



**2025** | **16-20**  
**GIJÓN** | **JUNIO**

**9º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL**

# 9CFE-1948

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

Organiza





## Estimación de biomasa en árboles extramaduros: una nueva metodología basada en el escaneado láser terrestre

MENÉNDEZ-MIGUÉLEZ, M. (1), CABO, C. (2,3), MADRIGAL, G. (1), DEL RÍO, M. (1), GIULIONI, F. (4), CALAMA, R. (1)

(1) Departamento de Dinámica y Gestión Forestal. ICIFOR (INIA-CSIC). Ctra. La Coruña km 7,55. 28040 Madrid (menendez.maria@inia.csic.es)

(2) Centro de Investigación del fuego, Universidad Swansea, Singleton Campus, Swansea SA2 8PP, Reino Unido

(3) Departamento de Explotación y Prospección de Minas. Universidad de Oviedo. Campus de Mieres. 33600

(4) Departamento de Ciencias Agrarias, Alimentarias y Ambientales. Università Politecnica delle Marche. Ancona, Italia.

### Resumen

Los árboles extramaduros juegan un papel clave frente el cambio climático, no solo por su capacidad para capturar y almacenar carbono, sino también por los múltiples beneficios ecológicos que ofrecen. Entre estos se incluyen la creación de hábitats diversos y la regulación del ciclo hidrológico y las temperaturas, especialmente en entornos urbanos. Dada la singularidad de estos árboles, los métodos tradicionales de cubicación y estimación de biomasa mediante apeo y muestreo destructivo no son viables. Para abordar este desafío, se ha utilizado el escaneado láser terrestre (TLS) como herramienta para estimar con precisión el volumen y la biomasa total del fuste.

Se escanearon 35 ejemplares, incluyendo *Pinus halepensis* (14), *Pinus pinaster* (11) y *Quercus pyrenaica* (10), algunos de los cuales fueron sometidos a muestreo destructivo total. El algoritmo TreeQSM permitió ajustar con precisión el volumen de los fustes mediante la extracción de secciones y el cálculo automático de diámetros. Los modelos proporcionaron predicciones precisas en todas las variables y especies analizadas. Se sientan las bases para aplicar esta metodología con otras especies y algoritmos empleados con nubes de puntos, siempre que se disponga de datos reales tomados en campo.

### Palabras clave

Muestreo no destructivo, TLS, ratio de biomasa, TreeQSM, cálculo automático

### 1. Introducción

La gestión forestal se plantea actualmente preguntas en aspectos como la relevancia y los tratamientos en masas maduras o no gestionadas, el decaimiento y los procesos de mortalidad, o la búsqueda de una mejor complejidad estructural. Esta situación se debe a los nuevos paradigmas de multifuncionalidad y la gestión próxima a la naturaleza, bajo los nuevos escenarios de cambio global.



En las últimas décadas ha crecido el interés en la estimación del stock de carbono de los bosques debido a su rol en la captura y almacenamiento de CO<sub>2</sub> atmosférico, y así se ha plasmado en acuerdos internacionales como los requerimientos de UNFCCC (Convención Marco de las Naciones Unidas para el Cambio Climático) que se actualizan continuamente a partir de las Conferencias de partes (COP). La estimación del stock de carbono y los flujos es esencial para comprender el estado actual y futuro de los bosques en el contexto del ciclo global de carbono en respuesta a los cambios en las condiciones climáticas y usos del suelo (POUDEL & TEMESGEN 2016b).

La zona occidental de Europa presenta una larga historia de gestión forestal que ha moldeado el paisaje y la estructura forestal a nivel local. Como resultado de esta gestión, menos del 4% de los bosques del hemisferio norte se consideran actualmente bosques primarios (THIES et al., 2011). La desaparición a nivel internacional de bosques primarios, naturales, no gestionados o maduros genera una gran preocupación (FAO 2010) y diferentes organismos consideran que es urgente proceder a su conservación (WIRTH et al., 2009). Los bosques maduros son sumideros de carbono. Sin embargo, no están protegidos por ningún tratado internacional porque se ha considerado tradicionalmente que los bosques dejan de acumular carbono con el tiempo. Estudios como los realizados por LITVAK et al. (2003), BOND-LAMBERTY et al. (2004) o CAMPBELL et al. (2004), concluyeron que el secuestro de carbono de los bosques disminuye tras un máximo a mitad de ciclo. Sin embargo, LUYSSAERT et al. (2008) afirmaron que entre los 15 y 800 años, la productividad neta de los ecosistemas (balance neto de carbono forestal incluyendo el suelo) es generalmente positiva. Sus resultados permitieron demostrar que los bosques maduros continúan acumulando carbono. De hecho, se infraestima frecuentemente el crecimiento en las masas con edades avanzadas, incluso bajo condiciones estables. Sin embargo, los actuales cambios ambientales pueden contribuir a su persistencia o al aumento de crecimiento, especialmente en estos árboles de edades avanzadas (PRETZSCH, 2020).

La biomasa total disponible afecta al ciclo de carbono, la acumulación de combustible, la localización de nutrientes en el suelo o los entornos de hábitat de vida silvestre (LU, 2005). Su distribución en componentes dentro del árbol depende de la especie, localización geográfica, edad, tamaño del árbol, densidad de la masa o gestión de la misma (JENKINS et al., 2003; POORTER et al., 2012; TUMWEBAZE et al., 2013). Tradicionalmente, esta biomasa se ha estimado a partir de modelos alométricos que relacionan variables medidas en campo con los diferentes componentes de biomasa, a nivel de árbol individual o masa, utilizando modelos similares para todas las componentes (BRAVO et al., 2011; FORRESTER et al., 2017; MENÉNDEZ-MIGUÉLEZ et al., 2013, 2021; RUIZ-PEINADO et al., 2011, 2012; USOLTSEV et al., 2018; WANG et al., 2018). El principal inconveniente de este procedimiento es el elevado coste en tiempo y dinero que supone. Además, este problema se agrava cuando se trata de árboles monumentales o árboles en zonas protegidas (WEISKITTEL et al., 2015).

En los últimos años, varios estudios han abordado la estimación de biomasa sin muestreos destructivos, basándose en la utilización de nuevas tecnologías como el



escaneado láser terrestre (TLS) o el láser aéreo (Airborne LiDAR) (DISNEY et al., 2018; METZ et al., 2013; STOVALL et al., 2018). Estas metodologías requieren de una muestra independiente de árboles cortados que permitan calibrar los modelos, así como un complicado pre-procesado y análisis de los datos antes del desarrollo de los modelos. Sin embargo, estas nuevas técnicas hacen posible realizar caracterizaciones estructurales completas de los sistemas forestales, analizar los defectos externos de la madera o estudiar la geometría de los árboles (DASSOT et al., 2011).

## 2. Objetivos

El objetivo de este estudio fue analizar el potencial del escaneado láser terrestre para la estimación precisa del volumen y la biomasa de fuste y total en árboles extra-maduros.

