



7º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

**Gestión del monte: servicios
ambientales y bioeconomía**

26 - 30 junio 2017 | Plasencia
Cáceres, Extremadura

7CFE01-111

Edita: Sociedad Española de Ciencias Forestales
Plasencia. Cáceres, Extremadura. 26-30 junio 2017
ISBN 978-84-941695-2-6

© Sociedad Española de Ciencias Forestales

Uso de datos LiDAR para la estimación de existencias forestales distribuidas por clase diamétrica, delineación individual de copas y evaluación del uso alternativo de los datos del Plan Nacional de Ortofografía Aérea (PNOA)

GONZÁLEZ MARTÍNEZ, K.¹, RODRÍGUEZ PUERTA, F.², BODES ZAMORANO, R¹ y VALBUENA RABADÁN, M. Á.³

¹ Tecnologías y Servicios Agrarios, S.A (Tragsatec – Grupo Tragsa).

² föra forest rechnologies.

³ Área de Expresión Gráfica en la Ingeniería. Departamento de Ingeniería Mecánica de la Universidad de La Rioja.

Resumen

El uso de datos LiDAR facilita el cálculo preciso de las principales variables dasométricas de interés para la gestión forestal (área basimétrica, volumen y densidad), así como su distribución en clases diamétricas. Además, el ajuste de modelos predictivos de estas variables también permite la estimación de la biomasa forestal (fuste y copa).

En el ámbito de un proyecto de I+D+i del Grupo Tragsa en colaboración con Föra Forest Technologies y con el Servicio Territorial de Medio Ambiente de Valladolid, se ha comparado la bondad de los modelos de área basimétrica calculados para masas arboladas de *P. pinea* y *P. pinaster* con datos procedentes de un vuelo LiDAR específico de alta densidad y los datos LiDAR del Plan Nacional de Ortofografía Aérea (PNOA), y se ha podido confirmar la idoneidad del uso de estos últimos en el cálculo de existencias forestales por inventariación.

Por último, el desarrollo de un nuevo algoritmo ha permitido la individualización de todos los pies del monte y la delineación de sus copas de forma precisa a partir de los datos LiDAR disponibles.

Palabras clave

LiDAR, PNOA, inventario forestal, variables dasométricas, clases diamétricas, biomasa, *Pinus pinea*, árbol individual, delineación de copas.

1. Introducción

La ordenación de montes se ha ido adaptando a los nuevos tiempos y a las nuevas demandas sociales mediante el desarrollo de nuevos métodos y procedimientos. En España, esto no ha sido así en lo referente a los procedimientos de inventario que apenas han evolucionado desde los sistemas tradicionales que llevan utilizándose desde hace muchas décadas hasta la reciente implementación de diversas técnicas de teledetección.

Según Rodríguez et al. (2014) estos sistemas tradicionales de inventario implican la realización de un importante volumen de trabajos de campo, lo que a su vez conlleva un notable encarecimiento del producto final (en la actualidad más del 50% del coste total de redacción de una ordenación corresponde a costes de inventario). Debido a este inconveniente, es muy importante utilizar una metodología que permita realizar estos instrumentos de planificación con un coste bajo, dado que las superficies arboladas se van a incrementar y no es previsible que los presupuestos de la administración se incrementen al mismo ritmo. Esta reducción de costes es posible mediante la aplicación de la tecnología LiDAR que permite sustituir los inventarios tradicionales de campo por la

captura de datos mediante un sensor aerotransportado y la posterior aplicación de modelos predictores sobre éstos (Hyyppä et al., 2008, Naesset, 2002, 2004). Además, la reducción en los tiempos de ejecución y alta precisión, así como el alto valor añadido de los productos obtenidos (predicciones espacialmente continuas y modelos digitales), convierten a la metodología LiDAR en una seria alternativa en la toma de datos forestales frente al sistema clásico de inventario (Maltamo et al., 2005).

La importancia de circunscribir el estudio a las masas de *Pinus pinea* radica en su destacado papel protagonista en los montes de la provincia de Valladolid, ya que el tipo de bosque predominante es el pinar mediterráneo de pino piñonero, que ocupa una superficie de 48.129 ha sobre un total de 124.414 ha de bosque (PORF de la provincia de Valladolid). Además, se constata un incremento de la superficie de pino piñonero (10%) entre los inventarios realizados en la provincia (IFN2 - IFN3), donde el número de pies mayores ha crecido un 15%, siendo notable la incorporación de pies jóvenes. Como consecuencia de esta evolución las existencias han aumentado casi un 37%. Esta evolución de los pinares de pino piñonero procedentes de repoblación encuentra su explicación en el declive de la resinación y la creciente rentabilidad de la recolección del piñón, lo que ha derivado en una mayor importancia de las cortas de madera de pino piñonero. La práctica totalidad de las cortas de madera en montes de Utilidad Pública se concentra en dos especies: pino negral (*Pinus pinaster* var. *mesogeensis*) y pino piñonero (*Pinus pinea*). En los montes propiedad de particulares, el pino piñonero es la especie principal del aprovechamiento (61%).

