

Cartografía de la biomasa aérea total en masas de *Pinus halepensis* Mill. en el entorno de Zaragoza mediante datos LiDAR-PNOA y trabajo de campo

A.L. Montealegre Gracia^{1,3}, M.T. Lamelas Gracia^{2,3}, J. de la Riva Fernández^{1,3}, A. García-Martín^{2,3}, F. Escribano Bernal²

¹ Departamento de Geografía y O.T, Universidad de Zaragoza. C/ Pedro Cerbuna 12, 50009 Zaragoza.

² Centro Universitario de la Defensa de Zaragoza, Academia General Militar. Ctra. de Huesca s/n, 50090 Zaragoza.

³ Grupo GEOFOREST-IUCA, Universidad de Zaragoza. C/ Pedro Cerbuna 12, 50009 Zaragoza.

monteale@unizar.es, tlamelas@unizar.es, delariva@unizar.es, algarcia@unizar.es, fscrib@unizar.es

RESUMEN: La estimación de la biomasa aérea total (BT) es fundamental para conocer la estructura, el funcionamiento y la dinámica de los ecosistemas forestales, así como para la determinación de la fijación de carbono en la vegetación y para su evaluación como recurso. La disponibilidad de información LiDAR (*Light Detection And Ranging*) capturada para todo el territorio español, en el marco del Plan Nacional de Ortofotografía Área, con una resolución espacial de 0,5 puntos/m² ha determinado el objetivo principal de este trabajo, que consiste en evaluar la idoneidad de esta información para estimar y cartografiar la BT en masas de *Pinus halepensis* Mill. en el entorno del Centro de Adiestramiento “San Gregorio” (Zaragoza). La BT fue calculada a partir de 45 parcelas de campo utilizando la ecuación alométrica de Montero et al. (2005) y se relacionó, mediante un análisis multivariante de regresión lineal, con una colección de variables independientes extraídas de los datos LiDAR. El modelo predictivo para la BT fue validado mediante la técnica *Leave-one-out-cross-validation* (LOOCV). Las variables derivadas de los datos LiDAR introducidas en el modelo ajustado incluyeron el percentil 95, la asimetría en la distribución de las alturas de los puntos y el porcentaje de retornos por encima de 1 m respecto al total. El coeficiente de determinación del modelo fue 0,89. La implementación del modelo en un SIG permitió cartografiar la BT del área de estudio, observándose un máximo de 100.000 kg/ha y una media de 30.000 kg/ha en las masas de pinar estudiadas. Los resultados demuestran que, a pesar de la baja densidad de puntos de los datos LiDAR-PNOA, el modelo final es suficientemente preciso para ser utilizado en la gestión forestal.

Palabras-clave: LiDAR, PNOA, biomasa aérea total, regresión lineal múltiple, *Pinus halepensis* Mill., inventario forestal.

1. INTRODUCCIÓN

La obtención de cartografía de biomasa forestal ha adquirido un interés creciente en los últimos años por tres razones principales: i) la importancia del papel que juegan los bosques en el ciclo del carbono y en los balances de las emisiones de gases de efecto invernadero (GED); ii) la evaluación de los recursos disponibles para la producción de bioenergía utilizando las diversas partes de los árboles; y iii) la gestión sostenible de los bosques (García et al., 2010).

La biomasa aérea total (BT) se refiere al peso seco del material vegetal de los árboles, incluyendo fustes, corteza, ramas y hojas desde el suelo hasta el ápice de la copa (Maltamo et al., 2014). Los métodos convencionales para la estimación de esta variable se basan en mediciones de campo que están limitadas por el elevado coste de los muestreos de tipo destructivo, que son necesarios para obtener modelos alométricos que permitan extrapolar los resultados. Como alternativa, la teledetección ha posibilitado, desde hace unas décadas, la obtención de información sobre la biomasa forestal en una amplia gama de escalas espaciales y temporales, reduciendo en gran medida los costes y el intenso trabajo de campo. Numerosos estudios han correlacionado la biomasa y la respuesta espectral de la vegetación utilizando sensores ópticos pasivos, sin embargo, los resultados se han visto afectados por problemas de saturación cuando la biomasa aérea es elevada (mayor a 100 ton/ha) (García et al., 2010). Por otro lado, las aproximaciones utilizando sensores activos SAR (*Synthetic Aperture Radar*) han mostrado que éstos son más sensibles a niveles de biomasa más

altos y, más recientemente, la utilización de la tecnología LiDAR (*Light Detection And Ranging*) se está convirtiendo en una herramienta con gran potencial para estimar diversas propiedades biofísicas de la vegetación (altura media, volumen maderable, diámetro de copas, área basimétrica, densidad de pies, etc.) en diferentes ecosistemas (Means et al., 2000; Lefsky et al., 2002; Naesset, 2002; García et al., 2012; Watt et al., 2013) y con una precisión mayor a la alcanzada con otras técnicas de inventario tradicional (Vosselman y Maas, 2010).

