

TRABAJO FIN DE MÁSTER

ESTIMACIÓN DE VARIABLES DASOMÉTRICAS EN MASAS DE *PINUS HALEPENSIS* MILL. MEDIANTE DATOS LiDAR Y TRABAJO DE CAMPO

Darío Domingo Ruiz

Directores: M^a Teresa Lamelas Gracia y Juan de la Riva Fernández

Máster Universitario en

Tecnologías de la información geográfica para la ordenación del territorio: sistemas de información geográfica y teledetección

Septiembre de 2015



Universidad
Zaragoza

**Departamento de Geografía
y Ordenación del Territorio**



Resumen

Los sensores activos de teledetección LiDAR (Light Detection And Ranging) constituyen una nueva técnica para la realización de los inventarios forestales, que ofrece información tridimensional de las masas forestales. Para el territorio Español se ha diseñado -y está casi concluida- la captura sistemática y uniforme de datos LiDAR de baja resolución espacial (0,5 puntos/m²), en el marco del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA). El presente estudio tiene como objetivo evaluar la capacidad de dichos datos en la estimación de variables dasométricas en masas forestales regulares de *Pinus halepensis* Mill. localizadas en el margen norte de la Depresión del Ebro, en la proximidad del Prepirineo Aragonés, entre las comarcas de Hoya de Huesca y Cinco Villas (Aragón). Los datos LiDAR-PNOA fueron filtrados y procesados mediante el software MCC v.2.1.y FUSION LDV v.3.30, respectivamente. Con posterioridad, se generaron diversos modelos de regresión lineal múltiple que permitieran relacionar las variables dasométricas -estimadas en 46 parcelas de campo- con el conjunto de métricas obtenidas de la nube de puntos LiDAR. La validación de los modelos se realizó según la técnica de validación cruzada dejando un dato fuera (LOOCV). Los coeficientes de determinación corregidos de los modelos de estimación de las variables dasométricas han sido: 0,82 para la altura media, 0,34 para el diámetro cuadrático medio, 0,91 para el área basimétrica, 0,93 para el volumen con corteza, 0,57 para la densidad de pies y 0,89 para la biomasa aérea total. Las métricas derivadas de los datos LiDAR que más han contribuido en los modelos incluyen estadísticos relacionados con la altura del dosel (percentiles), así como con la densidad y cobertura del dosel arbóreo (porcentaje de primeros retornos sobre una altura establecida).

Palabras clave: LiDAR-PNOA, variables dasométricas, inventario forestal, modelos de regresión lineal múltiple, *Pinus Halepensis* Mill.

Abstract

Active remote sensing with LiDAR sensors (Light Detection And Ranging), is a new technique for conducting forest inventories, as it provides 3-D information of forests. LiDAR data are available for the entire Spanish territory, captured at low spatial resolution (0.5 points/m²) by the National Plan for Aerial Orthophotography. This Master thesis aims to assess the capacity of these data to estimate dasometric variables in regular stands of *Pinus halepensis* Mill., located in the north border of Ebro Depression, in the vicinity of Aragon pre-Pyrenees ("Hoya de Huesca" and "Cinco Villas" regions). LiDAR-PNOA point cloud was filtered and processed with MCC v.2.1 and FUSION LDV software. Thereafter, different multivariate linear regression models were created to relate the dasometric variables, estimated in 46 field plots, with a collection of independent metrics derived from LiDAR point cloud. The models were validated through Leave one-out cross-validation (LOOCV) technique. The corrected coefficients of determination of the models to estimate the dasometric variables were: 0,82 for mean height; 0,34 for squared mean diameter; 0,91 for basal area; 0,93 for stem volume; 0,57 for stand density; and 0,89 for total aboveground biomass. The LiDAR metrics with a higher significance in the models are related to canopy height (percentiles), as well as, density and cover of tree canopy (percentage first returns above an established height).

Key words: LiDAR-PNOA, dasometric variables, forest inventory, multivariate linear regression models, *Pinus halepensis* Mill.

Índice general

1.	INTRODUCCIÓN.....	1
1.1.	Antecedentes.....	1
1.2.	Hipótesis y objetivos	2
2.	MATERIALES Y MÉTODOS	3
2.1.	Área de estudio.....	3
2.2.	Datos LiDAR	4
2.2.1.	Introducción a la tecnología LiDAR	4
2.2.2.	Características del vuelo y datos LiDAR.....	6
2.2.3.	Pretratamiento de los datos LiDAR	8
2.3.	Datos de campo.....	12
2.3.1.	Planificación del inventario de campo.....	12
2.3.2.	Adquisición de datos de campo	15
2.4.	Modelos predictivos para la estimación de variables dasométricas.....	21
2.5.	Análisis de la influencia de variables ambientales.	24
2.6.	Representación cartográfica de variables modeladas.....	25
3.	RESULTADOS	25
3.1.	Estadísticos LiDAR.....	25
3.2.	Datos de campo.....	26
3.2.1.	Inventario de campo	26
3.2.2.	Adquisición de datos de campo	27
3.2.3.	Variables dasométricas.	28
3.2.4.	Coeficientes de correlación de Spearman (Rho).	28
3.3.	Modelo de estimación de la altura media	30
3.4.	Modelo de estimación del diámetro cuadrático medio.....	33
3.5.	Modelo de estimación del área basimétrica	36
3.6.	Modelo de estimación del volumen	38
3.7.	Modelo de estimación de la densidad de pies	41
3.8.	Modelo de estimación de la biomasa aérea total.....	44
3.9.	Influencia de variables ambientales	46
3.10.	Representación cartográfica de las variables modeladas	48
4.	DISCUSIÓN.....	48
5.	CONCLUSIONES	52
6.	AGRADECIMIENTOS	53
7.	BIBLIOGRAFÍA.....	53
8.	ANEXOS	56
	Anexo 1: Tablas complementarias.....	56
	Anexo 2: Cartografía.	62
	Mapa 1. Cartografía de vegetación y localización de las parcelas de inventario	63
	Mapa 2. Cartografía de pendientes y orientaciones.....	64
	Mapa 3. Cartografía de estimación de la altura media (Hm).....	65
	Mapa 4. Cartografía de estimación del diámetro cuadrático medio (Dg)	66
	Mapa 5. Cartografía de estimación del área basimétrica (G)	67
	Mapa 6. Cartografía de estimación del volumen con corteza (VCC)	68
	Mapa 7. Cartografía de estimación de la densidad de pies (S).....	69
	Mapa 8. Cartografía de estimación de la biomasa aérea total (BT).....	70

Índice de figuras

Figura 1. Área de estudio.....	3
Figura 2. Reflexión de los pulsos LiDAR en vegetación.....	5
Figura 3. Cobertura LiDAR-PNOA en el territorio español.....	6
Figura 4. Nube de puntos LiDAR-PNOA del área objeto de estudio (688-4678) coloreada en RGB.....	8
Figura 5. Nube de puntos LiDAR-PNOA. Overlap & No-overlap.....	9
Figura 6. Procedimiento del algoritmo de filtrado.....	10
Figura 7. Normalización de los datos. Ejemplo concreto de la parcela 4 inventariada en campo. Transformación de altura a nivel del mar (izquierda) a altura sobre el suelo (derecha).	10
Figura 8. Diagrama de flujos de procedimientos llevados a cabo en el Pretratamiento de datos LiDAR.....	11
Figura 9. Modelo cartográfico. Generación de las parcelas de campo.....	15
Figura 10. Parámetro de forma. Fuente: reelaborado a partir del IFN 3.	16
Figura 11. Procedimiento de obtención de la altura. Fuente: FAO (2004).	17
Figura 12. Cara A del estadillo de campo.	18
Figura 13. Cara B del estadillo de campo.	19
Figura 14. Gráficas básicas de diagnóstico.	22
Figura 15. Dificultad en el desplazamiento de los operarios en el interior de las masas de <i>Pinus halepensis</i> Mill. objeto de estudio.....	26
Figura 16. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación de la altura media.....	31
Figura 17. Variables LiDAR asociadas a la estimación de la altura media (Hm), exemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de <i>Pinus halepensis</i> Mill. estudiadas.....	32
Figura 18. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación del diámetro cuadrático medio.	34
Figura 19. Variables LiDAR asociadas a la estimación del diámetro cuadrático medio (Dg), exemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de <i>Pinus halepensis</i> Mill. estudiadas.	35
Figura 20. Correlación entre la altura y el diámetro medido en las distintas parcelas de campo inventariadas.	35
Figura 21. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación del área basimétrica.....	37
Figura 22. Variables LiDAR asociadas a la estimación del área basimétrica (G), exemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de <i>Pinus halepensis</i> Mill. estudiadas.	38
Figura 23. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación del volumen.	39
Figura 24. Variables LiDAR asociadas a la estimación del volumen con corteza (VCC), exemplificadas en tres parcelas de campo	

representativas de la heterogeneidad de las masas de <i>Pinus halepensis</i> Mill. estudiadas.....	40
Figura 25. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación de la densidad de pies	42
Figura 26. Variables LiDAR asociadas a la estimación de la densidad de pies (S), ejemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de <i>Pinus halepensis</i> Mill. estudiadas.....	43
Figura 27. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación de la biomasa aérea total.....	45
Figura 28. Variables LiDAR asociadas a la estimación de la biomasa aérea total (BT), ejemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de <i>Pinus halepensis</i> Mill. estudiadas.....	46
Figura 29. Variables LiDAR incluidas en los modelos de predicción de las variables dasométricas, ejemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de <i>Pinus halepensis</i> Mill. estudiadas.	49

Índice de tablas

Tabla 1. Principales especificaciones técnicas vuelo LiDAR-PNOA.....	7
Tabla 2. Porcentaje de primeros retornos por encima de 1,5 metros respecto al total de primeros retornos.	13
Tabla 3. Percentil 95.	13
Tabla 4. Pendiente.	14
Tabla 5. Valor de los parámetros de la función (a y b) y del error estándar de la estimación (SEE) para la especie <i>Pinus halepensis</i> Mill.....	21
Tabla 6. Resumen de los estadísticos LiDAR (variables independientes) en las parcelas inventariadas.....	25
Tabla 7. Superficie y número de parcelas por categoría.	26
Tabla 8. Precisión planimétrica obtenida en el posicionamiento de las parcelas.	27
Tabla 9. Resumen de las variables dasométricas modeladas: Hm: altura media; Dg: diámetro cuadrático medio; G: área basimétrica; Vcc: Volumen maderable con corteza por hectárea; S: densidad de pies por hectárea; y BT: biomasa total por hectárea.....	28
Tabla 10. Coeficientes de correlación de Spearman (Rho).	30
Tabla 11. Principales estadísticas del modelo de estimación de altura media.	30
Tabla 12. Diagnóstico analítico del modelo de estimación de la altura media.	31
Tabla 13. Validación del modelo de estimación de la altura media.	32

Tabla 14. Principales estadísticas del modelo de estimación del diámetro cuadrático medio.....	33
Tabla 15. Diagnóstico analítico del modelo de estimación del diámetro cuadrático medio.....	33
Tabla 16. Validación del modelo de estimación del diámetro cuadrático medio	34
Tabla 17. Principales estadísticas del modelo de estimación del área basimétrica.....	36
Tabla 18. Diagnóstico analítico del modelo de estimación del área basimétrica.....	36
Tabla 19. Validación del modelo de estimación del área basimétrica.....	37
Tabla 20. Principales estadísticas del modelo de estimación del volumen.	39
Tabla 21. Diagnóstico analítico del modelo de estimación del volumen.....	39
Tabla 22. Validación del modelo de estimación del volumen.	40
Tabla 23. Principales estadísticas del modelo de estimación de la densidad de pies.	41
Tabla 24. Diagnóstico analítico del modelo de estimación de la densidad de pies.	42
Tabla 25. Validación del modelo de estimación de la densidad de pies.	42
Tabla 26. Principales estadísticas del modelo de estimación de la biomasa aérea total.....	44
Tabla 27. Diagnóstico analítico del modelo de estimación de la biomasa aérea total.....	44
Tabla 28. Validación del modelo de estimación de la biomasa aérea total.....	45
Tabla 29. Influencia de la pendiente en los errores. Prueba de Kruskal-Wallis	47
Tabla 30. Influencia de la orientación en los errores. Prueba de Kruskal-Wallis	47
Tabla 31. Influencia del porcentaje de cubrimiento en los errores. Prueba de Kruskal-Wallis.....	47
Tabla 32. Comparación entre modelos de estimación de variables dasométricas.	50

1. INTRODUCCIÓN

1.1. Antecedentes

Los espacios forestales precisan de un conocimiento técnico detallad para su gestión y ordenación sostenible. La estimación de variables dasométricas utilizadas para tales fines se ha realizado tradicionalmente mediante costosos inventarios sistemáticos por parcelas, con objeto de lograr un acuerdo entre el error asumible y los medios disponibles (García et al., 2012). Este tipo de inventarios se basaban en la información obtenida a partir de parcelas concretas para la estimación de una serie de variables forestales relativas al conjunto del monte, asumiendo un cierto sesgo ligado al carácter muestral del análisis. Con objeto de minimizar los errores asociados se debía incrementar el número de parcelas inventariadas en campo, hasta números que exigían un tiempo de trabajo muy elevado.

La incorporación de las técnicas de teledetección en las tareas de inventario forestal ha proporcionado diversas alternativas metodológicas que hacen uso de imágenes capturadas por sensores óptico-pasivos y, sobre todo, de información registrada por sensores activos de tipo SAR (Synthetic Aperture Radar) y, especialmente, por sensores LiDAR (Light Detection And Ranging) (Maltamo et al., 2014).

Los datos capturados desde sensores óptico-pasivos permiten extraer parámetros ligados a la fisiología vegetal, utilizando metodologías basadas en la definición de modelos de regresión, utilizando las bandas originales o transformaciones de las mismas. Ello ha posibilitado, desde hace unas décadas, la obtención de información sobre parámetros forestales, reduciendo en gran medida los costes e intenso trabajo de campo de los métodos tradicionales. No obstante estas técnicas presentan ciertas limitaciones para el análisis de variables dasométricas al verse afectadas, por ejemplo, por problemas de saturación de los sensores ante valores altos de vigor vegetal. Por su parte, los nuevos sensores activos SAR han mostrado una mayor sensibilidad a niveles de biomasa más altos (por ejemplo, para un entorno mediterráneo, véase Tanase et al., 2014) y, más recientemente, la tecnología LiDAR se está consolidando como una técnica de gran potencial en la estimación de parámetros estructurales de la vegetación.

Los datos LiDAR proporcionan importantes ventajas respecto al coste económico y al tiempo invertido en la realización del trabajo de campo, así como a la mejora de los errores de estimación de los modelos (Reitberger et al., 2008; Wagner et al., 2008). Así mismo, los sensores LiDAR aeroportados de pulsos discretos y huella pequeña –como es el caso del LiDAR-PNOA– proporcionan información tridimensional de forma directa de la estructura vegetal (Montealegre et al., 2015c), dada la capacidad de penetración de los pulsos láser a través de los huecos de la vegetación, llegando incluso a alcanzar el suelo, y a la captura de múltiples retornos o ecos por pulso (Vosselman y Maas, 2010).

El procedimiento de obtención de los parámetros estructurales de la vegetación empleado en el presente trabajo sigue la metodología descrita por Cabrera et al. (2014) y Montealegre et al. (2015d). En esta forma de proceder se pueden distinguir dos fases:

- En la primera se realizan labores de inventario de campo en las que se muestran diversas parcelas, cuya localización ha sido previamente establecida en función del análisis en un entorno SIG de las características de las masas forestales. En las parcelas seleccionadas, de tipo circular (15 m de diámetro en el presente estudio), se inventarían y miden diversos parámetros como el diámetro o la altura de los árboles.

- En la segunda fase se obtiene un conjunto de métricas a partir de los datos LiDAR (variables independientes), que se ponen en relación con la información obtenida en campo de cada una de las parcelas inventariadas (variables dependientes) para la obtención de un modelo de regresión lineal que permita estimar las distintas variables dasométricas, así como extrapolar los resultados al conjunto del área de estudio (García et al., 2012).

En los últimos años, diversos autores han utilizado los sensores LiDAR para el cálculo de parámetros forestales como: altura media (Naesset, 1997, 2002, 2004; Stephens et al., 2007; Gobakken & Naesset, 2007; Treitz et al., 2010; González-Ferreiro et al., 2012; Maltamo et al., 2014; Cabrera et al., 2014; Montealegre et al., 2015d); diámetro cuadrático medio (Treitz et al., 2010; Cabrera et al., 2014; Montealegre et al., 2015d); área basimétrica (Naesset, 2002, 2004; Stephens et al., 2007; Treitz et al., 2010; González-Ferreiro et al., 2012; Maltamo et al., 2014; Cabrera et al., 2014; Montealegre et al., 2015d); volumen con corteza (Naesset, 2002, 2004; Gobakken & Naesset, 2007; Treitz et al., 2010; González-Ferreiro et al., 2012; Maltamo et al., 2014; Cabrera et al., 2014; Montealegre et al., 2015d); densidad de pies (Naesset, 2002, 2004; Stephens et al., 2007; Treitz et al., 2010; Maltamo et al., 2014; Cabrera et al., 2014; Montealegre et al., 2015d); biomasa (Treitz et al., 2010; García et al., 2010; González-Ferreiro et al., 2012; Maltamo et al., 2014; Montealegre et al., 2015c). Cabe mencionar que en la relación de trabajos expuesta, únicamente se han incluido algunos de los más recientes en el tiempo, a modo de ejemplo, existiendo otros autores en la literatura que también han abordado el estudio de ciertas variables con sensores LiDAR.

En el contexto español, el Instituto Geográfico Nacional—dentro del marco del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea— inició en 2008-2009 la captura de datos LiDAR mediante sensores aeroportados, de pulso discreto y huella pequeña y de baja resolución espacial ($0,5\text{ puntos/m}^2$). En el presente trabajo se aborda la estimación de diversas variables forestales con objeto de evaluar la potencialidad de esta información que se encuentra disponible de forma libre o gratuita en la actualidad.

1.2. Hipótesis y objetivos

La hipótesis de partida es que los datos tridimensionales derivados de la teledetección con sensores activos LiDAR permiten estimar diversas variables dasométricas en masas forestales regulares de Pino Carrasco (*Pinus halepensis*), constituyendo una mejora en la realización de inventarios forestales.

Por ende, el objetivo general del presente trabajo refiere a la evaluación de la idoneidad de los datos LiDAR-PNOA de baja densidad ($0,5\text{ puntos/m}^2$) para la estimación de diversas variables dasométricas en masas regulares de Pino Carrasco (*Pinus halepensis*) mediante la utilización de distintos modelos predictivos en el Valle del Ebro, en las inmediaciones del Prepirineo Aragonés.

Constituyen objetivos específicos:

- La exploración de las características de los montes objeto de estudio.
- El pretratamiento de los datos LiDAR-PNOA para la obtención de parámetros estadísticos de la nube de puntos.
- El diseño y realización del inventario forestal mediante trabajo de campo para la medición de la altura de cada árbol, así como del diámetro, y la estimación de otros parámetros dasométricos que permitan caracterizar estructuralmente la vegetación.

- El análisis de las correlaciones entre los datos proporcionados por el sensor LiDAR y las medidas procedentes del trabajo de campo.
- La generación de modelos estadísticos significativos que permitan espacializar los resultados al conjunto del área objeto de estudio, desarrollando una cartografía de diversas variables dasométricas a partir de los datos LiDAR-PNOA.
- El análisis de la influencia de las variables ambientales (pendiente, orientación y porcentaje de cubrimiento) en el error obtenido en la estimación de las variables dasométricas.
- La obtención de información útil para la gestión y ordenación sostenible de las masas forestales de Pino Carrasco, propias de los ecosistemas mediterráneos.

2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.1. Área de estudio

El área objeto de estudio se enmarca en el margen norte de la Depresión del Ebro, en la proximidad del Prepirineo Aragonés, y está constituida por pinares de *Pinus halepensis* Mill., localizados en los términos municipales de Ayerbe, Biscarrués, Ardisa, Lupiñén-Ortilla y Loscorrales, situados en las comarcas aragonesas de Hoya de Huesca y Cinco Villas (Figura 1). Estas masas forestales, se encuentran fragmentadas en rodales de tamaño variable y ocupan una superficie total de 897,4 ha.

La topografía presenta elevaciones que oscilan entre los 380 y los 630 m.s.n.m. y pendientes entre los 5 y los 43 grados. Desde el punto de vista litológico el área de estudio presenta una alternancia entre materiales areniscosos del mioceno, en las que se instauran las masas de Pino Carrasco, y zonas con presencia de conglomerados del cuaternario, que actúan en ocasiones como bordes de las masas forestales y presentan usos del suelo ligados a cultivos extensivos de secano.

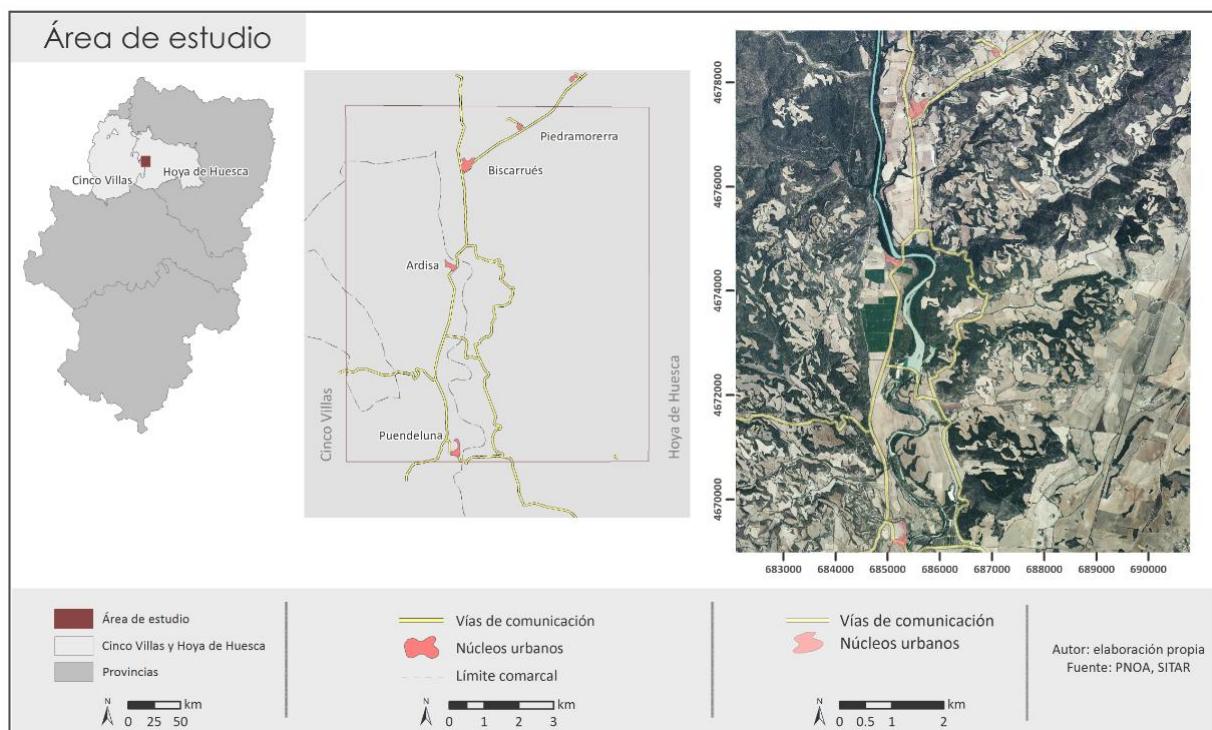


Figura 1. Área de estudio

En lo que respecta al clima se enmarca dentro del denominado mediterráneo continental. Presenta temperaturas medias en torno a 13°C y precipitaciones que incrementan de sur a norte, generando un gradiente que va desde los 500 a los 550 mm. La distribución de las precipitaciones a lo largo del año es irregular y presenta máximos en otoño y, especialmente, en primavera, con un descenso en los meses estivales. Por su parte las temperaturas medias muestran una amplitud que va desde valores inferiores a 10° C en los meses invernales a valores próximos a los 18-20° C en los meses estivales.

La vegetación del área de estudio está compuesta fundamentalmente por masas arbóreas monoespecíficas de Pino Carrasco, en las que se incluyen en su sotobosque especies como *Quercus ilex* subsp. *Rotundifolia*, *Quercus coccifera*, *Juniperus oxycedrus*, *Buxus sempervirens*, *Juniperus phoenicea* o *Rhamnus lycioides*. Estas especies se encuentran especialmente en las laderas de umbría, mientras que en las laderas de solana el pinar presenta, además de las mencionadas, un sotobosque compuesto por especies de matorral que requieren un menor aporte hídrico como *Rosmarinus officinalis*, *Thymus vulgaris* o *Genista scorpius*.

2.2. Datos LiDAR

2.2.1. Introducción a la tecnología LiDAR

El LiDAR es un sistema de teledetección activo, basado en un escáner láser, caracterizado por emitir energía y recibir posteriormente la señal reflejada. La tecnología LiDAR posee un funcionamiento relativamente sencillo, consistente en la medición de la distancia que separa al sensor de la superficie terrestre mediante el cálculo del lapso de tiempo emisión-recepción para cada una de las reflexiones. Sin embargo, el LiDAR presenta un comportamiento más complejo en lo que respecta a la utilización de la información espectral puesto que la intensidad o cantidad de energía reflejada por cada uno de los retornos láser no se puede normalizar ya que depende de las características del sensor, de la altura de vuelo, del ángulo y patrón de escaneo, etc. Dado el conocimiento de las coordenadas y la dirección exacta de emisión de cada pulso láser (Vosselman y Maas, 2010), se calcula la distancia y, por ende, las coordenadas de cada eco o retorno, conformando en su conjunto lo que se denomina la nube de puntos.

Existen diversas tipologías de plataformas utilizadas para la captura de los datos LiDAR, entre las que cabe mencionar: satelital, aerotransportado, terrestre fijo y terrestre móvil. Así mismo, los sensores láser que incorporan dichas plataformas pueden presentar características variadas, determinando así los costes de adquisición de la información. Entre las principales características de los sensores láser se encuentran (Vosselman y Maas, 2010):

- El modo de trabajo o capacidad de registro, discretos o de pulso, y de onda continua.
- El patrón de escaneo o trayectoria: de espejo oscilante, espejo rotatorio, escáner de Palmer, etc.
- La banda de emisión del láser: en el infrarrojo cercano para aplicaciones topográficas y en el verde y en el infrarrojo para aplicaciones batimétricas.
- El diámetro de la huella y la distancia entre huellas: sensores láser de huella pequeña o de huella grande.
- La frecuencia de emisión de pulsos: número de pulso/s emitidos.
- La frecuencia de escaneo.
- El ángulo de escaneo.
- La divergencia del rayo.

Los equipos LiDAR y, más concretamente, los sensores aeroportados precisan de dos dispositivos capaces de conocer con exactitud las coordenadas del sensor y orientación del mismo, así como de ubicar las coordenadas x, y, z de forma precisa. Dichos dispositivos son el GPS diferencial y la unidad inercial IMU (Inertial Measurement Unit). A continuación se describen las principales características de los mismos (Vosselman y Maas, 2010):

- El GPS diferencial proporciona la posición y la altura del avión, ya sea en tiempo real (DGPS) o en postproceso (GPS-RTK). En el primer caso las correcciones son suministradas por un operador con su constelación. En el segundo caso, se recibe información complementaria procedente de una red de estaciones GPS en tierra; esta información adicional posibilita realizar la corrección diferencial, eliminando las inexactitudes que puedan generar las señales procedentes de los satélites. Todo ello permite obtener datos de alta precisión generando nubes de puntos profusamente exactas.
- La unidad inercial IMU: se enmarca dentro del sistema inercial de navegación (INS), cuya función es orientar la plataforma tomando como punto fijo la posición de la antena GPS. El dispositivo electrónico que realiza dicha función, determinando los tres movimientos principales: giro, alabeo y cabeceo, a la par que informa de la trayectoria del avión es la IMU.

Los sensores LiDAR aeroportados de pulsos discretos y huella pequeña constituyen una herramienta de gran utilidad para la realización de inventarios forestales. El potencial de esta tecnología estriba en la capacidad que tienen los pulsos láser para atravesar elementos “porosos” de la superficie terrestre, como es el caso de las masas forestales, así como en la posibilidad de grabación de múltiples retornos o pulsos, de forma que se pueden registrar reflexiones o retornos de las diferentes partes que componen el dosel vegetal e incluso alcanzar el suelo oculto por el bosque (Vosselman y Maas, 2010).

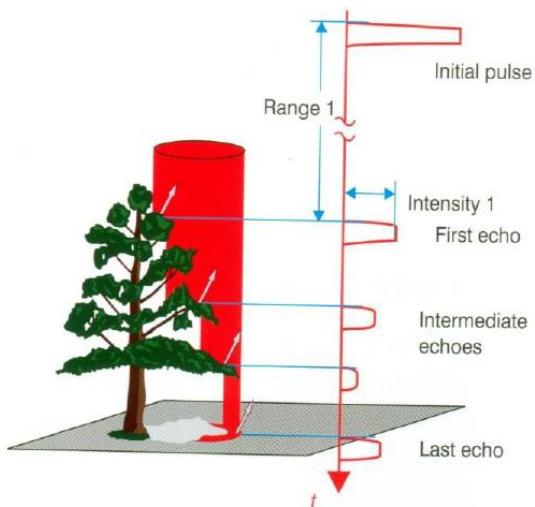


Figura 2. Reflexión de los pulsos LiDAR en vegetación. Fuente: Vosselman y Maas (2010).

Es preciso señalar que el comportamiento del pulso, cuando llega al terreno, varía en función de las características de los objetos con los que “impacta”. Existen tres tipos de comportamientos genéricos en función de la superficie, que son: el pulso se refleja completamente y es captado por el sensor en el caso de superficies sólidas; el pulso láser es absorbido y no se recoge información en el caso de superficies de agua; el pulso genera múltiples retornos en espacios con vegetación, pudiendo retornar en las partes superiores del árbol, en zonas intermedias del mismo o de matorral, e incluso en el suelo.

Por tanto, en un ámbito forestal es posible, no solo generar modelos digitales de elevaciones (MDE) o modelos digitales de superficie (MDS) de gran precisión, sino también estimar otros parámetros dasométricos útiles para la gestión forestal y la ordenación de los montes. Las nubes de puntos proporcionan información tridimensional que también permiten caracterizar los combustibles forestales (Montealegre et al., 2015e), evaluar la severidad del fuego (Kane et al., 2013; Montealegre et al., 2014), estimar la capacidad de regeneración post-incendio, etc.