## 3. Metodología 3.1. Sitios experimentales

Los tres sitios experimentales se encuentran en el centro de la Península Ibérica. El primero de ellos se localiza en el T.M de Valdilecha (Madrid, 4461612N, 475239W ETRS89 H30), el segundo en el T.M. de Alcazarén (provincia de Valladolid, 4581202N, 362695W ETRS89 H30), y el último en el T.M. de Espinosa de los Monteros (provincia de Burgos, 4768304N, 456589W ETRS89 H30).

Gracias a los trabajos de cortas planeados por los servicios forestales de las diferentes regiones, se pudieron seleccionar un total de 35 árboles para este estudio: 14 *Pinus halepensis* Mill. en Madrid, 11 *Pinus pinaster* subs. *mesogeensis* en Valladolid, y 10 *Quercus pyrenaica* Willd.

### 3.2. Escaneado láser

Para cada árbol seleccionado, se llevaron a cabo varios escaneados alrededor del mismo (360°) para crear un modelo digital completo de su estructura. Los escaneados se realizaron con un escáner FARO Focus3D M70, estableciendo los siguientes ajustes: ángulo horizontal 360°, ángulo vertical 120°, imágenes a color, resolución ¼, calidad 2x. Estos ajustes proporcionan aproximadamente una resolución de 6.1 mm para una distancia de 10 m, con un tiempo medio de escaneo de 5 minutos.

Se seleccionaron las posiciones de escaneo alrededor de cada árbol, asegurando la clara visualización en todas las direcciones, tanto de la copa como del fuste. Se colocaron seis esferas en postes de diferentes alturas alrededor de cada uno de los árboles, asegurándose que al menos cuatro de esas esferas eran visibles desde cada uno de los cuatro o cinco posicionamientos alrededor del árbol. Estas esferas son

los puntos de referencia que permiten unir las diferentes nubes de puntos obtenidas en cada uno de los posicionamientos alrededor del árbol. La Figura 1 muestra el proceso de escaneo en campo de uno de los ejemplares (*P. pinaster*) y la comparativa fotografía-nube de puntos de un ejemplar de *Q. pyrenaica*. Todos los escaneos se realizaron en condiciones de ausencia de viento para minimizar el error debido al movimiento de las ramas y hojas de los árboles.



Figura 1. Proceso de escaneo en campo con FARO Focus3D M70 junto con las esferas de referencia de un ejemplar de *P. pinaster* (superior); comparativa nube de puntos-fotografía de un ejemplar de *Q. pyrenaica* (inferior).

### 3.3. Mediciones en campo, muestreo destructivo y estimación de biomasa

Una vez que se realizaron los escaneos alrededor de los árboles seleccionados, se midieron las siguientes variables en cada uno de los 35 árboles: diámetro normal ( $d$ , cm), altura total ( $H$ , m), y dos diámetros de copa perpendiculares ( $cd$ , m).

Tras las mediciones, se muestrearon de forma destructiva los árboles y se tomaron los pesos frescos de las diferentes fracciones utilizando una balanza digital (kg) (Figura 2), de acuerdo con el procedimiento desarrollado por MONTERO et al. (1999, 2005). Se tomaron muestras de cada una de las fracciones y árboles para determinar el contenido de humedad, mediante el secado de las mismas a 105°C hasta peso constante. Se estimó la biomasa considerando tres fracciones: fuste, copa y total. La Tabla 1 muestra los valores medios, máximos y mínimos por especie de las variables medidas en campo y las biomásas de cada fracción (fuste, copa y total). Para más información relacionada con los procedimientos de campo o de laboratorio se puede consultar MENÉNDEZ-MIGUÉLEZ et al. (2013) o RUIZ-PEINADO et al. (2011).



Figura 2. Imágenes descriptivas del proceso de corta y pesado de las componentes de biomasa realizado en el muestreo destructivo de los árboles en campo.

Tabla 1. Valores medio, máximo y mínimo de las variables medidas en campo y la biomasa estimada

ESPECIE	VARIABLE	MÍNIMO	MEDIA	MÁXIMO
<i>P. halepensis</i> (n=14)	<i>w_fuste</i>	92,89	395,93	1185,63
	<i>w_copa</i>	44,01	347,01	768,01
	<i>w_total</i>	136,90	742,94	1815,95
	<i>d</i>	21,80	34,49	50,75
	<i>H</i>	13,90	21,50	28,00
	<i>dc</i>	3,80	6,92	11,00
<i>P. pinaster</i> (n=11)	<i>w_fuste</i>	582,10	880,62	1113,66
	<i>w_copa</i>	320,89	547,30	789,28
	<i>w_total</i>	993,38	1427,92	1879,45
	<i>d</i>	60,00	67,30	76,00
	<i>H</i>	15,10	17,00	20,30
	<i>dc</i>	7,80	11,28	16,50
<i>Q. pyrenaica</i> (n=10)	<i>w_fuste</i>	589,86	1094,83	1765,24
	<i>w_copa</i>	107,77	467,67	1548,91
	<i>w_total</i>	923,23	1562,50	3314,15
	<i>d</i>	42,00	45,85	55,80
	<i>H</i>	16,10	18,21	20,50
	<i>dc</i>	5,70	10,07	16,60

Nota.: *n* número de pies muestreados, *w\_fuste* biomasa de fuste (kg), *w\_copa* biomasa de copa (kg), *w\_total* biomasa total (kg), *d* diámetro normal (cm), *H* altura total (m), *dc* diámetro medio de copa (cm).

### 3.4. Procesado de la nube de puntos

Los pasos principales en el procesado de las nubes de puntos de este estudio consistieron en el procesado de las mismas, incluyendo la individualización y segmentación, la estimación de volumen y los análisis estadísticos.

Se utilizó el software FARO Scene 2021 5.0 para el procesado de la nube de puntos bruta y el registro de los escaneados individuales de las nubes de puntos de cada árbol, dando como resultado un único archivo por árbol, que facilitaría las operaciones de procesamiento posteriores. El co-registro manual de las cuatro o cinco nubes de puntos correspondientes a los posicionamientos en cada árbol se basó en las esferas utilizadas durante el escaneado. La precisión del registro de las nubes de puntos se definió por un rango de error de 2,8-15,6 mm (error medio 9,2 mm) en *P. halepensis*, 3,2-141,9 mm (error medio 72,5 mm) en *P. pinaster*, y 1,5-11,7 mm (error medio 6,6 mm) en *Q. pyrenaica*, que se encuentra dentro del rango de tolerancia comúnmente aceptado para este tipo de trabajos (CALDERS et al., 2015; KANKARE et al., 2013). Tras la validación del registro, se combinaron las nubes de puntos y se exportaron como un único archivo extensión (\*.las) para facilitar su posterior manipulación.

En la fase de pre-procesado, se utilizó el software CloudCompare (v. 2.13.1), que incluye herramientas para la eliminación de ruido. Se aplicó el filtro SOR con los parámetros por defecto (número de puntos para la estimación media de la

distancia = 6,  $n\text{Sigma} = 1$ ), asegurando una aproximación para la eliminación de puntos que no fuera muy agresiva. Posteriormente, se refinó la nube de puntos con un filtrado manual, manteniendo un alto nivel de detalle para la construcción de los modelos QSM (Quantitative Structure Model).