Por tanto, la construcción mediante tecnología LiDAR de modelos predictores de variables dasométricas de *Pinus pinea* distribuidos por clase diamétrica permitiría la reducción de los trabajos de campo (inventarios tradicionales) en los proyectos de ordenación de montes arbolados de pino piñonero en la provincia de Valladolid, lo que supondría una importante reducción de los costes. El cálculo de estas variables ha sido tradicionalmente acometido a través de inventarios que se basan en la toma de datos mediante muestreo en campo. Sin embargo, las recientes técnicas de teledetección suponen un importante aporte a la elaboración de los inventarios forestales clásicos en cuanto a precisión, fiabilidad, rapidez y rentabilidad (Mauro et al., 2012). La aplicación de los más modernos sensores remotos activos de alta resolución permite una elevada precisión en las mediciones y buena predicción de variables dasométricas. Concretamente, la capacidad de los sensores activos LiDAR para adquirir medidas tridimensionales de la cubierta arbórea permite mejorar la estimación de variables como la biomasa, el volumen o el área basimétrica, respecto a otros sensores de medida bidimensional, como los sistemas fotográficos o los radiómetros (Asner et al., 2013, García et al., 2010).

Además, desde hace años el Instituto Geográfico Nacional (IGN) ofrece gratuitamente los datos LiDAR capturados por el Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA). Estas coberturas se han realizado mediante colaboración y cofinanciación entre el Ministerio de Fomento (por medio del IGN y el CNIG), el Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente (por medio de la Dirección General del Agua, las Confederaciones Hidrográficas y el FEGA) y el Ministerio de Hacienda y Administraciones Públicas (por medio de la Dirección General del Catastro), además de las Comunidades Autónomas. Aunque aún no están disponibles para todo el territorio nacional, el objetivo es llegar a cubrirlo próximamente.

La disponibilidad gratuita de estos datos LiDAR del PNOA supone un notable aumento de la rentabilidad de los inventarios con metodología LiDAR frente a los clásicos, por lo que cabe preguntarse si la baja densidad de su nube de puntos (0,5 pto/m²) permite la construcción de modelos que doten de precisión y fiabilidad al inventario. En tal caso, se pretende utilizar estos datos en futuros inventarios sin necesidad de realizar vuelos LiDAR específicos con alta densidad de puntos, lo que consolidaría al inventario LiDAR como alternativa al sistema clásico, especialmente en aquellos montes de escasa productividad en los que se hace necesario rebajar los costes derivados del trabajo de campo.

2. Objetivos

El objetivo general del proyecto es el desarrollo, basado en la metodología LiDAR, de modelos predictores de las principales variables dasométricas (área basimétrica, volumen y densidad) de interés para la gestión de masas arboladas de *Pinus pinea* en el ámbito territorial de Valladolid.

Los objetivos específicos del proyecto son los siguientes:

- Construcción de modelos predictores distribuidos por clase diamétrica. La distribución de los datos del inventario por clase diamétrica es requerida por el Servicio Territorial de Medio Ambiente de Valladolid en el marco de la ordenación de montes.
- Comparativa de los modelos obtenidos con datos PNOA frente a los de un vuelo específico con alta densidad de puntos a partir de la bondad de los ajustes (R^2), su precisión y sesgo. De esta manera se comprueba la idoneidad del uso de los datos PNOA para la futura construcción de modelos de otras especies.
- Aplicación de los modelos construidos en la estimación de biomasa de pino piñonero con el fin de evaluar la posibilidad de usar la tecnología LiDAR en el cálculo de biomasa de otras especies y ámbitos geográficos.
- Realización de un inventario LiDAR a partir de la delineación individual de las copas.

3. Metodología

La zona elegida para la realización del proyecto incluye los Montes de Utilidad Pública “Arenas” (nº 47, 95 y 101) y “Llano de San Marugán” (nº 50) por su representatividad a nivel provincial de los pinares mediterráneos típicos de *Pinus pinea*. Ambos son propiedad del Ayuntamiento de Portillo, cuentan con una superficie total de 2.774 ha y se localizan en los términos municipales de Portillo, Camporredondo y Aldeamayor de San Martín (Valladolid).

Las especies principales en los tres cuarteles (A, B y C) del monte “Arenas” son el pino piñonero (*P. pinea* L.) y el pino negral o resinero (*P. pinaster* Ait.) con escaso sotobosque. El monte “Llano de San Marugán” (cuartel D) presenta una masa monoespecífica de pino piñonero, si bien la encina, el quejigo y la sabina albar también están presentes de forma generalizada en gran parte de la superficie arbolada del monte. En general, ambos montes están poblados por una masa arbolada abierta y semirregular.

Para la consecución de los objetivos propuestos en esta zona se plantea una metodología que incluye las siguientes actividades:

1. Levantamiento de parcelas de inventario forestal: levantamiento GPS y procesado de datos

Inventario forestal tradicional en 148 parcelas de campo de 15 metros de radio fijo para la determinación de las variables dasométricas de interés por clase diamétrica: altura, área basimétrica, volumen y densidad. La distribución de las parcelas garantiza la presencia de al menos una parcela por rodal y 20 por estrato (cuartel). En cada una de las parcelas se recoge información de carácter dendrométrico (alturas y diámetros de todos los pies) y ecológico (estado selvícola, edafología, etc.)