La teledetección activa con sensores LiDAR aeroportados de pulsos discretos y huella pequeña ofrece de forma directa información tridimensional de la estructura vegetal, debido a la capacidad de penetración del pulso láser a través de los huecos en la vegetación y a la grabación de múltiples retornos o ecos (Maltamo et al., 2014). Este hecho, junto a la disponibilidad de datos LiDAR capturados para todo el territorio español en el marco del Plan Nacional de Ortofotografía Área (PNOA), ha determinado el objetivo principal de este trabajo, que consiste en evaluar la idoneidad de esta información de baja resolución espacial (0,5 puntos/m²), para la estimación y cartografía de la BT en masas de *Pinus halepensis* Mill. mediante el establecimiento de un modelo estadístico que relacione adecuadamente la información aportada por el LiDAR con la extraída directamente del campo.

2. MATERIAL Y MÉTODOS

2.1. Área de estudio

La zona de estudio corresponde a las masas monoespecíficas de *Pinus halepensis* Mill. localizadas en el Centro de Adiestramiento (CENAD) “San Gregorio” y su entorno (41° 50' N, 0° 57' W), situadas en la provincia de Zaragoza (Aragón) y enmarcadas en el sector central de la Depresión del Ebro. Estos bosques, fragmentados en rodales de tamaño variable, ocupan en su conjunto 8.266 ha. En ocasiones, estos bosques se intercalan con matorrales compuestos por especies como *Quercus coccifera* L., *Juniperus oxycedrus* L. subsp. macrocarpa (Sibth. y Sm.) Ball, y *Thymnus vulgaris* L., que habitualmente también son incluidas como sotobosque. Los suelos en esta zona son yesíferos y la topografía presenta elevaciones que oscilan entre los 400-750 metros sobre el nivel del mar y pendientes entre 0 y 26 grados.

2.2. Datos LiDAR

Los datos LiDAR proporcionados por el PNOA fueron capturados durante los meses de enero y febrero del año 2011 con un sensor Leica ALS60 de huella pequeña, pulsos discretos y espejo oscilante. El desfase temporal con la fecha de adquisición de los datos de campo, tomados entre julio y septiembre de 2014, no se consideró importante, ya que en ese intervalo de tiempo no se habían producido cambios significativos en la estructura forestal. La información en forma de nubes de puntos, con coordenadas x, y, z (UTM Zona 30 ETRS 1989) y un máximo de cuatro retornos registrados por pulso, fue suministrada en ficheros con formato binario LAS v. 1.2, de 2x2 km de extensión y sin clasificar. Tras eliminar los errores debidos a ruido, fue necesario llevar a cabo un proceso de filtrado para separar los retornos del terreno del resto de información, utilizando el algoritmo de clasificación de curvatura multiescala (Evans y Hudak, 2007) implementado en el software MCC 2.1 (Montealegre et al., 2014). Los puntos clasificados como suelo fueron interpolados aplicando el método de interpolación “Point-TIN-Raster” (Renslow, 2013) en el software ArcGIS 10.2 (ESRI, Redlands, CA, EE.UU.) para crear un modelo digital de elevaciones (MDE) ráster con una resolución de 1 m, que permitió normalizar la nube de puntos y pasar los valores de elevación de los puntos a alturas sobre el terreno. Con posterioridad, utilizando los comandos “ClipData” y “CloudMetrics” incluidos en FUSION LDV 3.30 (McGaughey, 2009), se calculó para cada parcela un conjunto de variables independientes derivadas de la nube de puntos LiDAR que comúnmente son utilizadas en el modelado de la estructura de la vegetación. Con el objeto de excluir de las métricas LiDAR los retornos procedentes del suelo y del sotobosque, se aplicó un umbral de 1 m de altura sobre el terreno en la selección de los puntos utilizados en el cálculo (Naesset y Okland, 2002).