De forma adicional a la generación de los modelos QSM, se extrajeron de las nubes de puntos las métricas del diámetro normal y la altura total de los árboles. Estas métricas se obtuvieron a partir de un script específico en Python. La altura total se calculó como la diferencia entre  $Z_{\text{max}}$  y  $Z_{\text{min}}$ . Para el cálculo del diámetro normal, se extrajo una sección de 2 cm de espesor a la altura de 1,3 m sobre el suelo. Esta sección se ajustó a una elipse y a un círculo utilizando la minimización de mínimos cuadrados, y se evaluó visualmente la forma geométrica que presentaba mejor ajuste. Si la elipse era la que proporcionaba el mejor ajuste, el diámetro normal se estimó como la suma de los ejes mayor y menor de dicha elipse. La Figura 3 muestra, a modo de ejemplo, el ajuste en un ejemplar de cada una de las especies estudiadas para la estimación del diámetro normal.

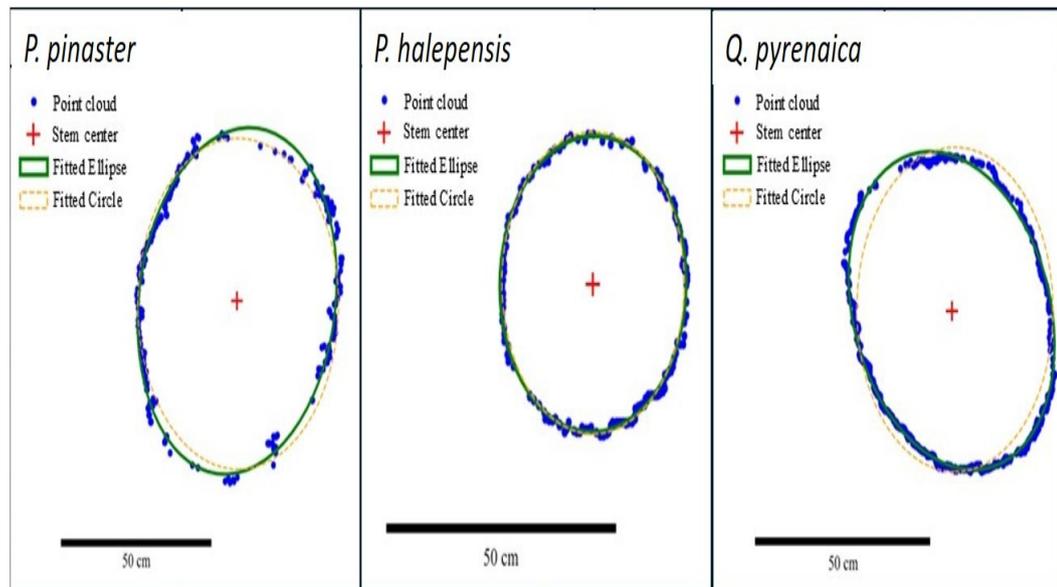


Figura 3. Ejemplo del ajuste y cálculo de los diámetros normales para cada una de las tres especies: *P. pinaster* (izquierda), *P. halepensis* (centro) y *Q. pyrenaica* (derecha). La cruz roja indica el centro del fuste, los puntos azules la nube de puntos escaneada, la línea continua verde el ajuste para una elipse, y la línea discontinua amarilla el ajuste para un círculo.

### 3.5. Construcción de los TreeQSM y extracción de elementos

Para el análisis de las métricas de volumen, se reconstruyó cada uno de los árboles utilizando cilindros de diferentes dimensiones, mediante la implementación del algoritmo TreeQSM (v. 2.4.1) para MATLAB (RAUMONEN et al., 2023). TreeQSM es una aproximación que genera QSMs, que son colecciones de cilindros jerarquizados que permiten estimar las propiedades topológicas,

geométricas y volumétricas del árbol.

La calidad del modelo final ajustado depende en gran medida de la configuración de la estructura empleada. Para identificar la combinación óptima de parámetros se llevó a cabo una aproximación de búsqueda de cuadrícula. Concretamente, se probaron cuatro posibles valores para cada parámetro, que dieron lugar a un total de 64 modelos QSM para cada árbol. La Figura 4 muestra el flujo de trabajo realizado desde la nube de puntos hasta la obtención del QSM para uno de los *Q. pyrenaica* analizado. El rango de valores para estos parámetros se adaptó de forma individual para cada árbol, ya que están influenciados por factores como la especie, altura o volumen, así como aspectos relacionados con la adquisición de la nube de puntos como densidad de la misma, nivel de detalle u oclusiones, que dependen a su vez del número de escaneos llevados a cabo. Para árboles con el mismo número de escaneos, la selección del rango de parámetros se orientó en base a un análisis de la altura total, el diámetro normal y la complejidad estructural del árbol en cuestión.

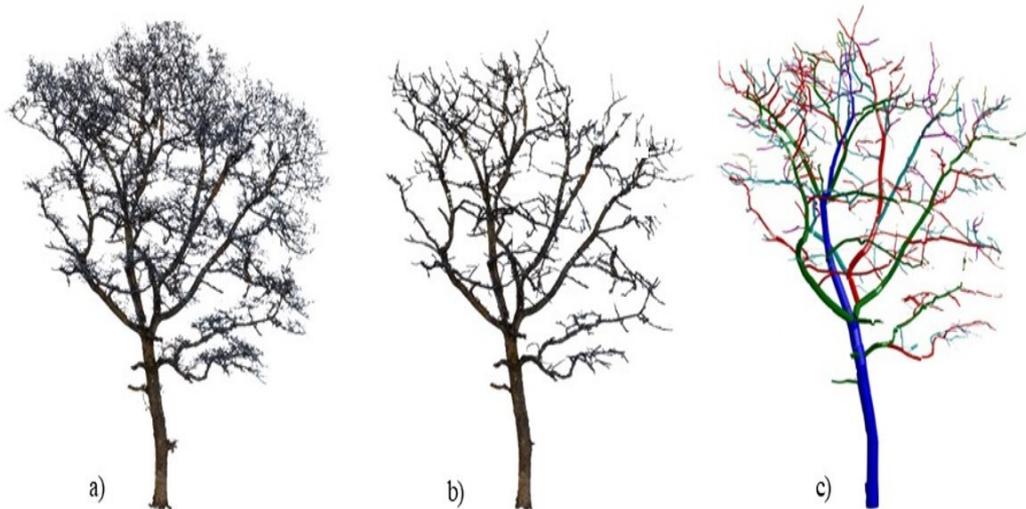


Figura 4. Flujo de trabajo desde la nube de puntos (a), primeros filtrados (b), y modelo final QSM obtenido para uno de los *Q. pyrenaica*.

Tras la generación de los modelos QSM, la selección del mejor modelo se basó fundamentalmente en la evaluación visual y en el cálculo de la desviación estándar entre el modelo y la nube original de puntos a partir de la cual se generó. Para ello, se utilizó la opción de *distancia punto-modelo* vía *QSM.pmdistance*. Dentro de esta opción, se seleccionó la métrica *std* (standard deviation de *CylDist*), que representa la distancia media punto-modelo (m) para cada cilindro (vector).