Se realiza el levantamiento GPS preciso del centro de cada parcela para poder ajustar ecuaciones de regresión con los datos registrados durante el vuelo LiDAR en esas mismas parcelas.

2. Captura de datos LiDAR a partir de vuelo sobre la zona de estudio y procesado de datos.

Definida la zona de estudio, se realiza el vuelo con sensor LiDAR aerotransportado para la captura de datos de acuerdo con las siguientes especificaciones técnicas: densidad de 4 ptos/m², FOV 30°, recubrimiento transversal > 30% y estaciones de referencia de la red del ITACYL.

Como resultado del procesado de los datos registrados en vuelo mediante el uso del software *FUSION* (USDA Forest Service), *TerraScan* y *TerraModeler* (Terrasolid), se obtienen los siguientes productos:

- 52 ficheros .LAS clasificados como suelo, vegetación, edificaciones, ruido y solapes (nube de puntos).
- Modelos digitales del terreno (MDT), superficie (MDS) y vegetación (MDV) con paso de malla de 1 metro.

También se utiliza *FUSION* para extraer, de los datos LiDAR correspondientes a las parcelas de campo, las variables predictoras (estadísticos) que los caracterizan y son necesarias para establecer las relaciones con los datos de campo y poder así ajustar los modelos explicativos. Por último, se extraen también los estadísticos LiDAR de toda la superficie de estudio en celdas de un tamaño similar al de las parcelas de campo (25 m de lado).

3. Ajuste de modelos predictores por clase diamétrica

Se realiza un análisis exploratorio y descriptivo previo mediante una matriz de correlación en la que se comparan los parámetros forestales de las parcelas (variables dependientes) con los estadísticos de los datos LiDAR correspondientes a esas mismas parcelas (variables predictoras independientes). Estas variables independientes extraídas de los datos LiDAR con *FUSION* son estadísticos referidos a la distribución por alturas e intensidad de los pulsos dentro de nuestra zona de estudio. La altura es una variable con fuerte relación con el diámetro, por lo que se podrán obtener buenos modelos predictivos de las variables forestales objeto de estudio. En el caso de la densidad, de menor relación con la altura, la bondad de los modelos será menor. Este análisis permite elegir las variables LiDAR (estadísticos de las parcelas) más adecuadas para construir modelos de regresión explicativos de los parámetros forestales de las parcelas.

En base al análisis previo y mediante el uso de software estadístico *R* se crean los modelos de regresión (paso a paso) explicativos de los parámetros forestales de las parcelas. Se ajustaron diversos modelos tanto lineales como potenciales y exponenciales (previamente linealizados mediante la transformación logarítmica de las variables) para cada una de las variables dasométricas en cada uno de los cuarteles.

Una vez ajustados los modelos se realiza una diagnosis cualitativa de los mismos comprobando su funcionamiento tanto gráfica como numéricamente. Para ello se evaluaron las principales hipótesis de los modelos de regresión: linealidad del modelo, normalidad y homocedasticidad de los residuos, colinealidad de las variables y detección de valores atípicos. A continuación se realiza una diagnosis cuantitativa que caracteriza los errores del modelo en términos de su magnitud y distribución. Esta evaluación se basa habitualmente en el empleo de estadísticos de bondad del ajuste. Los estadísticos que se han empleado para cuantificar la bondad de las estimaciones han sido

el coeficiente de determinación (R²), la raíz del error medio cuadrático (RMSE), el error absoluto medio (EAM) y el sesgo o media de los residuos. Por último, se lleva a cabo una evaluación cualitativa de los modelos analizando el rango de aplicación de cada variable predictora (estadísticos LiDAR).

Una vez ajustados los modelos y realizada su diagnosis se procede a aplicarlos sobre los estadísticos LiDAR calculados por celdas (25x25m) en la superficie de estudio.