2.3. Datos de campo

Los datos fueron obtenidos en 45 parcelas circulares de 15 m de radio distribuidas mediante un muestreo aleatorio estratificado, tratando de lograr una muestra representativa de la variabilidad de alturas de la masa y de las pendientes topográficas existentes (Naesset y Okland, 2002). Las parcelas seleccionadas fueron localizadas en el campo mediante un GPS-GNSS de precisión submétrica modelo GS15 de Leica, logrando una precisión en planimetría de 0,15 m.

El diámetro a la altura del pecho (dap) se midió utilizando una forcípula *Mantax Precision Blue* de

Haglöf a una altura de 1,3 m en todos los árboles con un dap superior a 7,5 cm, siguiendo el estándar en Europa. En total fueron inventariados 2.063 árboles, a partir de los cuales se calculó, para cada parcela, la BT según la ecuación de regresión de Montero et al. (2005), siendo la variable de entrada el dap. De acuerdo con la ecuación (1) y los parámetros de referencia que se presentan en la Tabla 1, es posible calcular los kilogramos de BT de cada pie presente en una parcela, que son sumados para, con posterioridad, convertir la BT a hectáreas.

$$BT \text{ (kg/ha)} = \frac{CF * e^{a*d^b}}{S_{parcela}} * 10.000 \quad (1)$$

$$CF = e^{\frac{SEE^2}{2}} \quad (2)$$

Donde:

CF: Factor de corrección.

SEE: Error estándar de la estimación.

e: Número e o número de Euler.

a: Parámetro “a” de la función de regresión para la especie.

d: Diámetro a la altura del pecho en cm.

b: Parámetro “b” de la función de regresión para la especie.

Tabla 1. Valor de los parámetros de la función (a y b) y del error estándar de la estimación (SEE) para la especie *Pinus halepensis* Mill. según Montero et al. (2005).

Especie	Parámetros		SEE
	a	b	
<i>Pinus halepensis</i> Mill.	-2,0939	2,20988	0,151637

La BT calculada en las 45 parcelas utilizando esta ecuación muestra un rango de valores entre 1.064,8-98.712,5 kg/ha, un valor medio de 38.873,6 kg/ha y una desviación típica de 23.617,0 kg/ha.

2.4. Modelo predictivo para la estimación de la BT

Una vez obtenidas la variable dependiente, a partir de los datos de campo, y las variables independientes, mediante el tratamiento de los datos capturados por el sensor LiDAR, se relacionaron ambas mediante un modelo de regresión lineal múltiple. Previamente, dado el gran número de variables independientes, se preseleccionaron las que mejor se correlacionaban con la BT, calculando sus coeficientes de correlación de Spearman (Rho) (Watt et al., 2013).

A continuación, estas variables se incluyeron en un proceso de selección en el que finalmente se eligieron el menor número de las que aportasen más información, empleando para ello el método de selección “paso a paso” con el programa estadístico R. Escogidas las variables independientes, se ajustó un modelo de regresión lineal por el método de mínimos cuadrados, comprobándose el cumplimiento de las hipótesis básicas del modelo de regresión lineal (García et al., 2012). El modelo óptimo fue seleccionado comparando los estadísticos que indican la bondad del ajuste: el coeficiente de determinación ajustado (R^2 corregido), la media de los residuos (sesgo) y la raíz de la media cuadrática de los errores (RMSE). Posteriormente, se realizó un proceso de validación cruzada dejando un dato fuera (*Leave-one-out cross-validation*, LOOCV) ya que únicamente se disponía para esta validación de los datos de campo empleados para el ajuste del modelo (Andersen et al., 2005).

2.5. Cartografía de la variable modelada

El tamaño del píxel seleccionado para la cartografía de la BT, que es el mismo para el que se calcularon las estadísticas, fue de 25 metros de lado, lo que equivale a una superficie de 625 m², similar a los 706,86 m² que ocupa una parcela de campo. El cálculo de las métricas LiDAR que intervienen en la ecuación del modelo de la BT se realizó con el software FUSION LDV 3,30 (McGaughey, 2009), mediante el comando “GridMetrics”, que genera un archivo “.csv” en el que figuran las variables LiDAR independientes para cada píxel del área de estudio, y el comando “CSV2Grid”, para rasterizar dichas variables. Finalmente, utilizando algebra de mapas en ArcGIS 10.2 (ESRI, Redlands, CA, EE.UU.), se generó una capa ráster para

toda la superficie aplicando los coeficientes de la ecuación del modelo.

