in Shrub Communities in NW Spain. *For. Ecol. Manage.*, 505, 119926. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.119926>.

VIANA, H.; ARANHA, J.; LOPES, D.; COHEN, W. B. 2012. Estimation of Crown Biomass of Pinus Pinaster Stands and Shrubland Above-Ground Biomass Using Forest Inventory Data, Remotely Sensed Imagery and Spatial Prediction Models. *Ecol. Modell.*, 226, 22–35. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2011.11.027>.

VIERLING, L. A.; XU, Y.; EITEL, J. U. H.; OLDOW, J. S. 2013. Shrub Characterization Using Terrestrial Laser Scanning and Implications for Airborne LiDAR Assessment. *Can. J. Remote Sens.*, 38 (6), 709–722. <https://doi.org/10.5589/m12-057>.