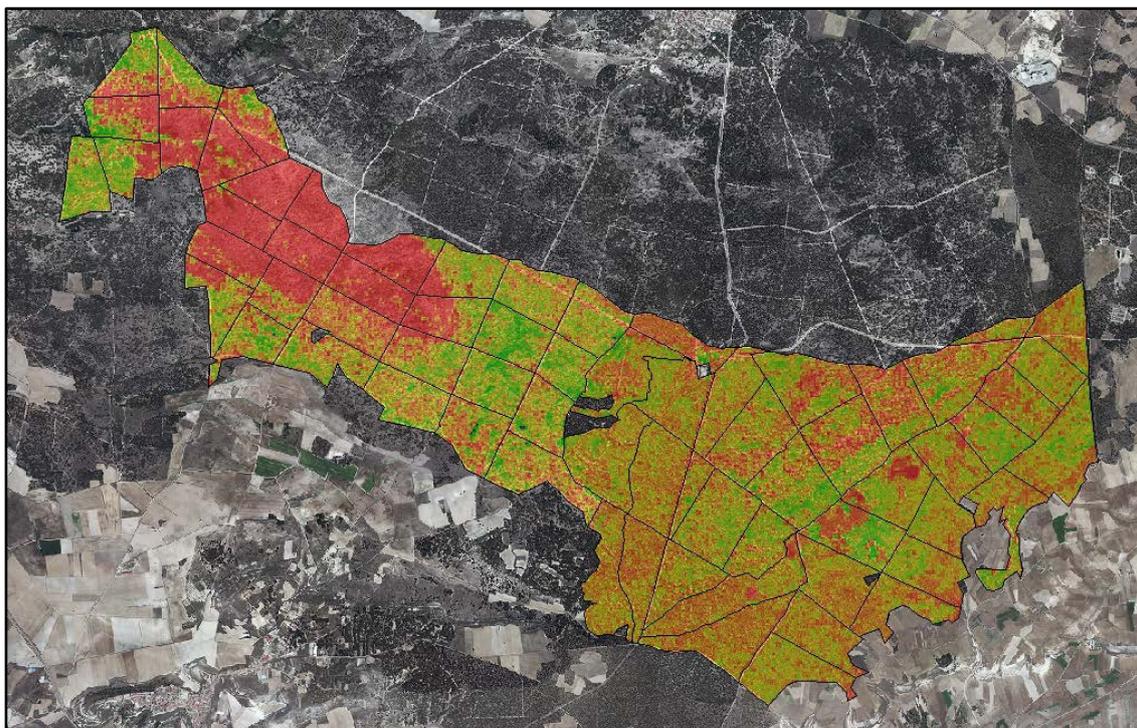


Figura 1. Volumen (m³/ha) por celda en el monte "Arenas"

Para distribuir por clase diamétrica las variables calculadas a partir de los modelos ajustados, se decide utilizar la función de Weibull. Esta función fue introducida al campo forestal por Bailey y Dell (1973) debido a su flexibilidad para tomar una variedad de formas y grados de asimetría. Ellos la utilizaron para caracterizar distribuciones diamétricas de distintas coníferas y mezclas con frondosas. Estas distribuciones diamétricas por clases de edad son útiles para derivar de ellas tablas con clasificación de productos (Condés, 1997). La distribución Weibull es, en el ámbito forestal, una de las más usadas para estimar distribuciones diamétricas. Su expresión matemática es:

$$f(x) = \frac{c}{b} \left(\frac{x-a}{b}\right)^{c-1} e^{-\left(\frac{x-a}{b}\right)^c}$$

donde:

a: parámetro que define el origen de la distribución

b: parámetro de escala

c: parámetro de forma

x: diámetro a 1,3 m.

Esta función está definida por valores positivos de todos los parámetros. Nosotros, como muchos autores, optamos por la simplicidad de una distribución Weibull biparamétrica ya que, según

Maltamo et al. (1995), de esta manera es más segura y da mayor libertad al parámetro de forma. La Weibull biparamétrica elimina el parámetro a , haciendo el parámetro de origen $a = 0$.

La metodología general consiste en calcular los parámetros de escala y forma para cada una de las parcelas de campo y ajustar un modelo entre ellos y la nube de puntos LiDAR de las parcelas (estadísticos de parcela) en cada cuartel. Como en el caso del cálculo de las variables dasométricas, sobre estos modelos se realiza la diagnosis y finalmente se aplican los modelos sobre los estadísticos LiDAR de toda la zona de estudio, lo que nos permite obtener los factores de forma y escala en cada una de sus celdas (25x25m). También calculamos estos factores por rodal mediante el promedio de los valores en cada una de las celdas que lo componen. Finalmente, aplicamos la función de Weibull en cada variable dasométrica por rodal y clase diamétrica a partir de los valores de forma y escala calculados. El cálculo de los parámetros de cada una de las parcelas se realizó a través del software *R* y de su entorno gráfico *R Studio*.

4. Construcción de modelos con datos LiDAR procedentes del PNOA y comparativa con vuelo específico.

De igual manera que con el vuelo específico de alta densidad de puntos (4 ptos/m²), se ajustan modelos predictivos a partir de los estadísticos LiDAR en las parcelas de campo, pero en este caso extraídos de los datos publicados por el PNOA (Plan Nacional de Ortofotografía Aérea) para la zona de estudio y que tienen una densidad de 0,5 ptos/m².

El número de ficheros .LAS que cubren la zona de estudio asciende a 20 bloques, y como con el vuelo específico se utilizaron *FUSION*, *TerraScan* y *TerraModeler* para la clasificación de la nube de puntos, construcción de los modelos digitales y cálculo de los estadísticos LiDAR por parcela y de toda la superficie de estudio.

Para realizar esta comparación se decide utilizar exclusivamente el área basimétrica en todos los cuarteles de la zona de estudio. Una vez construidos los modelos, se compararon con los procedentes del vuelo específico para confrontar su bondad (R^2) y los errores obtenidos en la diagnosis, determinando así la idoneidad de su uso para la futura definición de modelos predictores de otras especies en cualquier ámbito geográfico.

Puesto que los vuelos fueron realizados en diferentes fechas, se decidió comprobar también la diferencia entre los modelos digitales obtenidos con los datos del PNOA (2010) y del vuelo específico de alta densidad de puntos (2013) con el fin de evaluar la calidad de los mismos, cuantificar el crecimiento en altura de la masa y localizar las zonas de corta en el periodo 2010-2013.

5. Estimación de biomasa forestal.

Para el cálculo de la biomasa forestal, una vez finalizado todo el inventario, se consideró que era más robusto y compatible realizar un modelo que estimara la biomasa aérea y de la copa a partir del volumen predicho por el LiDAR o con alguna otra de las variables dasométricas estimadas.