3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En la tabla 2 se recogen los coeficientes de correlación de Spearman obtenidos para cada una de las métricas LiDAR. Como se puede observar, las mayores correlaciones con la BT se dan con los percentiles 25 a 60, siendo en todos los casos positivas (0,95-0,96). Como es lógico, a mayor altura del arbolado, mayor desarrollo tienen los fustes y mayor es la cantidad de ramas y acículas. El mismo sentido y elevada correlación tienen las métricas de elevación máxima (0,87), elevación media (0,95) y moda (0,92). En el caso de las variables relacionadas con la variabilidad de la altura del dosel, destaca la asimetría de la distribución de las alturas de los retornos (-0,84), que es un indicador de la mayor o menor concentración de los valores en torno a valores altos o bajos. Como el signo de la correlación es negativo, a mayor BT menor es la asimetría, es decir, predominan los retornos concentrados en valores altos. Por el contrario, la desviación típica y la varianza, ambas con un Rho de 0,72, expresan la dispersión de los datos en torno a la media. Esto se refleja en que a mayor BT más alejados están los datos respecto de ese valor promedio porque las masas de pinar están más desarrolladas y son más altas. Por último, las métricas basadas en la densidad del dosel presentan altas correlaciones, especialmente el porcentaje de primeros retornos sobre la altura media (0,88) y la ratio de todos los retornos sobre la media entre el total de primeros retornos (0,88). La interpretación de este tipo de métricas es similar en todos los casos, ya que expresan en porcentaje la proporción de retornos que pertenecen bien a la superficie del dosel (primeros retornos), bien a todo el dosel (todos los retornos).

Tabla 2. Coeficientes de correlación de Spearman (Rho) entre las métricas LiDAR y la BT a nivel de parcela. **, * indican la significación estadística, P-valor < 0,01 y 0,05 respectivamente; ^{ns} indica valor no estadísticamente significativo, P-valor > 0,05.

Métricas LiDAR	Rho	Métricas LiDAR	Rho
<i>Percentiles de la altura del dosel</i>		<i>Métricas de variabilidad de altura del dosel</i>	
P ₀₁	0,43**	Elev. desviación típica (SD)	0,72**
P ₀₅	0,68**	Elev. varianza	0,72**
P ₁₀	0,86**	Elev. coeficiente de variación (CV)	-0,38**
P ₂₀	0,94**	Elev. rango intercuartílico (RI)	0,53**
P ₂₅	0,95**	Elev. asimetría	-0,84**
P ₃₀	0,95**	Elev. curtosis	0,51**
P ₄₀	0,96**	<i>Métricas de densidad del dosel</i>	
P ₅₀	0,95**	% 1º retornos sobre 1 m	0,84**
P ₆₀	0,95**	% todos los retornos sobre 1 m	0,64**
P ₇₀	0,94**	% 1º retornos sobre la media	0,88**
P ₇₅	0,94**	% 1º retornos sobre la moda	0,41**
P ₈₀	0,94**	% todos los retornos sobre la media	0,78**
P ₉₀	0,93**	% todos los retornos sobre la moda	0,18 ^{ns}
P ₉₅	0,90**	$\frac{\text{Todos los retornos sobre 1 m}}{\text{Total 1º retornos}} * 100$	0,85**
P ₉₉	0,88**		
<i>Métricas de altura del dosel</i>		$\frac{\text{Todos los retornos sobre la media}}{\text{Total 1º retornos}} * 100$	0,88**
Elev. mínima	0,09 ^{ns}		
Elev. máxima	0,87**	$\frac{\text{Todos los retornos sobre la moda}}{\text{Total 1º retornos}} * 100$	0,41**
Elev. media	0,95**		
Elev. moda	0,92**		

En la tabla 3 se presenta el resumen del modelo de estimación de la BT que incluye tres tipos de métricas LiDAR: i) el percentil 95; ii) el porcentaje de todos los retornos por encima de 1 m respecto del total y iii) la asimetría de la distribución de las alturas de los retornos. Como se puede apreciar en los ejemplos de la Figura 1, y según los valores de Rho (Tabla 2), la relación con las dos primeras variables es directa, ya que a medida que aumentan el percentil 95 y la densidad del dosel, representada por el porcentaje

de retornos por encima de 1m, también lo hace la cantidad de materia vegetal o BT. Por el contrario la relación con la asimetría es inversa ya que cuanto menor es esta variable (valores negativos), mayor es el porte del estrato arbóreo, la densidad y por tanto la biomasa.