2.2.2. Características del vuelo y datos LiDAR

El presente análisis hace uso de los datos LiDAR-PNOA, enmarcados en el Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA). El PNOA es un proyecto cooperativo y cofinanciado por el Ministerio de Fomento, el Ministerio de Agricultura, Alimentación y Medio Ambiente, el Ministerio de Hacienda y Administraciones Públicas, así como las Administraciones autonómicas (PNOA, 2015). Liderado por el Instituto Geográfico Nacional, tiene como objetivo la obtención de ortofotografías digitales de alta resolución y de MDEs para el conjunto del territorio español, de forma homogénea, con regularidad de 2-3 años. Dichas coberturas constituyen los “datos básicos de referencia” que establece la directiva europea INSPIRE (Infraestructure for Spatial Information in the European Community).

En este contexto, el PNOA impulsó en 2009 la toma de datos LiDAR, cobertura que se ha ido generando en los últimos años, siendo objeto de numerosas aplicaciones entre las que se puede mencionar a modo de ejemplo la generación de los MDEs de 5 m de resolución para el conjunto del territorio español.



Figura 3. Cobertura LiDAR-PNOA en el territorio español. Fuente: Agresta (2015).

Los datos LiDAR-PNOA utilizados en el presente estudio fueron capturados durante los meses de enero y febrero de 2011 mediante el sensor Leica ALS60, de huella pequeña, espejo oscilante y pulsos discretos (PNOA, 2015), que se ajusta a las especificaciones técnicas del Vuelo Fotogramétrico Digital con LiDAR establecidas por el Plan Nacional de Ortofotografía Aérea. En la tabla 1 se recogen las principales especificaciones técnicas del mismo.

El desfase temporal existente entre la fecha de captura de los datos LiDAR-PNOA y la fecha de adquisición de los datos de campo –tomados entre junio y julio de 2015– no se ha considerado relevante, puesto que en el área objeto de estudio no se han producido cambios significativos en la estructura forestal entre ambos períodos mencionados.

Los ficheros digitales, en forma de nube de puntos LiDAR, se encuentran a disposición pública en el Centro de Descargas del CNIG, distribuyéndose en ficheros con formato de descarga LAZ (formato de compresión de los ficheros LAS) de 2x2 km de extensión. Así mismo, se dispone de una herramienta de descompresión y visualización de los ficheros en dicha plataforma. Las nubes de puntos presentan una densidad de 0,5 puntos/m² y han sido clasificadas de forma automática, y coloreadas en RGB a partir de las ortofotos del PNOA. Por su parte, las coordenadas x, y, z se encuentran en el sistema geodésico de referencia UTM Zona 30 ETRS 1989 y con alturas ortométricas.

Tabla 1.Principales especificaciones técnicas vuelo LiDAR-PNOA. Fuente: PNOA (2015)

Principales especificaciones técnicas vuelo LiDAR-PNOA
El máximo campo de visión transversal (FOV) permitido es de 50° efectivos.
El sensor debe tener una frecuencia de escaneado mínima de 70 Hz, debiendo de alcanzar un mínimo de 40 Hz con un FOV de 50°.
La frecuencia de pulso mínima es de 45 kHz, asumiendo un FOV de 50° y un máximo alcance de hasta 3000 metros.
La densidad promedio exigida es de 0,5 puntos del primer retorno por metro cuadrado (tomando en consideración tramos de 2 km de longitud de la pasada).
El sensor debe estar calibrado con una antigüedad menor a 12 meses.
La resolución radiométrica debe ser de al menos 8 bits.
Debe ser capaz de registrar hasta 4 retornos por cada pulso con una discriminación en distancia vertical de al menos 4 m.
Equipo GPS doble frecuencia de al menos 2 Hz.
Sistema inercial con frecuencia de registro de datos mayor o igual a 200 Hz; y deriva inferior a 0,1°/hora.
El recubrimiento transversal debe ser mayor o igual a 15 % en zonas de poca orografía.
La longitud máxima de una pasada transversal de ajuste altimétrico debe ser de 3 hojas MTN50.
Las pasadas deben conectarse al menos con un tramo de pasada común con una longitud equivalente a 1 ancho de traza.
La precisión general altimétrica del error cuadrático medio (RMSE) debe ser menor o igual a 0,40 m.
La discrepancia altimétrica entre pasadas debe ser menor o igual a 0,80 m.
La distancia a los receptores GPS debe ser inferior a 40 km.



Figura 4. Nube de puntos LiDAR-PNOA del área objeto de estudio (688-4678) coloreada en RGB.
Fuente: PNOA (2015). Elaboración propia.

2.2.3. Pretratamiento de los datos LiDAR

Los ficheros en formato LAS obtenidos del Centro de Descargas del CNIG se encuentran clasificados de forma automática y con alturas ortométricas; pese a ello, para la realización de análisis precisos y a escala de detalle, requieren de un tratamiento previo para la obtención óptima de las variables dasométricas. Concretamente, los datos presentan inexactitudes relativas a puntos con alturas muy superiores a las del suelo, clasificados como puntos de ruido; así mismo, la clasificación “genérica realizada” puede mostrar ciertas deficiencias que es preciso corregir.

Es por ello que se han realizado diversos procesos con objeto de solventar las inexactitudes mencionadas, que se exponen a continuación:

- Extracción de los retornos de la clase “7”, relativos al ruido.

Mediante la utilización de la herramienta “BCAL” del software ENVI 5.0 se seleccionaron y trajeron todos los puntos referentes a las distintas clases, exceptuando la clase “7” que es la que se deseaba eliminar, debido a que refiere a ruido. Con ello se obtuvieron los retornos procedentes de la superficie terrestre o de los elementos localizados sobre la misma.

- Comprobación de la validez de los retornos pertenecientes a la clase “12”, referentes a la superposición entre pasadas (*overlap*).

Con objeto de verificar si era preciso eliminar los retornos pertenecientes a la superposición entre pasadas (clasificados como overlap) se realizaron distintas pruebas de carácter visual y analítico que recogemos a continuación:

- Realización de perfiles a partir de los retornos de la nube de puntos relativos a la clase “overlap” frente a las clases de vegetación.
- Conteo y espaciado de la nube de puntos con y sin solape. Mediante el uso de la herramienta “point file information” del software ArcGIS se calculó el número de puntos y el espaciado de la nube de puntos incluyendo u obviando la clase “overlap”. Como resultado se observó que el número de puntos descendía considerablemente, existiendo una relación directa con el incremento del espaciado de los mismos.

Todos los análisis realizados corroboraron que la clase “overlap” debía mantenerse, ya que los puntos no presentaban errores de elevación y su eliminación supondría una reducción en la densidad de puntos que podría disminuir la precisión de los modelos. Es por ello que esta clase se ha incluido en los procesos de tratamiento posteriores.



Figura 5. Nube de puntos LiDAR-PNOA. Overlap & No-overlap. Elaboración propia.

- Conteo y espaciado de la nube de puntos con y sin solape. Mediante el uso de la herramienta “point file information” del software ArcGIS se calculó el número de puntos y el espaciado de la nube de puntos incluyendo u obviando la clase “overlap”. Como resultado se observó que el número de puntos descendía considerablemente, existiendo una relación directa con el incremento del espaciado de los mismos.

Todos los análisis realizados corroboraron que la clase “overlap” debía mantenerse, ya que los puntos no presentaban errores de elevación y su eliminación supondría una reducción en la densidad de puntos que podría disminuir la precisión de los modelos. Es por ello que esta clase se ha incluido en los procesos de tratamiento posteriores.

- Clasificación de los puntos en suelo y no suelo con objeto de generar un modelo digital de elevaciones (MDE) a partir de los puntos de suelo.

Los archivos han sido filtrados con objeto de separar los retornos del terreno del resto de la información; para ello, se ha hecho uso de un filtro basado en superficie. Estos filtros utilizan una superficie paramétrica como función discriminante reconstruida por interpolación y consideran inicialmente que todos los puntos de la nube son de suelo desnudo y van eliminando o reduciendo la influencia de los que no se ajustan al modelo de superficie creado mediante iteraciones sucesivas paso por paso (Vosselman y Maas, 2010).

Concretamente, se ha utilizado el algoritmo de clasificación de curvatura multiescala implementado en el software MCC-LIDAR v.2.1(<http://sourceforge.net/apps/trac/mcclidar/>), que ha sido desarrollado por Evans y Hudak (2007). Dicho algoritmo, que es una herramienta diseñada para ambientes forestales y de topografía compleja, ha sido considerado el óptimo en espacios del sector central de Aragón en el estudio comparativo entre diversos tipos de filtros realizado por Montealegre et al. (2015a).

El algoritmo de filtrado presenta dos parámetros ajustables: la escala “s”, dependiente del tamaño de los objetos presentes en la escena, así como del espaciado entre los puntos

LiDAR, y el umbral de curvatura “ t ”, que expresa la tolerancia de la curvatura para el SD (“scale domain”) (<http://sourceforge.net/p/mclidar/wiki/AlgorithmDescription/>).

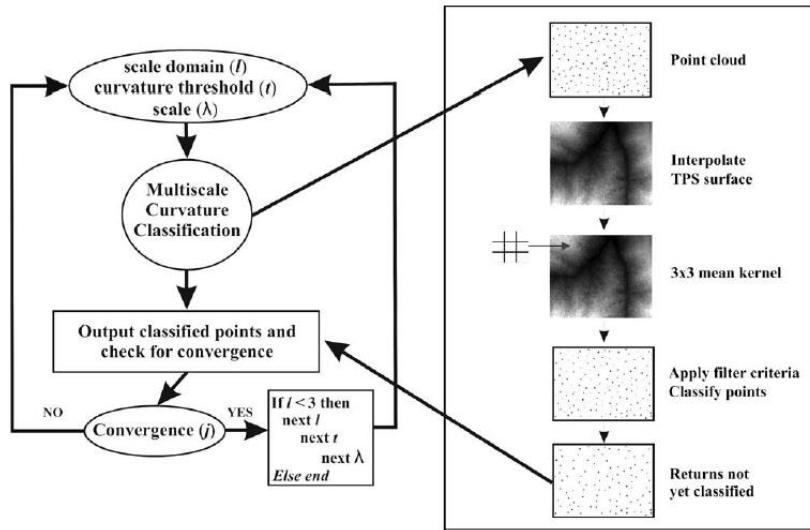


Figura 6.Procedimiento del algoritmo de filtrado. Fuente: Evans & Hudak (2007).

Tras haber generado los archivos en formato LAS filtrados, se procedió a la generación del MDE con los puntos de suelo. Para ello, se importaron los archivos al software ArcGIS – mediante la creación de las dataset– y se generó el MDE utilizando la herramienta “las dataset to raster”, también del software ArcGIS. Cabe mencionar que se seleccionaron los retornos referentes al suelo y la resolución del modelo se estableció en 1 m (Montealegre et al., 2015b).

- Normalización de la nube de puntos para obtener las alturas sobre el nivel del suelo y extracción de los estadísticos forestales referentes a las variables dasométricas.

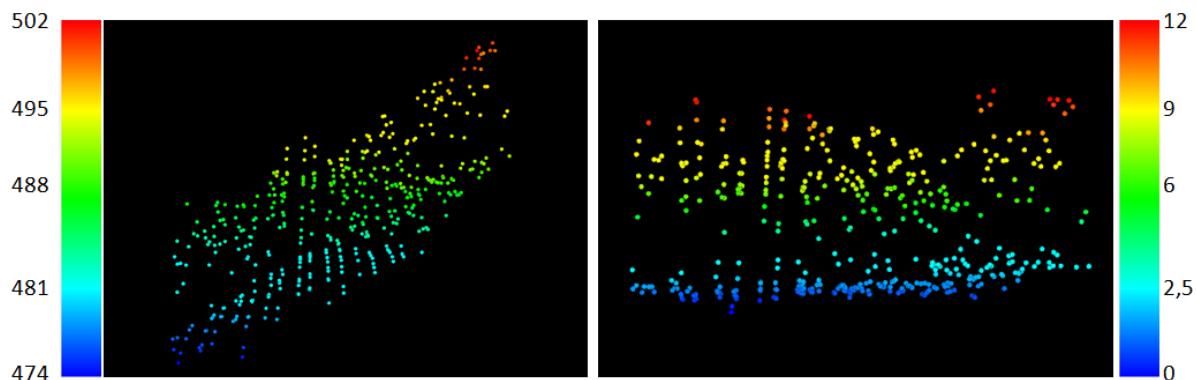


Figura 7.Normalización de los datos. Ejemplo concreto de la parcela 4 inventariada en campo. Transformación de altura a nivel del mar (izquierda) a altura sobre el suelo (derecha).

Una vez obtenido el MDE se procedió al cálculo de las alturas sobre el nivel del suelo mediante el software FUSION. Previo a ello, fue precisa, en primera instancia, la transformación del MDE a formato ASCII, mediante el software ArcGIS. Posteriormente la utilización del comando “Grid Metrics” del software FUSION permitió generar las variables estadísticas de cada píxel del área de estudio, con las que se extrapolaría el modelo al conjunto del área del estudio, proceso enmarcado en la primera fase del muestreo (Cohran,

1963). Cabe mencionar que dicho comando genera un archivo con formato “.csv” que incluye dicha información. El tamaño de píxel en el que se presentan los resultados es de 25 m, por cuanto es el que guarda una mayor relación, en lo que a tamaño se refiere, con respecto a las parcelas de inventario de campo (con 625 m² la superficie del píxel, similar a los 706.86 m² de la parcela de campo). Respecto a la elección del tamaño del píxel debe considerarse el tamaño de las parcelas de campo, puesto que los resultados estadísticos deben referirse a un área similar para que éstas puedan ser comparables.

Tras el proceso de normalización, se procedió a transformar el fichero con formato “.csv” a un fichero en formato vectorial mediante la herramienta “Add XY Data” del software ArcGIS, convirtiéndose posteriormente a formato ráster mediante la herramienta “Point shapefile to raster” del mismo software, con una resolución de 25 m. Posteriormente se realizaron los tratamientos ligados a la obtención de los estadísticos LiDAR para cada una de las parcelas, que habían sido inventariadas previamente mediante trabajo de campo (procedimiento enmarcado dentro de la segunda fase del muestreo).

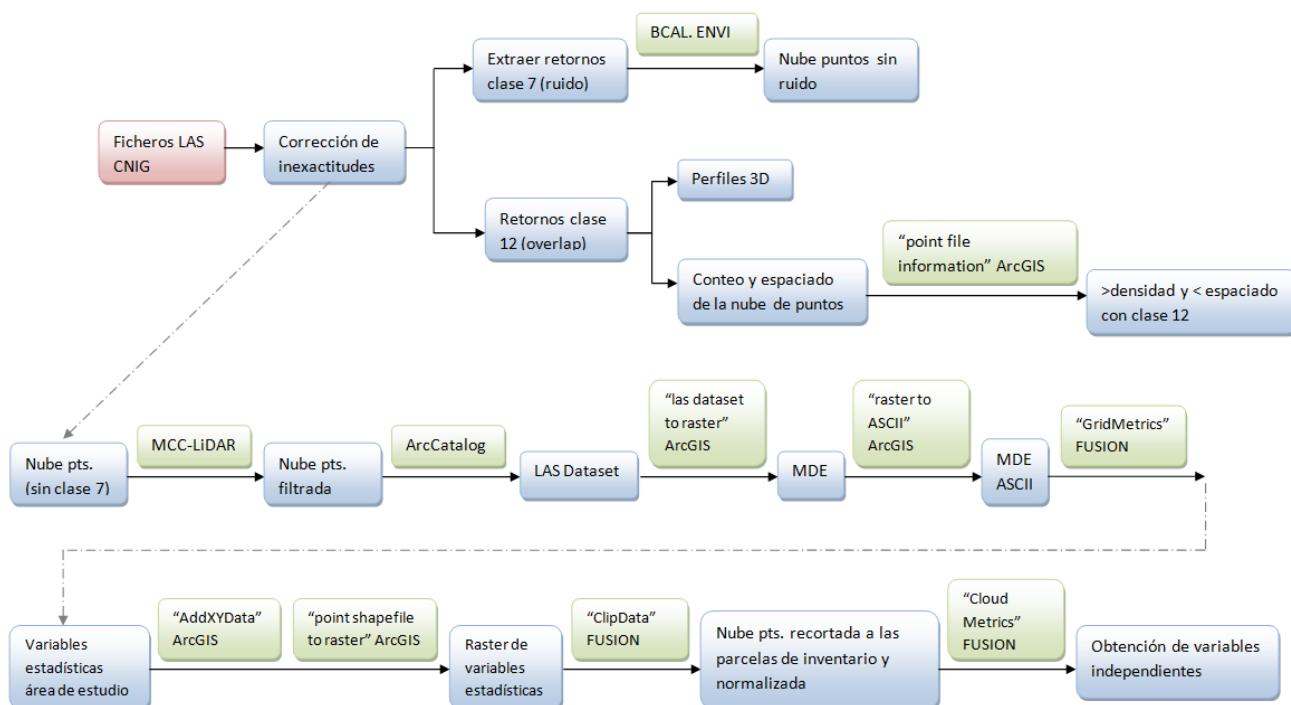


Figura 8. Diagrama de flujos de procedimientos llevados a cabo en el Pretratamiento de datos LiDAR.
Elaboración propia.

Estos tratamientos se realizaron mediante la herramienta “Clip Data” del software FUSION, comando que permite recortar la nube de puntos al espacio delimitado por las parcelas de inventario de campo, así como, normalizar la nube de puntos siempre que se disponga de un MDE (calculado en pasos previos). Como resultado se obtiene un archivo en formato LAS normalizado de cada una de las parcelas muestreadas. Por último, mediante la utilización del comando “Cloud Metrics”, del software FUSION se obtuvieron las variables independientes recogidas en un archivo en formato “.csv”. Las cuales, serán seleccionadas para hacer el correspondiente análisis posterior y la generación de modelos que permitan poner en relación dichas variables independientes con las variables dependientes, procedentes estas últimas del inventario de campo.

La ejecución de los comandos “Cloud Metrics” y “Grid Metrics” precisa del establecimiento de un umbral de altura mínima que defina la altura del sotobosque

(Naesset y Oakland, 2002). De tal manera que en las estadísticas sólo se incluyan los retornos que sean superiores a dicha altura. En el área objeto de estudio, y derivado de los datos tomados en las distintas parcelas de campo, se determinó que el sotobosque poseía una altura media de 2 m, aplicándose dicho umbral a los comandos mencionados. Cabe mencionar que el conjunto de procedimientos llevados a cabo en el presente apartado (Pretratamiento de datos LiDAR) se recoge en la figura 8.

2.3. Datos de campo

2.3.1. Planificación del inventario de campo

El inventario de campo se enmarca dentro de la segunda fase del muestreo. En el mismo, se miden diversos parámetros forestales, como el diámetro, la altura de los árboles, etc.yse estiman diferentes variables dasométricas. Se define para ello, un número estadísticamente apropiado de parcelas para inventariarlas de forma precisa, conociendo su ubicación con la mayor exactitud posible –generalmente mediante el uso de un GPS de alta precisión–. La información obtenida y estimada en las parcelas de campo se utilizará para el posterior ajuste de los modelos de estimación de las variables dasométricas a partir de la información LiDAR para el conjunto del área de estudio, actuando como variables dependientes. Cabe mencionar que las parcelas de inventario deben recoger la heterogeneidad de la zona objeto de estudio, pues de otra forma se generarían errores de extrapolación. A continuación recogemos las fases de planificación del inventario de campo:

- Estratificación.

La estratificación posee como objetivo la mejora en la precisión de los modelos predictores de las variables dasométricas, al ser aplicados sobre zonas más homogéneas. En el presente análisis se ha considerado un único estrato, puesto que son masas monoespecíficas de *Pinus halepensis* Mill. y, aunque las edades son variadas, las nubes de puntos LiDAR proporcionan información tridimensional acerca de la estructura forestal. Este aspecto supone una mejora importante respecto a los métodos de inventario forestal tradicional, en los que se debían realizar estratificaciones, no sólo por especie sino también por edad, y conocer de forma sucinta el espacio forestal para poder obtener unos resultados adecuados.

- Elección del número, forma y tamaño de las parcelas.

El número de las parcelas de inventario de campo se ha determinado en función de la validez estadística. Generalmente y según se recoge en estudios previos (Naesset, 2002) las variables predictoras incluidas en cada modelo son tres o en número inferior. Es por ello que se ha establecido el número de 46 parcelas como estadísticamente válido (Hair et al., 1999).

En lo que refiere a la forma de las parcelas, es de tipo circular, lo que presenta beneficios relativos al replanteo de la misma, puesto que solo precisa de la obtención de un punto con coordenadas precisas.

En la definición del tamaño de las parcelas se han tomado en consideración dos aspectos que se presentan a continuación:

- El área de la parcela debía contener un número mínimo de retornos, que se establecieron en número de 300 para que los estadísticos LiDAR fueran significativos.
- La densidad de la masa forestal debía poseer más de 15 pies por parcela.

Partiendo de estas premisas se realizó un análisis del número de pulsos que incluía una determinada área, considerando que la densidad de puntos LiDAR del vuelo PNOA es de 0,5 pulsos/m². Así mismo, se observaron los valores de densidad en campo mediante la consulta,

a modo de aproximación, del Tercer Inventory Forestal Nacional (IFN3: <http://www.magrama.gob.es/es/biodiversidad/servicios/banco-datos-naturaleza/informacion-disponible/ifn3.aspx>), seleccionando aquellas masas monoespecíficas de *Pinus halepensis* Mill. con presencia en el estrato arbóreo superior al 70%. Todo ello permitió determinar el área más adecuada de las parcelas de inventario de campo, que fue de 15 m de diámetro, coincidente con la utilizada para la estimación de variables dasométricas a partir de datos LiDAR PNOA por autores como Cabrera et al.(2014) o Montealegre et al.(2015d).

- Clasificación en zonas homogéneas.

En la planificación del inventario de campo se trató de lograr una muestra representativa de la variabilidad de alturas de la masa forestal y de las pendientes topográficas existentes, lo cual se realizó mediante un muestreo aleatorio estratificado (Naesset & Okland, 2002), dado que la realización de un muestreo sistemático incrementaría excesivamente el tamaño de la muestra, siendo prácticamente inabordable. El conocimiento de dicha variabilidad se llevó a cabo mediante la definición de diversas variables que permitieran clasificar las zonas de estudio en áreas homogéneas en las que se establecieran un determinado número de parcelas. La homogeneidad de los mismos se analizó en función de tres variables que pudieran afectar a los datos LiDAR y que fueran influyentes en la estimación de variables dasométricas. Dichas variables escogidas son:

- Porcentaje de primeros retornos por encima de una altura establecida respecto al total de primeros retornos: con objeto de estimar la Fracción de Cabida Cubierta (FCC) a una altura determinada (Hopkinson y Chasmer, 2009).Como se observa en la tabla 2, se distinguen cuatro clases referentes a la densidad de la cubierta forestal que abarcan desde espacios desarbolados a espacios con densidades de arbolado altas.

Tabla 2. Porcentaje de primeros retornos por encima de 1,5 metros respecto al total de primeros retornos.

FCC	Clase	Descripción
0-20	1000	desarbolado o arbolado ralo
20-40	2000	densidad baja
40-70	3000	densidad media
>70	4000	densidad alta

- Percentil 95 (P95): para estimar la altura de la masa forestal, lo que proporciona información acerca del estado y edad de las mismas. Variable que se categorizó en cuatro clases referentes a la altura del dosel forestal (ver tabla 3).

Tabla 3. Percentil 95.

P95	Clase
0-3	100
3-6	200
6-10	300
>10	400

- Pendiente del terreno: obtenida a partir del Modelo Digital de Elevaciones, generado a partir de los datos LiDAR para la zona objeto de estudio. Como se observa en la tabla 4, se establecieron tres categorías de pendiente que permiten diferenciar entre suaves (0° - 5°), medias (5° - 15°) o fuertes ($>15^{\circ}$), todos ellos valores comúnmente utilizados en la cartografía de la presente variable.

Tabla 4. Pendiente.

Pendiente (°)	Clase
0-5	10
5-15	20
>15	30

Para la realización de la clasificación en zonas homogéneas se generó la cartografía de las variables expuestas a partir de los propios datos LiDAR-PNOA, creando capas ráster de las citadas variables con una resolución de 25 m. Así mismo, se reclasificaron en un entorno SIG, generando categorías representativas del área de estudio. Posteriormente, se superpusieron generando una única capa en la que el valor de cada píxel indica las características de la misma: las decenas expresan la pendiente; las centenas la altura, estado y edad de las masas forestales; y las unidades de millar la FCC.

La capa ráster obtenida, se recortó para adaptarse a la zona objeto de estudio, definida a partir de la cartografía de masas monoespecíficas de *Pinus halepensis* Mill. del Tercer Inventario Forestal Nacional (IFN3), mediante la herramienta “Extract by mask” del software ArcGIS.

- Asignación y distribución de parcelas por categoría.

El efecto borde, presente en los árboles próximos a espacios abiertos o a masas forestales de altura menor, genera que los pies posean un mayor diámetro y, por ende, una mayor fracción de cabida cubierta, resultado de una exposición solar más acusada. Estos árboles suelen presentar diferencias significativas con respecto a los del conjunto de la masa forestal, por lo que es conveniente evitar su muestreo. Es por ello que se realizó una exclusión de los mismos mediante la conversión previa de la capa ráster de la zona de estudio –obtenida previamente– a formato vectorial y la posterior realización de un “buffer” interno mediante el software ArcGIS de 5 m para evitar el “efecto borde”.

Dada la fragmentación del área objeto de estudio, las masas forestales se encuentran generalmente delimitadas por masas de otras especies o de la misma especie con menores densidades y portes (ya que como se ha expuesto con anterioridad solo se seleccionaron las masas forestales de *Pinus Halepensis* Mill. con presencia del estrato arbóreo igual o superior al 70 %) o, en su caso, por caminos o carreteras.

Tras la obtención del área de influencia que representa el “efecto borde”, se eliminó de la capa del área de estudio mediante la herramienta “erase” del software ArcGIS, obteniendo la capa vectorial del área de estudio.

A continuación se combinó dicha capa del área de estudio a muestrear con la información obtenida en la clasificación en zonas homogéneas mediante la herramienta “Extract by Mask”. Se obtuvieron así los espacios de muestreo pertenecientes a cada categoría. Posteriormente se

generó una capa vectorial por cada una de las categorías homogéneas utilizando la herramienta “Raster to polygon” y se crearon puntos aleatorios en cada una de las capas según las parcelas calculadas para cada categoría, realizando este último proceso mediante la herramienta “Create Random Points”, también del software ArcGIS.

Tras este proceso se obtuvo la localización precisa de las parcelas a muestrear en campo. El modelo cartográfico del proceso de planificación del inventario de campo se presenta en la figura 9.

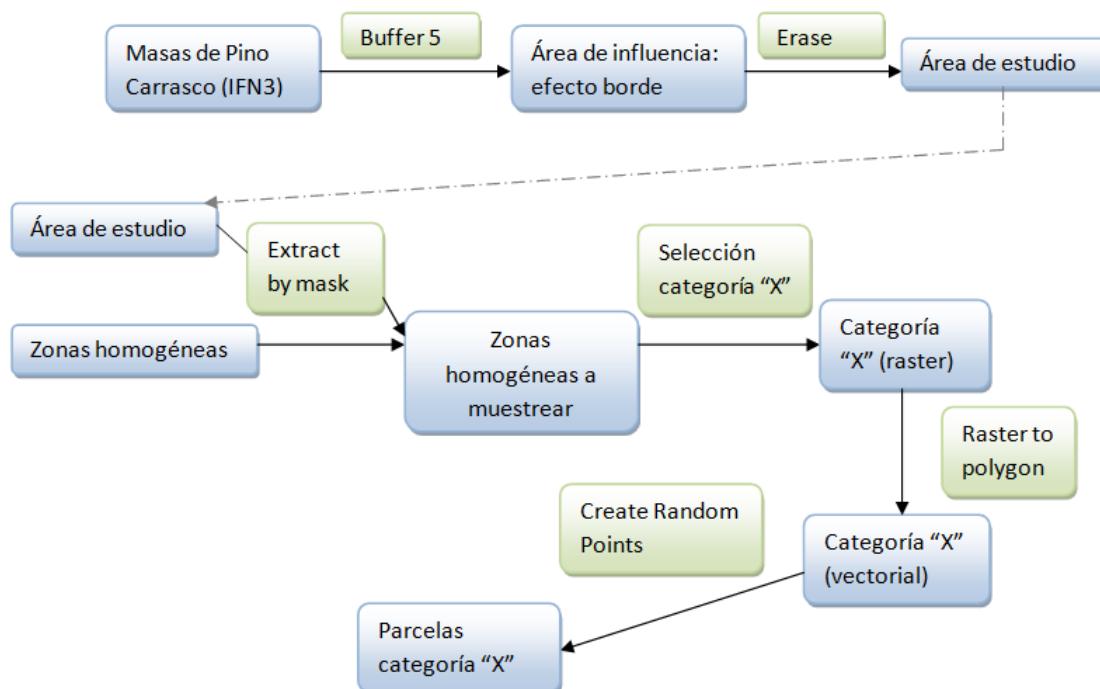


Figura 9. Modelo cartográfico. Generación de las parcelas de campo. Elaboración propia.

2.3.2. Adquisición de datos de campo

La realización del trabajo de campo se llevó a cabo durante los meses de junio y julio de 2015, ejecutándose por un equipo formado por al menos tres personas, de las cuales dos de las mismas poseían conocimientos y experiencia acerca del manejo de los diversos materiales necesarios para la realización del inventario.

A continuación se recoge el material empleado para dicho trabajo de campo; recursos proporcionados por el Laboratorio de Espectro-Radiometría y Teledetección Ambiental de la Universidad de Zaragoza (ERTAlab) y por el Centro Universitario de la Defensa (CUD):

- Hipsómetro Vertex Haglöf Sweden® (CUD).
- GPS Leica VIVA GS15 CS10 GNSS de precisión submétrica (ERTAlab).
- Forcípula Haglöf Sweden® modelo Mantax Precision Blue (CUD).
- Post-its numerados y agujas.
- Estadillos de campo (ver figuras 10 y 11).
- GPS de mano, para la aproximación inicial al punto de muestreo (CUD).
- Tablet con GPS, para la aproximación inicial al punto de muestreo.
- Cámara de fotos para la captura de imágenes representativas de las parcelas inventariadas.
- Brújula.