En primer lugar se calculó la biomasa aérea de las distintas fracciones (fuste y ramas) de todas las parcelas del inventario a partir de las ecuaciones de doble entrada publicadas por el INIA (Ruiz-Peinado et al., 2011.). Aplicando estos modelos sobre cada pie, de los que se disponía el diámetro y la altura, se calculó la biomasa forestal en todas las parcelas. De esta forma ya pudimos relacionar los valores de biomasa con las variables dasométricas en cada parcela. Decidimos ajustar dos modelos:

- El que relaciona la biomasa aérea (fuste) con el volumen con corteza.
- El que relaciona la biomasa de las ramas con la biomasa aérea.

Por último se realizó la diagnosis de la misma forma que en los modelos dasométricos.

6. Delineación individual de copas.

Un inventario LiDAR de árbol individual busca localizar árboles individuales a partir de la información LiDAR. Una vez localizado el árbol, ya tenemos sus coordenadas y se puede medir la altura del mismo directamente en la nube de puntos normalizada. También podemos calcular otras variables dendrométricas como el diámetro normal o el volumen de forma indirecta.

La metodología para la delineación individual de copas se basa en analizar la nube de puntos directamente en busca de máximos relativos. Una vez se localiza un máximo, se busca el siguiente retorno LiDAR, más bajo que él, y se calcula a qué distancia está de ese máximo, y a partir de unas reglas en función de los datos de campo, se determina si esa distancia implica que ese punto es un nuevo ápice o sin embargo, si forma parte de la copa en donde se había encontrado ese primer ápice. Así sucesivamente con cada uno de los retornos LiDAR. El esquema de este algoritmo es el siguiente:

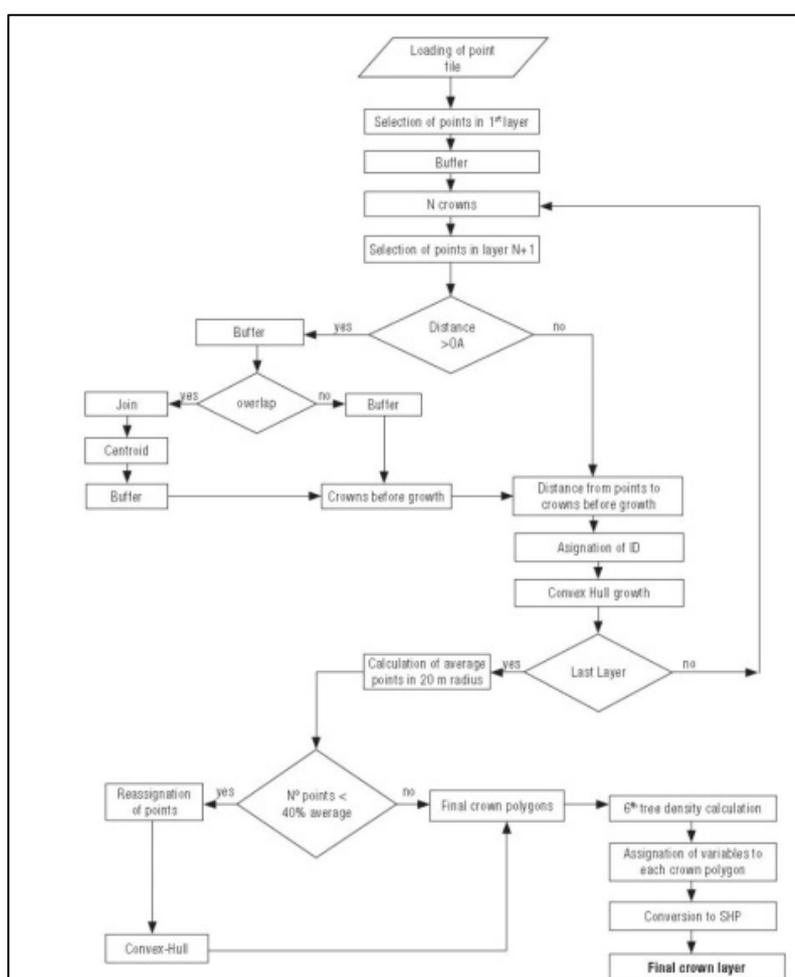


Figura 2. Esquema del algoritmo de delineación de copas

Una vez se aplica el algoritmo se comparan los resultados obtenidos con ambos métodos, ya que disponemos del número de pies totales a partir de los modelos ajustados con la nube de puntos LiDAR (método de masa) y los individualizados a partir de la delineación de las copas.