Como se observa en la tabla 3, el R^2 corregido muestra un elevado ajuste (0,89), un RMSE de 7.326,12 kg/ha y una cierta sobrestimación del modelo, evidenciada por el sesgo.

Finalmente, la implementación en un SIG del modelo de regresión seleccionado permitió cartografiar la BT del área de estudio (Figura 2), observándose un máximo de 100.000 kg/ha y una media de 30.000 kg/ha en las masas de pinar estudiadas.

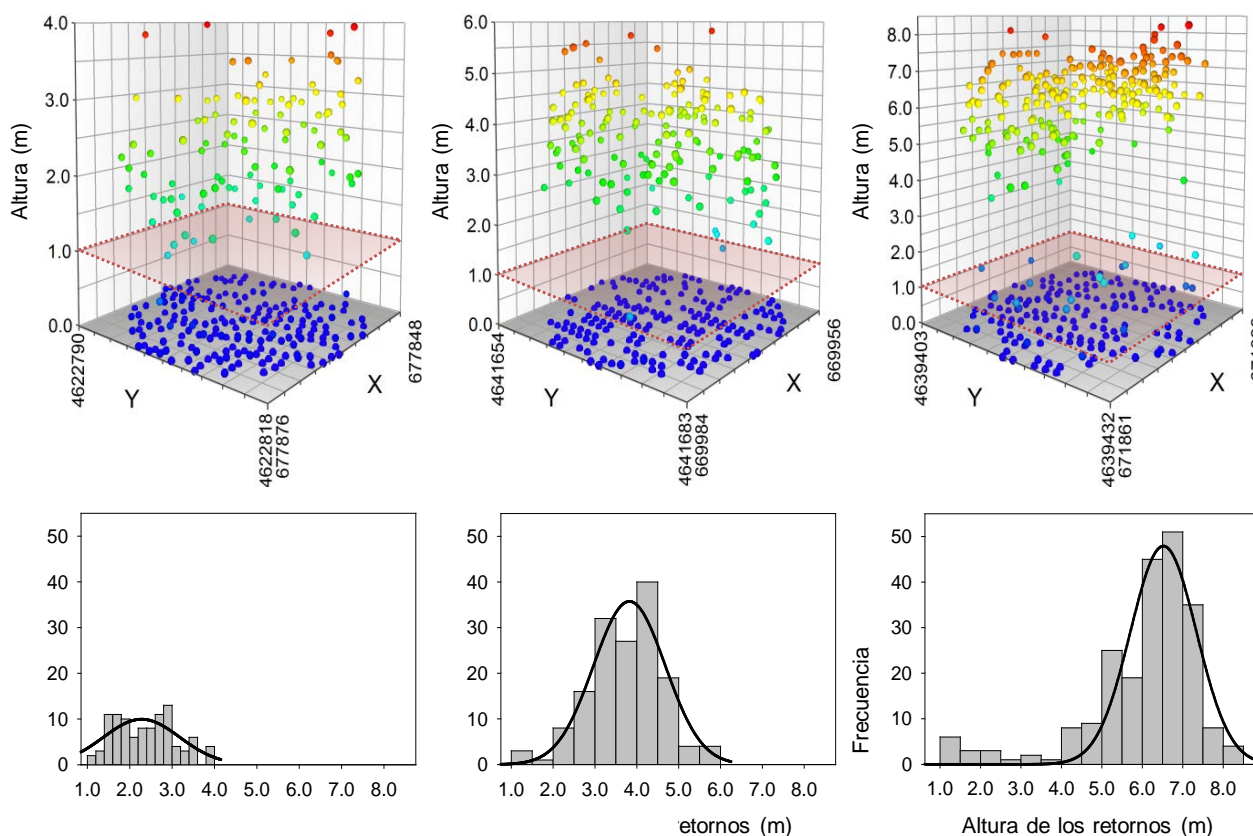
Tabla 3. Resumen del modelo de estimación de la BT.