### 3.6. Análisis estadísticos



Para evaluar el potencial del escaneado láser terrestre en la estimación precisa, tanto de volumen de fuste como de biomasa en árboles extra-maduros se utilizaron diferentes procedimientos estadísticos. En primer lugar, se realizó un análisis de correlación entre el volumen estimado con el algoritmo TreeQSM y las variables estudiadas: biomasa de fuste, copa y total, diámetro normal y altura total. La evaluación de dicha correlación se hizo a partir del coeficiente de correlación de Pearson, de tal forma que cuánto más próximo a 1 se encuentre el valor de dicha correlación, mejor será la capacidad explicativa del algoritmo TreeQSM para la estimación de la biomasa en las diferentes fracciones.

En segundo lugar, se ajustaron modelos lineales sencillos para predecir la biomasa de las diferentes fracciones del árbol evaluadas, el diámetro normal y la altura, utilizando como variable predictora la obtenida del trabajo con los TreeQSM (ecuaciones 1-3). Se utilizaron los siguientes estadísticos de bondad de ajuste para evaluar la capacidad predictora de los modelos ajustados: coeficiente de determinación ( $R^2$ ), raíz del error medio cuadrático (REMC), coeficiente de información Akaike (AIC).

$w_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot v_{\text{QSM}}$	(1)
$d = \beta_0 + \beta_1 \cdot v_{\text{QSM}}$	(2)
$H = \beta_0 + \beta_1 \cdot v_{\text{QSM}}$	(3)

donde  $w_i$  son las diferentes fracciones de biomasa estudiadas (fuste, copa y total) (kg),  $d$  es el diámetro normal (cm),  $H$  es la altura total (m),  $\beta_i$  son los parámetros a estimar,  $v_{\text{TREEQSM}}$  es el volumen estimado a partir del algoritmo TreeQSM ( $\text{m}^3$ ).

Todos los modelos ajustados se han validado con el test  $F$  de la regresión

$$y_i = b_0 + b_1 \cdot \hat{y}_i$$

. Si el modelo es bueno, la regresión formará un ángulo de  $45^\circ$  respecto al origen. En base a ello, la idoneidad del modelo se determinó realizando t-test por separado para

$b$

$0$

$$= 0 \text{ y}$$

$b$

$1$

$$= 1 \text{ (HUANG et al., 2003).}$$

#### 4. Resultados 4.1. Análisis de correlación

El análisis de correlación entre el volumen estimado con la metodología TreeQSM y la biomasa para todas las fracciones, el diámetro normal y la altura

total, mostró la existencia de relaciones significativas en la práctica totalidad de variables (Tabla 2). De todas las fracciones de biomasa evaluadas, las mejores correlaciones se obtuvieron en la biomasa total, con valores de 0,9658 en *P. halepensis*, 0,7717 en *P. pinaster* y 0,9666 en *Q. pyrenaica*. La correlación entre el volumen estimado con la metodología TREEQSM y las variables dasométricas presentó valores similares para *P. halepensis* y *Q. pyrenaica*. Por el contrario, los valores obtenidos para *P. pinaster* fueron considerablemente inferiores (0,8799 para *d* y 0,2522 para *H*).

Tabla 2. Análisis de correlación entre el volumen estimado con la metodología TreeQSM y las variables de biomasa y dasométricas estudiadas

Volumen TreeQSM	Biomasa			Variables dasométricas	
	Fuste	Copa	Total	<i>d</i>	<i>H</i>
<i>P. halepensis</i>	0,6051*	0,8008***	0,9658***	0,9825***	0,8040***
<i>P. pinaster</i>	0,3976	0,2891	0,7717**	0,8799***	0,2522
<i>Q. pyrenaica</i>	0,8108**	0,9042***	0,9666***	0,9395***	0,7805**

<sup>a</sup> *p*-valor < 0,1 \* *p*-valor < 0,05 \*\* *p*-valor < 0,05 \*\*\* *p*-valor < 0,001. *d* es el diámetro normal (cm), *H* es la altura total (m).

#### 4.2. Modelos lineales

Los resultados obtenidos mostraron que, para todas las especies y todos los estadísticos de bondad de ajuste, el modelo ajustado para la biomasa total fue el que presentaba mejor comportamiento, con valores superiores al 93% de variabilidad explicada en *P. halepensis* y *Q. pyrenaica*, mientras que en el caso de *P. pinaster* la variabilidad explicada se redujo al 59%. La biomasa de copa, pese a ser una de las más complicadas de predecir, mostró también buenos estadísticos de bondad de ajuste para las dos primeras especies (Tablas 3, 4, 5).

Los modelos ajustados para la predicción del diámetro normal explicaron en todos los casos más del 77% de la variabilidad de la muestra (*P. pinaster*), obteniéndose la mejor capacidad de ajuste para *P. halepensis* (96% de variabilidad explicada). Los errores de predicción de esta variable se movieron en un rango de 1,6-2,7 cm para las especies analizadas.

La altura total fue la variable que mostró mayores diferencias en la capacidad de predicción de los modelos ajustados, pero siguiendo también un patrón similar al de las anteriores variables, ya que *P. halepensis* y *Q. pyrenaica* mostraron estadísticos con similar variabilidad explicada (65% y 56%, respectivamente) (Tablas 3 y 5, respectivamente), mientras que *P. pinaster* fue la especie cuyo modelo fue capaz de explicar peor la variabilidad de la muestra utilizada en el ajuste (6%) (Tabla 4).

Tabla 3. Estimación de los parámetros y estadísticos de bondad de ajuste de los modelos ajustados para *P. halepensis* (Ecuaciones 1-3)

Variable	$\beta_0$	$\beta_1$	$R^2$	REMC	AIC
----------	-----------	-----------	-------	------	-----

$w_{fuste}$	143,4602	455,6669	0,3662	245,3071	157,9121
$w_{copa}$	149,1557	507,7775	0,6413	162,1299	146,3170
$w_{total}$	-192,2372	990,9536	0,9328	141,4889	142,65041
$d$	3,5215	0,9639	0,9654	1,7869	20,0948
$H$	-0,7968	1,4178	0,6463	2,6416	1,6136

Nota.:  $w_{fuste}$  biomasa de fuste (kg),  $w_{copa}$  biomasa de copa (kg),  $w_{total}$  biomasa total (kg),  $d$  diámetro normal (cm),  $H$  altura total (m),  $\beta_i$  son los parámetros estimados,  $R^2$  coeficiente de determinación, REMC raíz del error medio cuadrático, AIC coeficiente de Akaike.

Tabla 4. Estimación de los parámetros y estadísticos de bondad de ajuste de los modelos ajustados para P. pinaster (Ecuaciones 1-3)

Variable	$\beta_0$	$\beta_1$	$R^2$	REMC	AIC
$w_{fuste}$	600,1061	159,0801	0,1581	169,4352	116,7070
$w_{copa}$	466,8755	129,0770	0,0836	181,7144	118,2462
$w_{total}$	150,7474	535,1776	0,5955	214,2964	121,8745
$d$	15,4665	0,8314	0,7742	2,6726	25,4198
$H$	11,5496	0,4036	0,0636	1,8031	16,7613

Nota.:  $w_{fuste}$  biomasa de fuste (kg),  $w_{copa}$  biomasa de copa (kg),  $w_{total}$  biomasa total (kg),  $d$  diámetro normal (cm),  $H$  altura total (m),  $\beta_i$  son los parámetros estimados,  $R^2$  coeficiente de determinación, REMC raíz del error medio cuadrático, AIC coeficiente de Akaike.