La metodología empleada en el levantamiento de las parcelas de inventario se recoge a continuación:

La aproximación física a las parcelas de inventario, generadas en el apartado anterior y que se pueden observar en la figura 1, se realizó mediante el uso de una Tablet con GPS y uso del programa “Oruxmaps”, así como con un GPS de mano para localizarla de forma más precisa (aproximadamente 2-3 metros). Tras ello, y empleando un GPS Leica VIVA GS15 CS10 GNSS de precisión submétrica se obtuvo el punto preciso del centro de la parcela, intentando que la precisión de la captura del punto fuera la más exacta, para evitar errores al asociar dicha posición con los estadísticos de la nube de puntos LiDAR-PNOA.

1. Árboles fusiformes prácticamente en todo su fuste, con troncos maderables, limpios y derechos de más de 6 m, flecha inferior al 1 % de su longitud, veta no torcida y diámetro normal mayor de 20 cm.
2. Árboles que cumplan las cuatro condiciones siguientes: ser fusiformes, tener troncos maderables de 4 o más metros, ramificarse por la parte superior y no pertenecer a la forma 1.
3. Árboles fusiformes pequeños, en los que el diámetro de fuste de 75 mm queda por debajo de los 4 m de altura.
4. Árbol cuyo tronco principal se ramifica antes de los 4 m de altura y que pertenezcan a alguna de las especies más adelante citadas en las normas de este parámetro.
5. Árboles cuyo tronco principal es tortuoso, esta dado o es muy ramoso, por lo que no admite la clasificación en formas 1, 2 ó 3; también pies de altura de fuste menor de 4 m si son de especies diferentes a las de los códigos 4 y 6.

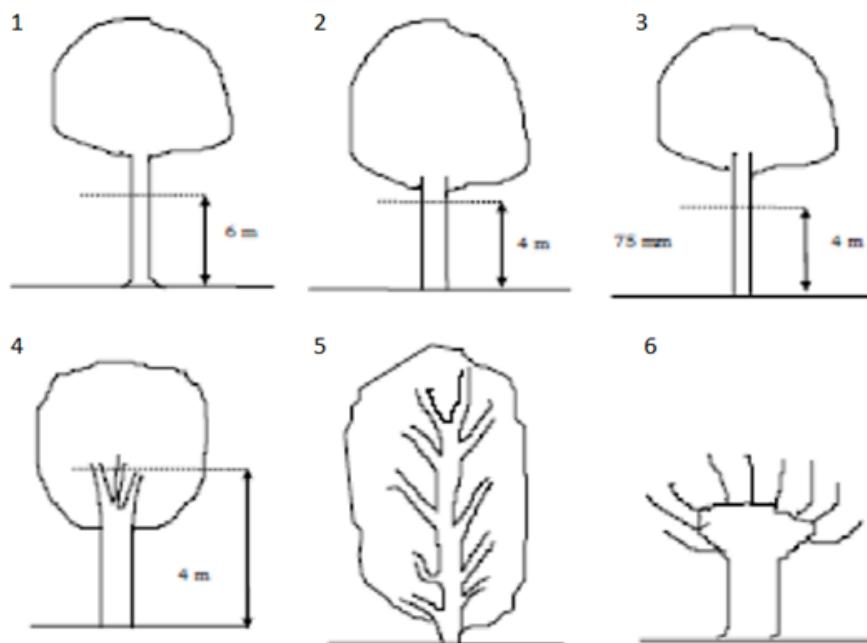


Figura 10. Parámetro de forma. Fuente: reelaborado a partir del IFN 3.

El GPS de precisión submétrica precisa de cobertura móvil de internet para la realización de la corrección diferencial, así como de cobertura satelital, variando ambas de forma notoria en los espacios forestales de la zona objeto de estudio; es por ello que primó la obtención de una precisión óptima al replanteo del punto exacto de localización teórica de la parcela.

En lo que respecta al replanteo de la parcela se fijó el soporte del transpondedor en el centro de la misma y, mediante la utilización del hipsómetro Vertex Haglöf Sweden®, se incluyeron todos aquellos pies de pino carrasco que se encontraban dentro de un radio de 15 m. Un operario fijó un post-it con números correlativos en el fuste de los árboles con objeto de facilitar la posterior estimación.

En relación a las mediciones realizadas, se obtuvo el diámetro normal a la altura del pecho (DAP), es decir a 1,3 m de altura, de todos los pies de la parcela mediante el uso de una forcípula Haglöf Sweden®, modelo Mantax Precision Blue. Para facilitar y homogeneizar la medición de los diámetros normales, cada operario midió la parte de su cuerpo que correspondía a 1,3 m con objeto de medir siempre en torno a esa altura.

A su vez se midieron las alturas de todos los pies, así como la altura de la primera rama verde –rama viva–, empleando para ello el hipsómetro Vertex Haglöf Sweden®, manejado por un operario, mientras otro mantenía el transpondedor a la altura del pecho en el fuste del árbol. Por último, se le asignó a cada árbol un parámetro de forma necesario en ocasiones para estimar su volumen (ver figura 10).

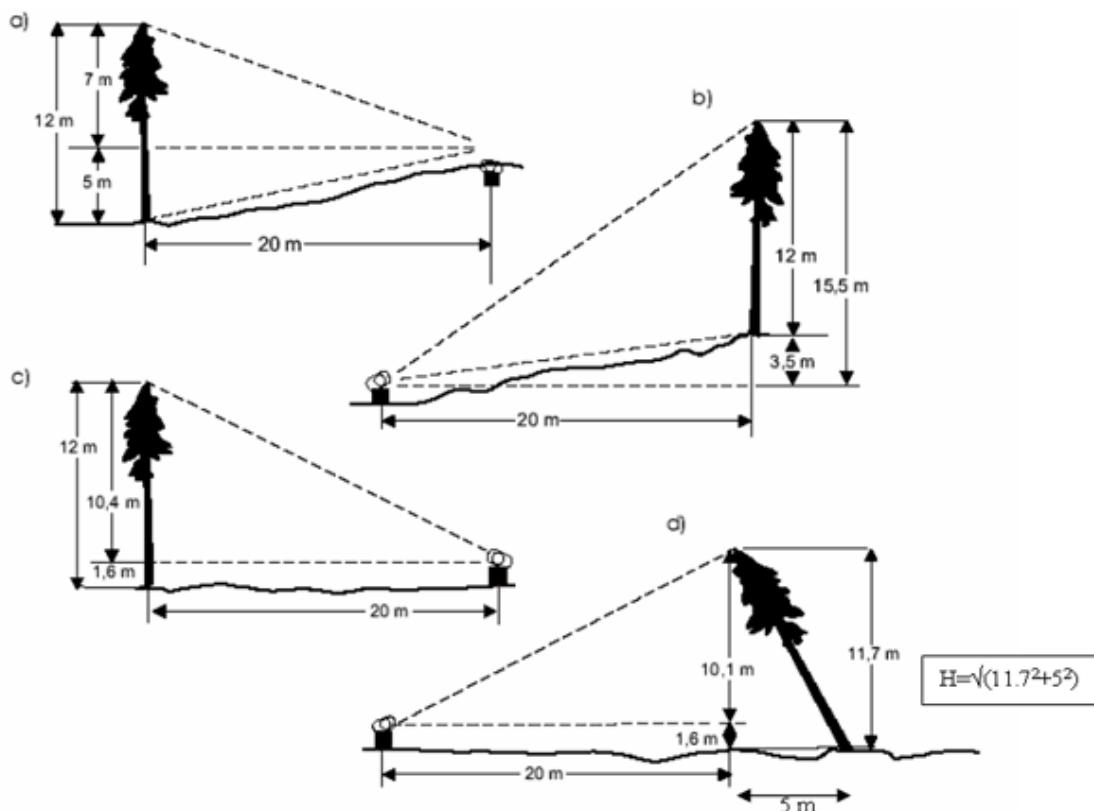


Figura 11. Procedimiento de obtención de la altura. Fuente: FAO (2004).

El procedimiento de obtención de la altura consiste en (ver figura 11):

1. El operario que realice la medición, se debe colocar a una distancia similar a la altura del árbol, pudiendo observar tanto la copa del mismo como la base del fuste, y si es posible situarse a una altitud similar a la base del fuste.

Nº parcela:		Autores:		Fecha:	
Coordenadas X	Y	Nº Fotos:		Hora inicio:	

Modelo de combustible	
Prometheus:	
Rothermel:	

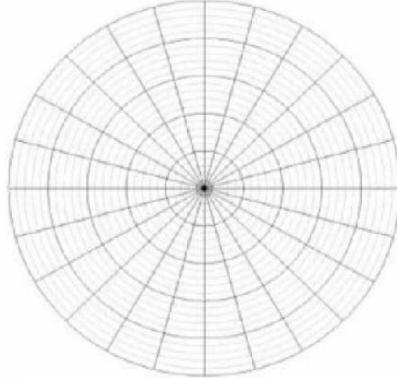
Altura de poda(m):

Presencia de sotobosque/pasto		
Especie	FCC(%) y /o m2	Altura (m)

Regeneración total bosque expresado en FCC(%)				
Especie	h<0.3 m	0.3<h<1.3 m	h>1.3 m y d<2.5 cm	h>1.3 m y 2.5 cm<d<7.5 cm

Datos generales de la parcela		
Tipo de erosión (Ninguna, laminar, regueros, etc.)	% superficie de erosión	% pedregosidad

Estado general del arbolado/vegetación		
Daños (Viento, hongos, perforadores, defoliadores, muérdago...)	Nivel (0: Sin daños, 1: <25% pies, 2: 25-50% pies, 3: 50-75% pies, 4:>75% pies)	Especies afectadas



Observaciones:

Figura 12. Cara A del estadillo de campo.

2. Se lanza una primera visual al transponedor –localizado a 1,30 m de altura–, actuando dicha lectura como escala.
3. Se lanza una segunda visual a la primera rama verde del árbol.
4. Se lanza una tercera visual al ápice del árbol.
5. El operario realiza la lectura de los dos datos –altura de la primera rama verde, y altura del ápice del árbol– para su recogida en el estadillo de campo.

Por último, se recopiló información acerca de los pies de regenerado existentes en la parcela, así como información relativa a la altura de poda, la cubierta de sotobosque existente, su altura y el porcentaje de recubrimiento que representaba por especie en la parcela. Así mismo, se recogió información relativa a la pedregosidad de la parcela, la presencia o ausencia y representatividad de superficies de erosión, y la presencia de daños y agentes causantes de los mismos en el arbolado. También se insertó en el estadillo de campo un croquis con objeto de facilitar la estimación de la cobertura de sotobosque y evitar cierta

subjetividad. En las figuras 12 y 13 se muestran los estadillos utilizados en la campaña de trabajo de campo.

Datos de inventario									
Nº	Pies mayores				Nº	Pies mayores			
	Especie/ Forma	Dn(cm)	H(m)	H 1ª rama v.(m)		Especie/ Forma	Dn(cm)	H(m)	H 1ª rama v.(m)
1					36				
2					37				
3					38				
4					39				
5					40				
6					41				
7					42				
8					43				
9					44				
10					45				
11					46				
12					47				
13					48				
14					49				
15					50				
16					51				
17					52				
18					53				
19					54				
20					55				
21					56				
22					57				
23					58				
24					59				
25					60				
26					61				
27					62				
28					63				
29					64				
30					65				
31					66				
32					67				
33					68				
34					69				
35					70				

Figura 13. Cara B del estadillo de campo.

Obtención de variables dasométricas

A partir de los datos obtenidos en campo se calcularon los parámetros dasométricos de cada una de las parcelas de muestreo de campo. Concretamente, se han obtenido seis parámetros:

- H_m : La altura media de cada una de las parcelas inventariadas es resultado del promedio de las alturas individuales de cada árbol de la parcela (H_m) (ecuación 1).

$$H_m(m) = \bar{X} H_i(1)$$

Donde:

H_m = altura media de la parcela inventariada (m)

H_i = altura del árbol (m)

- Dg : El diámetro cuadrático medio pone en relación los parámetros de área basimétrica y densidad de pies y se expresa en cm (ecuación 2).

$$Dg \text{ (cm)} = \sqrt{\frac{4*10.000*G}{S*\pi}} \quad (2)$$

Donde:

Dg = diámetro cuadrático medio (cm)

G = área basimétrica

S = densidad de pies

- G: El área basimétrica resulta de la suma de las secciones normales –diámetros normales– a la altura del pecho (a 1,3 m de altura) de todos los pies de una parcela en relación a la superficie de la misma expresada en hectáreas (ecuación 3).

$$G \left(\frac{m^2}{ha} \right) = \frac{\frac{\pi}{4} \sum dap_i^2}{a} \quad (3)$$

Donde:

G = área basimétrica (m^2/ha)

dap_i =diámetro a la altura del pecho de cada pie inventariado en metros

a = superficie de la parcela (ha)

- VCC: El volumen con corteza expresa el volumen maderable del fuste principal, desde la base hasta el diámetro mínimo de 7,5 cm, excluyéndose las ramas. Para la obtención de esta variable dasométrica se ha utilizado la tarifa de cubicación del Inventario Forestal Nacional (IFN3) de la provincia de Huesca para Pino Carrasco. Es preciso señalar que se han inventariado en campo árboles con parámetro de forma “1”, si bien se ha tenido que utilizar de forma genérica la tarifa de cubicación de los árboles con parámetro de forma “2” puesto que no se dispone del parámetro de forma “1” para esta especie. Así mismo, cabe mencionar que una de las parcelas se encontraban en la provincia de Zaragoza, en torno a 300 m del límite de la provincia de Huesca, es por ello y por las características similares que presentaban con las restantes parcelas por lo que se ha utilizado la misma tarifa de cubicación para todas las parcelas inventariadas (ecuación 4).

$$VCC \left(\frac{m^2}{ha} \right) = \frac{\sum 0,0011508 * dap_i^{1,90853} * H_i^{0,67070}}{a} \quad (4)$$

Donde:

VCC = volumen con corteza (m^2/ha)

dap_i =diámetro a la altura del pecho de cada pie inventariado (en metros para G, y en milímetros para VCC)

a = superficie de la parcela (ha)

H_i = altura del árbol (m)

- S: densidad de pies, se expresa mediante el número de pies contabilizados en la parcela en relación a la hectárea, es decir, el número de pies por hectárea (ecuación 5).

$$S \left(\frac{pies}{ha} \right) = \frac{N}{a} \quad (5)$$

Donde:

S = densidad de pies (pies/ha)

a = superficie de la parcela (ha)

N = número total de pies

- BT: biomasa aérea total, calculada según la ecuación de regresión de Montero et al. (2005), utilizándose como variable de entrada el diámetro a la altura del pecho (dap). Esta variable mencionada, junto con los parámetros de referencia permiten obtener los kilogramos de biomasa total de cada uno de los pies de la parcela, que son sumados, para posteriormente expresar la biomasa total en hectáreas (ecuación 6).

$$BT(kg/ha) = \frac{CF * e^a * d^b}{S_{parcela}} * 10.000(6)$$

Donde:

BT: biomasa aérea total (kg/ha)

$$CF = e^{\frac{SEE^2}{2}}$$

CF: factor de corrección

SEE: error estándar de la estimación

e: número e (número de Euler)

a: parámetro “a” de la función de regresión para la especie (ver tabla 5)

d: diámetro a la altura del pecho en cm

b: parámetro “b” de la función de regresión para la especie (ver tabla 5)

Tabla 5. 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

2.4. Modelos predictivos para la estimación de variables dasométricas

Las variables dependientes –obtenidas a partir de los datos de campo– y las variables independientes –generadas a partir del tratamiento de los datos LiDAR– se relacionan mediante un modelo de regresión lineal múltiple.

Como paso previo a la generación de los modelos de regresión, se preseleccionaron las variables LiDAR que presentaban una mejor correlación con la variable a estimar, calculando para ello los coeficientes de correlación de Spearman (Rho) y analizando la significación estadística de los mismos –proceso que se realizó mediante el software SPSS–. Tras ello, se incluyeron en un proceso de selección “paso a paso” realizado también mediante el software SPSS, con el que se obtuvieron las variables que aportaban una mayor información. Dichas variables independientes se seleccionaron para ajustar un modelo de regresión lineal por el método de mínimos cuadrados, utilizando para ello el software “R”. Se seleccionó el modelo más óptimo tomando en consideración los estadísticos de bondad del ajuste: coeficiente de determinación ajustado (R^2 corregido), significación de las variables incluidas, sesgo y RMSE.

Una vez obtenido el modelo se procedió a la comprobación de las hipótesis básicas de los modelos de regresión lineal (García, 1992):

- Ausencia de errores de especificación: ocasionan ajustes incorrectos en el modelo de regresión, lo que conlleva que las estimaciones del mismo sean inexactas, especialmente fuera del rango de los valores observados. La causa puede ser la falta de linealidad o la no-inclusión de variables explicativas en el modelo. La validación de la presente hipótesis se realiza mediante la aplicación del test reset de “no linealidad” o de “Ramsey”, que evalúa la relación lineal de las variables. Los p-valores resultantes deben ser inferiores a 0,05 para rechazar la hipótesis nula. Así mismo, se puede verificar esta hipótesis mediante los parámetros que indican la bondad del ajuste del modelo (R^2 corregido, RMSE y sesgo), así como con la significancia de las variables incluidas en el modelo.
- Normalidad: los residuos resultantes deben presentar una distribución normal. La evaluación del cumplimiento de esta hipótesis se ha realizado mediante la aplicación del test de “Shapiro-Wilk” a los residuos obtenidos, en el que para aceptar la hipótesis nula, es decir, la normalidad de los residuos, el p-valor debe ser mayor a 0,05. Cabe mencionar que la presente hipótesis también se puede evaluar mediante el gráfico “Normal Q-Q”, evaluando si los puntos no se desvían de la recta diagonal (figura 13).
- Homocedasticidad: evalúa si los errores presentan una varianza constante. Para ello se ha realizado el test de “Breusch-Pagan”, que establece que un modelo es heterocedástico, es decir, se debe rechazarse la hipótesis nula, cuando el p-valor es inferior a 0,05. Es preciso señalar que el gráfico “Esscale-Location” permite también realizar un diagnóstico visual de la homocedasticidad cuando la línea representada es horizontal y los puntos muestran una distribución homogénea (figura 13).
- Independencia: evalúa si los errores en la medición de las variables explicativas presentan independencia entre sí. Para la evaluación del cumplimiento de esta hipótesis se ha realizado el test de “Durbin-Watson”, cuyos valores deben de enmarcarse entre 1 y 3, siendo 2 el valor más apropiado para que se cumpla la hipótesis. Así mismo, se puede verificar de forma visual cuando los puntos del gráfico “Residuals vs Fitted” presentan una línea horizontal (figura 13).

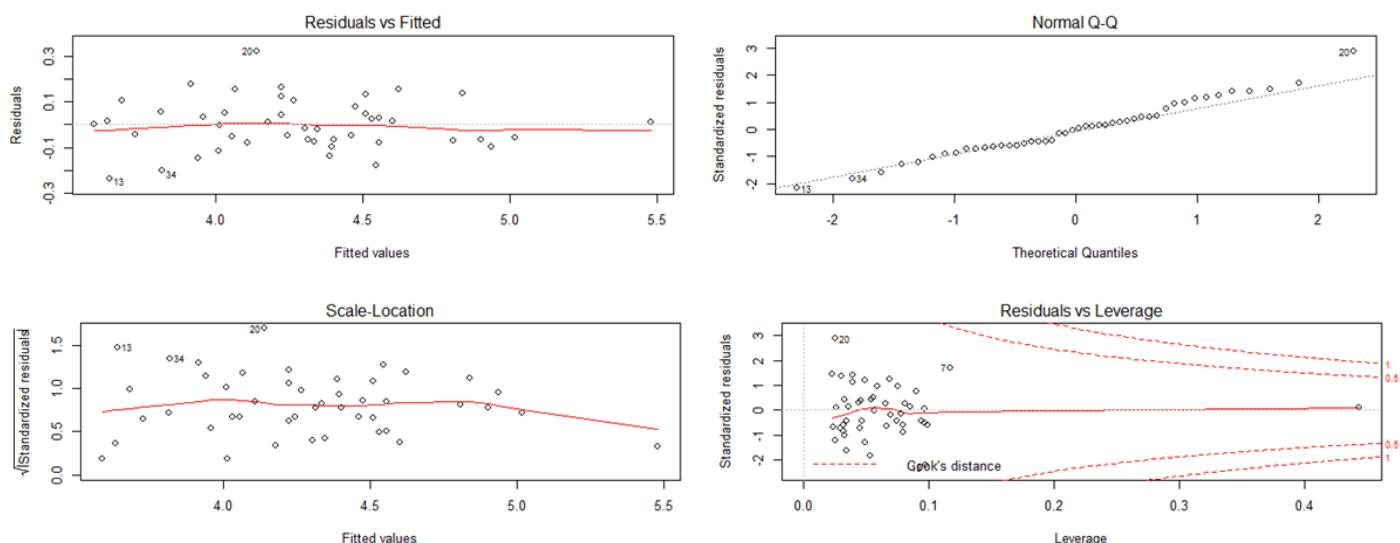


Figura 14. Gráficas básicas de diagnóstico.

- No colinealidad: evalúa la dependencia entre las variables regresoras, puesto que si una variable es dependiente de otra no existe significación en el modelo. Como resultado el

modelo presentaría varianzas muy elevadas y sería inestable. La evaluación del cumplimiento de la presente hipótesis se realiza aplicando el “factor de inflación de varianza”, incumpliéndose la hipótesis cuando el factor supere el valor de 4.

- Ausencia de valores atípicos o heterogéneos: existen datos atípicos que no se ajustan al modelo pudiendo influir en la estimación del modelo de regresión. La evaluación del cumplimiento de esta hipótesis se realiza mediante el test de “Bonferroni”, cuyos resultados deben presentar p-valores superiores a 0,05 para que la hipótesis se cumpla. No obstante, existen ocasiones en las que no se cumple dicha premisa y es preciso ver si es influyente mediante el estadístico de la distancia de “Cook”, el cual, debe ser inferior a 1 para considerarse no influyente y, por ende, considerar que la hipótesis se cumple. Cabe establecer que también se puede realizar una valoración visual mediante el grafico “Residuals vs Leverage” observando las distancias de “Cook” –que deben ser inferiores a 1 como ya se ha mencionado– (figura 14).

Para la obtención de los modelos de regresión lineal se analizó la idoneidad de las variables originales, así como de nuevas variables generadas a partir de la transformación logarítmica de las mismas –transformando exclusivamente las variables dependientes o variables dependientes e independientes conjuntamente–. La transformación puede ser útil en lo que respecta al cumplimiento de las hipótesis básicas de los modelos lineales a la par que mejora la significancia y los estadísticos que indican la bondad del ajuste, lo que posibilita el ajuste de regresiones lineales (Naesset, 2002).

Cuando la relación entre las variables es exponencial, se puede ajustar una regresión lineal mediante la aplicación del logaritmo natural a la variable dependiente. El modelo lineal resultante, al cual se le aplica la transformación logarítmica inversa (conversión exponencial), es equivalente a un modelo exponencial en el que intervienen las variables originales:

$$\ln(Y) = \ln(a) + bX \leftrightarrow Y = a * e^{b*x}$$

Cuando la relación entre las variables es potencial, se puede ajustar una regresión lineal mediante la aplicación del logaritmo natural tanto a las variables dependientes como a las variables independientes. El modelo lineal resultante, al cual se le aplica la transformación logarítmica inversa, es equivalente a un modelo potencial en el que intervienen las variables originales.

$$\ln(Y) = \ln(a) + b \ln(X) \leftrightarrow Y = a * X^b$$

La aplicación de la transformación logarítmica inversa genera, en ambos casos, un sesgo subestimando el modelo, debido a que el error aditivo, generado en el modelo lineal, se convierte en multiplicativo al aplicar dicha transformación (Baskerville, 1972). Es por ello que el resultado final tiene que ser multiplicado por un factor de corrección, denominado FC, que se calcula a partir del error estándar de estimación (SEE), siguiendo la expresión propuesta por Sprugel, (1983).

$$FC = e^{\frac{SEE^2}{2}}$$

En la que:

$$SEE = \sqrt{\frac{\sum (\ln Y_i - \bar{\ln Y}_i)^2}{N - K - 1}}$$

Donde “N” es el tamaño de la muestra, K indica el número de parámetros del modelo, $\ln Y_i$ el valor observado y $\hat{\ln Y}$ el valor predicho por el modelo.

La selección del modelo óptimo, de entre todos los posibles generados que cumplan las hipótesis básicas de los modelos de regresión lineal expuestas con anterioridad, se realizó comparando los estadísticos de bondad del ajuste. Concretamente, se analizó la media o sesgo, el coeficiente de determinación ajustado o R^2 corregido y la raíz cuadrada del error cuadrático medio o RMSE. El sesgo analiza la desviación del modelo respecto a los valores observados, el R^2 corregido indica la variabilidad total explicada por el modelo y el RMSE analiza la precisión de las estimaciones. Cabe mencionar que todos ellos toman en consideración el número de variables. Es preciso señalar que en los modelos que han sido transformados logarítmicamente el sesgo y el RMSE no se encuentran en las mismas unidades que la variable a estimar, lo que implica que para hacer comparables estos valores se deben recalcular una vez aplicada la transformación logarítmica inversa al modelo.

Tras haber obtenido los modelos es preciso analizar su capacidad predictiva, mediante una validación de un conjunto independiente de datos (Kozak y Kozak, 2003). En el presente estudio sólo se disponían de los datos de campo necesarios para el ajuste de los modelos, por lo que se ha aplicado un proceso de validación cruzada dejando un dato fuera (Leave one-out cross-validation LOOCV, Maltamo et al., 2014). El proceso de validación se ha realizado mediante el software estadístico “R”. Se basa en eliminar un elemento de la muestra –una parcela– en cada interacción y estimar su valor mediante el modelo especificado utilizando el resto de la muestra. Este proceso iterativo se repite en igual número de veces que las parcelas de campo inventariadas –en el presente trabajo 46– contrastando los valores de sesgo, RMSE y R^2 obtenidos en la validación con respecto a los obtenidos en el modelo que incluye el conjunto de la muestra. Si los resultados son similares indican que los modelos pueden ser usados para estimar las variables al conjunto de la zona de estudio, en caso contrario se pueden generar subestimaciones o sobreestimaciones. Cabe señalar que todos los modelos han sido generados mediante el uso de variables transformadas logarítmicamente; no obstante, la validación se ha realizado sin proceder a la transformación logarítmica inversa descrita con anterioridad.

2.5. Análisis de la influencia de variables ambientales.

El análisis de la influencia de las variables ambientales en el error cuadrático medio (RMSE) obtenido en la estimación de las variables dasométricas se ha realizado mediante tres métricas que permitieran caracterizar el espacio objeto de estudio. Concretamente, se ha utilizado la pendiente, la orientación y el porcentaje de cubrimiento, calculadas para las distintas parcelas inventariadas. Dichas variables se han obtenido a partir de los estadísticos de la nube de puntos LiDAR y se han categorizado en tres clases que permitieran incluir la variabilidad de la zona objeto de estudio, a la par que “representaran” escenarios ambientalmente contrastados. A continuación se detallan las clases generadas:

- La pendiente se ha dividido en: bajas ($0^\circ - 5^\circ$), medias ($5^\circ - 15^\circ$) y elevadas ($> 15^\circ$).
- La orientación se ha clasificado en: indiferentes ($67,5^\circ - 90^\circ; 247,5^\circ - 270^\circ$), de umbría ($0^\circ - 67,5^\circ; 270^\circ - 360^\circ$) y de solana ($90^\circ - 247,5^\circ$).
- El porcentaje de cubrimiento del estrato arbóreo se ha categorizado en: bajo (40% - 60%), medio (60% - 80%) y alto ($> 80\%$).

A cada una de las categorías, de cada una de las variables, se le ha aplicado un test de normalidad mediante el software SPSS, así como un test ANOVA de homogeneidad de las varianzas, con objeto de comprobar si las distribuciones eran normales. En los casos en los

que las distribuciones no eran normales y no se podían normalizar, se ha aplicado posteriormente el test no-paramétrico de Kruskal Wallis, también mediante el software SPSS, con objeto de determinar la influencia de las variables ambientales en el error obtenido en la estimación de las variables dasométricas.

2.6. Representación cartográfica de variables modeladas

La estimación de los valores de las variables dasométricas modeladas para el conjunto del área de estudio, una vez generados y validados los modelos de estimación de las mismas, permite generar una cartografía precisa de los parámetros estructurales de las masas forestales. Como paso previo a la generación de dicha cartografía ha sido preciso deslinealizar los modelos que se han construido utilizando variables dependientes transformadas logarítmicamente: área basimétrica, volumen con corteza, densidad de pies y biomasa aérea total. Por su parte, los modelos de estimación de la altura media y diámetro cuadrático medio no han precisado de dicha deslinealización, dado que se han construido incluyendo variables sin transformar logarítmicamente. A continuación, se ha utilizado el comando “Grid Metrics” del software FUSION para extraer los estadísticos que intervienen en los modelos, almacenándose en un archivo en formato “.csv”. Posteriormente, se ha creado una capa vectorial mediante el uso de la herramienta “Add XY Data” de ArcGIS para poder aplicar los valores de las ecuaciones deslinearizadas mediante la herramienta “Field Calculator” y, finalmente, generar una cartografía en formato ráster, a 25 m de resolución, de las variables dasométricas modeladas para el conjunto del área de estudio (ver apartado 3.9 Representación cartográfica de las variables modeladas).

3. RESULTADOS

3.1. Estadísticos LiDAR

Los estadísticos LiDAR, que constituyen las variables independientes de los modelos, se han extraído para el conjunto de las 46 parcelas inventariadas, mediante el uso del software FUSION. A continuación se presentan en la tabla 3, a modo de resumen, las variables incluidas en los modelos. En el anexo 1 se recoge en la tabla 1 el conjunto de estadísticas obtenidas.

Como se puede observar en la tabla 6, las variables ligadas con la altura del dosel forestal (media y percentiles) presentan valores de desviación típica similares, en torno a 1,7, a lo que reflejan las distintas alturas de los retornos LiDAR. Por su parte el porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m refiere al cubrimiento del dosel forestal, presentando una media en el conjunto de las parcelas inventariadas de en torno al 70 y una desviación típica en torno a 14.

Tabla 6. Resumen de los estadísticos LiDAR (variables independientes) en las parcelas inventariadas.