4. Resultados

Ajuste de modelos (vuelo específico y PNOA)

A continuación se detallan los modelos ajustados con los datos LiDAR del vuelo específico de alta densidad en cada cuartel para las principales variables dasométricas:

Tabla 1. Modelos ajustados con datos del vuelo de alta densidad

CUARTEL	VARIABLE	MODELO
A	Hm (m)	$Hm=1,5296*LH_Mean^{0,8646}*1,0092$
	G (m ² /ha)	$G=0,5465*LFCC^{0,7712}*LH_IQ^{0,5905}*LH_Var^{0,7064}*1,0876$
	V (m ³)	$V=2,3371*LFCC^{0,9467}*1,0773$
	N mayores (p/ha)	$N_{mayor}= 8,2049*exp(0,0395*LFCC)*exp(4,1138*LH_CV)*1,0637$
	N menores (p/ha)	$N_{menor}=136,6425*exp(0,0277*LFCC)*exp(-0,7550*LH_01)*1,5299$
B	Hm (m)	$Hm=5,7005+1,0305*LH_05^{-0,9367}*LH_Kur^{2,5523}*LH_Sk$
	G (m ² /ha)	$G=3,6996*exp(0,0239*LFCC)*exp(0,0413*LH_Var)*1,0169$
	V (m ³)	$V=10,9578*exp(0,0266*LFCC)*exp(0,0587*LH_Mode)*1,0180$
	N mayores (p/ha)	$N_{mayor}=8,3512*LFCC^{1,1187}*LH_10^{-0,8564}*1,0440$
	N menores (p/ha)	$N_{menor}=408,4216*exp(0,5449*LH_Max)*exp(-1,6364*LH_Mean)*exp(0,6564*LH_Mode)*1,3647$
C	Hm (m)	$Hm=-5,0801+1,3024*LH_01+0,7987*LH_Max$
	G (m ² /ha)	$G=31,0951*exp(0,0257*LFCC)*exp(-7,0906*LH_CV)*1,0291$
	V (m ³)	$V=0,2813*LFCC^{1,1578}*LH_CV^{-0,9815}*1,0235$
	N mayores (p/ha)	$N_{mayor}=230,4191*LFCC^{1,0295}*LH_95^{-1,5958}*1,0235$
	N menores (p/ha)	$N_{menor}= 270,4318*exp(-0,2344*LH_99)*exp(0,1746*LH_Mode)*exp(0,0488*PFRAMode)*1,0345$
D	Hm (m)	$Hm=3,2330*exp(0,1196*LH_Mean)*1,0106$
	G (m ² /ha)	$G=3,1049*exp(0,0272*LFCC)*1,0134$
	V (m ³)	$V=9,8584*exp(0,0242*LFCC)*exp(-0,1754*LH_SK)*1,0178$
	N mayores (p/ha)	$N_{mayor}=87,3881*exp(0,0259*LFCC)*exp(-0,3513*LH_01)*exp(0,1562*LH_10)*exp(0,4872*LH_SK)*1,0286$
	N menores (p/ha)	$N_{menor}=12,5197*exp(0,2977*LH_Kur)*1,5882$

Donde *Hm* es la altura media, *G* el área basimétrica, *V* el volumen, *N* la densidad de pies, *LH_Mean* la media de las alturas, *LFCC* la fracción de cabida cubierta, *LH_IQ* el rango intercuartílico de las alturas, *LH_Var* la varianza de las alturas, *LH_CV* el coeficiente de variación de las alturas, *LH_Kur* la curtosis de las alturas, *LH_SK* la asimetría de las alturas, *LH_Mode* la moda de las alturas, *LH_Max* la máxima de las alturas, *PFRAMode* el porcentaje de primeros retornos sobre la moda de las alturas, *LH_01* el percentil 1 de las alturas, *LH_05* el percentil 5 de las alturas, *LH_10* el percentil 10 de las alturas, y *LH_95* el percentil 95 de las alturas

Los modelos ajustados con los datos LiDAR del vuelo específico de alta densidad para cada una de las variables dasométricas y factores de forma y escala de la función de Weibull presentan los siguientes estadísticos que caracterizan la bondad del ajuste en cada cuartel:

Cuartel A

Tabla 2. Calidad de los modelos ajustados en el cuartel A

VARIABLE	R ²	RMSE (%)	EAM (%)	SESGO (%)
Hm (m)	0,91	14,15	10,86	0,05
G (m ² /ha)	0,95	34,13	23,34	4,62
V (m ³)	0,89	52,04	26,64	1,92
N mayores (p/ha)	0,87	60,63	30,42	10,45
N menores (p/ha)	0,38	156,64	69,52	14,63
Factor de escala	0,57	9,67	7,72	0,09
Factor de forma	0,72	36,19	25,79	2,29

Cuartel B

Tabla 3. Calidad de los modelos ajustados en el cuartel B

VARIABLE	R ²	RMSE (%)	EAM (%)	SESGO (%)
Hm (m)	0,61	14,30	11,19	0,00
G (m ² /ha)	0,72	18,58	13,80	0,02
V (m ³)	0,76	19,65	15,88	0,02
N mayores (p/ha)	0,72	34,34	22,10	0,08
N menores (p/ha)	0,62	63,82	33,57	4,53
Factor de escala	0,52	15,49	11,95	0,26
Factor de forma	0,49	46,96	31,20	0,89

Cuartel C

Tabla 4. Calidad de los modelos ajustados en el cuartel C

VARIABLE	R ²	RMSE (%)	EAM (%)	SESGO (%)
Hm (m)	0,94	4,88	4,03	0,00
G (m ² /ha)	0,86	19,78	16,30	1,88
V (m ³)	0,92	21,81	15,84	0,83
N mayores (p/ha)	0,85	24,81	17,24	0,47
N menores (p/ha)	0,72	21,75	15,89	0,21
Factor de escala	0,49	17,46	14,16	0,22
Factor de forma	0,82	19,20	15,10	0,05