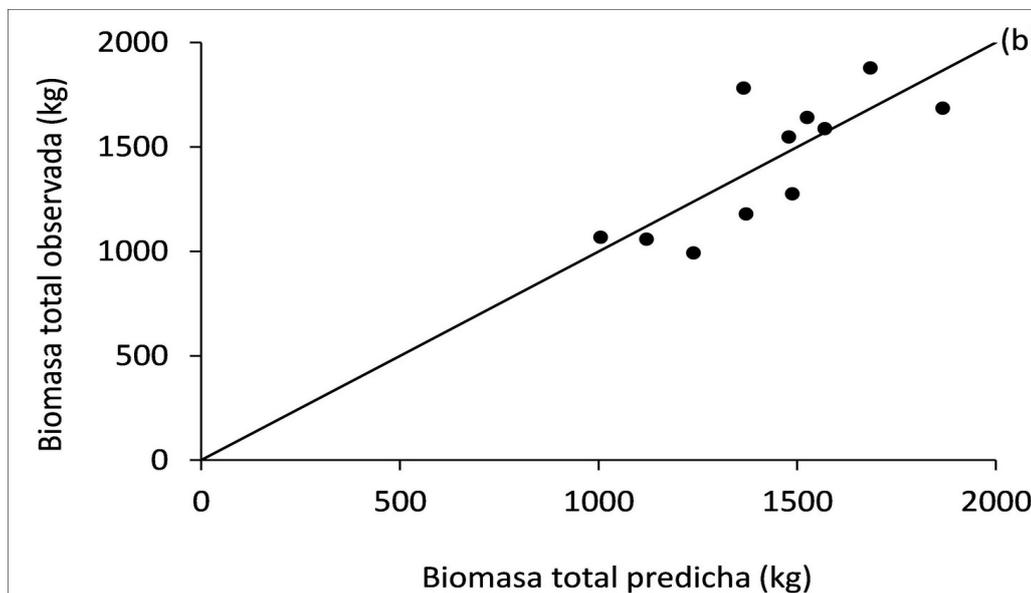
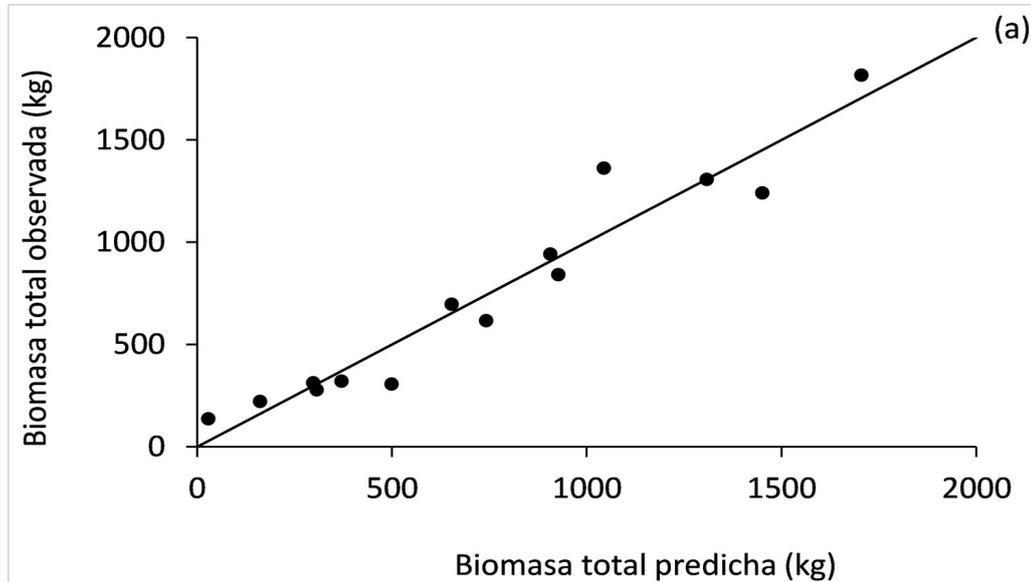
Tabla 5. Estimación de los parámetros y estadísticos de bondad de ajuste de los modelos ajustados para Q. pyrenaica (Ecuaciones 1-3)

Variable	$\beta_0$	$\beta_1$	$R^2$	REMC	AIC
$w_{fuste}$	84,4042	828,6918	0,6574	200,8084	109,8159
$w_{copa}$	25,2845	597,6547	0,8175	181,8054	107,8273
$w_{total}$	100,3972	746,1594	0,9343	181,7146	107,8173
$d$	7,5108	0,8554	0,8827	1,5928	13,0791
$H$	6,6512	0,6953	0,5602	0,9478	2,6969

Nota.:  $w_{fuste}$  biomasa de fuste (kg),  $w_{copa}$  biomasa de copa (kg),  $w_{total}$  biomasa total (kg),  $d$  diámetro normal (cm),  $H$  altura total (m),  $\beta_i$  son los parámetros estimados,  $R^2$  coeficiente de determinación, REMC raíz del error medio cuadrático, AIC coeficiente de Akaike.

El análisis visual de los gráficos de valores predichos frente a observados permitió también comprobar la capacidad de predicción de los modelos ajustados. A modo de ejemplo, la Figura 5 muestra la concordancia de valores predichos y observados del modelo ajustado para la biomasa total en las tres especies

estudiadas. En el caso de *Q. pyrenaica* (Figura 5c), pese a existir un vacío en la muestra tomada en campo entre la mayor parte de los árboles y un punto asilado con mayor valor de biomasa, los modelos ajustados mostraron buena capacidad de predicción dentro del rango de valores muestreados (Tabla 5). Independientemente de la mayor o menor capacidad de ajuste de los diferentes modelos, en todos los casos la validación de los mismos ha resultado significativa para ambos parámetros.