Estadísticos	Media	Máximo	Mínimo	Desviación típica
Media	7,08	14,13	4,69	1,63
Percentil 40	6,74	13,42	4,18	1,74
Percentil 75	8,55	15,78	5,85	1,74
Porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m	69,95	95,22	44,21	14,09

3.2. Datos de campo

3.2.1. Inventario de campo

En la tabla 7 se recoge la superficie y número de parcelas en las categorías a las que se le ha asignado parcela de inventario. Por su parte se recoge el conjunto de categorías y el número de parcelas por categoría en la tabla 2 en el anexo 1. Como se observa en la tabla 2 del anexo 1, existen diversas categorías a las que se le ha asignado 0 parcelas de muestreo, ello es debido en primera instancia a la baja representatividad espacial, obviando dichas clases escasamente distintivas en el proceso de inventario en campo. A ello hay que añadir la presencia de clases de baja-nula densidad en el arbolado objeto de inventario (como por ejemplo la clase 1220) a las que tampoco se han asignado parcelas de muestreo. Así mismo la presencia de categorías similares, ligado al “arduo” proceso de desplazamiento de los operarios que han realizado el inventario en el interior de las masas forestales (ver figura 15) y la “inaccesibilidad” operativa de ciertos espacios ha conllevado que ciertas categorías, pese a ser espacialmente representativas, se hayan suplido en el proceso de inventario por parcelas en zonas homogéneas de características próximas.



Figura 15.Dificultad en el desplazamiento de los operarios en el interior de las masas de *Pinus halepensis* Mill. objeto de estudio.

Tabla 7. Superficie y número de parcelas por categoría.

Código	Superficie (ha)	Nº parcelas
2330	35,44	1
2420	12,19	1
3310	10,44	1
3320	78,38	7
3330	74,94	5
3420	47,56	2
3430	41,25	2
4310	7,13	1
4320	54,88	5
4330	39,19	1
4410	11,94	4
4420	79,75	7
4430	76,38	9
Total	569,44	46

En el mapa 1 del anexo 2 se recoge la ubicación final de las parcelas de campo, pudiendo observar su distribución aleatoria en función de las categorías generadas con objeto de abarcar toda la variabilidad existente en la zona objeto de estudio. Como se observa en la tabla 7, las categorías con un mayor número de parcelas inventariadas son la 4430 (alta densidad, alturas superiores a 10 m y pendientes superiores a 15°), seguida de la 4420 (alta densidad, alturas superiores a 10 m y pendientes medias entre 5° y 15°) y la 3320 (densidad media, alturas entre 6 y 10 m, y pendientes medias entre 5° y 15°) con 9 y 7 parcelas, respectivamente. Dichas categorías presentan densidades medias-altas, alturas medias-altas y pendientes medias-fuertes. Por su parte las restantes clases homogéneas varían en número de parcelas de 1 a 5 en función de la superficie y las características de la masa objeto de estudio.

3.2.2. Adquisición de datos de campo

En el presente estudio se inventariaron un total de 46 parcelas, lo que representa una fracción de muestreo de 0,36%. Dichos inventarios permitieron calcular las variables dasométricas: altura media, diámetro cuadrático medio, área basimétrica, volumen con corteza, densidad de pies; así como la biomasa total.

Tabla 8.Precisión planimétrica obtenida en el posicionamiento de las parcelas.

Parcela	Precisión planimétrica (m)	Parcela	Precisión planimétrica (m)
1	1,19	24	0,08
2	0,20	25	0,14
3	0,14	26	0,09
4	0,03	27	0,17
5	0,51	28	0,03
6	0,17	29	0,15
7	0,12	30	0,22
8	0,15	31	0,11
9	0,02	32	0,49
10	0,14	33	0,10
11	0,09	34	0,14
12	0,12	35	0,02
13	0,09	36	0,10
14	0,33	37	0,43
15	0,03	38	0,11
16	0,12	39	0,07
17	0,11	40	0,25
18	0,12	41	0,11
19	0,22	42	0,03
20	0,02	43	0,09
21	0,48	44	0,13
22	0,21	45	0,21
23	0,45	46	0,08
Media: 0,18 (m)			

Como se observa en la tabla 8, en la que se presenta la precisión planimétrica en el posicionamiento de las parcelas, el valor medio de precisión alcanzado es de 0,18 m. La mayor parte de las parcelas se han obtenido con precisiones por debajo de los 0,30 m, únicamente 7 de las 46 inventariadas presentan precisiones superiores a ese valor; la única con precisión superior a 1 mes la parcela 1.

3.2.3. Variables dasométricas.

El cálculo de las variables dasométricas se ha realizado según las ecuaciones expuestas en el apartado 2.3.1 Planificación del inventario de campo, mostrándose a continuación en la tabla 9 las estadísticas LiDAR de cada una de las parcelas de forma resumida, pudiéndose encontrar el conjunto de estadísticas para cada una de las parcelas en la tabla 3 del anexo 1. Se puede observar que los datos presentan una contrastada heterogeneidad, lo que avala la correcta planificación del inventario de campo, que hace que la variabilidad de la zona objeto de estudio esté correctamente representada en la muestra inventariada. Como se observa en la tabla 9 las variables presentan desviaciones típicas contrastadas que se ven influenciadas por la amplitud de los valores de la muestra, variando desde valores de 2,99 para el diámetro cuadrático medio hasta valores de 20414,39 para la biomasa aérea total. La altura media de las parcelas inventariadas es de 9,64 y su diámetro cuadrático medio de 20,20.

Tabla 9. Resumen de las variables dasométricas modeladas: Hm: altura media; Dg: diámetro cuadrático medio; G: área basimétrica; Vcc: Volumen maderable con corteza por hectárea; S: densidad de pies por hectárea; y BT: biomasa total por hectárea.

	VCC (m ³ /ha)	G (m ² /ha)	Densidad (pies/ha)	Dg (cm)	Altura media (m)	Biomasa Aérea Total (kg/ha)
Mínimo	30,12	8,08	282,94	15,46	7,26	24484,17
Máximo	242,28	39,91	1202,50	29,25	17,26	130943,49
Media	79,69	17,97	575,72	20,20	9,64	55480,29
Desviación típica	37,12	6,39	217,45	2,99	1,85	20414,39

3.2.4. Coeficientes de correlación de Spearman (Rho).

En la tabla 10 se recogen los coeficientes de correlación de Spearman calculados para las distintas métricas LiDAR de forma resumida, encontrándose de forma completa en la tabla 3 del anexo 1. Como es lógico, en general, los percentiles presentan correlaciones altas con la altura media, ya que éstos indican a qué altura se encuentra un cierto porcentaje de puntos y, por tanto, dependen de la altura del dosel. Los percentiles con mayor correlación van del 20 al 75 (como ejemplo el coeficiente de correlación de 0,88 del P₄₀), siendo en todos los casos positivos, lo que indica una relación directa. Así mismo, encontramos la mayor correlación en la métrica de elevación media (0,87), ya que cuanto mayor altura tenga el dosel forestal mayor será la elevación media de los puntos LiDAR en la parcela. En lo que respecta a las variables relacionadas con la variabilidad de la altura del dosel, destaca la asimetría (-0,63), que indica la mayor o menor concentración de valores en torno a valores altos (valores de asimetría negativos) o bajos (valores de asimetría positivos). Por este motivo, la relación es inversa ya que cuanto mayor sea la altura del dosel forestal, menor será el valor de asimetría (valores negativos), ya que las alturas de los puntos se concentraran en valores altos. Por el contrario, la desviación típica y la varianza expresan la dispersión de los datos en torno a la media y

presentan valores de correlación bajos de en torno a (0,28). Las métricas basadas en la densidad y cobertura del dosel presentan correlaciones con valores medios, como ejemplo el porcentaje de primeros retornos sobre 2 m (0,581).

En el caso del diámetro cuadrático medio, las correlaciones con las variables LiDAR son relativamente bajas. Por ejemplo, este es el caso de los percentiles, en los que la mayor correlación (0,40) la presenta el P₇₅, siendo en todos los casos positivas. Esto indica que a mayor altura del arbolado debería existir un mayor desarrollo del diámetro cuadrático medio. Así mismo, encontramos correlaciones bajas en las métricas de elevación media (0,37). En lo que respecta a las variables relacionadas con la variabilidad de la altura del dosel y en las métricas basadas en la densidad y cobertura del dosel presentan correlaciones no significativas.

Con respecto al área basimétrica, se puede observar que los percentiles 25 a 60 presentan correlaciones elevadas (como ejemplo los 0,83 del P₃₀) siendo en todos los casos positivas. Esto indica que cuando la mayor parte de puntos LiDAR se encuentran a una mayor altura, el área basimétrica de la parcela es mayor. Así mismo, encontramos correlaciones altas en las métricas de elevación media (0,79). En lo que respecta a las variables relacionadas con la variabilidad de la altura del dosel destaca la asimetría (-0,73), que al presentar relación inversa indica que hay un incremento del área bisimétrica conforme desciende el valor de asimetría y, por tanto, incrementa el porcentaje de puntos en valores altos, bien por una mayor altura de los árboles, bien por una mayor densidad de pies. Esto es lógico ya que el área basimétrica de la parcela no solo depende de la existencia de fustes con mayor diámetro (por tanto mayor altura), sino del número o densidad de fustes en la misma. Este hecho también justifica las bajas correlaciones existentes con la desviación típica y la varianza que expresan la dispersión de los datos en torno a la media y que las métricas basadas en la densidad y cobertura del dosel presenten las mayores correlaciones, especialmente el porcentaje de primeros retornos sobre 2 m (0,942).

En lo que refiere al volumen con corteza se puede observar que los percentiles 30 a 75 presentan correlaciones elevadas (como ejemplo los 0,87 del P₄₀), siendo en todos los casos positivas. Esto indica que a mayor altura del arbolado, existe un mayor desarrollo del volumen del mismo. Así mismo, encontramos correlaciones altas en las métricas de elevación media (0,85). En lo que respecta a las variables relacionadas con la variabilidad de la altura del dosel, destaca la asimetría (-0,74), que indica la mayor o menor concentración de valores en torno a valores altos o bajos. El signo negativo de la correlación indica que a mayor VCC menor es la asimetría. Por el contrario, la desviación típica y la varianza expresan la dispersión de los datos en torno a la media y presentan valores bajos ambas de (0,23). Las métricas basadas en la densidad y cobertura del dosel presentan las mayores correlaciones, especialmente el porcentaje de primeros retornos sobre 2 m (0,922).

En el caso de la densidad de pies se puede observar que los percentiles presentaban en general bajas correlaciones, pese a que podría asociarse una mayor altura a una menor densidad de pies. Así mismo, encontramos correlaciones bajas en las métricas de altura del dosel como elevación media, máxima, etc. En lo que refiere a las variables relacionadas con variabilidad de la altura del dosel, la asimetría (-0,55) es la que presenta mejor correlación. El signo negativo de la correlación indica que a mayor S menor es la asimetría. Las métricas basadas en la densidad y cobertura del dosel presentan las mayores correlaciones, especialmente el porcentaje de primeros retornos sobre 2 m (0,766).

Por último, con respecto a la biomasa aérea total se puede observar que los percentiles 20 a 60 presentan correlaciones elevadas (como ejemplo los 0,83 del P₃₀), siendo en todos los casos

positivas. Esto indica que a mayor valores de P_{30} y por lo tanto altura del arbolado, existe un mayor desarrollo de los fustes y se incrementa el número de ramas y acículas. Así mismo, encontramos correlaciones altas en las métricas de elevación media (0,80), así como en la elevación moda o elevación máxima, pese a ser inferior esta última. En lo que respecta a las variables relacionadas con la variabilidad de la altura del dosel, destaca la asimetría (-0,72), que indica la mayor o menor concentración de valores en torno a valores altos o bajos. El signo negativo de la correlación indica que a mayor BT menor es la asimetría. Por el contrario, la desviación típica y la varianza expresan la dispersión de los datos en torno a la media y presentan valores bajos, ambas de en torno a (0,22). Las métricas basadas en la densidad y cobertura del dosel presentan las mayores correlaciones, especialmente el porcentaje de primeros retornos sobre 2 m (0,928).

Tabla 10. Coeficientes de correlación de Spearman (Rho).

Características	Variables LiDAR	Hm	Dg	G	VCC	S	BT
Variables relacionadas directamente con la altura del dosel	P40	0,88 **	0,38 **	0,80 **	0,87 **	0,45 **	0,81 **
	P75	0,82 **	0,40 **	0,73 **	0,80 **	0,36 *	0,75 **
	P90	0,74 **	0,37 *	0,62 **	0,69 **	0,31 *	0,64 **
	P99	0,73 **	0,36 *	0,54 **	0,62 **	0,24 ns	0,56 **
	Elev. mean	0,87 **	0,372 *	0,785 **	0,854 **	0,438 **	0,799 **
Variables que caracterizan la variabilidad de las alturas del dosel	Elev. asimetría	-0,63 **	-0,12 ns	-0,72 **	-0,74 **	-0,55 **	-0,72 **
	Elev. Curtosis	0,56 **	0,09 ns	0,54 **	0,57 **	0,39 **	0,53 **
Variables relacionadas con la densidad y cobertura del dosel	Porcentaje 1º Retornos sobre 2 m	0,58 **	0,11 ns	0,94 **	0,92 **	0,77 **	0,93 **
	Porcentaje todos los retornos sobre 2 m	0,31 *	0,03 ns	0,80 **	0,74 **	0,70 **	0,79 **

3.3. Modelo de estimación de la altura media

Para la obtención del modelo de estimación de la altura media se preseleccionaron diversas variables atendiendo a los coeficientes de correlación. Concretamente, se analizó la utilización de los percentiles que presentaban una mayor correlación (como ejemplo el P_{40}) de variables como la elevación media y la elevación moda, así como del porcentaje de 1 retornos sobre 2 m.

Tabla 11. Principales estadísticas del modelo de estimación de altura media.

Variable	Coeficientes	Estimado	Error estándar	t valor	Pr (> t)	R2 ajustado	SE residuales
Hm	(Intercept)	2,31	0,51	4,54	4,38E-05	0,83	0,77
	Elev mean	1,04	0,07	14,74	< 2e-16		

Es preciso señalar que se obtuvieron correlaciones óptimas especialmente con los percentiles, pero los diagnósticos analíticos no cumplían las hipótesis básicas de los modelos de regresión lineal. Así mismo, se transformaron logarítmicamente las variables con objeto de mejorar los modelos de estimación, pero los estadísticos de bondad del modelo no mejoraban. A continuación se recogen las principales estadísticas del modelo seleccionado y obtenido en el software estadístico “R” con estadísticos sin transformar a logaritmo y utilizando la variable P_{50} (ver tabla 11), el conjunto de estadísticos de “R” se recogen en la tabla 4 del anexo 1.

Los análisis cuantitativos para comprobar el cumplimiento de los supuestos básicos de los modelos de regresión lineal se recogen en la tabla 12. Así mismo, las gráficas de diagnóstico que permiten verificar visualmente los resultados cuantitativos se muestran en la figura 16. Como se puede observar en la tabla 12 los p-values son todos ellos superiores a 0,05, lo que indica un cumplimiento de los distintos test realizados. Por su parte el test de Durbin-Watson presenta un estadístico próximo a 2 y el test de Bonferroni, pese a que la parcela 10 presenta valores atípicos, estos no son influyentes.

Tabla 12. Diagnóstico analítico del modelo de estimación de la altura media.

	Test Reset de "no linealidad"	Test de Shapiro- Wilk	Test de Breush- Pagan	Test de Durbin- Watson	Factor de inflación de varianza	Test de Bonferroni
Estadístico	0,47	0,98	1,11	2,12		Parcela 10
P-valor	0,50	0,48	0,29			No influyente

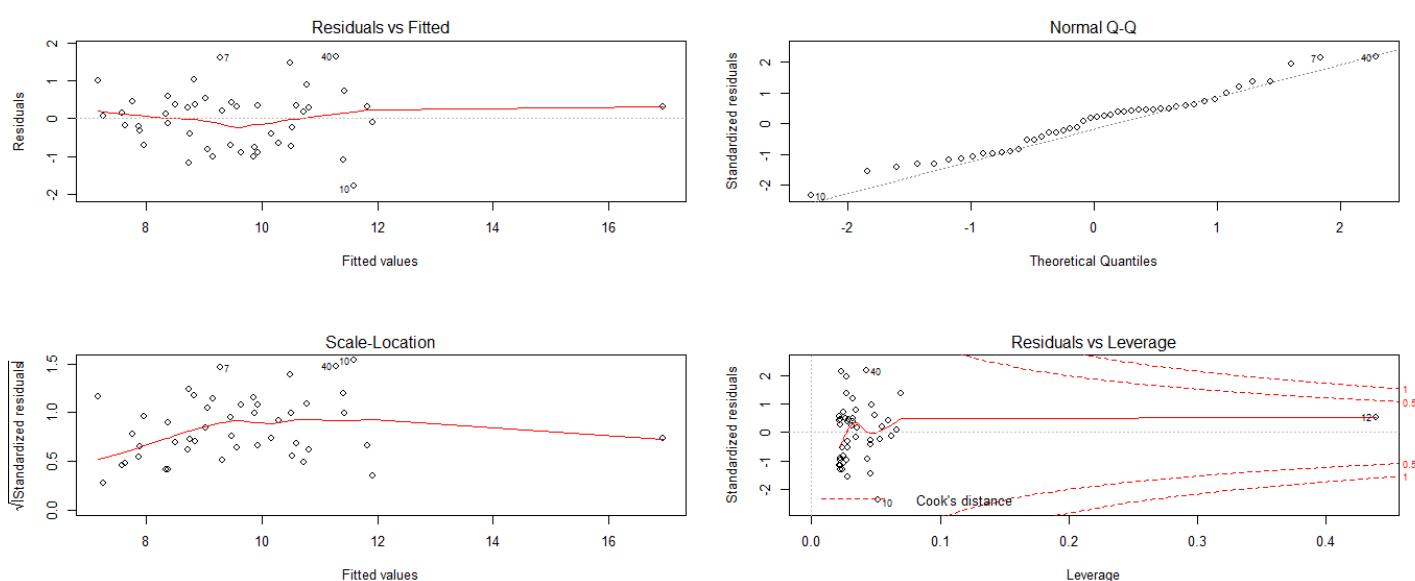


Figura 16. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación de la altura media.

Los estadísticos de sesgo, RMSE y R^2 corregido para la validación del modelo se presentan en la tabla 13. La similitud entre los estadísticos obtenidos en la validación y los

generados con el conjunto de la muestra expresan la validez del modelo para realizar estimaciones para conjunto del área de estudio.

Tabla 13. Validación del modelo de estimación de la altura media.

Estadísticos	Modelo original	Validación cruzada
Sesgo	0,00	0,01
RMSE	0,75	0,75
R ² corregido	0,83	0,83

El modelo, tras haber recalculado los coeficientes a partir de los obtenidos en el proceso de validación, se presenta en la ecuación 7:

$$Hm\,(m) = 2,314 + 1,04 * Elev.\, mean\,(7)$$

Donde:

Hm: altura media del árbol (m)

Elev. mean: altura media de los puntos LiDAR (m)

Elev.mean: 5,45 Hm (m): 7,26	Elev.mean: 7,70 Hm (m): 9,65	Elev.mean: 14,13 Hm (m): 17,26
---------------------------------	---------------------------------	-----------------------------------

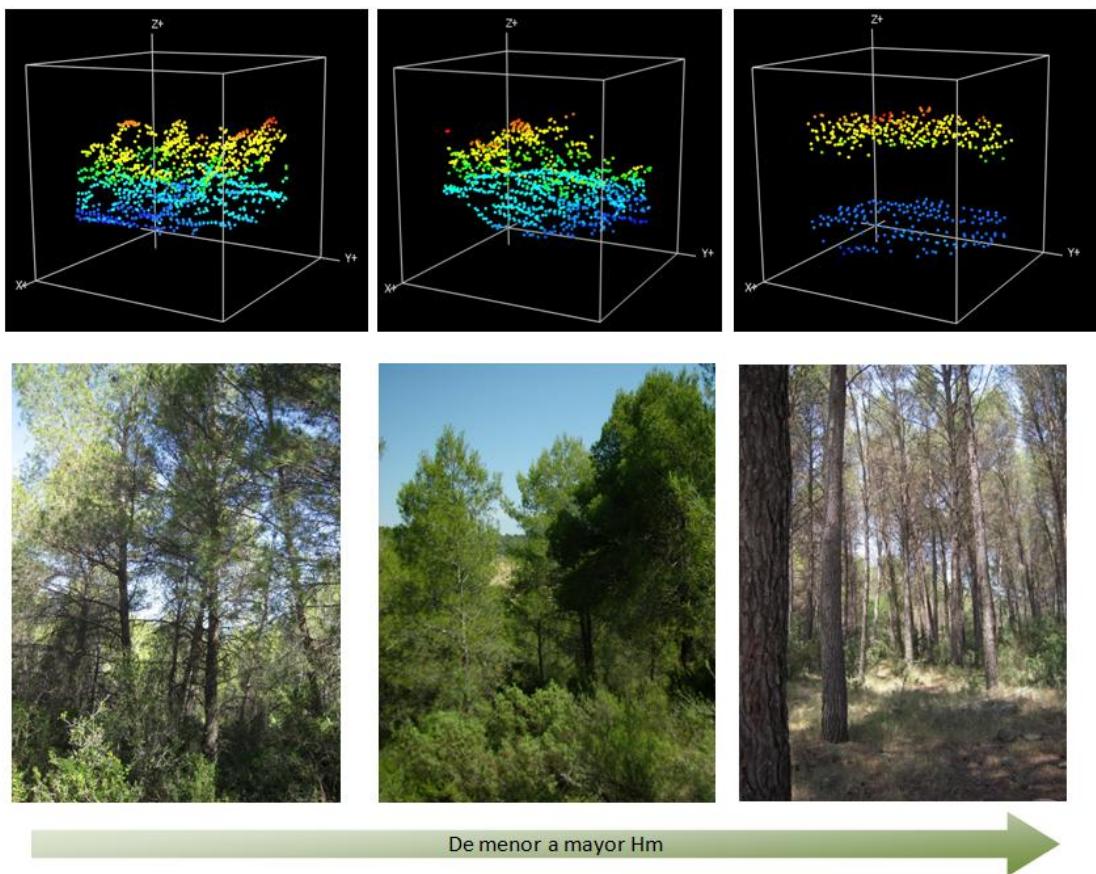


Figura 17. Variables LiDAR asociadas a la estimación de la altura media (Hm), ejemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de *Pinus halepensis* Mill. estudiadas.

El modelo de estimación de la altura media incluye una única métrica LiDAR: la altura media de la nube de puntos, que, como es lógico, muestra una relación directa (como se puede apreciar en la tabla 10 donde se recogen los valores de Rho) con la altura media de los pies del área objeto de estudio (ver figura 17). Como se observa en la tabla 13, los estadísticos de bondad del modelo: R^2 corregido (0,83), RMSE (0,75) y sesgo (0,00) muestran que se ha obtenido un modelo coherente y no sesgado.

3.4. Modelo de estimación del diámetro cuadrático medio

En el caso del diámetro cuadrático medio, en el proceso de preselección de variables atendiendo a los coeficientes de correlación, se utilizaron todas aquellas que eran significativas –dado el escaso número de variables que presentaban dicho tipo de correlación– entre las que cabe mencionar los percentiles, la elevación media y la elevación moda. Así mismo, en el intento de transformar las variables para mejorar los modelos de estimación, los estadísticos de bondad del modelo no mejoraron. A continuación se recogen las principales estadísticas del modelo seleccionado y obtenido en el software estadístico “R” con las estadísticas sin transformar a logaritmo y la variable P_{75} (ver tabla 14), el conjunto de estadísticos de “R” se recogen en la tabla 5 del anexo 1.

Tabla 14. Principales estadísticas del modelo de estimación del diámetro cuadrático medio.

Variable	Coeficientes	Estimado	Error estándar	t valor	Pr (> t)	R2 ajustado	SE residuales
Dg	(Intercept)	11,93	1,87	6,38	9,30E-08	0,30	2,50
	elevp75	0,97	0,21	4,51	4,75E-05		

Tabla 15. Diagnóstico analítico del modelo de estimación del diámetro cuadrático medio.

	Test Reset de "no linealidad"	Test de Shapiro-Wilk	Test de Breush-Pagan	Test de Durbin-Watson	Factor de inflación de varianza	Test de Bonferroni
Estadístico	1,39	0,98	0,99	2,00		Parcela 5
P-valor	0,25	0,84	0,32			No influyente

Como se puede observar en la tabla 15, que muestra los resultados del diagnóstico de los supuestos de la regresión lineal, y en la figura 18, los p-values son todos superiores a 0,05, lo que indica un cumplimiento de los distintos test realizados. Por su parte el test de Durbin-Watson presenta un estadístico próximo a 2 y el test de Bonferroni, pese a que la parcela 5 presenta valores atípicos, éstos no son influyentes.

La tabla 16 recoge los estadísticos de bondad (sesgo, RMSE y R^2) del modelo validado. En la misma se observa la similitud entre los estadísticos generados para el conjunto de la muestra y los obtenidos en la validación, expresando la validez del modelo para realizar estimaciones para el conjunto del área de estudio.

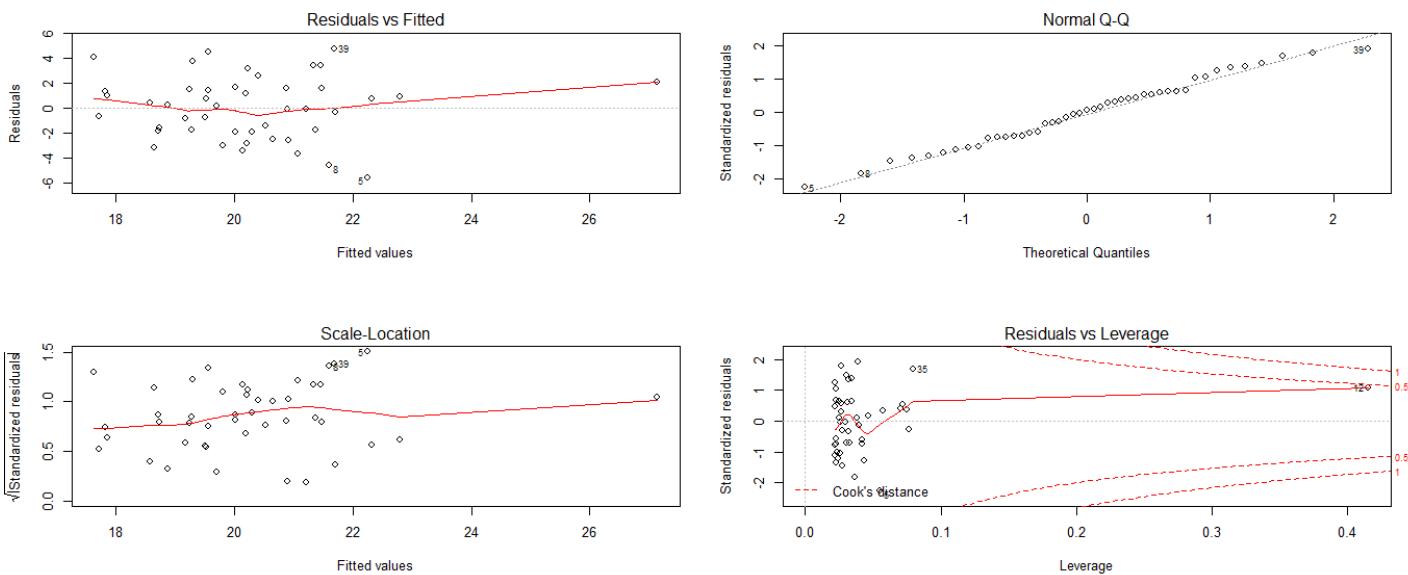


Figura 18. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación del diámetro cuadrático medio.

Tabla 16. Validación del modelo de estimación del diámetro cuadrático medio.

Estadísticos	Modelo original	Validación cruzada
Sesgo	0,00	0,03
RMSE	2,45	2,45
R ² corregido	0,30	0,30

El modelo, tras haber recalculado los coeficientes a partir de los obtenidos en el proceso de validación, se presenta a en la ecuación 8:

$$Dg \text{ (cm)} = 11,93 + 0,67 * P_{75} \quad (8)$$

Donde:

Dg: diámetro cuadrático medio (cm)

Percentil 75 (P₇₅): percentil 75 de la altura de los puntos LiDAR (m)

El modelo de estimación del diámetro cuadrático medio incluye una única métrica LiDAR, el percentil 75. Dicha métrica presenta signo positivo y, por ende, una relación directa (como se puede apreciar en la tabla 10 donde se recogen los valores de Rho). Este parámetro se enmarca dentro de las denominadas variables relacionadas con la altura del dosel y muestra una relación *a priori* coherente, ya que a mayor altura del fuste mayor será el diámetro cuadrático medio del mismo (ver figura 19). Sin embargo, en el presente estudio se han obtenido valores de ajustes del modelo bajos, como muestra el R² corregido (0,30), así como el RMSE con un valor de 2,45. Por su parte el sesgo (0,00) presenta un valor similar a los obtenidos en otros modelos –con mejor R² en el presente estudio–.