Variable dependiente	Modelo predictivo (coeficientes y variables independientes)	R^2	RMSE	Sesgo
BT (kg/ha)	$-16.440,68 + 5.222,70 * P_{95} - 14.759,52 * Elev. asimetría + 315,81$ * % todos los retornos sobre 1 m	0,89	7.326,12	2,03

P_{95} : 3,52
Elev. asimetría: 0,25
% todos los retornos sobre 1 m: 34,36
BT observada (kg/ha): 12.110,07

P_{95} : 4,95
Elev. asimetría: -0,29
% todos los retornos sobre 1 m: 46,95
BT observada (kg/ha): 31.592,48

P_{95} : 7,51
Elev. asimetría: -1,67
% todos los retornos sobre 1 m: 58,82
BT observada (kg/ha): 65.613,05



De menor a mayor BT

Figura 1. Métricas asociadas a la distribución vertical de los retornos LiDAR en tres parcelas de campo representativas de la variabilidad de las masas de *Pinus halepensis* Mill. estudiadas.

Los resultados de este trabajo indican que los datos LiDAR-PNOA pueden ser utilizados para estimar la BT en masas monoespecíficas de *Pinus halepensis* Mill. El buen ajuste del modelo de estimación obtenido pone de manifiesto, no solo la adecuación de la metodología empleada, sino también la correlación existente entre los estadísticos obtenidos de la nube de puntos LiDAR y el dap medido en campo, ya que ésta es la

variable utilizada en la estimación de la BT. Aunque el RMSE (7.326,12 kg/ha) y la cierta sobrestimación del modelo pueden parecer elevados, hay que tener en cuenta que los datos inventariados cubren un amplio rango de valores, recogiendo la variabilidad presente en la zona de estudio. Además, la ecuación de Montero et al. (2005) relaciona la biomasa seca total del árbol en función del diámetro, no siendo esta última variable derivable directamente a partir de los retornos LiDAR, a diferencia, por ejemplo, de la altura del dosel.

Cabe destacar que tanto el R^2 del modelo como el RMSE están dentro de los valores habitualmente obtenidos por otros autores (González-Ferreiro et al., 2012; Maltamo et al., 2014). A diferencia de otros estudios, como el de García et al. (2010), no ha sido necesaria la transformación logarítmica de las variables originales para lograr un mejor ajuste y/o cumplir los supuestos de un modelo de regresión lineal.

Las métricas derivadas de los datos LiDAR introducidas en el modelo, considerando los retornos por encima de 1 m, con el fin de eliminar de los cálculos la influencia de los retornos láser procedentes del suelo y el sotobosque, se comportan de forma lógica tal como se puede apreciar en la figura 1. En este sentido, es habitual que los modelos incluyan variables relacionadas directamente con la altura del dosel, como los percentiles, variables que caracterizan la variabilidad, dispersión y forma de la distribución de las alturas de los retornos, como es el caso de la asimetría, y variables relacionadas con la densidad y cobertura vegetal, como el porcentaje de todos los retornos sobre 1 m.