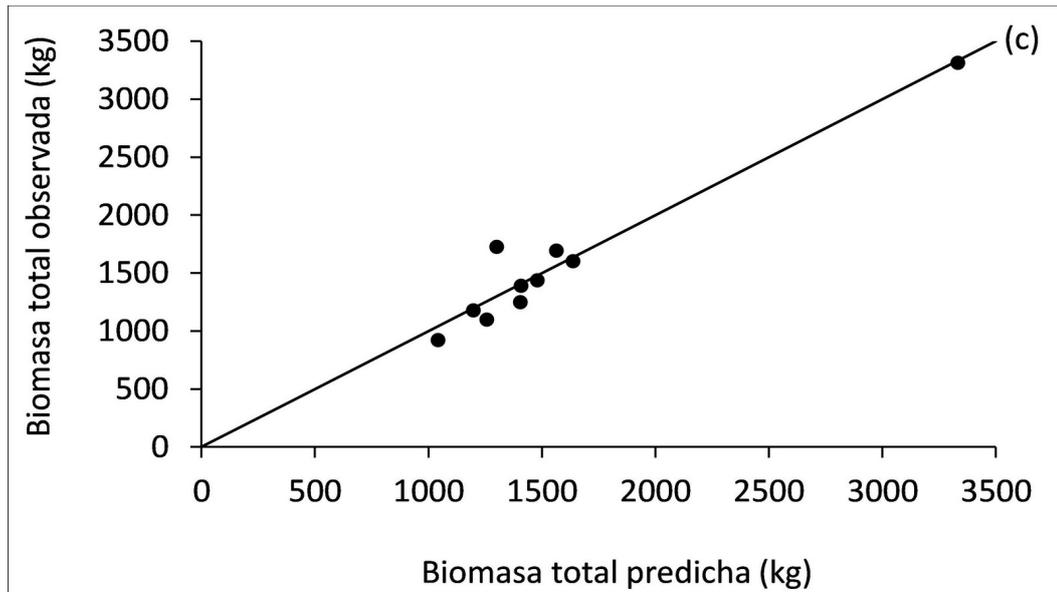


Figura 5. Concordancia entre los valores predichos y observados de los modelos ajustados para la biomasa total en *P. halepensis* (a), *P. pinaster* (b) y *Q. pyrenaica* (c).

## 5. Discusión

Nuestro trabajo revela que, en esta primera aproximación realizada para la combinación de la metodología tradicional de muestreo y ajuste de modelos de biomasa junto con el algoritmo específico TreeQSM (derivado del algoritmo clásico QSM), los modelos ajustados proporcionan predicciones precisas en todas las variables analizadas y para las especies estudiadas: biomasa de fuste, copa y total, diámetro normal y altura total de ejemplares de *P. halepensis*, *P. pinaster* y *Q. pyrenaica*.

Como se destacó en la introducción y han reiterado numerosos autores, el muestreo destructivo de árboles para el ajuste de ecuaciones de biomasa es un proceso extremadamente costoso, tanto en términos de tiempo como de recursos económicos. A estos obstáculos se suman retos significativos, como el acceso complicado a determinadas áreas de estudio, los riesgos inherentes al trabajo en campo y, en algunos casos, la completa imposibilidad de realizarlo debido a la protección estricta o el alto valor ecológico de ciertas zonas. La posibilidad de combinar datos obtenidos mediante métodos tradicionales con información avanzada generada por tecnologías emergentes, como el escáner láser terrestre (TLS) o aéreo (LiDAR), es una oportunidad excepcionalmente rara y limitada, lo que subraya aún más la complejidad del problema. Trabajos previos como CALDERS et al. (2015, 2022), han estimado directamente la biomasa total de los árboles a partir de nubes de puntos obtenidas con TLS, en las que se estima el volumen medio utilizando el algoritmo clásico QSM y asumiendo formas geométricas (normalmente cilindros), tanto para el fuste como para las ramas de los árboles. Esta metodología ha sido probada con éxito en árboles adultos o incluso extramaduros (BURT et al., 2012; DONG et al., 2021). Sin embargo, en todos los casos, esta metodología es una aproximación a la estimación de biomasa, ya que no se dispone de datos reales de los ejemplares cortados y pesados en campo. Como alternativa a estas aproximaciones ya existentes en la literatura científica, y



siendo la mayor innovación de nuestro trabajo, nuestro objetivo principal no era obtener los mejores modelos para la predicción de biomasa, diámetro normal o altura en las tres especies estudiadas, si no combinar los datos de biomasa reales procedentes de los muestreos destructivos en campo, con los procedentes de las nubes de puntos. De esta forma se vinculan ambas metodologías a través de unos modelos que permiten desde este momento estimar estas variables sin la necesidad de tener que cortar los árboles, únicamente trabajando con las nubes de puntos en el ordenador.

El análisis de correlación mostró relaciones significativas en la práctica totalidad de las variables analizadas de las tres especies. Sorprendentemente, todas las correlaciones que no resultaron estadísticamente significativas se concentraron en *P. pinaster* y fueron para la biomasa de fuste, biomasa de copa y altura total. Esta menor correlación podría deberse a una menor calidad en la nube de puntos escaneada que afectara al posterior tratamiento y procesado de la misma, aspecto éste que no se vio tan reflejado en las correlaciones de la biomasa total y el diámetro normal. DISNEY et al. (2018) afirmaron que la idea inicial de que el TLS tiene el potencial de estimar de forma más precisa que los métodos tradicionales la altura total de los árboles, a pesar de encontrarse en masas densas, necesitaba ser comprobada. De hecho, existen numerosos estudios en los que se evalúa la capacidad de estimación de la altura total a partir de las nubes de puntos obtenidas con TLS (HOPKINSON et al., 2004; MAAS et al., 2008; LIANG et al., 2012; KANKARE et al., 2013). Muchos de ellos destacan la influencia que la visibilidad tiene en dicha estimación, especialmente en masas densas (MAAS et al., 2008; LIU et al., 2018; WANG et al., 2019), llegando a concretarla en subestimaciones en torno a 1-3 m, fundamentalmente como consecuencia de las oclusiones en la parte alta de los árboles. Estas dificultades parecen haberse visto más reflejadas en la correlación obtenida para *P. pinaster*, mientras que *P. halepensis* y *Q. pyrenaica* no. La menor correlación obtenida para la altura de *P. pinaster* resulta más llamativa si cabe porque únicamente uno de los ejemplares tenía altura superior a 20 m, y éste es el valor máximo sugerido por autores como WANG et al. (2018) a partir del cual el TLS subestimaría las alturas de los árboles.

Los modelos desarrollados mostraron una buena capacidad de ajuste, considerando el pequeño tamaño de la muestra y la complejidad del procedimiento llevado a cabo, ya que, hasta el momento, son muy escasas las publicaciones que han combinado ambos tipos de datos para el ajuste de modelos. SCHNEIDER et al. (2020) combinaron el uso de TLS y variables medidas en campo para ajustar modelos de predicción de producción de fruto en *P. pinea* L. a partir de variables de copa obtenidas del TLS y variables clásicas medidas en campo, como el diámetro medio cuadrático. Mientras que MENÉNDEZ-MIGUÉLEZ et al. (2023) utilizaron variables medidas en campo y variables obtenidas a partir del procesado de las nubes de puntos TLS para ajustar en plantaciones de corta rotación de *Populus* dos tipos de modelos: modelos únicamente empleando variables obtenidas de las nubes de puntos, y modelos que combinan variables tradicionales con variables obtenidas de las nubes de puntos. En ambos casos se ajustaron los modelos, tanto nivel de cepa individual como a nivel de parcela. El modelo ajustado para la predicción de la biomasa de *P. halepensis* mostró, por un lado, una similar capacidad de predicción al publicado por RUIZ-PEINADO et al.