Cuartel D

Tabla 5. Calidad de los modelos ajustados en el cuartel D

VARIABLE	R ²	RMSE (%)	EAM (%)	SESGO (%)
Hm (m)	0,49	14,03	11,13	0,06
G (m ² /ha)	0,77	14,93	11,71	0,43
V (m ³)	0,69	17,28	13,45	0,42
N mayores (p/ha)	0,71	24,18	18,45	24,18
N menores (p/ha)	0,27	175,88	93,97	8,15
Factor de escala	0,71	13,82	11,06	1,16
Factor de forma	0,71	42,65	29,15	0,20

Los modelos ajustados con los datos LiDAR del PNOA para el área basimétrica en cada cuartel son los siguientes:

Tabla 6. Modelos ajustados de área basimétrica con datos del PNOA

CUARTEL	MODELO
A	$G=0,3232*LFCC^{1,0524}*1,0302$
B	$G= 6,2944*\exp(0,0196*LFCC)*\exp(-0,5762*LH_AAD)*\exp(0,1540*LH_Var)*1,014745$
C	$G=0,2983*LFCC^{0,7700}*LH_CV^{-0,8181}*1,0330$
D	$G=0,1225*LFCC^{0,9856}*LH_30^{0,3988}*1,0127$

Donde LH_AAD es la desviación absoluta media de las alturas y LH_30 el percentil 30 de las alturas. Estos modelos presentan los siguientes estadísticos que caracterizan la bondad de su ajuste:

Tabla 7. Calidad de los modelos de área basimétrica ajustados con los datos del PNOA

CUARTEL	R ²	RMSE (%)	EAM (%)	SESGO (%)
A	0,91	45,49	22,36	3,13
B	0,75	16,00	13,69	0,28
C	0,85	27,25	20,74	0,85
D	0,78	12,49	10,60	1,17

Biomasa forestal

Los modelos ajustados para la estimación de la biomasa forestal de las distintas fracciones (fuste y ramas) en nuestra zona de estudio presentan las siguientes características:

Tabla 8. Calidad de los modelos de biomasa forestal

BIOMASA	R ²
Fuste $Wf = f(V)$	0,99
Ramas $Wr = f(Wf)$	0,92

Donde Wf es la biomasa del fuste, Wr la biomasa de las ramas y V el volumen

Delineación individual de copas

Puesto que para el método de árbol individual se han identificado los pies con una altura mínima de 1 m, eliminamos aquellos menores de 1,3 m para la comparación con los pies métricos estimados por el método de masa mediante el modelo de área basimétrica y el posterior cálculo de la densidad por fórmula clásica. La siguiente tabla recoge los resultados del número de pies por monte con ambos métodos y la discrepancia entre ambos:

Tabla 9. Número de pies con métodos de inventario de masa e individual

MONTE	Nº Pies (Método de masa)	Nº Pies (Árbol individual)	Diferencia
Arenas	215.587	189.089	12%
Llano de San Marugán	126.607	113.309	10%

5. Discusión

Si comparamos la precisión de los modelos calculados en el presente trabajo con la de otros incluidos en estudios previos similares (Rodríguez et al, 2014), comprobamos que están en el mismo orden de magnitud a pesar de presentar un coeficiente de determinación (R^2) menor en las variables de algunos cuarteles. Estos valores más bajos se deben en gran medida a la escasa variación de las variables de la muestra utilizada en el ajuste de los modelos (los estadísticos LiDAR de las parcelas de campo) derivada de la homogeneidad de la masa arbolada que puebla estos cuarteles.

Aunque existen opiniones fundamentadas que plantean dudas en relación con el empleo del R^2 en la selección de modelos, este estadístico da una idea bastante intuitiva de la variabilidad que explican (expresada en tanto por uno y siendo lógicamente 1 el valor máximo que puede tomar); no obstante, nunca debe utilizarse como el único criterio para elegir el modelo que mejor predice entre un conjunto de modelos candidatos (Myers, 1990). Además, pese a los inconvenientes asociados al uso del R^2 en regresión no lineal, la utilidad general de emplear alguna medida de la adecuación global del modelo supera dichas limitaciones (Ryan, 1997).

Por otra parte, el estadístico RMSE (raíz del error medio cuadrático) resulta útil porque está expresado en las mismas unidades que la variable dependiente, por lo que da una idea del error medio que se comete con el modelo, además de que penaliza los modelos con mayor número de parámetros, de acuerdo con el principio general de simplicidad científica. En este sentido, el RMSE, el EAM (error absoluto medio) y el sesgo acreditan la calidad de los modelos ajustados en el presente estudio.

6. Conclusiones

En lo que respecta al desarrollo de los modelos explicativos, comprobamos que los estadísticos que caracterizan los datos obtenidos del vuelo LiDAR guardan una fuerte relación con las variables forestales que describen la estructura de las masas forestales, lo que permite ajustar modelos predictores de alta precisión. La calidad del ajuste de los modelos de regresión queda confirmada a partir de la diagnosis de los mismos.