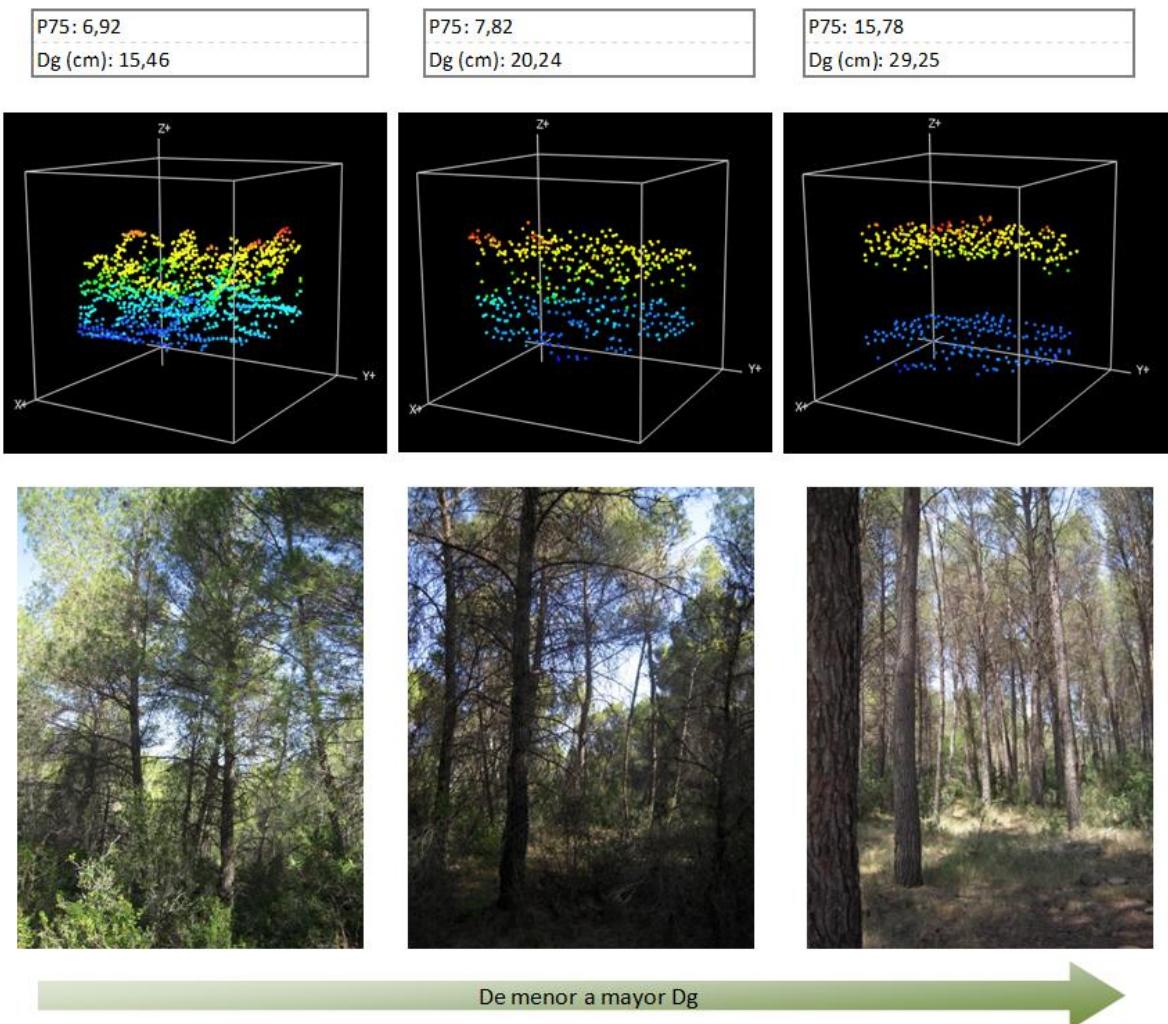


Figura 19. Variables LiDAR asociadas a la estimación del diámetro cuadrático medio (Dg), ejemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de *Pinus halepensis* Mill. estudiadas.

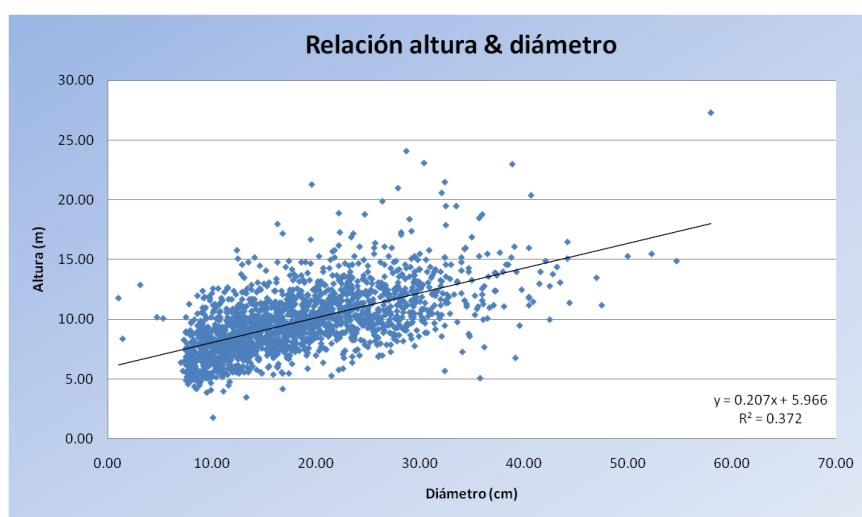


Figura 20. Correlación entre la altura y el diámetro medido en las distintas parcelas de campo inventariadas.

Dada la baja correlación obtenida en el modelo de estimación del diámetro cuadrático medio se ha realizado un análisis adicional, con objeto de estudiar si existe correlación entre la altura y el diámetro medido en los datos de campo de las distintas parcelas inventariadas. Para ello se ha generado un análisis de regresión lineal entre la altura media de cada uno de los 1870 árboles muestreados con su correspondiente diámetro, expresándose de forma gráfica mediante un gráfico de dispersión (ver figura 20). Como se puede observar, la ecuación obtenida presenta un estadístico de bondad R^2 con valores bajos (0,37), similar al obtenido en el modelo de estimación del diámetro cuadrático utilizando los datos LiDAR (con un R^2 de 0,30). Ello confirma que no existe correlación entre ambas variables medidas en campo, lo cual explica las bajas correlaciones obtenidas en el modelo de estimación del diámetro cuadrático medio, a la par que avala la disparidad observada en campo entre las mencionadas variables.

3.5. Modelo de estimación del área basimétrica

La obtención del modelo del área basimétrica precisó de la preselección de diversas variables tomando en consideración los coeficientes de correlación. Concretamente, se analizó la utilización de los percentiles que presentaban una mayor correlación (como ejemplo el P_{40}), de variables como la elevación media y elevación moda, así como del porcentaje de 1 retornos sobre 2 m o porcentaje de 1 retornos sobre la media y la moda. También se transformaron logarítmicamente las variables, con objeto de mejorar los modelos de estimación. Inicialmente se transformaron tanto las variables dependientes como independientes y posteriormente solo las dependientes, encontrando las mejores correlaciones con estas últimas. A continuación se recogen las principales estadísticas del modelo seleccionado y obtenido en el software estadístico “R” con las estadísticas de las variables dependientes transformadas a logaritmo y las variables porcentaje 1º retornos sobre 2 metros y P_{40} (ver tabla 17), el conjunto de estadísticos de “R” se presentan la tabla 6 del anexo 1.

Tabla 17. Principales estadísticas del modelo de estimación del área basimétrica.

Variable	Coeficientes	Estimado	Error estándar	t valor	Pr (> t)	R2 ajustado	SE residuales
G	(Intercept)	1,24	0,08	15,96	< 2e-16	0,91	0,10
	percent, first returns above 2	0,02	0,00	10,02	8,16E-13		
	elevp40	0,06	0,01	3,99	0,00		

Tabla 18. Diagnóstico analítico del modelo de estimación del área basimétrica.

	Test Reset de "no linealidad"	Test de Shapiro-Wilk	Test de Breush-Pagan	Test de Durbin-Watson	Factor de inflación de varianza	Test de Bonferroni
Estadístico	0,13	0,97	1,22	2,32	2,50	Parcela 20
P-valor	0,87	0,25	0,27			No influyente

La tabla 18 recoge los resultados de los análisis cuantitativos que permiten comprobar el cumplimiento de los supuestos básicos de los modelos de regresión lineal. Por su parte, la figura 21 muestra las gráficas de diagnóstico que permiten verificar visualmente los

resultados cuantitativos. Como se puede observar en la tabla 15 los p-values son todos ellos superiores a 0,05, lo que indica un cumplimiento de los distintos test realizados. Por su parte el test de Durbin-Watson presenta un estadístico próximo a 2, el test de inflación de varianza presenta valores por debajo del valor crítico de 4, y el test de Bonferroni, pese a que la parcela 20 presenta valores atípicos, estos no son influyentes.

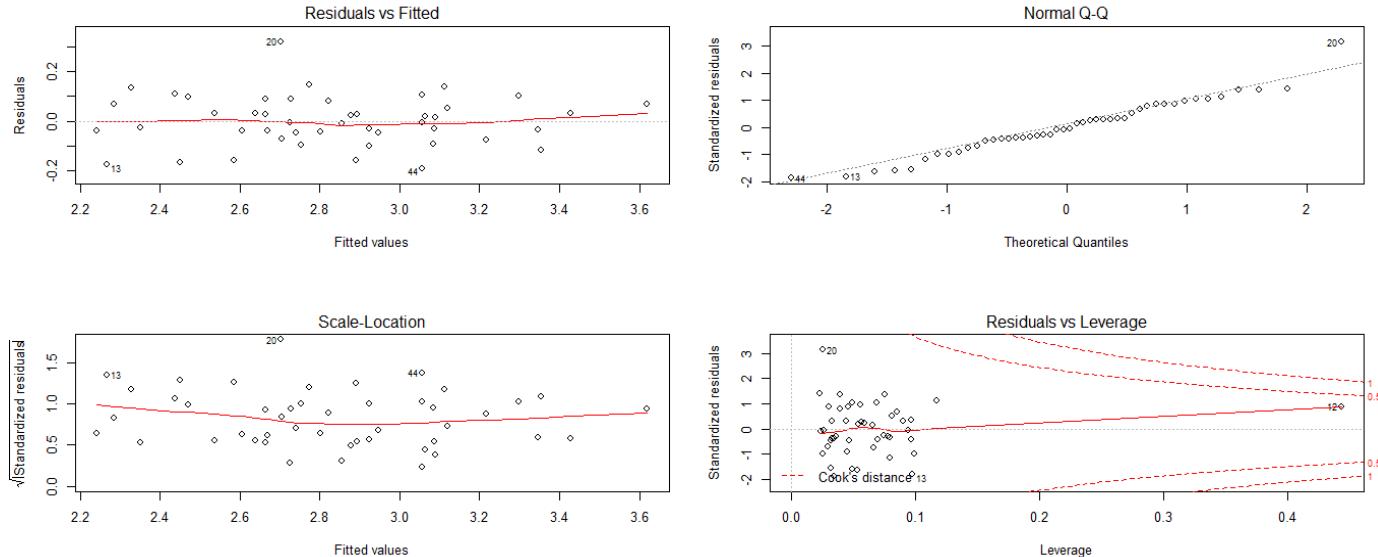


Figura 21. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación del área basimétrica.

La validación del modelo de estimación del área basimétrica presenta unos estadísticos de sesgo, RMSE y R^2 corregido muy similares con respecto a los generados con el conjunto de la muestra (ver tabla 19), lo cual, expresa la validez del modelo para realizar estimaciones para el conjunto del área objeto de estudio.

Tabla 19. Validación del modelo de estimación del área basimétrica.

Estadísticos	Modelo original	Validación cruzada
Sesgo	0,00	0,00
RMSE	0,10	0,10
R^2 corregido	0,91	0,91

El modelo, tras haber recalculado los coeficientes a partir de los obtenidos en el proceso de validación, se presenta en la ecuación 9:

$$G \left(\frac{m^2}{ha} \right) = 1,005 * 3,468 * e^{(0,017 * \text{porcentaje 1º retornos sobre 2 m})} * e^{(0,056 * P_{40})} \quad (9)$$

Donde:

G: área basimétrica (m^2/ha)

Porcentaje 1º retornos sobre 2 m: porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m

Percentil 40 (P40): percentil 40 de la altura de los puntos LiDAR (m)

El modelo de estimación del área basimétrica incluye dos métricas LiDAR: el porcentaje de primeros retornos por encima de 2 metros y el percentil 40. Ambos presentan signos positivos y, por ende, una relación directa (como se puede apreciar en la tabla 10, donde se recogen los valores de Rho). El primero de los mismos expresa una relación coherente, en la que a mayor número de retornos por encima de 2 m mayor será el área basimétrica del estrato arbóreo (ver figura 22). Por su parte el percentil 40, referente a la altura de la masa forestal, expresa que a mayor altura el área basimétrica será mayor (ver figura 22). Como se observa en la tabla 19, los estadísticos de bondad del modelo: R2 corregido (0,91), RMSE (0,10) y sesgo (0,00) muestran que se ha obtenido un modelo coherente y no sesgado.

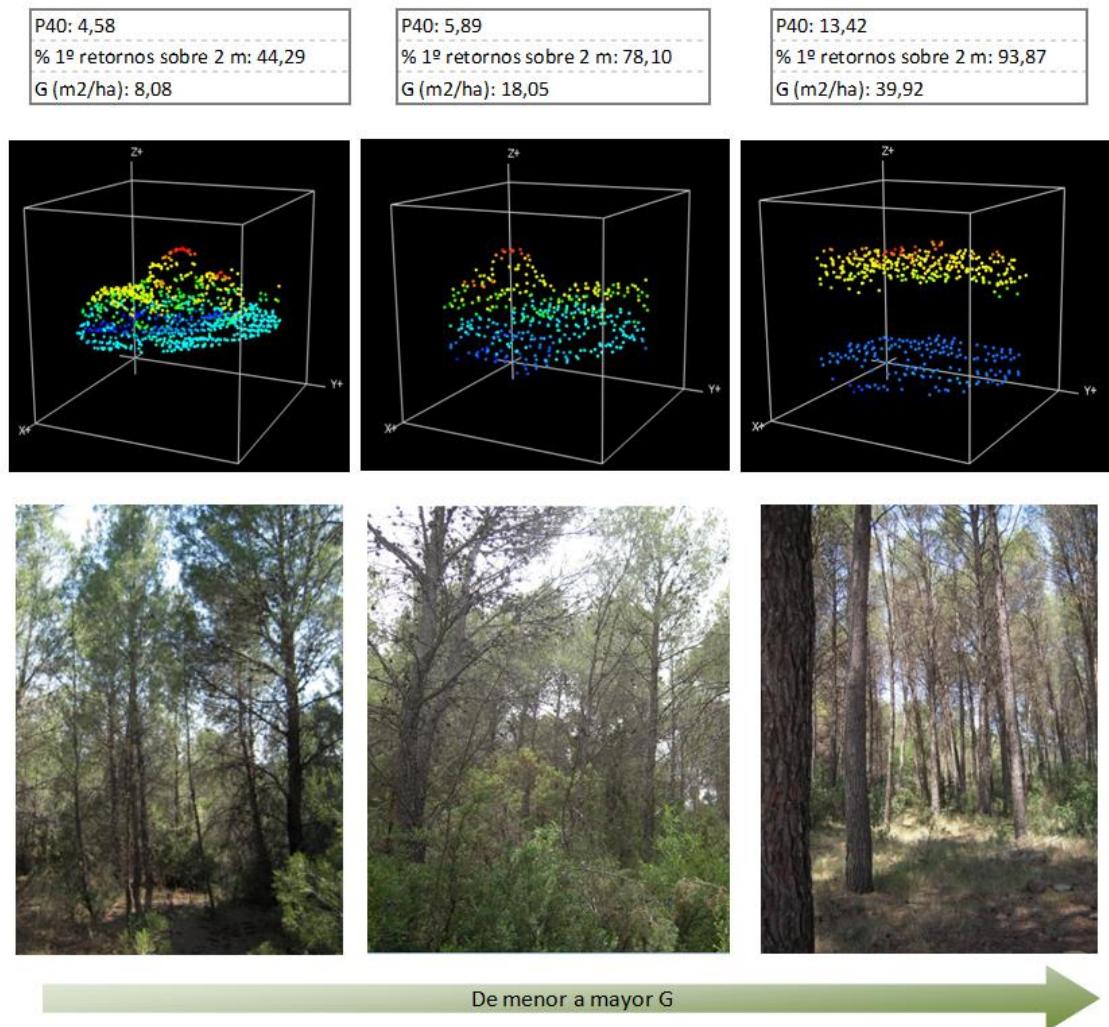


Figura 22. Variables LiDAR asociadas a la estimación del área basimétrica (G), ejemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de *Pinus halepensis* Mill. estudiadas.

3.6. Modelo de estimación del volumen

En lo que refiere al volumen con corteza, en el proceso de preselección de variables atendiendo a los coeficientes de correlación, se analizó la utilización de los percentiles que presentaban una mayor correlación (como ejemplo el P₄₀), de variables como la elevación media y elevación moda, de variables como la asimetría o la curtosis, así como del porcentaje de 1 retornos sobre 2 m o porcentaje de 1 retornos sobre la media y la moda. Así mismo, en el intento de transformar las variables para mejorar los modelos de estimación, se obtuvieron

mejores resultados transformando las variables dependientes. A continuación se recogen las principales estadísticas del modelo seleccionado y obtenido en el software estadístico “R” con las estadísticas de las variables dependientes transformadas a logaritmo y las variables porcentaje 1º retornos sobre 2 metros y P₄₀ (ver tabla 20), el conjunto de estadísticos de “R” se recogen en la tabla 7 del anexo 1.

Tabla 20. Principales estadísticas del modelo de estimación del volumen.

Variable	Coeficientes	Estimado	Error estándar	t valor	Pr (> t)	R ² ajustado	SE residuales
VCC	(Intercept)	2,41	0,09	28,24	< 2e-16	0,93	0,11
	percent, first returns above 2	0,01	0,00	7,83	8,2E-10		
	elevp40	0,13	0,02	8,14	3,05E-10		

Como se puede observar en la tabla 21, que muestra los resultados del diagnóstico de los supuestos de regresión lineal, y en la figura 23, los p-values son todos superiores a 0,05, lo que indica un cumplimiento de los distintos test realizados. Por su parte el test de Durbin-Watson presenta un estadístico próximo a 2, el test de inflación de varianza presenta valores por debajo del valor crítico de 4, y el test de Bonferroni, pese a que la parcela 20 presenta valores atípicos, estos no son influyentes.

Tabla 21. Diagnóstico analítico del modelo de estimación del volumen.

	Test Reset de "no linealidad"	Test de Shapiro-Wilk	Test de Breush-Pagan	Test de Durbin-Watson	Factor de inflación de varianza	Test de Bonferroni
Estadístico	0,33	0,98	1,85	2,12	2,50	Parcela 20
P-valor	0,73	0,68	0,17			No influyente

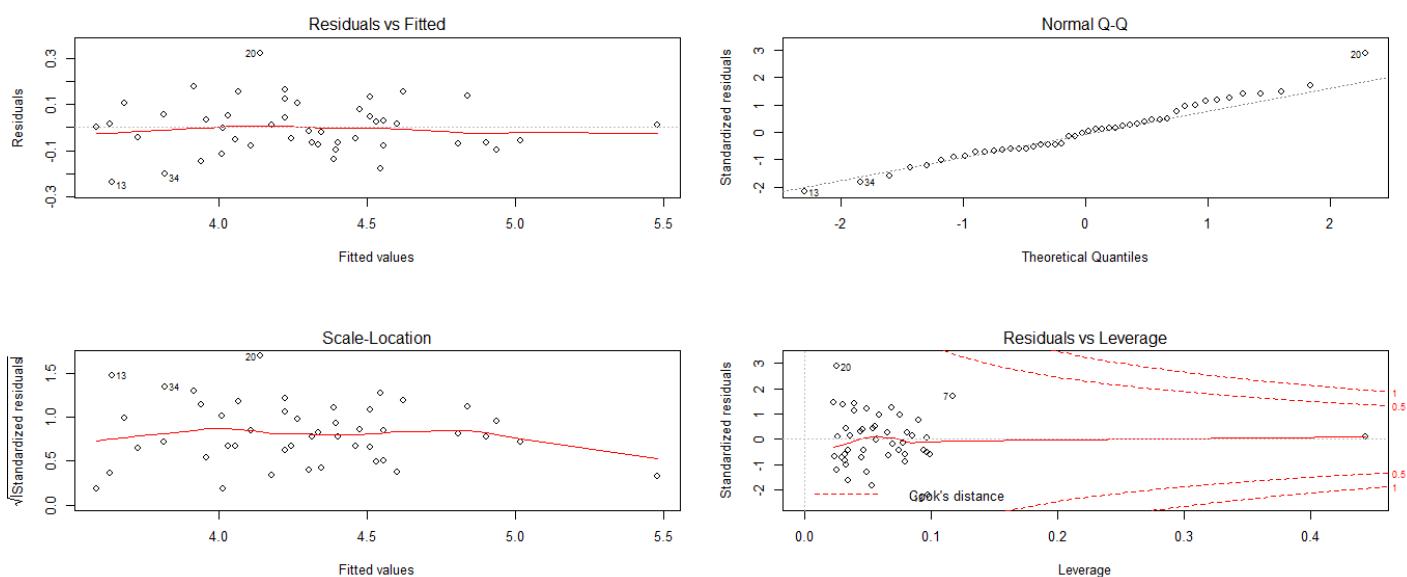


Figura 23. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación del volumen.

La tabla 22 recoge los estadísticos de bondad (sesgo, RMSE y R^2) del modelo validado. En la misma se observa la similitud entre los estadísticos generados para el conjunto de la muestra y los obtenidos en la validación, expresando la validez del modelo para realizar estimaciones para el conjunto del área de estudio.

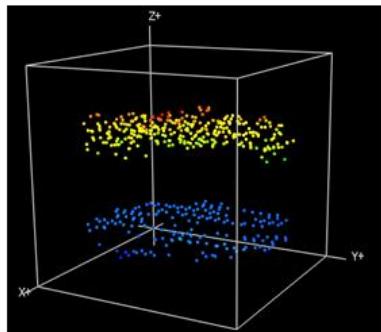
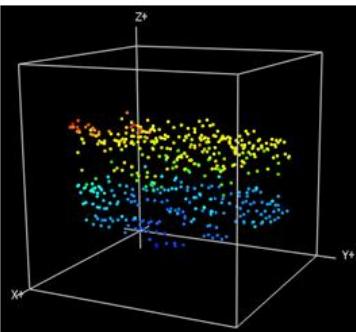
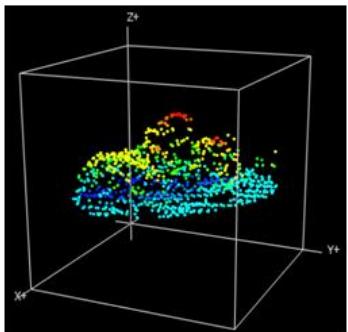
Tabla 22. Validación del modelo de estimación del volumen.

Estadísticos	Modelo original	Validación cruzada
Sesgo	0,00	0,00
RMSE	0,11	0,11
R^2 corregido	0,93	0,93

P40: 4,58
% 1º retornos sobre 2 m: 44,29
VCC (m³/ha): 30,12

P40: 5,97
% 1º retornos sobre 2 m: 71,94
VCC (m³/ha): 77,44

P40: 13,42
% 1º retornos sobre 2 m: 93,87
VCC (m³/ha): 242,28



De menor a mayor VCC

Figura 24. Variables LiDAR asociadas a la estimación del volumen con corteza (VCC), ejemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de *Pinus halepensis* Mill. estudiadas.

El modelo, tras haber recalculado los coeficientes a partir de los obtenidos en el proceso de validación, se presenta en la ecuación 10:

$$VCC (m^3/ha) = 1,006 * 11,140 * e^{(0,015*\text{porcentaje 1 retornos sobre 2 m})} * e^{(0,125*P_{40})}(10)$$

Donde:

VCC: volumen con corteza por hectárea (m^3/ha)

Porcentaje 1º retornos sobre 2 m: porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m

Percentil 40 (P40): percentil 40 de la altura de los puntos LiDAR (m)

El modelo de estimación del volumen con corteza incluye dos métricas LiDAR: el porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m y el percentil 60. Ambos presentan signos positivos y, por ende, una relación directa (como se puede apreciar en la tabla 10 donde se recogen los valores de Rho). Estos parámetros muestran una relación coherente, ya que a mayor porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m mayor será la superficie cubierta por el estrato arbóreo, lo que indica que el volumen maderable se incrementará (ver figura 24). Así mismo, el percentil 60 expresa que a mayor valor del mismo la altura de los árboles será mayor y, por tanto, lo serán también la altura del fuste y el volumen maderable del tronco (ver figura 24). Como se observa en la tabla 25, los estadísticos de bondad del modelo: R^2 corregido (0,93), RMSE (0,11) y sesgo (0,00) muestran que se ha obtenido un modelo coherente y no sesgado.

3.7. Modelo de estimación de la densidad de pies

La obtención del modelo del área basimétrica precisó de la preselección de diversas variables tomando en consideración los coeficientes de correlación. Concretamente se analizó la utilización de los percentiles que presentaban una mayor correlación (como ejemplo el P₂₀), de variables como la elevación media y elevación moda, de variables como la asimetría o la curtosis, así como del porcentaje de 1 retornos sobre 2 m o porcentaje de 1 retornos sobre la media y la moda. También, con objeto de mejorar los modelos de estimación, se transformaron logarítmicamente las variables. Las mejores correlaciones se obtuvieron transformando las variables dependientes. A continuación se recogen las principales estadísticas del modelo seleccionado y obtenido en el software estadístico "R" construido a partir de las variables dependientes transformadas a logaritmo y utilizando la variable porcentaje 1º retornos sobre 2 m que como se ha mencionado es la variable que presenta una mayor correlación (ver tabla 23), el conjunto de estadísticos de "R" se recogen en la tabla 8 del anexo 1.

Tabla 23. Principales estadísticas del modelo de estimación de la densidad de pies.

Variable	Coeficientes	Estimado	Error estándar	t valor	Pr (> t)	R ² ajustado	SE residuales
S	(Intercept)	4,95	0,18	28,02	< 2e-16	0,57	0,23
	Percent. first returns above 2	0,02	0,00	7,71	1,05E-09		

En la tabla 24 se recogen los resultados de los análisis cuantitativos que permiten comprobar el cumplimiento de los supuestos básicos de los modelos de regresión lineal. Por su parte la figura 25 muestra las gráficas de diagnóstico que permiten verificar visualmente

los resultados cuantitativos. Además en la tabla 15 se incluyen los p-values que presentan todos ellos valores superiores a 0,05, lo que indica un cumplimiento de los distintos test realizados. Por su parte el test de Durbin-Watson presenta un estadístico próximo a 2 y el test de Bonferroni, pese a que la parcela 20 presenta valores atípicos, estos no son influyentes.

Tabla 24. Diagnóstico analítico del modelo de estimación de la densidad de pies.

	Test Reset de "no linealidad"	Test de Shapiro- Wilk	Test de Breush- Pagan	Test de Durbin- Watson	Factor de inflación de varianza	Test de Bonferroni
Estadístico	0,92	0,97	0,30	1,80		Parcela 38
P-valor	0,34	0,38	0,58			No influyente

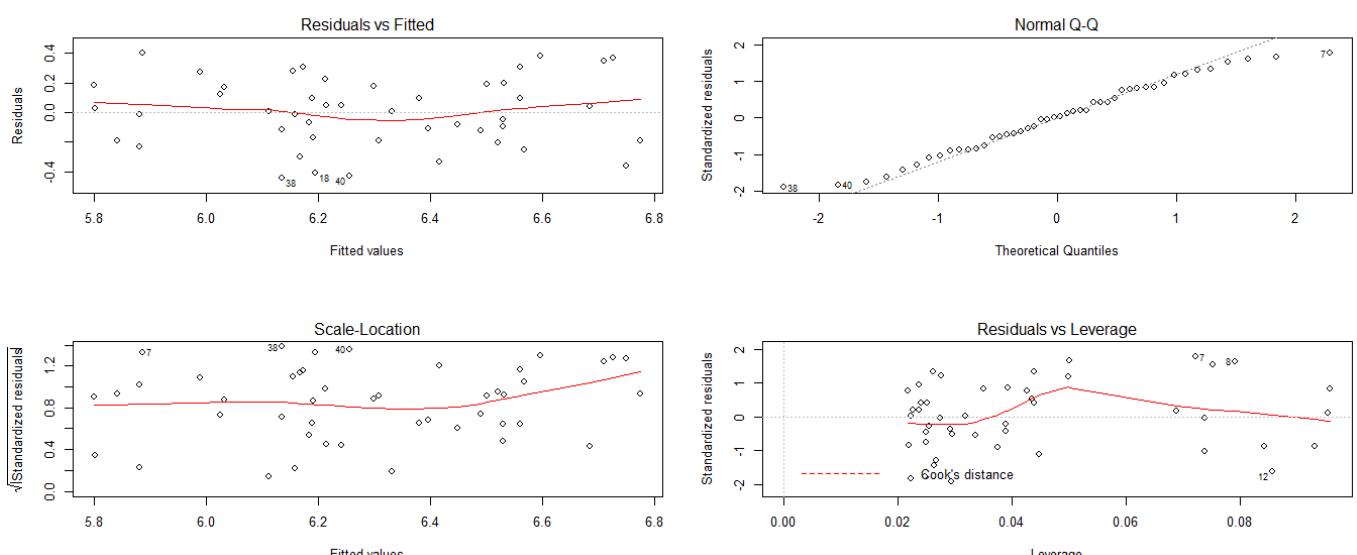


Figura 25. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación de la densidad de pies.

La validación del modelo de estimación del área basimétrica presenta unos estadísticos de sesgo, RMSE y R^2 corregido muy similares con respecto a los generados con el conjunto de la muestra (ver tabla 25), lo cual, expresa la validez del modelo para realizar estimaciones para el conjunto del área objeto de estudio.

Tabla 25. Validación del modelo de estimación de la densidad de pies.

Estadísticos	Modelo original	Validación cruzada
Sesgo	0,00	0,00
RMSE	0,23	0,23
R^2 corregido	0,57	0,57

El modelo, tras haber recalculado los coeficientes a partir de los obtenidos en el proceso de validación, se presenta en la ecuación 11:

$$S (\text{pies/ha}) = 1,027 * 141,82 * e^{(0,019 * \text{porcentaje 1 retornos sobre 2 m})} \quad (11)$$

Donde:

S: densidad de pies por hectárea (pies/ha)

Porcentaje 1º retornos sobre 2 m: porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m

El modelo de estimación de la densidad de pies incluye una única métrica LiDAR: el porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m. Dicha variable muestra una relación directa como se puede observar en la tabla 10 donde se recogen los valores de Rho. El modelo se comporta de forma coherente, ya que al incrementarse el número de primeros retornos por encima de 2 m se incrementa la superficie que ocupa el estrato arbóreo, y por consiguiente el número de pies (ver figura 26). Como se observa en la tabla 25, los estadísticos de bondad del modelo: R2 corregido (0,57), RMSE (0,23) y sesgo (0,00) muestran que se ha obtenido un modelo coherente y no sesgado. Cabe mencionar que pese a presentar un R^2 inferior a otros modelos la estimación de la densidad de pies no se produce de forma directa a partir de las variables LiDAR, obteniéndose resultados similares en trabajos como el de Montealegre et al. (2015d.)