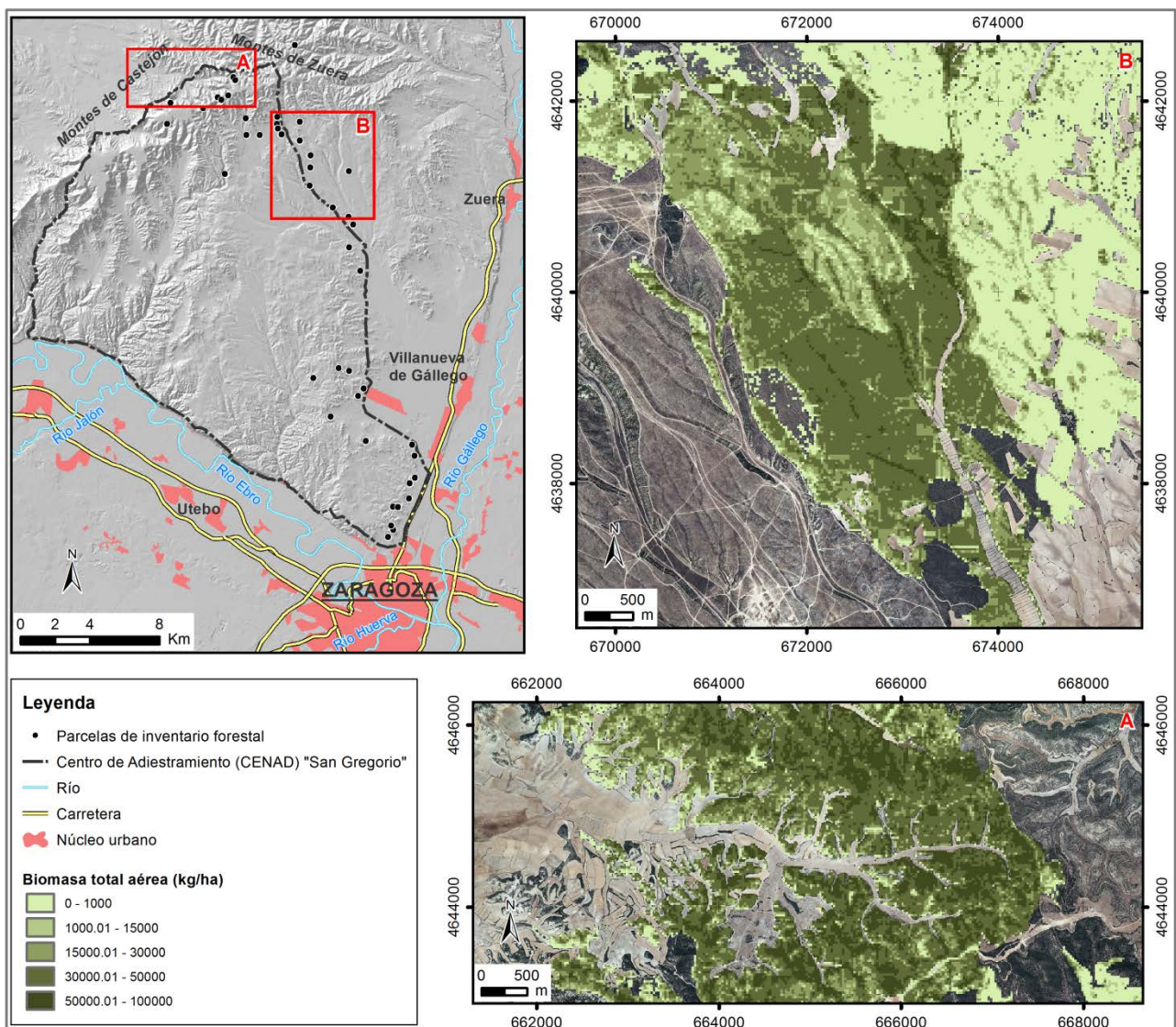


Figura 2. Cartografía de la biomasa total aérea de *Pinus halepensis* Mill. en dos sectores del área de estudio. El sector A corresponde a una masa más irregular, con menor densidad; el sector B incluye dos zonas homogéneas distintas, diferenciadas en densidad y porte.

Por otro lado, la utilización de una cobertura de datos LiDAR tres años anterior a la toma de datos de campo y la baja densidad de puntos LiDAR (0,5 puntos/m²) no han afectado a la existencia de altas y significativas correlaciones entre la BT derivada de los datos de campo y la estimada a partir de los datos LiDAR, como se observa en la tabla 2.

En un futuro sería deseable estudiar la utilidad de estos datos en otras especies forestales, así como en grandes superficies, donde el uso del LiDAR-PNOA podría suponer un incremento en la precisión de los resultados y una disminución en los costes con respecto a los inventarios tradicionales. Por otro lado, sería conveniente analizar la posibilidad de estimar la biomasa forestal desagregada en sus diferentes fracciones (fuste, ramas, hojas y raíces) a efectos de modelar mejor el almacenamiento de carbono y gestionar los bosques de forma sostenible.