En cuanto a la evaluación de la idoneidad del uso de los datos LiDAR del PNOA para el ajuste de estos modelos, a la vista de los resultados podemos concluir que los modelos predictores de área basimétrica ajustados en los cuatro cuarteles de los montes a partir de los datos del PNOA (0,5 ptos/m²) no presentan significativamente menor bondad que los ajustados con los datos del vuelo específico de alta densidad de puntos (4 ptos/m²). Además, comprobamos que no hay diferencias entre los Modelos Digitales del Terreno calculados con ambos vuelos mientras que las diferencias en los Modelos Digitales de la Vegetación nos permiten cuantificar el crecimiento en altura de la masa y localizar con exactitud las zonas de corta en el periodo de tiempo entre los vuelos.

Así pues, consideramos que el uso gratuito de los datos del PNOA en futuros inventarios LiDAR los consolidará como alternativa al sistema clásico, especialmente en aquellos montes de escasa productividad en los que se hace necesario rebajar los costes derivados del trabajo de campo. Además, la actualización periódica de estos datos LiDAR permitirá realizar un seguimiento epidométrico del monte.

Comprobamos también que el cálculo espacialmente continuo de la biomasa forestal a partir de los datos LiDAR resulta sencillo y preciso a partir de las ecuaciones de doble entrada publicadas por el INIA y el ajuste de modelos robustos ($R^2=0,9$) que relacionan esta biomasa con las variables dasométricas calculadas.

Por último, tras la comparación en el número de pies totales calculado a partir del inventario individual por delineación de copas con el de método de masa se comprueba que las diferencias se

encuentran en torno a un 10%, lo que confirma la precisión del algoritmo desarrollado para esta metodología de árbol individual.

7. Agradecimientos

Todos los trabajos forman parte del proyecto de I+D+i “*BIOFOREST 1316 – Desarrollo de un modelo de aprovechamientos de biomasa forestal con fines energéticos*” desarrollado por el Grupo Tragsa en colaboración con la empresa Föra Forest Technologies y coordinado con el Servicio Territorial de Medio Ambiente de Valladolid.

8. Bibliografía

ASNER G.P., MASCARO J., ANDERSON C., KNAPP D. E, MARTIN R. E, KENNEDY-BOWDOIN TY, VAN BREUGEL, M., DAVIES S., HALL J. S., MULLER-LANDAU H.C, POTVIN C., SOUSA W., WRIGHT J. AND BERMINGHAM. E. 2013. “High-fidelity national carbon mapping for resource management and REDD+”. *Carbon Balance and Management* 2013, 8:7.

BAILEY, R.L.; DELL, T.R.; 1973. “Quantifying diameter distributions with the Weibull function”. *For. Sci.* 19: 97-104.

CONDÉS RUIZ S.; 1997. “Simulación de parcelas arboladas con datos del Segundo Inventario Forestal Nacional”. *Tesis Doctoral. ETSIM-UPM*. Madrid. 616 pp.

HYYPÄ, J., H.; HYYPÄ, D.; LECKIE, F.; GOUGEON, X. YU; M. MALTAMO.; 2008. “Review of methods of small-footprint airborne laser scanning for extracting forest inventory data in boreal forests”. *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 29 (5), pp. 1339-1366.

MALTAMO, M.; PUUMALAINEN, J.; PÄIVINEN, R.; 1995. “Comparison of beta and Weibull functions for modeling basal area diameter distribution in stands of *Pinus sylvestris* and *Picea abies*”. *Scandinavian Journal of Forest Research* 10: 284-295.

MALTAMO, M; PACKALEN, P; YU, X; EERIKAINEN, K; HYYPÄ, J; PITKANEN, J; 2005. “Identifying and quantifying structural characteristics of heterogeneous boreal forests using laser scanner data”. *For. Ecol. Manage.* 216, 41-50.

MAURO F.;NÚÑEZ M.V.;, MARTÍN-FERNÁNDEZ SUSANA, GARCÍA-ABRIL ANTONIO, COHEN WARREN B. “Diametric distribution estimation based on LiDAR data, using finite mixture models”. 2012 ForestSAT Conference, Sept. 11-14, Corvallis OR, USA.

MYERS, R.H.; 1990. “Classical and Modern Regression with Applications”. Duxbury Press, Belmont, CA.

NAESSET, E; 2002. “Predicting forest stand characteristics with airborne laser using a practical two-stage procedure and field data”. *Rem. Sens. Environ.* 80, 88-99.

NAESSET, E; 2004. “Practical large-scale forest stand inventory using a small-footprint airborne scanning laser”. *J. For. Res.* 19, 164-179

RODRÍGUEZ, F.; FERNÁNDEZ, A.; TOMÉ, J.L.; 2014. "Resultados y reflexiones tras cinco años de inventario forestal con tecnología LiDAR". *Foresta* 61: 28-33.

RUIZ-PEINADO, R.; RÍO, M.; MONTERO, G.; 2011. "New models for estimating the carbon sink capacity of Spanish softwood species". *Forest Systems* 20 (1):176-188

RYAN, T.P.; 1997. "Modern regression methods". Wiley. 515pp. New York.

GARCÍA, M., D. RIAÑO, E. CHUVIECO y F. M. DANSON. 2010. "Estimating biomass carbon stocks for a Mediterranean forest in central Spain using LiDAR height and intensity data". *Remote Sensing of Environment*, Vol. 114 (4), pp.816-830.