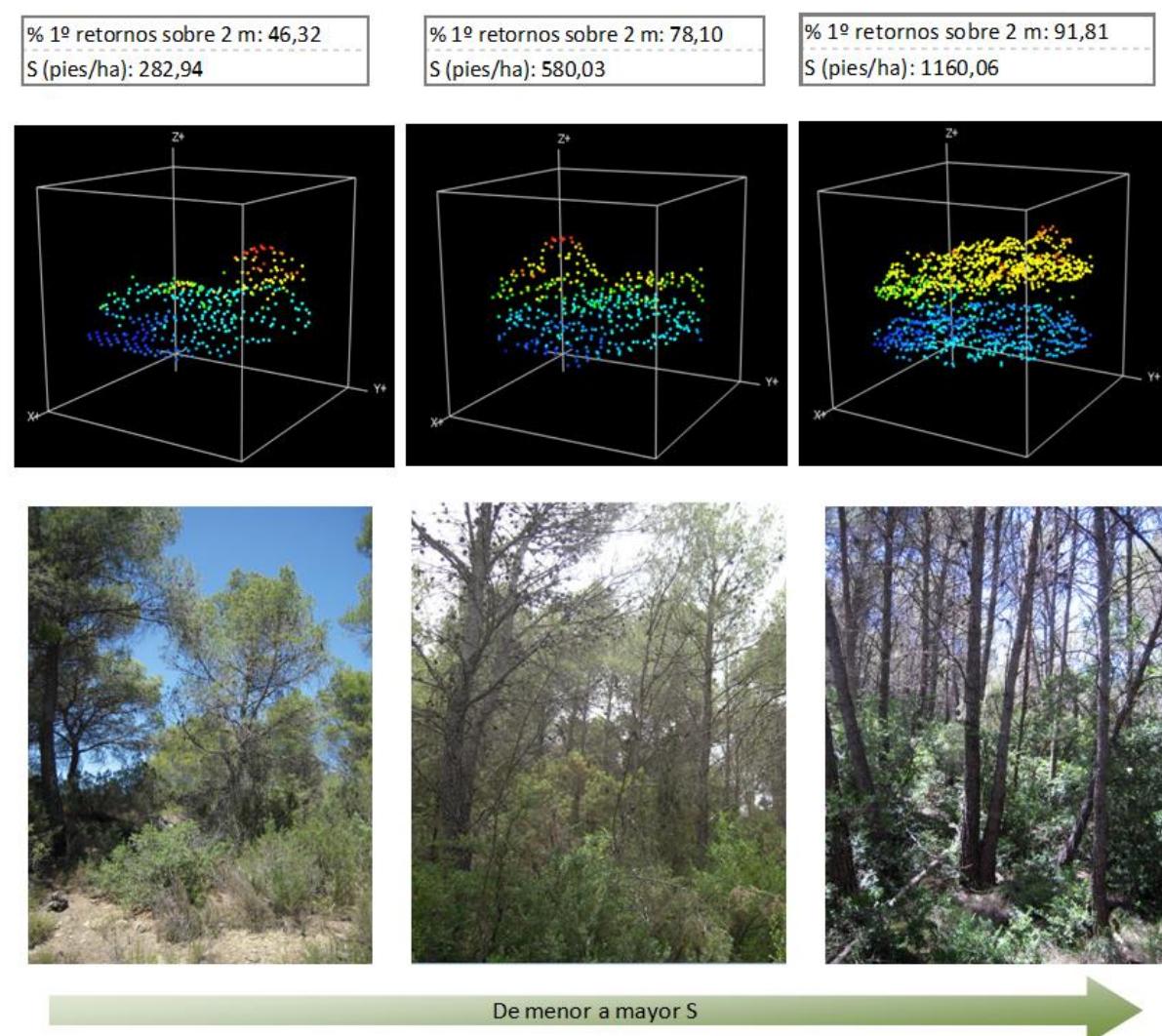


Figura 26. Variables LiDAR asociadas a la estimación de la densidad de pies (S), ejemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de *Pinus halepensis* Mill. estudiadas.

3.8. Modelo de estimación de la biomasa aérea total

Para la obtención del modelo de la biomasa aérea total se preseleccionaron diversas variables para las que se tuvo en consideración a los coeficientes de correlación. Se analizó la utilización de los percentiles que presentaban una mayor correlación (como ejemplo el P₃₀), de variables como la elevación media y elevación moda, de variables como la asimetría, así como del porcentaje de 1 retornos sobre 2 m. También, se transformaron logarítmicamente las variables, con objeto de mejorar los modelos de estimación. Inicialmente se transformaron tanto las variables dependientes como independientes y posteriormente solo las dependientes, que proporcionaron las mejores correlaciones. Las estadísticas del modelo seleccionado y obtenido en el software estadístico “R” que permite estimar la biomasa aérea total (BT) se recogen a continuación. El modelo se ha generado utilizando las variables dependientes transformadas a logaritmo y dos tipos de métricas LiDAR: el porcentaje 1º retornos sobre 2 my el percentil 60 (P₆₀) (ver tabla 26), el conjunto de estadísticos de “R” se recogen en la tabla 9 del anexo 1.

Tabla 26. Principales estadísticas del modelo de estimación de la biomasa aérea total.

Variable	Coeficientes	Estimado	Error estándar	t valor	Pr (> t)	R2 ajustado	SE residuales
BT	(Intercept)	9,27	0,09	107,05	< 2e-16	0,89	0,11
	percent. first returns above 2	0,02	0,00	8,38	1,38E-10		
	elevp40	0,07	0,02	4,47	5,67E-05		

Los análisis cuantitativos para comprobar que los supuestos básicos de los modelos de regresión lineal se cumplen se recogen en la tabla 27. Por su parte, la verificación de los resultados cuantitativos se realiza mediante las gráficas de diagnóstico (ver figura 27). Como se puede observar en la tabla 71 los p-values son todos ellos superiores a 0,05, lo que indica un cumplimiento de los distintos test realizados. Por su parte el test de Durbin-Watson presenta un estadístico próximo a 2, el test de inflación de varianza presenta valores por debajo del valor crítico de 4, y el test de Bonferroni, pese a que la parcela 20 presenta valores atípicos, estos no son influyentes.

Tabla 27. Diagnóstico analítico del modelo de estimación de la biomasa aérea total.

	Test Reset de "no linealidad"	Test de Shapiro-Wilk	Test de Breush-Pagan	Test de Durbin-Watson	Factor de inflación de varianza	Test de Bonferroni
Estadístico	0,34	0,97	0,78	2,30	2,50	Parcela 20
P-valor	0,71	0,34	0,38			No influyente

Los estadísticos de sesgo, RMSE y R² corregido para la validación del modelo se presentan en la tabla 28. Encontramos una fuerte similitud entre los estadísticos generados

con el conjunto de la muestra y los obtenidos en la validación, lo que indica que el modelo es válido para realizar estimaciones en el conjunto del área de estudio.

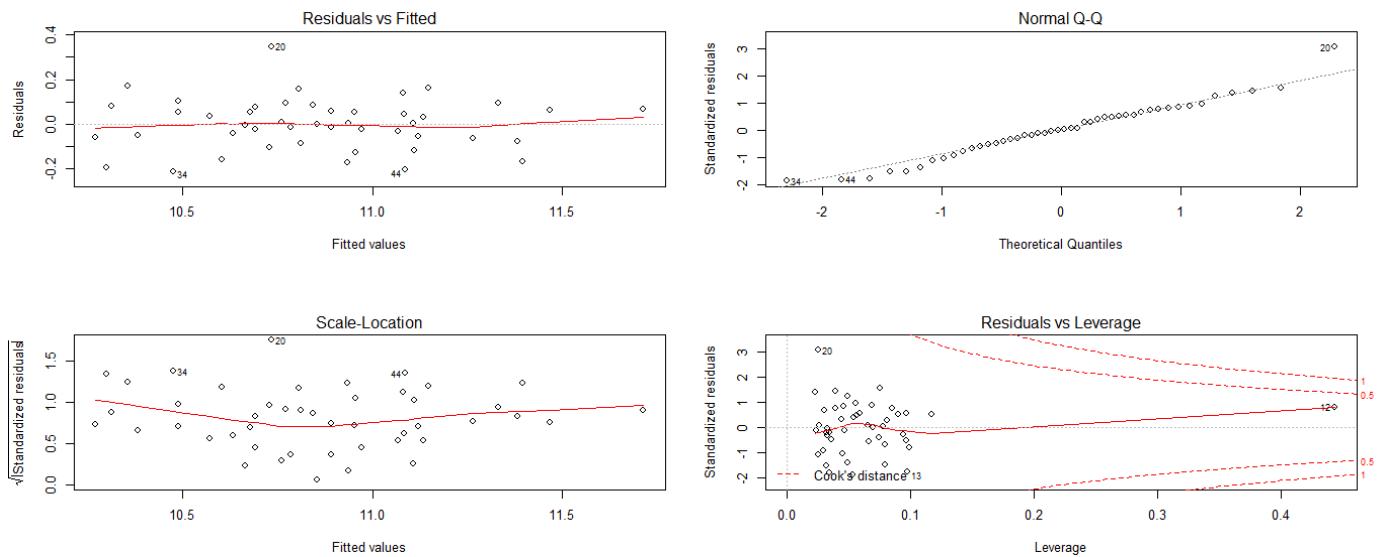


Figura 27. Gráficas básicas de diagnóstico. Estimación de la biomasa aérea total.

Tabla 28. Validación del modelo de estimación de la biomasa aérea total.

Estadísticos	Modelo original	Validación cruzada
Sesgo	0,00	0,00
RMSE	0,11	0,11
R ² corregido	0,89	0,89

El modelo, tras haber recalculado los coeficientes a partir de los obtenidos en el proceso de validación, se presenta en la ecuación 12:

$$BT \text{ (kg/ha)} = 1,008 * 10599,37 * e^{(0,016 * \text{porcentaje 1º retornos sobre 2 m})} * e^{(0,069 * P_{40})} \quad (12)$$

Donde:

BT: biomasa aérea total por hectárea (kg/ha)

Porcentaje 1º retornos sobre 2 m: porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m

Percentil 40 (P40): percentil 40 de la altura de los puntos LiDAR (m)

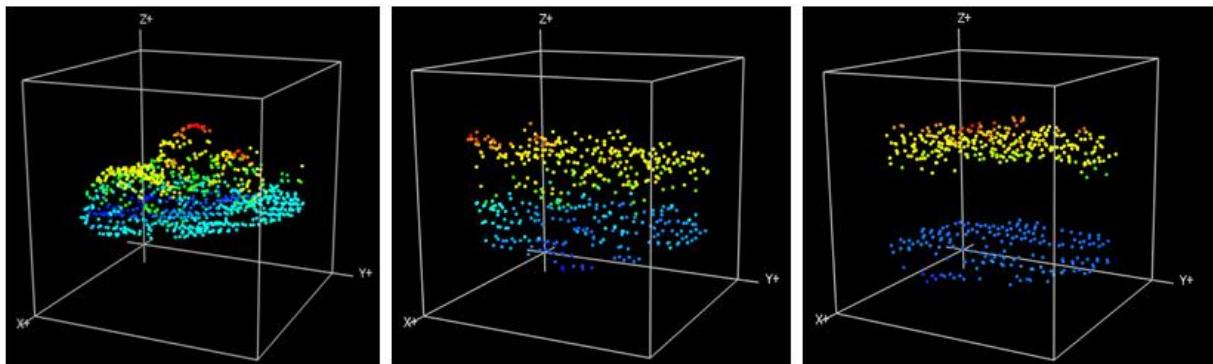
El modelo de estimación de la biomasa aérea total incluye dos métricas LiDAR: el porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m y el percentil 60. Ambos presentan signos positivos y, por ende, una relación directa (como se puede apreciar en la tabla 10 donde se recogen los valores de Rho). Los parámetros muestran una relación coherente, ya que a mayor porcentaje de primeros retornos por encima de 2 m mayor será la superficie cubierta por el estrato arbóreo, lo que indica, que la presencia de ramas, acículas así como el tamaño de los fustes se incrementará (ver figura 28). Así mismo, el percentil 60 expresa que a mayor altura del fuste mayor será el número de retornos a dicha altura y por tanto mayor es la cantidad de biomasa presente en el estrato arbóreo (ver figura 28). Como se observa en la tabla 31, los

estadísticos de bondad del modelo: R^2 corregido (0,89), RMSE (0,11) y sesgo (0,00) muestran que se ha obtenido un modelo óptimo y no sesgado.

P40: 4,58
% 1º retornos sobre 2 m: 44,29
BT (kg/ha): 24484,17

P40: 5,97
% 1º retornos sobre 2 m: 71,94
BT (kg/ha): 55600,53

P40: 13,42
% 1º retornos sobre 2 m: 93,87
BT (kg/ha): 130943,5



De menor a mayor BT

Figura 28. Variables LiDAR asociadas a la estimación de la biomasa aérea total (BT), ejemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de *Pinus halepensis* Mill. estudiadas.

3.9. Influencia de variables ambientales

En primer lugar es preciso mencionar que todas las categorías de las tres variables ambientales analizadas (pendiente, orientación y porcentaje de cubrimiento) presentan distribuciones no-normales y no han podido ser normalizadas, es por ello que ha sido preciso analizar la influencia de las mismas mediante la prueba no-paramétrica de Kruskal Wallis.

Los resultados obtenidos en la prueba de Kruskal Wallis, relativos a la influencia de la variable ambiental pendiente en el conjunto de los modelos analizados, no son significativos. Presentan en todos sus casos valores superiores a 0,01 con valores que varían entre los 0,93 del modelo de área basimétrica hasta los 0,36 del modelo de biomasa aérea total (ver tabla 29). Ello indica que la pendiente no es explicativa de las diferencias de RMSE en la estimación de las distintas variables dasométricas analizadas.

Tabla 29. Influencia de la pendiente en los errores. Prueba de Kruskal-Wallis

	Altura media		Diámetro cuadrático medio		Área basimétrica		Volumen con corteza		Densidad de pies		Biomasa aérea total	
Pendiente (grados)	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE
0 - 5	20,17	0,26	26,17	4,40	22,00	0,01	19,67	0,01	24,67	0,05	19,00	0,01
may-15	23,86	0,68	21,91	7,49	24,18	0,01	27,18	0,02	22,68	0,06	26,32	0,02
>15	24,17	0,52	24,56	4,69	23,17	0,01	20,28	0,01	24,11	0,05	21,56	0,01
Chi-cuadrado (Kruskal-Wallis)	0,81		0,72		0,93		0,20		0,92		0,36	

Tabla 30. Influencia de la orientación en los errores. Prueba de Kruskal-Wallis

	Altura media		Diámetro cuadrático medio		Área basimétrica		Volumen con corteza		Densidad de pies		Biomasa aérea total	
Orientación (grados)	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE
Indiferente (67,5 - 90 ; 247,5 - 270)	28,17	0,476	25,83	167,018	23,17	0,008	29,50	0,014	26,83	0,068	25,33	0,01
Umbría (0 -67,5 ; 270 - 360)	24,19	0,560	24,42	206,889	23,27	0,011	23,27	0,012	23,23	0,053	22,04	0,01
Solana (90 - 247,5)	20,21	0,609	20,79	160,437	24,07	0,008	21,36	0,011	22,57	0,044	25,43	0,01
Chi-cuadrado (Kruskal-Wallis)	0,44		0,65		0,98		0,46		0,80		0,70	

Tabla 31. Influencia del porcentaje de cubrimiento en los errores. Prueba de Kruskal-Wallis

	Altura media		Diámetro cuadrático medio		Área basimétrica		Volumen con corteza		Densidad de pies		Biomasa aérea total	
Porcentaje de cubrimiento	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE	Rango promedio	RMSE
40 - 60	20,44	0,516	23,22	5,929	28,11	0,012	23,99	0,016	22,67	0,045	28,00	0,015
60 - 80	25,64	0,610	21,73	4,870	22,18	0,011	24,27	0,013	21,82	0,051	20,59	0,012
> 80	22,20	0,525	26,27	7,676	22,67	0,008	22,13	0,008	26,47	0,059	25,07	0,011
Chi-cuadrado (Kruskal-Wallis)	0,56		0,56		0,51		0,89		0,57		0,33	

Por su parte, en la tabla 30 se recogen los resultados de la prueba de Kruskal Wallis relativos a la influencia de la variable ambiental orientación en el RMSE de los modelos. Como se puede observar en la misma, los resultados no son significativos presentando también en todos los casos valores superiores a 0,01, que varían entre los 0,98 del modelo de área basimétrica y los 0,44 del modelo de altura media (ver tabla 30). Así pues, la orientación no explica las diferencias de RMSE en la estimación realizada para los distintos modelos analizados.

En lo que respecta a la variable ambiental porcentaje de cubrimiento, obtenida a partir de la FCC de los datos LiDAR, tampoco presenta resultados significativos en la prueba de Kruskal Wallis (ver tabla 31). Al igual que las variables ambientales analizadas con anterioridad muestra valores superiores a 0,01, con valores que van de 0,89 en el caso del volumen con corteza a los 0,33 de la biomasa aérea total. Es por ello, el porcentaje de cubrimiento no explica las variaciones de RMSE en la estimación de las distintas variables dasométricas.

3.10. Representación cartográfica de las variables modeladas

En el presente apartado se incluye la cartografía referente a las distintas variables estimadas mediante los modelos expuestos en los apartados previos. Concretamente las variables son: altura media (mapa 3), diámetro cuadrático medio (mapa 4), área basimétrica (mapa 5), volumen con corteza (mapa 6), densidad de pies (mapa 7), y biomasa aérea total (mapa 8), todos ellos se recoge en el anexo 2. Cartografía.

La cartografía muestra unos valores de las métricas estimadas coherentes, aunque siempre ha de tomarse en consideración los estadísticos de bondad del modelo, en especial, en el caso del modelo relativo al diámetro cuadrático medio que presenta una correlación y ajustes bajos. Se observa, como era de esperar, que en los espacios en los que hay mayor volumen con corteza, encontramos una mayor biomasa aérea total, así como una mayor densidad de pies y una mayor área basimétrica. Por su parte, la altura muestra una distribución similar a las métricas mencionadas, pero una menor variabilidad, concentrando las mayores alturas en zonas próximas al cauce del Gállego o a zonas próximas a los “bordes” de las masas forestales de *Pinus halepensis* Mill. En lo que refiere a la cartografía de la variable diámetro cuadrático medio –modelo que presenta los valores más bajos de R^2 – evidencia la escasa variabilidad entre los diámetros de los fustes con respecto a la altura, hecho que se ha recogido en los análisis de correlación entre la altura y el diámetro de los distintos árboles medidos en campo realizados con anterioridad (ver apartado 3.4. Modelo de estimación del diámetro cuadrático medio). Ello corrobora la disparidad observada entre dichas variables en el trabajo de campo, encontrándose árboles con diámetros pequeños que presentaban la misma altura que fustes con diámetros más grandes.

Por lo general, las zonas con pendientes (ver mapa 2) más elevadas presentan valores más bajos de volumen con corteza, biomasa aérea total, densidad de pies, área basimétrica y altura media. Por su parte, las zonas con exposición de umbría presentan mayores valores de densidad, área basimétrica, volumen con corteza y biomasa, siendo las zonas de solana las que presentan valores más bajos (ver mapa 2).

4. DISCUSIÓN

La metodología aplicada se ha fundamentado en una aproximación en “dos fases”. En primer lugar, se ha llevado a cabo una labor de inventario de campo en la que se extrajo información acerca del diámetro y altura de los distintos pies en una serie de parcelas, proceso

que precisa de un diseño previo en un entorno SIG. El diseño del mismo se ha basado en el uso de la nube de puntos LiDAR, con la que se han obtenido tres variables –pendiente, fracción de cabida cubierta y percentil 95– que han permitido clasificar el área de estudio en zonas con características homogéneas, en las que se han establecido un número concreto de parcelas a inventariar en función de su representatividad espacial y por las propias características de la masa forestal. Dicha planificación del inventario de campo ha minimizado profundamente el trabajo de campo –con respecto a los inventarios tradicionales– y ha permitido realizar un muestreo que recoge la heterogeneidad de las masas forestales.

En segundo lugar, se ha obtenido un conjunto de variables relacionadas con los datos derivados de la nube de puntos LiDAR, que se relacionan con el dato de la parcela de campo para obtener un modelo de estimación que permita extrapolar los resultados al resto del área de estudio. Siendo la obtención de una cartografía de carácter continuo para el conjunto de la superficie de estudio, uno de los grandes avances que ofrece la tecnología LiDAR, respecto a los inventarios tradicionales, lo que constituye un avance significativo para la gestión sostenible de los espacios forestales.

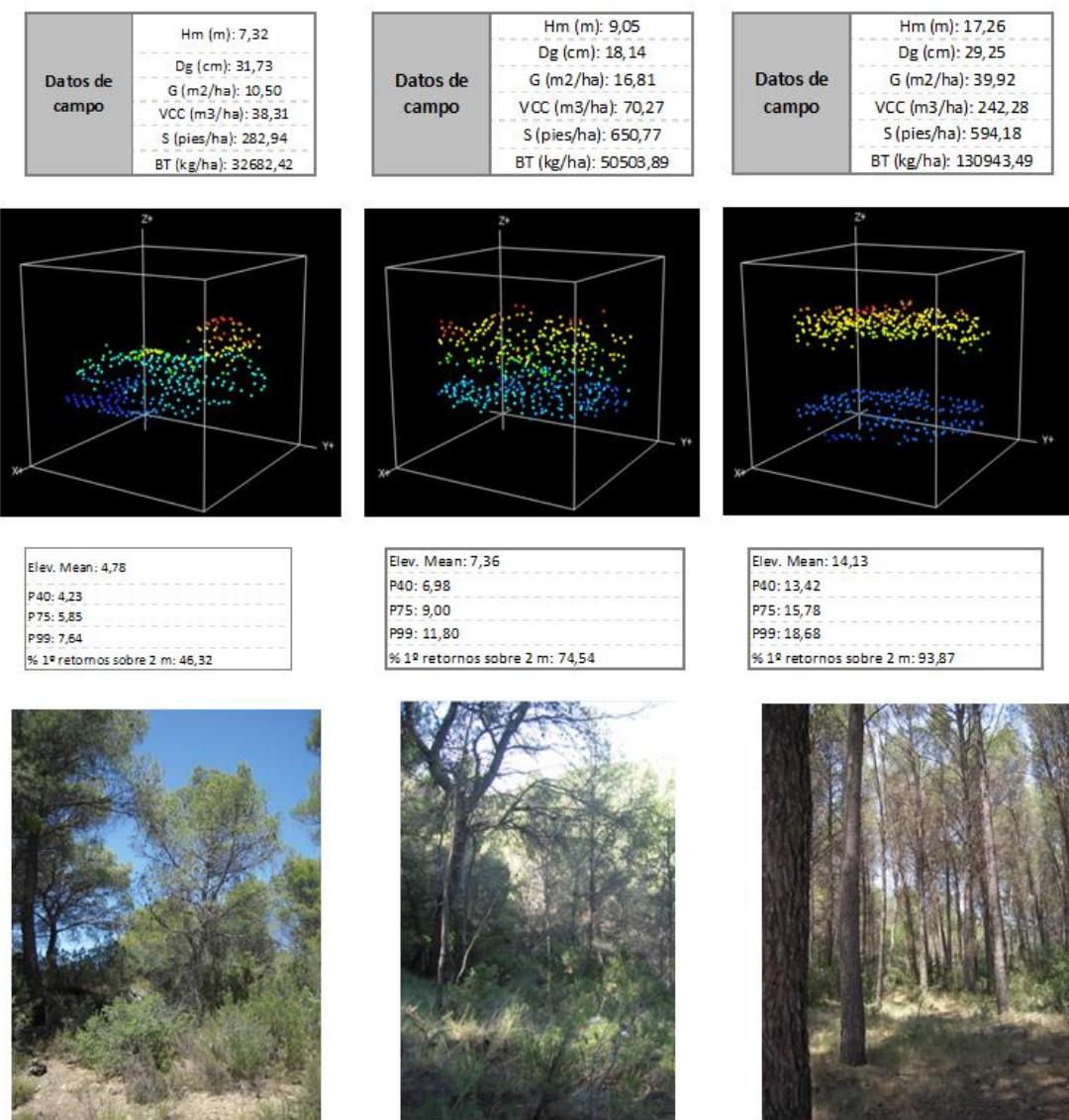


Figura 29. Variables LiDAR incluidas en los modelos de predicción de las variables dasométricas, ejemplificadas en tres parcelas de campo representativas de la heterogeneidad de las masas de *Pinus halepensis* Mill. estudiadas.

Los modelos se han desarrollado según un análisis multivariante de regresión lineal y una validación cruzada (LOOCV), que ha resultado óptima de acuerdo a los resultados obtenidos. Los modelos que han obtenido un mayor ajuste son: volumen con corteza, área basimétrica, biomasa áerea total, y altura media, con valores de R² de 0,93; 0,91; 0,89 y 0,83, respectivamente. Por su parte, los modelos de densidad de pies y diámetro cuadrático medio han obtenido ajustes menores con R² de 0,57 y 0,30, siendo este último el que menores correlaciones ha mostrado entre el diámetro y la altura de los fustes, como se ha expuesto con anterioridad. Los modelos obtenidos muestran unos coeficientes de determinación, así como, unos estadísticos de bondad y de error que se enmarcan dentro de los valores obtenidos por otros autores (Gobakken & Naesset, 2007; González-Ferreiro et al., 2012; Maltamo et al., 2014; Montealegre et al., 2015c, 2015d) que han utilizado metodologías de trabajo semejantes. Sin embargo, en nuestro caso, el modelo que ha presentado los peores resultados ha sido el de estimación del diámetro cuadrático medio, con un bajo R², aunque presenta valores de sesgo similares a los restantes modelos. Es cierto que otros trabajos (Montealegre et al., 2015d) han obtenido mejores resultados en la estimación de dicho parámetro, pero, como se ha mostrado con anterioridad, no se ha encontrado correlación en el área objeto de estudio entre el diámetro y la altura de los fustes.

Tabla 32. Comparación entre modelos de estimación de variables dasométricas.

Autores	Variable dependiente	Variables Independientes	R2
Naesset(2002)	Ln (V)	Ln (percentil 30), Ln (percentil 50), Ln(percentil 60) y Ln (porcentaje retornos)	0,80
	Ln (G)	Ln (percentil 50), Ln (percentil 60) y Ln (porcentaje retornos)	0,69
	Ln (S)	Ln (percentil 0), Ln (máximo) y Ln (porcentaje retornos)	0,65
	Ln (Hd)	Ln (percentil 90) y Ln (percentil 50)	0,86
Gobakken& Naesset(200 7)	Ln (Hm) L	Ln (percentil 10) y Ln (percentil 90)	0,87
	Ln (G)	Ln (percentil 90) y porcentaje retornos sobre 2 m, fracción 5	0,62
	Ln (V)	elev. mean y porcentaje retornos sobre 2 m, fracción 1	0,71
	Ln (Hm) L	Ln (percentil 90)	0,93
	Ln (G)	Ln (elev. mean) y Ln (porcentaje retornos sobre 2 m, fracción 1)	0,80
	Ln (V)	Ln (elev.mean), Ln (porcentaje retornos sobre 2 m fracción 1) y Ln (percentil 90)	0,90
Stephens et al. (2007)	Hd	percentil 70	0,96
	G	percentil 30 y elev. asimetría	0,66
	S	percentil 100	0,26

Li (2008)	Ln (V)	Media, coeficiente de variación y porcentaje retornos	0,67 - 0,88
García (2010)	Ln (V)	Ln (media), Ln (asimetría), Ln (desv. Típica) y Ln (porcentaje retornos)	0,89
	Ln (G)	Ln (media), Ln (moda), Ln (percentil 30) y Ln (asimetría)	0,88
	Ln (S)	Ln (percentil 70), Ln (percentil 80), Ln (mediana), Ln (percentil 95), Ln (asimetría), Ln (coef.variación), y Ln (porcentaje retornos)	0,79
González-Ferreiro et al. (2012)	Hm	elev. media y elev. ID	0,79
	Hd	percentil 95	0,85
	G	elev. desviación estándar, elev. asimetría y percentil 5	0,68
	V	elev. media	0,69
	Hm	percentil 30 y elev. asimetría	0,77
	Hd	percentil 95 y percentil 10 de la intensidad	0,87
	G	elev. asimetría, elev. ID, intensidad máxima	0,69
	V	elev. asimetría, percentil 60 e intensidad máxima	0,79
	V	porcentaje retornos y percentil 10	0,87
Cabrera et al. (2014)	G	porcentaje retornos	0,85
	Ln (S)	Ln (porcentaje retornos) y Ln (percentil 95)	0,86
	Ln (Hm)	Ln (percentil 50)	0,80
	Hm	percentil 99	0,87
Montealegre et al. (2015)	Dg	percentil 50 y elev.desviación estándar	0,84
	G	elev. máxima, elev.asimetría y porcentaje 1º retornos sobre 1 m	0,89
	V	percentil 95, elev. curtosis y porcentaje todos los retornos sobre 1 m	0,89
	S	elev. coeficiente de variación y porcentaje todos los retornos sobre 1 m	0,48
	BT	percentil 95, elev. asimetría, porcentaje todos los retornos sobre 1 m	0,89
	Hm	elevmean	0,83
Domingo (2015)	Dg	percentil 75	0,30
	Ln (G)	percentil 40 y porcentaje 1º retornos sobre 2 m	0,91
	Ln (V)	percentil 40 y porcentaje 1º retornos sobre 2 m	0,93
	Ln (S)	porcentaje 1º retornos sobre 2 m	0,57
	Ln (BT)	percentil 40 y porcentaje 1º retornos sobre 2 m	0,89

Es preciso señalar que los modelos generados han utilizado un menor número de variables independientes que las empleadas por autores como Naesset (2002), Gobakken & Naesset (2007), García et al. (2010) o González-Ferreiro et al. (2012) y más próximas al número empleado por Cabrera et al. (2014) y Montealegre et al. (2015c, 2015d).

En el análisis se han transformado logarítmicamente las variables dependientes de los modelos de área basimétrica, volumen con corteza, densidad de pies y biomasa aérea total, con objeto de mejorar los ajustes y/o el cumplimiento de las hipótesis básicas de los modelos

de regresión lineal. Cabe mencionar que existen estudios que han precisado de dicha transformación (Naesset, 2002; Gobakken & Naesset, 2007; García et al., 2010), mientras que otros han obtenido modelos con estadísticos de bondad similares sin precisar de dichas transformaciones (Montealegre et al., 2015c, 2015d).