4. CONCLUSIONES

La teledetección activa con sensores LiDAR aeroportados de pulsos discretos aporta una nueva perspectiva a los inventarios forestales al ofrecer de forma directa información 3-D del territorio, así como una mejora en la precisión de los resultados y una disminución en los costes de inventario. En este sentido, el beneficio para el cálculo de la BT es todavía mayor, al no ser necesario un muestro sistemático destructivo. Dada la disponibilidad de datos LiDAR-PNOA de baja resolución espacial (0,5 puntos/m²) para todo el territorio español y la existencia de ecuaciones alométricas desarrolladas previamente, en este trabajo se ha demostrado la utilidad para estimar la BT en masas regulares y fragmentadas de *Pinus halepensis* Mill. localizadas en un entorno mediterráneo continentalizado. La metodología aplicada, basada en un análisis multivariante de regresión lineal y una validación cruzada del tipo LOOCV, ha resultado adecuada a tenor de los resultados, los cuales están en la línea de los obtenidos en otras tipologías de masas forestales. El modelo de predicción de la BT ajustado, con un R² de 0,89, un RMSE de 7.326,12 kg/ha y un sesgo de 2,03, ha incluido tres tipos de métricas LiDAR: i) el percentil 95; ii) el porcentaje de todos los retornos por encima de 1 m respecto del total y iii) la asimetría de la distribución de las alturas de los retornos. Teniendo en cuenta que la cobertura LiDAR-PNOA va a ser un producto presumiblemente periódico, sería deseable evaluar la adecuación del modelo generado empleando las futuras coberturas LiDAR, así como desarrollar nuevos modelos en otras tipologías de masas forestales mediterráneas.

AGRADECIMIENTOS

Estos trabajos han sido financiados por la beca predoctoral (FPI BOA 30, 11/02/2011) del Gobierno de Aragón y por el Proyecto de Investigación del Centro Universitario de la Defensa de Zaragoza (Proyecto No: 2013- 04). Los autores agradecen al Centro Nacional de Información Geográfica y al Centro de Información Territorial de Aragón por facilitar los datos LiDAR-PNOA, así como al Centro de Adiestramiento (CENAD) “San Gregorio” por su asistencia en los trabajos de campo.

5. BIBLIOGRAFÍA

- Andersen, H.-E., McGaughey, R.J. Reutebuch, S.E. (2005): “Estimating forest canopy fuel parameters using LIDAR data”. *Remote Sensing of Environment*, 94(4), 441-449.
- Evans, J.S., Hudak, A.T. (2007): “A Multiscale Curvature Algorithm for Classifying Discrete Return LiDAR in Forested Environments”, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 45(4), 1029-1038.
- García, D., Godino, M., Mauro, F. (2012): *Lidar: Aplicación Práctica al Inventario Forestal*. Lexington, USA, Editorial Académica Española.
- 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(4), 816-830.
- González-Ferreiro, E., Dieguez-Aranda, U., Miranda, D. (2012): “Estimation of stand variables in *Pinus radiata* D. Don plantations using different LiDAR pulse densities”. *Forestry*, 85(2), 281-292.
- Lefsky, M.A., Cohen, W.B., Parker, G.G., Harding, D.J. (2002): “Lidar Remote Sensing for Ecosystem Studies”. *BioScience*, 19-30.
- Maltamo, M., Naesset, E., Vauhkonen, J. (2014): *Forestry Applications of Airborne Laser Scanning: Concepts and Case Studies*. Londres, Springer.

- McGaughey, R. (2009): FUSION/LDV: Software for LIDAR Data Analysis and Visualization. Seattle, US Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station.
- Means, J., Acker, S., Fitt, B., Renslow, M., Emerson, L., Hendrix, C. (2000): "Predicting forest stand characteristics with airborne scanning LiDAR". *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 66(11), 1367-1371.
- Montealegre, A.L., Lamelas, M.T., Tanase, M., de la Riva, J. (2014): "Forest fire severity assessment using LiDAR data in a Mediterranean environment". *Remote Sensing*, 6, 4240-4265.
- Montero, G., Ruiz-Peinado, R., Muñoz, M. (2005): Producción de biomasa y fijación de CO₂ por los bosques españoles. Torrejón de Ardoz, Monografías INIA.
- Naesset, E. (2002): "Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data". *Remote Sensing of Environment*, 80(1), 88-99.
- Naesset, E., Okland, T. (2002): "Estimating tree height and tree crown properties using airborne scanning laser in a boreal nature reserve". *Remote Sensing of Environment*, 79(1), 105-115.
- Renslow, M. (2013): *Manual of Airborne Topographic Lidar*. Bethesda, The American Society for Photogrammetry and Remote Sensing.
- Vosselman, G., Maas, H.G. (2010): *Airborne and terrestrial laser scanning*. Dunbeath, Whittles Publishing.
- Watt, M., Meredith, A., Watt, P., Gunn, A. (2013): "Use of LiDAR to estimate stand characteristics for thinning operations in young Douglas-fir plantations". *New Zealand Journal of Forestry Science*, 43(18), 1-10.