(2011) para diferentes fracciones de la copa: 61% para las ramas gruesas, 91% ramas medias y 93% de variabilidad explicada en ramas finas. Por el contrario, la comparativa entre ambos estudios para los modelos de biomasa de fuste, mostró claramente una prevalencia de la metodología tradicional frente a la aproximación propuesta en este trabajo. El modelo ajustado para la predicción de la biomasa de fuste de *Q. pyrenaica* fue capaz de explicar el 88% de la variabilidad de la muestra (10), siendo muy similar a la variabilidad explicada por RUIZ-PEINADO et al. (2012) para la fracción de fuste y ramas gruesas (94%), con una muestra de 13 árboles. Para esta misma especie y estudio, los modelos ajustados para la biomasa de ramas medias y finas explicaron una variabilidad del 78% y 71%, respectivamente. El modelo ajustado en este estudio fue capaz de explicar mayor variabilidad para el total de la biomasa de copa (82%). Este patrón de similitudes no se mantuvo para el caso de *P. pinaster*. El modelo ajustado con la nueva metodología propuesta por MENÉNDEZ-MIGUÉLEZ et al. (2021) basada en los patrones de copa y utilizando variables tradicionales explica el 96 de la variabilidad de una muestra de 223 árboles, mientras que el modelo ajustado en este trabajo explica el 60%, para una muestra de 11 árboles. Pese a las diferencias existentes en la capacidad de ajuste, los modelos presentados en este trabajo y la metodología propuesta, permiten sentar las bases para el desarrollo de futuros modelos que faciliten la predicción de estas variables sin la necesidad de cortar y pesar los árboles.

## 6. Conclusiones

Los resultados obtenidos en este trabajo destacan el gran potencial del TLS como herramienta para realizar mediciones en campo. Por un lado, la base de datos utilizada en este trabajo tiene gran relevancia ya que, combina datos tradicionales y datos TLS, que han permitido generar modelos con los que iniciar la transición de los clásicos modelos alométricos función de diámetro normal y altura, hacia los modelos alométricos en función del volumen estimado con el algoritmo TreeQSM. Por otro, estos modelos, sientan la base para desarrollar esta metodología con otros algoritmos empleados en el trabajo con nubes de puntos y diferentes especies, siempre y cuando se disponga de datos reales de biomasa, volumen, diámetro normal y altura.

## 7. Agradecimientos

El presente trabajo se ha llevado a cabo en el marco financiero y funcional del proyecto de transferencia MITECO2023-AF. 20234TE005 entre el MITERD y el CSIC y del proyecto PID2022-136906OB-C21. BEGINPINE financiado por la Agencia Española de Investigación. Los autores quieren agradecer a los Servicios Territoriales de Medio Ambiente de Valladolid y Burgos, y al Área de Conservación de Montes de la Comunidad de Madrid por el apoyo prestado en la obtención de los datos de campo y los permisos para el apeo de los árboles.

## 8. Bibliografía

BRAVO, F.; ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, J.G.; DEL RÍO, M.; BARRIO, M.; BONET, J.A.; BRAVO-OVIEDO, A.; CALAMA, R.; CASTEDO-DORADO, F.; CRECENTE-CAMPO, F.; CONDÉS, S.; DIÉGUEZ-ARANDA, U.; GONZÁLEZ-MARTÍNEZ, S.C.; LIZARRALDE, I.; NANOS, N.; MADRIGAL, A.; MARTÍNEZ-MILLÁN, F.J.; MONTERO, G.; ORDOÑEZ, C.; PALAHÍ, M.; PIQUÉ, M.; RODRÍGUEZ, F.; RODRÍGUEZ-SOALLEIRO, R.; ROJO, A.;



RUIZ-PEINADO, R.; SÁNCHEZ-GONZÁLEZ, M.; TRASOBARES, A.; VÁZQUEZ-PIQUÉ, J.; 2011. Growth and yield models in Spain: Historical overview, Contemporary Examples and perspectives. *For Syst* 20, 315. <https://doi.org/10.5424/fs/2011202-11512>

CALDEERS, K.; NEWNHAM, G.; BURT, A.; MURPHY, S.; RAUMONEN, P.; HEROLD, M.; CULVENOR, D.; AVITABILE, V.; DISNEY, M.; ARMSTON, J.; KAASALAINEN, M.; 2015. Non destructive estimates of above-ground biomass using terrestrial laser scanning. *Methods Ecol Evol* 6, 198–208. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12301>

DAHLHAUSEN, J.; UHL, E.; HEYM, M.; BIBER, P.; VENTURA, M.; PANZACCHI, P.; TONON, G.; HORVÁTH, T.; PRETZSCH, H.; 2017. Stand density sensitive biomass functions for young oak trees at four different European sites. *Trees - Structure and Function* 31, 1811–1826. <https://doi.org/10.1007/s00468-017-1586-7>

DISNEY, M.I.; BONI VICARI, M.; BURT, A.; CALDEERS, K.; LEWIS, S.L.; RAUMONEN, P.; WILKES, P.; 2018. Weighing trees with lasers: Advances, challenges and opportunities. *Interface Focus* 8, 1–14. <https://doi.org/10.1098/rsfs.2017.0048>

EKER, M.; POUDEL, K.P.; ÖZÇELİK, R.; 2017. Aboveground biomass equations for small trees of brutian pine in Turkey to facilitate harvesting and management. *Forests* 8. <https://doi.org/10.3390/f8120477>

FORRESTER, D.I.; BENNETER, A.; BOURIAUD, O.; BAUHUS, J.; 2017. Diversity and competition influence tree allometric relationships – developing functions for mixed-species forests. *Journal of Ecology* 105, 761–774. <https://doi.org/10.1111/1365-2745.12704>

HOPKINSON, C.; CHASMER, L.; YOUNG-POW, C.; TREITZ, P.; 2004. Assessing forest metrics with a ground-based scanning lidar. *Can. J. For. Res* 34, 573-583. <https://doi.org/10.1139/x03-22>

HUANG, S.; YANG, Y.; WANG, Y.; 2003. A critical look at procedures for validating growth and yield models. pp. 271-293. In: *Modelling Forest Systems*. AMARO, A.; REED, D.; SOARES, P. (Eds.). CABI Publishing. Wallingford. UK. 401 pp.

JENKINS, J.C.; CHOJNACKY, D.C.; HEATH, L.S.; BIRDSEY, R.A.; 2003. National-scale biomass estimators for United States tree species. *Forest Science* 49, 12–35. <https://doi.org/10.1093/forestscience/49.1.12>

KANKARE, V.; HOLOPAINEN, M.; VASTARANTA, M.; PUTTONEN, E.; YU, X.; HYYPPÄ, J.; VAAJA, M.; HYYPPÄ, H.; ALHO, P.; 2013. Individual tree biomass estimation using terrestrial laser scanning. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 75, 64–75. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.10.003>



LIANG X.; LITKEY, P.; HYYPPA, J.; KAARTINEN, H.; VASTARANTA, M.; HOLOPAINEN, M.; 2012. Automatic Stem Mapping Using Single-Scan Terrestrial Laser Scanning. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 50, 661-670. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2011.2161613>

LIU, G.; WANG, J.; DONG, P.; CHEN, Y.; LIU, Z.; 2018. Estimating Individual Tree Height and Diameter at Breast Height (DBH) from Terrestrial Laser Scanning (TLS) Data at Plot Level. *Forests* 9,398. <https://doi.org/10.3390/f9070398>