Generalmente, las métricas de los percentiles o métricas ligadas a la altura del dosel – como la elevación media–que se incluyen en los modelos presentan una relación directa con la altura media, el volumen, la biomasa y el diámetro (Montealegre et al., 2015d), relacionándose en el presente estudio también con el área basimétrica (ver figura 29). Por su parte, el porcentaje de primeros retornos sobre 2 m presenta una relación directa con el volumen, la biomasa y el área basimétrica (Montealegre et al., 2015d), así como, en el presente estudio, con la densidad de pies. Cabe mencionar que la asimetría, pese a no haberse incluido en los modelos, presenta una relación inversa coincidiendo con los resultados obtenidos por autores como Montealegre et al. (2015d).

Realizando un análisis comparativo de las variables que presentan un ajuste más elevado, según los estudios realizados por diversos autores (ver tabla 32), se observa que los mejores ajustes se obtienen para variables como el volumen, la biomasa, el área basimétrica y la altura. Por su parte, los peores ajustes se obtienen en modelos para variables como la densidad de pies (como ejemplo, las menores correlaciones obtenidas por Montealegre et al., 2015d) o el diámetro cuadrático medio (sirva como ejemplo el presente trabajo).

Por su parte, el análisis de influencia de las variables ambientales en el error de estimación, muestra que la pendiente, orientación y porcentaje de cubrimiento, no tienen influencia en los errores cuadráticos medios obtenidos en los modelos de estimación de las distintas variables dasométricas.

En lo que respecta al uso de la cobertura de datos LiDAR-PNOA capturada cuatro años antes de la toma de datos en campo, no se han observado influencias notables en los resultados del presente trabajo, prueba de ello son las altas y significativas correlaciones obtenidas en la mayoría de los modelos, así como las coherentes estimaciones al conjunto del área de estudio.

5. CONCLUSIONES

Los resultados del presente trabajo verifican la utilidad de los datos LiDAR-PNOA de baja densidad de puntos ($0,5$ puntos/ m^2) en la realización de inventarios en masas monoespecíficas de *Pinus halepensis* Mill.

La tecnología LiDAR supone un incremento de la precisión en la realización de los mencionados inventarios, proporcionando modelos más exactos a la par que conlleva una reducción de los costes -derivados de la reducción del trabajo de muestreo en campo-. El desarrollo de estudios a gran escala, así como con distintas especies, e incluyendo mejoras en los modelos (como los propuestos por Montealegre et al.(2015d), ligados a la inclusión de diferentes fracciones en las estimaciones de la biomasa; o la estimación de nuevas variables como la edad de los árboles, que podrían basarse en datos de campo de dendrocronología) hacen que observemos a la tecnología LiDAR como una herramienta de futuro de gran potencialidad en la gestión de las masas forestales.

Puesto que se prevé la cobertura LiDAR-PNOA sea un producto periódico, sería deseable realizar una evaluación de los modelos generados, utilizando datos LiDAR de las próximas coberturas. Así mismo, sería adecuado el desarrollar nuevos modelos en otras tipologías de masas forestales en un entorno mediterráneo, y en espacios a gran escala. Este

último propósito se prevé desarrollar a partir de los datos de los trabajos de Cabrera et al. (2014); Montealegre et al. (2015d) y los del presente estudio, dado que todos han sido desarrollados sobre pinares de *Pinus halepensis* Mill. de diversas zonas del territorio de la Comunidad Autónoma de Aragón.

En suma, la tecnología LiDAR constituye una técnica de gran potencialidad en la gestión de las masas forestales de un territorio. Unos espacios que han adquirido un interés creciente en los últimos años, constituyendo un reservorio de carbono y biodiversidad, un recurso bio-energético e, incluso, un lugar de esparcimiento que debe ser, a juicio propio, valorado y gestionado de forma sostenible.

6. AGRADECIMIENTOS

Este trabajo ha sido posible gracias a la dedicación, apoyo, orientación y supervisión de la Dra. Teresa Lamelas, del Dr. Juan de la Riva, así como del doctorando Antonio Montealegre. Tanto en lo referente a las tareas de planificación, en las labores de trabajo de campo, así como en las distintas fases del desarrollo del trabajo.

Así mismo, quiero agradecer al conjunto de compañeros que han dedicado parte de su tiempo al apoyo en las labores del trabajo de campo: Adrián Jiménez, Daniel Borini, Yago Martín y Francisco Domingo.

Por último, agradecer al grupo GEOFOREST-IUCA, en su conjunto, por los recursos materiales, así como por la financiación necesaria para poder llevar a cabo el trabajo de campo que ha requerido el presente estudio.

7. BIBLIOGRAFÍA

- Agresta (2015). Cobertura LiDAR-PNOA en el territorio español. Disponible en: <http://www.treedimension.org/?p=1> (último acceso, 11 de agosto de 2015).
- Baskerville, G.L. (1972). *Use of logarithmic regression in the estimation of plant biomass*. Can.J.For. Res. 2, 49-53.
- Cabrera, J., Lamelas, M.T., Montealegre, A.L., de la Riva, J. (2014). *Estimación de variables dasométricas a partir de datos LiDAR PNOA en masas regulares de Pinus halepensis Mill*. XVI Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica. Alicante.
- Cohran, W. (1963). *Técnicas de muestreo*. Continental S.A, Mexico D.F.
- 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.
- FAO (2004). National forest inventory. Field manual. Working Paper 94/E. Roma. Disponible en <http://www.fao.org/docrep/008/ae578e/ae578e06.tm> (último acceso 13 de agosto de 2015).
- García, A. (1992). Estadística Aplicada: Conceptos Básicos. Madrid, Editorial UNED.
- García, D. (2010). Estimación de variables de interés forestal basada en datos LiDAR en el monte número 117 del C.U.P Término Municipal de Cuenca. Madrid, Universidad Politécnica de Madrid.
- García, M., Riaño, D., Chuvieco, E. y 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, Vol. 114 (4), pp.816-830.

- García, D., Godino, M., Mauro, F. (2012). *Lidar: Aplicación Práctica Al Inventario Forestal*. Editorial Academica Española, Lexington.
- Gobakken, T. & Næsset, E. (2007). *Assessing effects of laser point density on biophysical stand properties derived from airborne laser scanner data in mature forest*. In Proceedings of ISPRS workshop laser scanning 2007 and Silvi laser 2007. P. Rönnholm, H. Hyppä and J. Hyppä, (eds). September 12–14, 2007, Espoo, Finlandia. International archives of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences. XXXVI (Part 3/W52), pp. 150–155.
- González-Ferreiro, E., Dieguez-Aranfa, U., Miranda, D. (2012). *Estimation of stand variables in Pinus radiata D. Don plantations using different LiDAR pulse densities*. Forestry, 85(2), 281-292.
- Hair, J.F., Anderson, R.E., Tatham, R.L. y Black, W.C. (1999). *Análisis multivariante. (5^a edición)*. Prentice Hall Iberia. Madrid.
- Hopkinson, C., Chasmer, L. (2009). *Testing LiDAR models of fractional cover across multiple forest ecozones*. Remote Sensing of Environment 113: 275-288.
- Kane, V.R.; Lutz, J.A.; Roberts, S.L.; Smith, D.F.; Mc Gaughey, R.J.; Povak, N.A.; Brooks, M.L. *Landscape-scale effects of fire severity on mixed-conifer and red fir forest structure in Yosemite National Park*. For. Ecol. Manag. 2013, 287, 17–31.
- Kozak, A., Kozak, R. (2003). *Does cross validation provide additional information in the evaluation of regression models?* Can. J. For. Res. 33, 976–987.
- Maltamo, M., Naesset, E., Vauhkonen, J. (2014). *Forestry Applications of Airbone Laser Scanning: Concepts and Case Studies*. Londres, Springer.
- Montealegre, A., Lamelas, M.t., Tanase, M. y De la Riva, J. (2014): *Forest fire severity assessment using ALS Data in Mediterranean environment*. Remote sensing 6, 4240-4265.
- Montealegre, A.L., Lamelas, M.T., de la Riva, J. (2015a). *A Comparison of Open Source LiDAR Filtering Algorithms in a Mediterranean Forest Environment*. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. DOI:10.1109/JSTARS.2015.2436974.
- Montealegre, A.L., Lamelas, M.T., de la Riva, J. (2015b). *Interpolation routines assessment in ALS-derived Digital Elevation Models development for forestry applications*. Remote sensing, Vol. 7(7), pp. 8631-8654.
- Montealegre, A.L., Lamelas, M.t., de la Riva, J., García-Martín, A., Escribano, F. (2015c). *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*. XXIV Congreso de la Asociación de Geógrafos Españoles.
- Montealegre, A.L., Lamelas, M.t., de la Riva, J., García-Martín, A., Escribano, F. (2015d). *Estimación de variables dasométricas en masas de Pinus halepensis Mill. mediante datos LiDAR-PNOA y trabajo de campo*. XVI Congreso de la Asociación Española de Teledetección.
- Montealegre, A.L., Lamelas, M.T., de la Riva, J., García-Martín, A., Escribano, F. (2015e). *Assessment of low-density discrete ALS data effectiveness to estimate biomass and carbon content in Aleppo pine forest*. Remote sensing (enviado).
- 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. (1997). *Determination of mean tree height of forest stands using airborne laser scanner data*. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 52 (2), pp. 49-56.
- Naesset, E. (2002). *Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data*. Remote Sensing of Environment, Vol. 80 (1), pp.88-99.
- Naesset, E. (2004). *Practical large-scale forest stand inventory using a small-footprint airborne scanning laser*. Scand. J. Forest. Res. 19, 164-179.
- Naesset, E., Oakland, 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.
- PNOA (2015). *Presentación PNOA-LiDAR*. Disponible en: <http://pnoa.ign.es/presentacion> (último acceso, 12 de agosto de 2015).
- Reitberger, J., Krzystek, P., Stilla, U. (2008). *Analysis of full waveform LiDAR data for the classification of deciduous and coniferous trees*. Int. J. Remote Sens. 29, 1407–1431.
- Sprugel, D.G. (1983). *Correcting for Bias in Log-Transformed Allometric Equations*. Ecology 64: 209-210.
- Stephens, P.R., Watt, P.J., Loubser, D., Haywood, A., Kimberley, M.O. (2007). *Estimation of carbon stocks in New Zealand planted forests using airborne scanning LiDAR*. In: Proceedings of ISPRS workshop laser scanning 2007 and Silvilaser 2007. P. Rönnholm, H. Hyppä and J. Hyppä (eds). September 12–14, 2007, Espoo, Finland. International archives of photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences. XXXVI (Part 3/W52), 389–394.
- Tanase, M.A., Panciera, R., Lowell, K., Tian, S., Garcia-Martin, A., Walker, J.P. (2014). *Sensitivity of L-band radar backscatter to forest biomass in semiarid environments: a comparative analysis of parametric and nonparametric models*. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing (ISSN 0196-2892), Vol. 52 (8), pp. 4671-4685.
- Treitz, P., Kevin, L., Murray, W., Doug, P., Nesbitt, D., Etheridge, D. (2010). LiDAR data acquisition and processing protocols for forest resource inventories in Ontario, Canada. Silvi laser 2010: The 10th International Conference on LiDAR Applications for Assessing Forest Ecosystems. B. Koch, G. Kendlar, et al. (eds). 14-17 Septiembre. Freiburg, Alemania.
- Vosselman, G. & Maas, H. G. (2010). *Airbone and Terrestrial Laser Scanning*. Dunbeath: Whittles publishing.
- Wagner, W., Hollaus, M., Briese, C., Ducic, V. (2008). *3D vegetation mapping using small-footprint full-waveform airborne laser scanners*. Int. J. Remote Sens. 29, 1433–1452.

8. ANEXOS

Anexo 1: Tablas complementarias

Tabla 1. Estadísticos LiDAR (variables independientes) en las parcelas inventariadas.

Estadísticos	Media	Máximo	Mínimo	Desviación típica
Mínimo	2,26	9,00	2,01	1,04
Máximo	11,28	19,10	8,20	1,87
Media	7,08	14,13	4,69	1,63
Moda	7,19	15,57	2,01	2,44
Desviación estándar	2,05	3,24	1,40	0,43
Varianza	4,39	10,47	1,96	1,90
Coef. variación	0,30	0,46	0,15	0,07
Rango intercuartílico	2,79	4,71	1,79	0,74
Asimetría	-0,35	0,93	-1,49	0,51
Kurtosis	2,86	5,66	1,68	0,91
AAD	1,65	2,55	1,12	0,36
Percentil 01	2,49	10,18	2,02	1,23
Percentil 05	3,35	10,79	2,13	1,42
Percentil 10	4,24	11,35	2,27	1,67
Percentil 20	5,33	12,03	2,66	1,73
Percentil 25	5,76	12,39	3,00	1,75
Percentil 30	6,11	12,81	3,15	1,77
Percentil 40	6,74	13,42	4,18	1,74
Percentil 50	7,27	14,12	4,42	1,75
Percentil 60	7,76	14,79	4,97	1,75
Percentil 70	8,28	15,59	5,41	1,76
Percentil 75	8,55	15,78	5,85	1,74
Percentil 80	8,84	16,06	5,99	1,75
Percentil 90	9,62	16,92	6,76	1,75
Percentil 95	10,18	17,62	7,24	1,77
Percentil 99	10,87	18,68	7,64	1,86
Porcentaje de primeros retornos por encima de 2	69,95	95,22	44,21	14,09
Porcentaje de retornos por encima de 2 m	55,41	78,94	39,02	8,74
Porcentaje de retornos por encima de 2 m respecto del	72,26	112,43	44,29	16,00
Porcentaje de primeros retornos por encima de la	39,29	75,65	18,69	11,65
Porcentaje de primeros retornos por encima de la	35,85	64,21	16,81	11,45
Porcentaje de retornos por encima de la media	30,01	53,11	16,98	6,96
Porcentaje de retornos por encima de la moda	28,02	60,50	13,13	9,63
Porcentaje de retornos por encima de la media	39,32	75,65	18,69	11,66
Porcentaje de retornos por encima de la moda respecto	36,08	67,72	16,81	11,95

Tabla 2. Superficie y número de parcelas por categoría (relación completa).

Código	Superficie (ha)	Nº parcelas	Código	Superficie (ha)	Nº parcelas
1110	12,00	0	3110	0,19	0
1120	37,50	0	3120	0,69	0
1130	12,06	0	3130	0,25	0
1210	4,38	0	3210	2,44	0
1220	25,25	0	3220	14,06	0
1230	13,19	0	3230	9,50	0
1310	3,81	0	3310	10,44	1
1320	21,63	0	3320	78,38	7
1330	13,38	0	3330	74,94	5
1410	1,50	0	3410	8,06	0
1420	5,00	0	3420	47,56	2
1430	1,44	0	3430	41,25	2
2110	1,56	0	4110	0,06	0
2120	5,06	0	4120	0,06	0
2130	1,75	0	4210	0,69	0
2210	3,38	0	4220	5,19	0
2220	16,63	0	4230	3,44	0
2230	11,50	0	4310	7,13	1
2310	7,25	0	4320	54,88	5
2320	39,38	0	4330	39,19	1
2330	35,44	1	4410	11,94	4
2410	2,56	0	4420	79,75	7
2420	12,19	1	4430	76,38	9
2430	7,38	0	Total	861,63	46

Tabla 3. Resumen de las variables dasométricas modeladas: Hm: altura media; Dg: diámetro cuadrático medio; G: área basimétrica; Vcc: Volumen maderable con corteza por hectárea; S: densidad de pies por hectárea; y BT: biomasa total por hectárea.

Parcela	VCC (m ³ /ha)	G (m ² /ha)	Densidad (pies/ha)	Dg (cm)	Altura media (m)	Biomasa Aérea Total (kg/ha)
1	76,45	15,36	452,71	20,79	11,97	47212,27
2	97,69	23,85	1075,18	16,81	8,75	70757,16
3	54,98	13,89	537,59	18,14	7,57	42993,69
4	70,27	16,81	650,77	18,14	9,05	50503,89
5	126,26	25,48	1160,06	16,72	11,83	75243,36
6	59,26	14,43	622,47	17,18	8,97	42523,22
7	60,12	12,77	537,59	17,39	10,89	37878,54
8	125,84	27,43	1202,50	17,04	10,33	81322,56
9	103,73	23,65	551,74	23,36	10,27	74524,74
10	142,91	31,82	721,50	23,70	9,84	101508,89
11	114,19	23,12	551,74	23,10	12,16	73124,91
12	242,28	39,91	594,18	29,25	17,26	130943,49
13	30,12	8,08	339,53	17,40	7,47	24484,17
14	39,77	10,20	353,68	19,16	8,21	30772,77
15	44,52	11,32	410,27	18,74	8,25	34483,64
16	66,29	14,75	353,68	23,04	9,65	47627,72
17	95,51	21,80	622,47	21,12	9,76	67980,50
18	75,79	15,81	325,38	24,87	10,94	51749,58
19	88,03	19,94	834,68	17,44	9,76	59475,15
20	86,44	20,55	452,71	24,04	9,57	64886,79
21	36,32	9,04	396,12	17,05	8,18	27265,47
22	54,05	13,04	495,15	18,31	8,36	40362,10
23	72,80	18,05	580,03	19,90	8,23	56323,71
24	70,87	17,22	650,77	18,35	8,85	52967,74
25	119,06	25,84	650,77	22,48	10,90	81352,09
26	73,52	18,19	438,56	22,98	8,77	56915,21
27	80,42	18,51	537,59	20,94	9,51	57607,17
28	78,98	18,20	537,59	20,76	9,22	57057,50
29	55,23	14,77	523,44	18,96	7,66	45807,79
30	56,18	13,91	622,47	16,87	8,87	41105,32
31	47,96	13,02	466,85	18,84	7,73	39932,08
32	101,04	21,27	806,38	18,33	11,10	63945,42
33	77,44	18,21	565,88	20,24	9,87	55600,53
34	37,28	9,83	523,44	15,46	7,26	28757,05
35	44,03	11,75	282,94	23,00	7,58	37192,48
36	38,31	10,50	282,94	21,73	7,32	32682,42
37	95,38	22,27	778,09	19,09	9,87	67156,61
38	70,03	14,24	297,09	24,71	11,68	45487,23
39	71,37	16,69	466,85	21,33	9,14	52288,07
40	95,36	18,60	339,53	26,41	12,92	60365,52
41	68,11	15,67	650,77	17,51	9,02	47378,41
42	66,19	15,14	410,27	21,68	9,92	47559,82
43	49,29	13,01	452,71	19,13	8,47	39902,24
44	78,67	17,54	580,03	19,62	10,30	53200,74
45	82,43	21,15	962,00	16,73	8,16	62114,90
46	145,04	29,98	834,68	21,38	12,16	91768,74

Tabla 4. Coeficientes de correlación de Spearman (Rho) entre las variables LiDAR y las variables dependientes.

Características	Variables LiDAR	Hm	Dg	G	VCC	S	BT
Percentiles de la altura del dosel	P01	0,25 ^{ns}	0,10 ^{ns}	0,13 ^{ns}	0,17 ^{ns}	0,04 ^{ns}	0,12 ^{ns}
	P05	0,62 ^{**}	0,22 ^{ns}	0,47 ^{**}	0,53 ^{**}	0,25 ^{ns}	0,47 ^{**}
	P10	0,72 ^{**}	0,20 ^{ns}	0,60 ^{**}	0,65 ^{**}	0,36 [*]	0,60 ^{**}
	P20	0,86 ^{**}	0,31 [*]	0,80 ^{**}	0,86 ^{**}	0,49 ^{**}	0,80 ^{**}
	P25	0,86 ^{**}	0,34 [*]	0,82 ^{**}	0,87 ^{**}	0,49 ^{**}	0,82 ^{**}
	P30	0,86 ^{**}	0,35 [*]	0,83 ^{**}	0,88 ^{**}	0,49 ^{**}	0,83 ^{**}
	P40	0,88 ^{**}	0,38 ^{**}	0,80 ^{**}	0,87 ^{**}	0,45 ^{**}	0,81 ^{**}
	P50	0,87 ^{**}	0,37 [*]	0,79 ^{**}	0,86 ^{**}	0,45 ^{**}	0,80 ^{**}
	P60	0,85 ^{**}	0,38 ^{**}	0,77 ^{**}	0,84 ^{**}	0,43 ^{**}	0,79 ^{**}
	P70	0,82 ^{**}	0,40 ^{**}	0,75 ^{**}	0,81 ^{**}	0,39 ^{**}	0,77 ^{**}
	P75	0,82 ^{**}	0,40 ^{**}	0,73 ^{**}	0,80 ^{**}	0,38 [*]	0,75 ^{**}
	P80	0,79 ^{**}	0,37 [*]	0,68 ^{**}	0,76 ^{**}	0,36 [*]	0,71 ^{**}
	P90	0,74 ^{**}	0,37 [*]	0,62 ^{**}	0,69 ^{**}	0,31 [*]	0,64 ^{**}
Métricas de altura del dosel	P95	0,71 ^{**}	0,35 [*]	0,57 ^{**}	0,65 ^{**}	0,27 ^{ns}	0,59 ^{**}
	P99	0,73 ^{**}	0,36 [*]	0,54 ^{**}	0,62 ^{**}	0,24 ^{ns}	0,56 ^{**}
Métricas de variabilidad de altura del dosel	Elev. mínima	-0,13 ^{ns}	0,01 ^{ns}	-0,07 ^{ns}	-0,09 ^{ns}	-0,05 ^{ns}	-0,06 ^{ns}
	Elev. máxima	0,71 ^{**}	0,32 [*]	0,53 ^{**}	0,61 ^{**}	0,24 ^{ns}	0,56 ^{**}
	Elev. mean	0,87 ^{**}	0,37 [*]	0,79 ^{**}	0,85 ^{**}	0,44 ^{**}	0,80 ^{**}
	Elev. mode	0,79 ^{**}	0,36 [*]	0,74 ^{**}	0,79 ^{**}	0,43 ^{**}	0,76 ^{**}
Métricas de variabilidad de altura del dosel	Elev. desviación típica (SD) m	0,28 ^{ns}	0,23 ^{ns}	0,19 ^{ns}	0,23 ^{ns}	0,02 ^{ns}	0,22 ^{ns}
	Elev. varianza	0,28 ^{ns}	0,23 ^{ns}	0,20 ^{ns}	0,24 ^{ns}	0,03 ^{ns}	0,22 ^{ns}
	Elev. coeficiente de variación (CV)	-0,57 ^{**}	-0,12 ^{ns}	-0,55 ^{**}	-0,57 ^{**}	-0,38 ^{**}	-0,53 ^{**}
	Elev. rango intercuartílico (RI)	-0,08 ^{ns}	0,22 ^{ns}	-0,22 ^{ns}	-0,19 ^{ns}	-0,31 [*]	-0,20 ^{ns}
	Elev. asimetría	-0,63 ^{**}	-0,12 ^{ns}	-0,72 ^{**}	-0,74 ^{**}	-0,55 ^{**}	-0,72 ^{**}
	Elev. curtosis	0,56 ^{**}	0,09 ^{ns}	0,54 ^{**}	0,57 ^{**}	0,39 ^{**}	0,53 ^{**}
Variables relacionadas con la densidad y cobertura del dosel	Porcentaje 1º retornos sobre 2 m	0,58 ^{**}	0,11 ^{ns}	0,94 ^{**}	0,92 ^{**}	0,77 ^{**}	0,93 ^{**}
	Porcentaje todos los retornos sobre 2 m	0,31 [*]	0,03 ^{ns}	0,80 ^{**}	0,74 ^{**}	0,70 ^{**}	0,79 ^{**}
	Porcentaje 1º retornos sobre la media	0,54 ^{**}	0,10 ^{ns}	0,90 ^{**}	0,89 ^{**}	0,73 ^{**}	0,89 ^{**}
	Porcentaje 1º retornos sobre la moda	0,60 ^{**}	0,13 ^{ns}	0,91 ^{**}	0,90 ^{**}	0,71 ^{**}	0,89 ^{**}
	Porcentaje todos los retornos sobre la <i>todos los retornos sobre 2 m</i> total 1º retornos * 100	0,09 ^{ns}	-0,08 ^{ns}	0,26 ^{ns}	0,27 ^{ns}	0,23 ^{ns}	0,25 ^{ns}
	Porcentaje todos los retornos sobre la <i>todos los retornos sobre la media</i> total 1º retornos * 100	0,40 ^{**}	0,04 ^{ns}	0,81 ^{**}	0,76 ^{**}	0,70 ^{**}	0,79 ^{**}
	Porcentaje todos los retornos sobre la <i>todos los retornos sobre la moda</i> total 1º retornos * 100	-0,13 ^{ns}	-0,15 ^{ns}	0,02 ^{ns}	0,02 ^{ns}	0,05 ^{ns}	0,01 ^{ns}
	Porcentaje todos los retornos sobre la <i>total 1º retornos</i> * 100	0,60 ^{**}	0,13 ^{ns}	0,90 ^{**}	0,89 ^{**}	0,71 ^{**}	0,89 ^{**}
	Porcentaje todos los retornos sobre la <i>total 1º retornos</i> * 100	0,09 ^{ns}	-0,08 ^{ns}	0,26 ^{ns}	0,27 ^{ns}	0,23 ^{ns}	0,23 ^{ns}

Tabla 5. Estadísticas del modelo de estimación de la altura media.

Residuales:					
Mínimo	1Q	Media	3Q	Máximo	
-1,76	-0,68	0,14	0,37	1,63	
Coeficientes	Estimado	Error estándar		t valor	Pr (> t)
(Intercept)	2,31	0,51		4,54	4,38E-05 ***
Elev. mean	1,04	0,07		14,74	< 2e-16 ***
Códigos de significación					
0 '***'	0,001 '**'	0,01 '*'	0,05 ''	0,1 ''	1
Error estándar (residuales):	0,77 con 44 grados de confianza				
R cuadrado múltiple	0,83	R cuadrado ajustado		0,83	
Estadístico F	217,2	en 2 y 43 DF		p-valor	< 2,2e-16

Tabla 6. Estadísticas del modelo de estimación del diámetro cuadrático medio.

Residuales:					
Mínimo	1Q	Media	3Q	Máximo	
-5,53	-1,80	0,08	1,57	4,73	
Coeficientes	Estimado	Error estándar		t valor	Pr (> t)
(Intercept)	11,93	1,87		6,38	9,30E-08 ***
elevp75	0,97	0,21		4,51	4,75E-05 ***
Códigos de significación					
0 '***'	0,001 '**'	0,01 '*'	0,05 ''	0,1 ''	1
Error estándar (residuales):	2,50 con 43 grados de confianza				
R cuadrado múltiple	0,32	R cuadrado ajustado		0,30	
Estadístico F	20,36	en 1 y 44 DF		p-valor	4,75E-05

Tabla 7. Estadísticas del modelo de estimación del área basimétrica.

Residuales:					
Mínimo	1Q	Media	3Q	Máximo	
-0,19	-0,05	-0,01	0,07	0,32	
Coeficientes	Estimado	Error estándar		t valor	Pr (> t)
(Intercept)	1,24	0,08		15,96	< 2e-16 ***
percent. First returns above 2	0,02	0,00		10,02	8,16E-13 ***
elevp40	0,06	0,01		3,99	0,00 ***
Códigos de significación					
0 '***'	0,001 '**'	0,01 '*'	0,05 ''	0,1 ''	1
Error estándar (residuales):	0,10 con 43 grados de confianza				
R cuadrado múltiple	0,91	R cuadrado ajustado		0,91	
Estadístico F	223,3	en 2 y 43 DF		p-valor	< 2,2e-16

Tabla 8. Estadísticas del modelo de estimación del volumen.

Residuales:					
Mínimo	1Q	Media	3Q	Máximo	
-0,23	-0,07	0,00	0,05	0,32	
Coeficientes	Estimado	Error estándar	t	Pr (> t)	
(Intercept)	2,41	0,09	28,24	< 2e-16	***
percent. First returns above 2	0,01	0,00	7,83	8,2E-10	***
elevp40	0,13	0,02	8,14	3,05E-10	***
Códigos de significación					
0 '***'	0,001 '**'	0,01 '*'	0,05 !	0,1 ''	1
Error estándar (residuales):	0,11	con 43 grados de confianza			
R cuadrado múltiple	0,93	R cuadrado ajustado		0,93	
Estadístico F	283,2	en 2 y 43 DF	p-	< 2,2e-16	

Tabla 9. Estadísticas del modelo de estimación de la densidad de pies.