LU, D.; 2005. Aboveground biomass estimation using Landsat TM data in the Brazilian Amazon. *Int J Remote Sens* 26, 2509–2525. <https://doi.org/10.1080/01431160500142145>

MAAS, H.G.; BIENERT A.; SCHELLER, S.; KEANE, E.; 2008. Automatic forest inventory parameter determination from terrestrial laser scanner data. *Int. J. Remote Sensing* 29, 1579-1593. <https://doi.org/10.1080/01431160701736406>

MENÉNDEZ-MIGUÉLEZ, M.; CANGA, E.; BARRIO-ANTA, M.; MAJADA, J.; ÁLVAREZ-ÁLVAREZ, P.; 2013. A three level system for estimating the biomass of *Castanea sativa* Mill. coppice stands in north-west Spain. *For Ecol Manage* 291, 417–426. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2012.11.040>

MENÉNDEZ-MIGUÉLEZ, M.; RUIZ-PEINADO, R.; DEL RÍO, M.; CALAMA, R.; 2021. Improving tree biomass models through crown ratio patterns and incomplete data sources. *Eur J For Res.* <https://doi.org/10.1007/s10342-021-01354-3>

MENÉNDEZ-MIGUÉLEZ, M.; MADRIGAL, G.; SIXTO, H.; OLIVEIRA, N.; CALAMA, R.; 2023. Terrestrial Laser Scanning for Non-Destructive Estimation of Aboveground Biomass in Short-Rotation Poplar Coppices. *Remote Sensing* 15, 1942. <https://doi.org/10.3390/rs15071942>

METZ, J.Ô.; SEIDEL, D.; SCHALL, P.; SCHEFFER, D.; SCHULZE, E.D.; AMMER, C.; 2013. Crown modeling by terrestrial laser scanning as an approach to assess the effect of aboveground intra- and interspecific competition on tree growth. *For Ecol Manage* 310, 275–288. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2013.08.014>

MONTERO, G.; ORTEGA MUELA, C.; CAÑELLAS, I.; BACHILLER, A.; 1999. Productividad aérea y dinámica de nutrientes en una repoblación de *Pinus pinaster* Ait. sometida a distintos regímenes de claras. *Investigación agraria. Sistemas y recursos forestales* 8, 175–206. <https://doi.org/10.5424/637>

MONTERO, G.; RUIZ-PEINADO, R.; MUÑOZ, M.; 2005. Producción de biomasa y fijación de CO<sub>2</sub> por los bosques españoles. Madrid.



POORTER, H.; NIKLAS, K.J.; REICH, P.B.; OLEKSYN, J.; POOT, P.; MOMMER, L.; 2012. Biomass allocation to leaves, stems and roots: meta-analyses of interspecific variation and environmental control. *New Phytologist* 193, 30–50. <https://doi.org/10.1111/j.1469-8137.2011.03952.x>

POUDEL, KRISHNA P.; TEMESGEN, H.; 2016. Developing biomass equations for Western hemlock and red alder trees in Western Oregon forests. *Forests* 7. <https://doi.org/10.3390/f7040088>

POUDEL, K.P.; TEMESGEN, H.; 2016. Methods for estimating aboveground biomass and its components for Douglas-fir and lodgepole pine trees. *Can J For Res* 46, 77–87. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2015-0256>

RAUMONEN, P.; KAASALAINEN, M.; ÅKERBLOM, M.; KAASALAINEN, S.; KAARTINEN, H.; VASTARANTA, M.; HOLOPAINEN, M.; DISNEY, M.; LEWIS, P.; 2013. Fast Automatic Precision Tree Models from Terrestrial Laser Scanner Data. *Remote Sensing* 5, 491-520. <https://doi.org/10.3390/rs5020491>

RODRÍGUEZ-GARCÍA, C.; MONTES, F.; RUIZ, F.; CAÑELLAS, I.; PITA, P.; 2014. Stem mapping and estimating standing volume from stereoscopic hemispherical images. *Eur J For Res* 133, 895–904. <https://doi.org/10.1007/s10342-014-0806-6>

RUIZ-PEINADO, R.; DEL RÍO, M.; MONTERO, G.; 2011. New models for estimating the carbon sink capacity of Spanish softwood species. *For Syst* 20, 176–188.

RUIZ-PEINADO, R.; MONTERO, G.; DEL RÍO, M.; 2012. Biomass models to estimate carbon stocks for hardwood tree species. *For Syst* 21, 42–52. <https://doi.org/10.5424/fs/2112211-02193>

STOVALL, A.E.L.; ANDERSON-TEIXEIRA, K.J.; SHUGART, H.H.; 2018. Assessing terrestrial laser scanning for developing non-destructive biomass allometry. *For Ecol Manage* 427, 217–229. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2018.06.004>

TUMWEBAZE, S.B.; BEVILACQUA, E.; BRIGGS, R.; VOLK, T.; 2013. Allometric biomass equations for tree species used in agroforestry systems in Uganda. *Agroforestry Systems* 87, 781–795. <https://doi.org/10.1007/s10457-013-9596-y>

USOLTSEV, V.A.; SHOBAIRI, S.O.R.; TSEPORDEY, I.S.; CHASOVSKIKH, V.P.; 2018. Modeling the additive structure of stand biomass equations in climatic gradients of Eurasia. *Environmental Quality Management* 28, 55–61. <https://doi.org/10.1002/tqem.21603>



VEJPUSTKOVÁ, M.; ZAHRADNÍK, D.; ČIHÁK, T.; ŠRÁMEK, V.; 2015. Models for predicting aboveground biomass of European beech (*Fagus sylvatica* L.) in the Czech Republic. *J For Sci* (Prague) 61, 45–54. <https://doi.org/10.17221/100/2014-JFS>

WANG, X.; ZHAO, D.; LIU, G.; YANG, C.; TESKEY, R.O.; 2018. Additive tree biomass equations for *Betula platyphylla* Suk. plantations in Northeast China. *Ann For Sci* 75. <https://doi.org/10.1007/s13595-018-0738-2>

WANG, Y.; LEHTOMÄKI, M.; LIANG, X.; PYÖRÄLÄ, J.; KUKKO, A.; JAAKKOLA, A.; LIU, J.; FENG, Z.; CHEN, R.; HYYPPÄ, J.; 2019. Is field-measured tree height as reliable as believed-A comparison study of tree height estimates from field measurement, airborne laser scanning and terrestrial laser scanning in a boreal forest. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 147, 132-145. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.11.008>

WEISKITTEL, A.R.; MACFARLANE, D.W.; RADTKE, P.J.; AFFLECK, D.L.R.; TEMESGEN, H.; WOODALL, C.W.; WESTFALL, J.A.; COULSTON, J.W.; 2015. A Call to Improve Methods for Estimating Tree Biomass for Regional and National Assessments. *J For* 113, 414–424. <https://doi.org/10.5849/jof.14-091>

ZHOU, X.; HEMSTROM, M.A.; 2009. Estimating aboveground tree biomass on forest land in the pacific northwest: A comparison of approaches. USDA Forest Service - Research Paper PNW-RP 1–18.