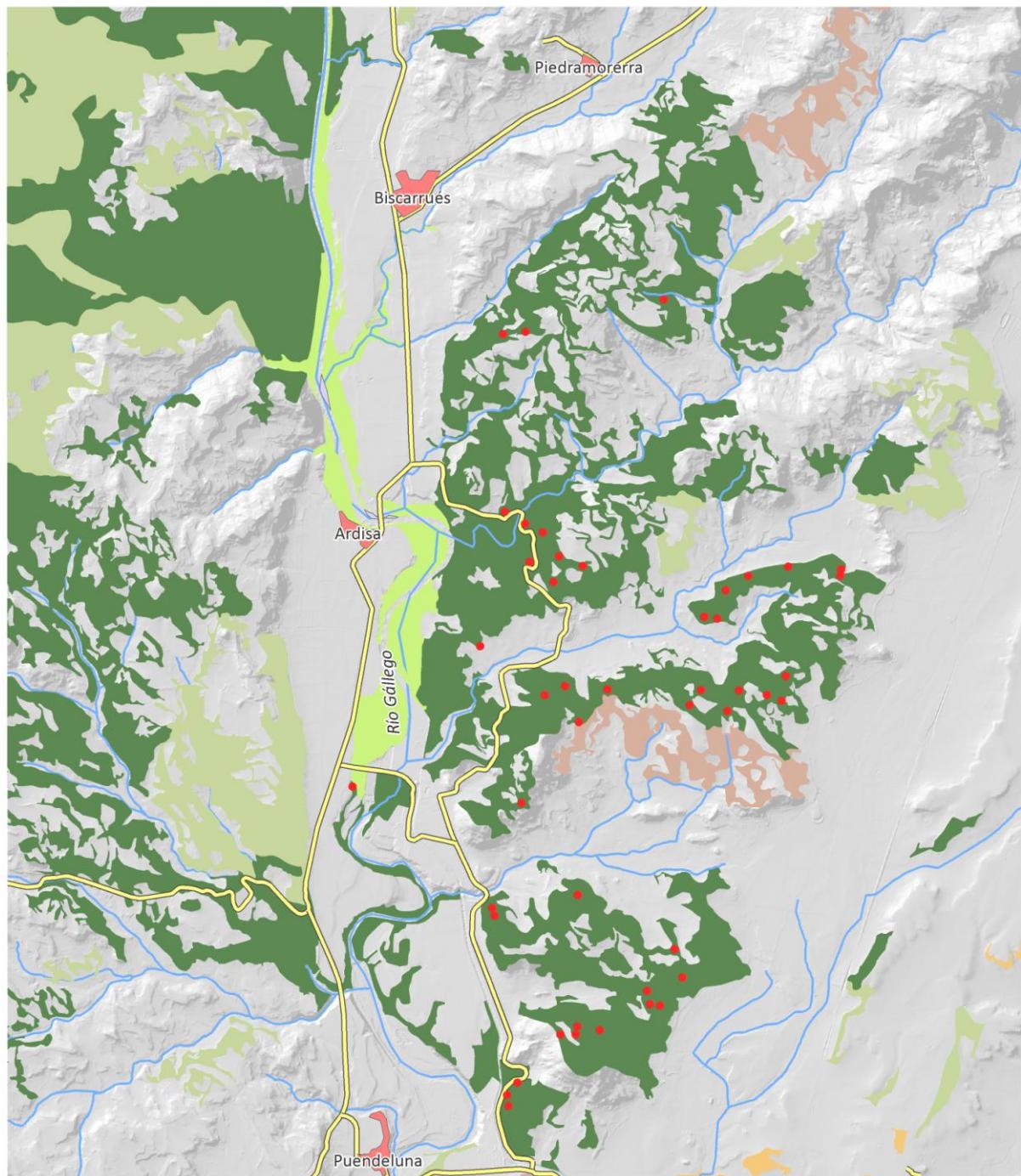
Residuales:					
Mínimo	1Q	Media	3Q	Máximo	
-0,44	-0,19	0,01	0,18	0,40	
Coeficientes	Estimado	Error estándar	t valor	Pr (> t)	
(Intercept)	4,95	0,18	28,02	< 2e-16	***
percent. First returns above 2	0,02	0,00	7,71	1,05E-09	***
Códigos de significación					
0 '***'	0,001 '**'	0,01 '*'	0,05 !	0,1 ''	1
Error estándar (residuales):	0,23	con 44 grados de confianza			
R cuadrado múltiple	0,57	R cuadrado ajustado		0,57	
Estadístico F	59,48	en 1 y 44 DF	p-valor	1,05E-09	

Tabla 10. Estadísticas del modelo de estimación de la biomasa aérea total.

Residuales:					
Mínimo	1Q	Media	3Q	Máximo	
-0,21	-0,06	-0,00	0,07	0,35	
Coeficientes	Estimado	Error estándar	t valor	Pr (> t)	
(Intercept)	9,27	0,09	107,05	< 2e-16	***
percent. first returns above 2	0,02	0,00	8,38	1,38E-10	***
elevp40	0,07	0,02	4,47	5,67E-05	***
Códigos de significación					
0 '***'	0,001 '**'	0,01 '*'	0,05 !	0,1 ''	1
Error estándar (residuales):	0,11	con 43 grados de confianza			
R cuadrado múltiple	0,90	R cuadrado		0,89	
Estadístico F	185,5	en 2 y 43 DF	p-valor	< 2,2e-16	

Anexo 2: Cartografía.

Vegetación



- Parcelas de inventario
- Red fluvial
- Vías de comunicación
- Núcleos urbanos

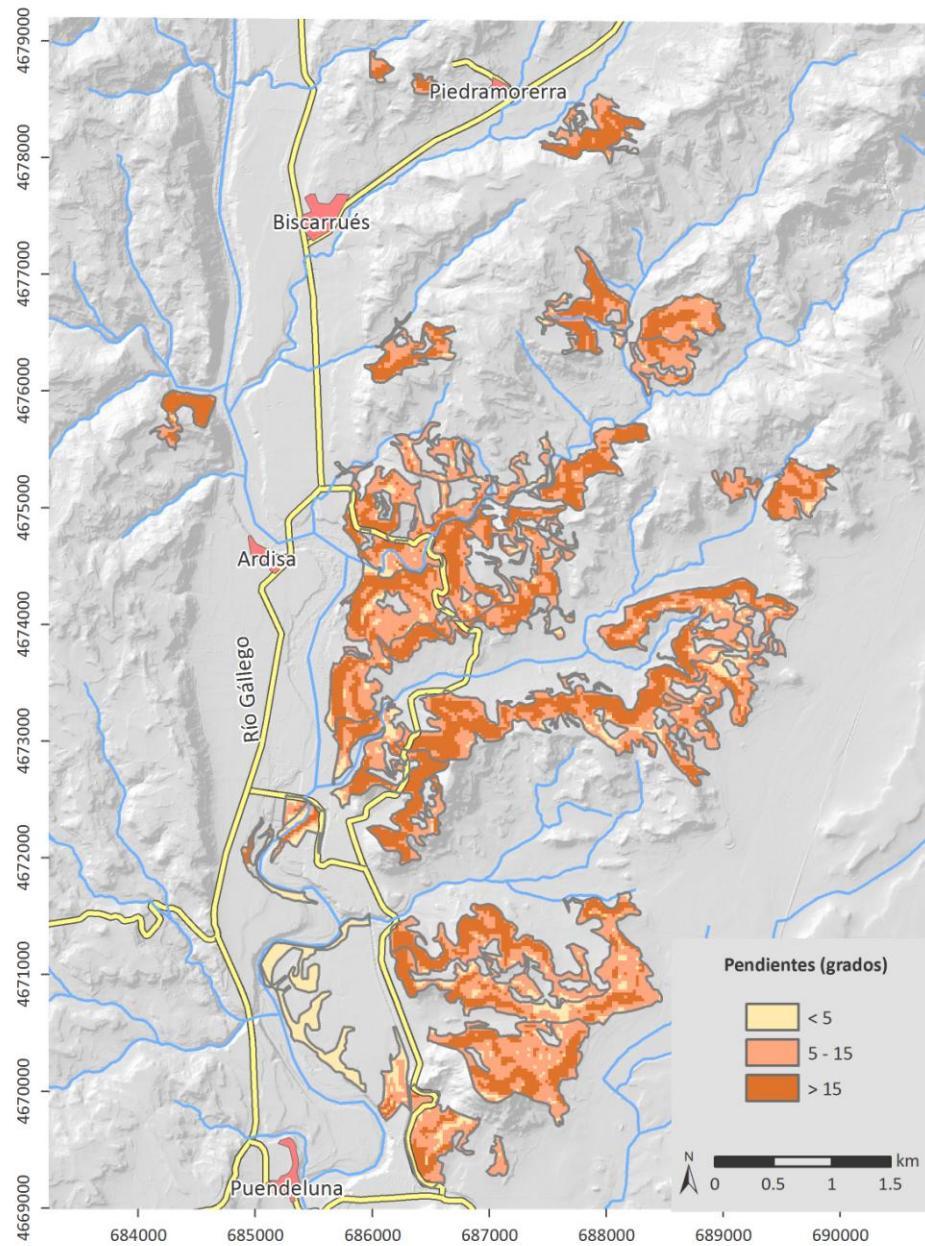
- Vegetación de ribera
- Encinares
- Enebrales
- Bosques mixtos y arbolado disperso
- Pinares de pino carrasco

N 0 0,5 1 1,5 km

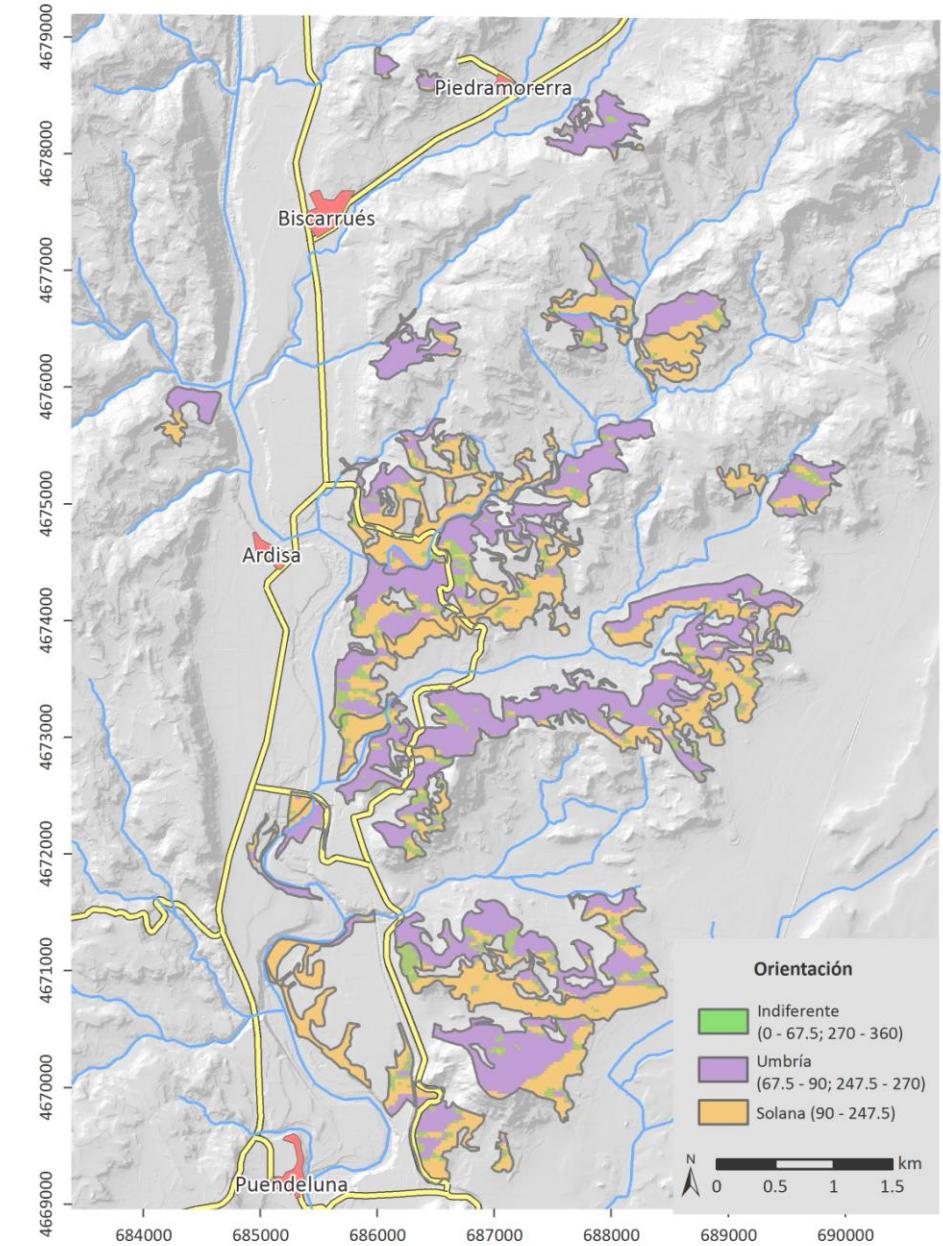
Autor: elaboración propia
Fuente: PNOA, SITAR, IFN3

Mapa 1: Cartografía de vegetación y localización de las parcelas de inventario.

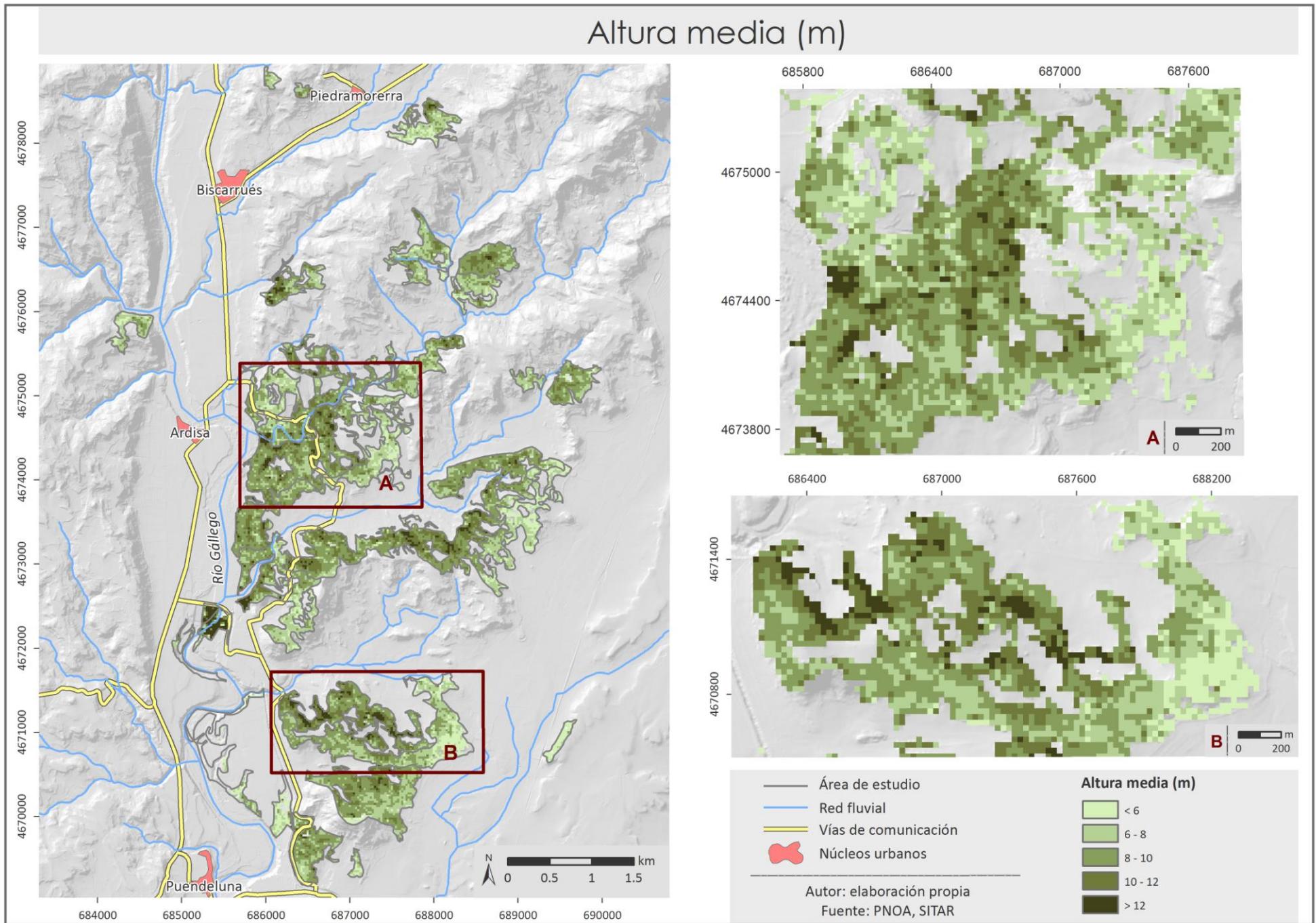
Pendiente



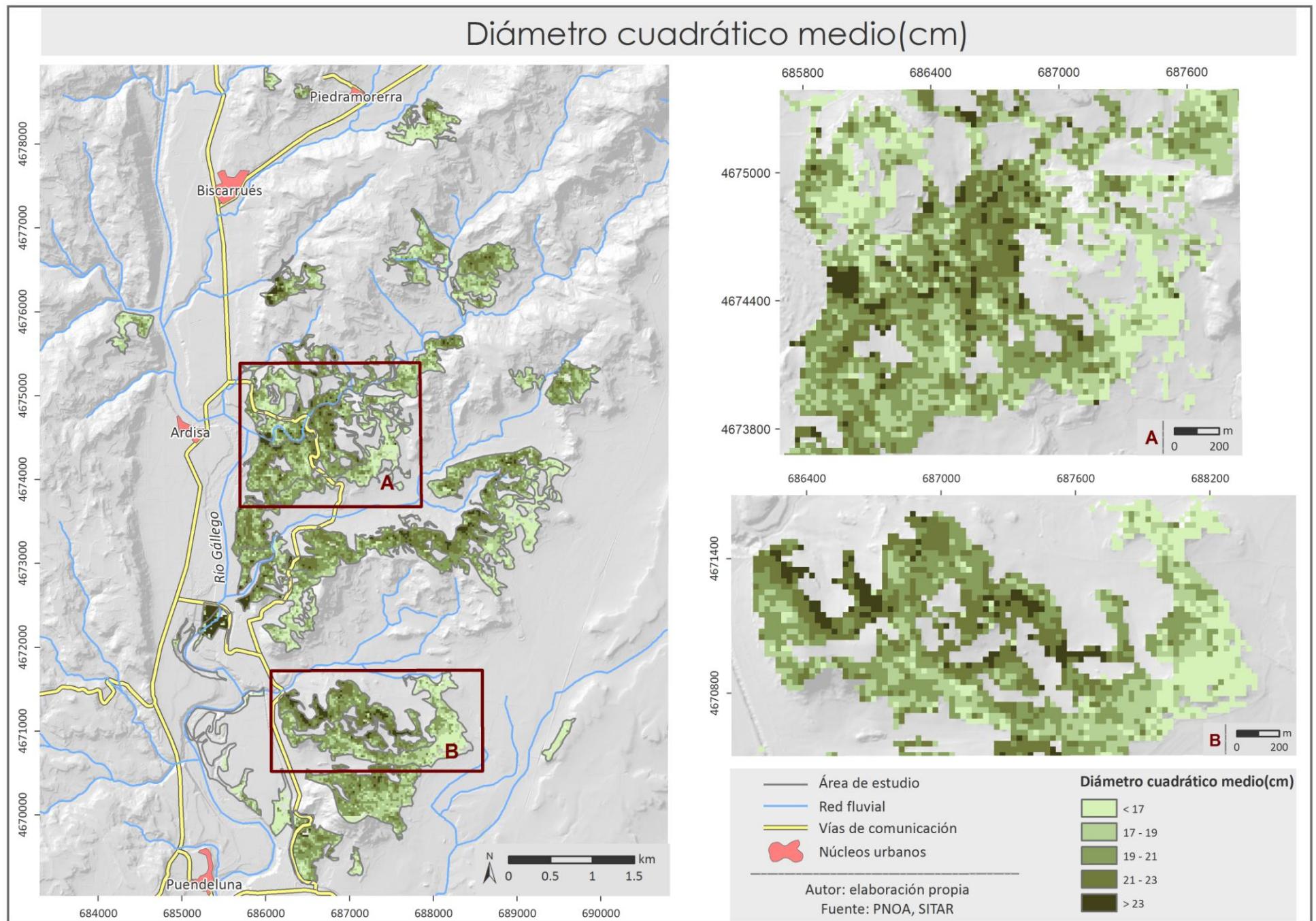
Orientación



Mapa 2: Cartografía de pendientes y orientaciones.

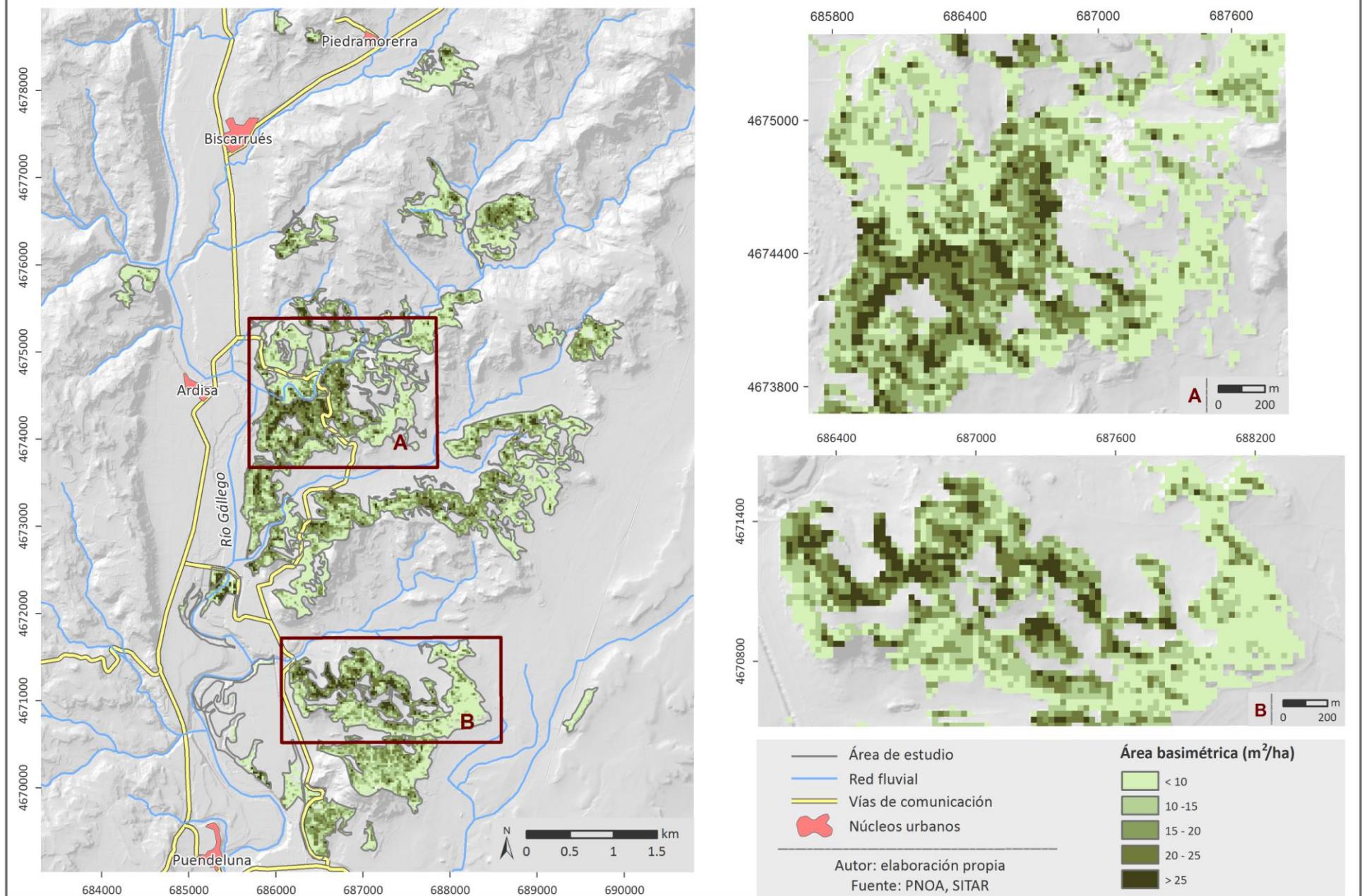


Mapa 3: Cartografía de estimación de la altura media (Hm).

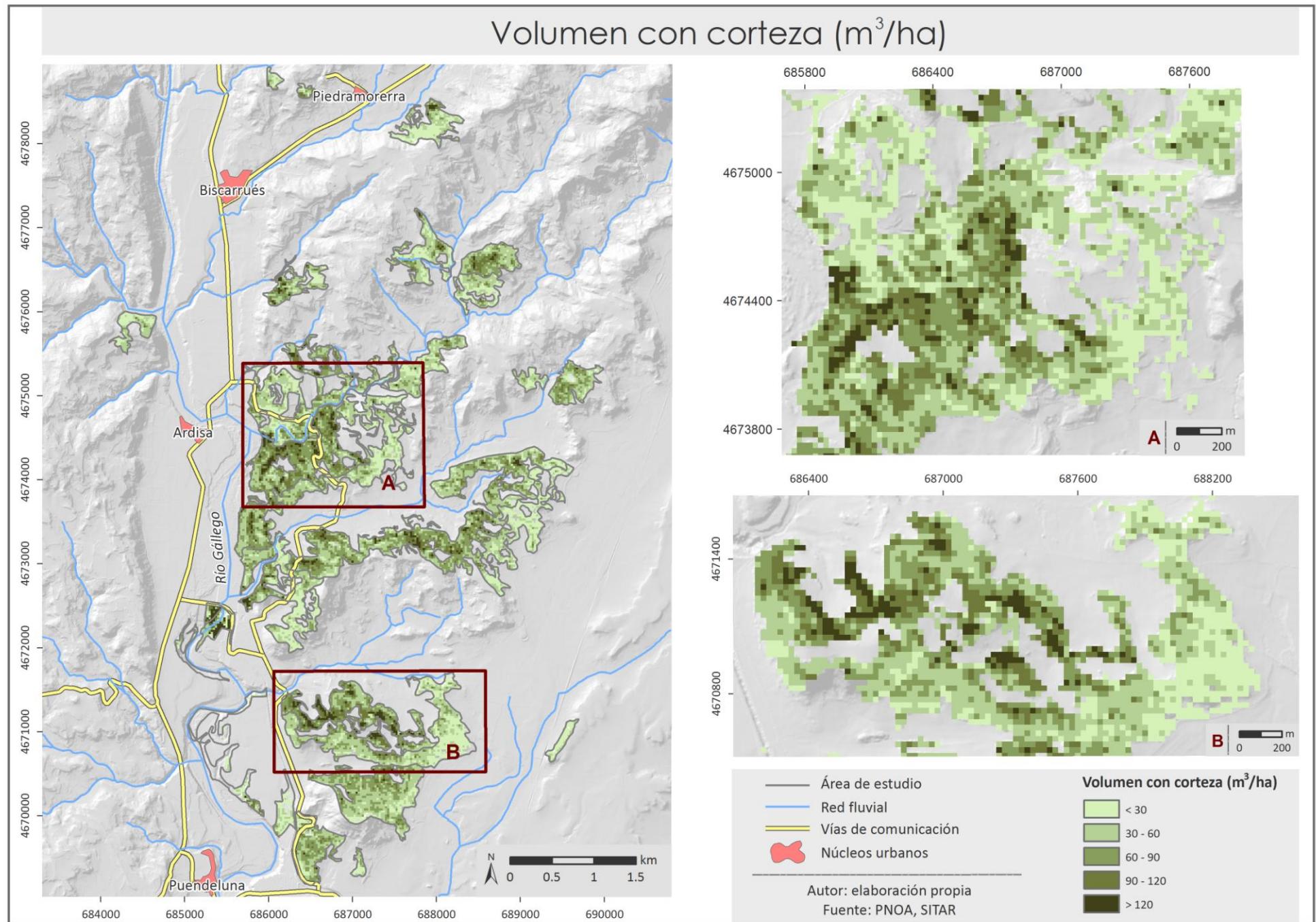


Mapa 4: Cartografía de estimación del diámetro cuadrático medio (Dg).

Área basimétrica (m^2/ha)

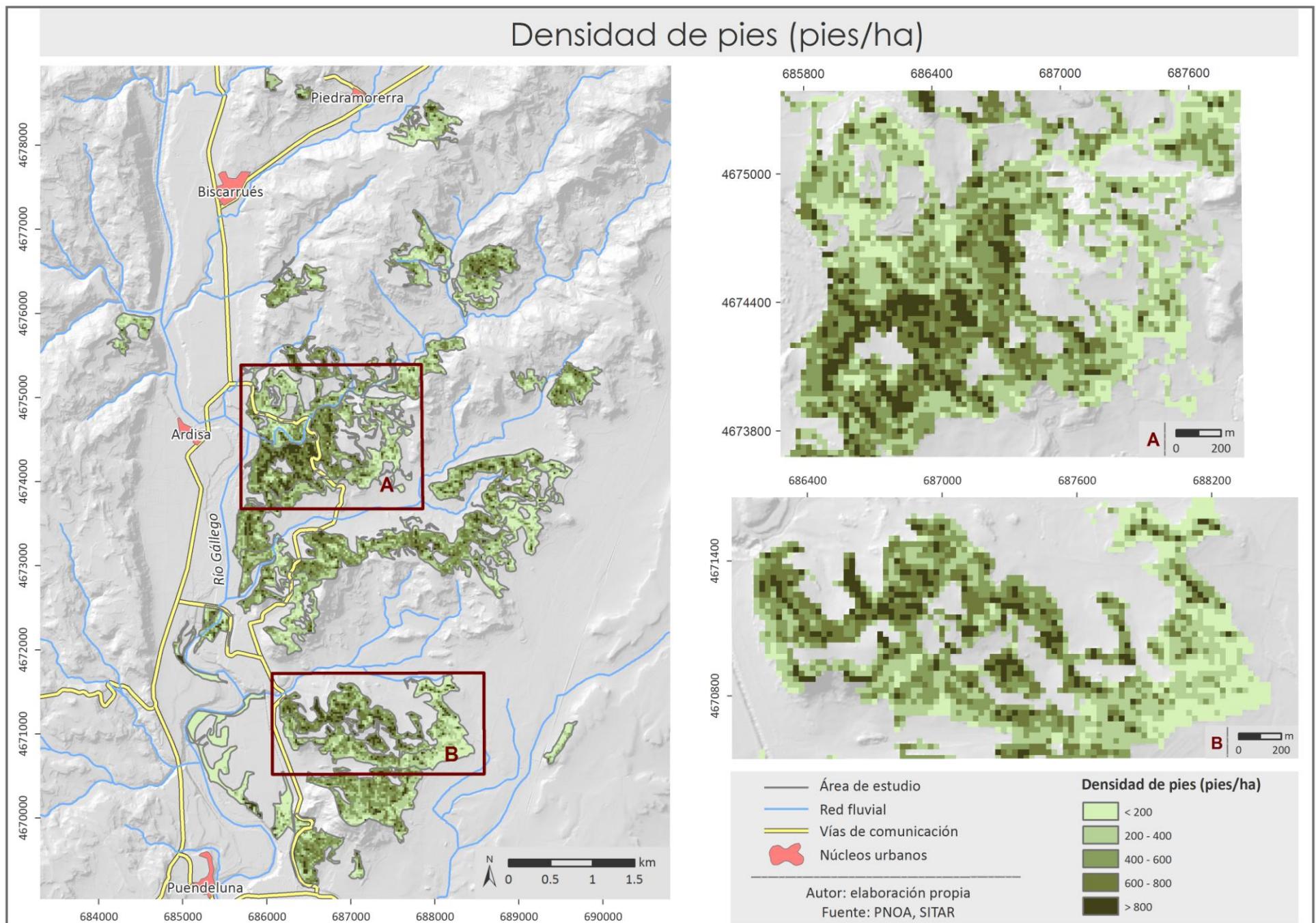


Mapa 5: Cartografía de estimación del área basimétrica (G).



Mapa 6: Cartografía de estimación del volumen con corteza (VCC).

Densidad de pies (pies/ha)



Mapa 7: Cartografía de estimación de la densidad de pies (S).

Biomasa aérea total (kg/ha)

