



7º CONGRESO FORESTAL ESPAÑOL

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

26 - 30 junio 2017 | Plasencia
Cáceres, Extremadura

7CFE01-376

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

© Sociedad Española de Ciencias Forestales

Efecto de la densidad de pulsos LiDAR en la caracterización estructural de combustibles en masas de pinar

MARINO DEL AMO, E.¹, TOMÉ MORÁN, J.L.¹, MADRIGAL OLMO, J.², GUIJARRO GUZMÁN, M.² y HERNANDO LARA, C.²

¹ AGRESTA Sociedad Cooperativa, c/ Duque de Fernán Núñez, 2, 1º 28012. Madrid.

² INIA-CIFOR, Laboratorio de Incendios Forestales, carretera A Coruña km 7.5, Madrid.

Resumen

La disponibilidad de una cobertura completa de datos LiDAR del Plan Nacional de Ortofotografía Aérea está generalizando su uso para aplicaciones forestales. Entre los posibles usos de esta tecnología se incluye la generación de cartografía continua de variables estructurales utilizadas como dato de entrada en programas de simulación de incendios. Sin embargo, todavía está poco estudiada la influencia de características fundamentales de los datos LiDAR aéreos, como la densidad de pulsos, en la predicción de parámetros forestales. En este trabajo se analiza el efecto de la densidad de pulsos de dos vuelos LIDAR consecutivos (2009 con 1,5-5 puntos/m² y 2010 con 0,5 puntos/m²) en una masa de pinar sobre los valores de las métricas LiDAR y su vinculación con los datos de campo. Se encontraron diferencias significativas entre las dos nubes de puntos en relación a parámetros descriptivos de densidad de la vegetación (fracción de cabida cubierta, % número de retornos), pero no en las métricas relacionadas con las alturas (percentiles). Los modelos obtenidos para la estimación de la carga de combustible en copas (CFL) y la altura dominante (Ho) fueron similares para las densidades analizadas, tanto en la calidad de ajuste como en las variables predictivas incluidas.

Palabras clave

Combustibles forestales, riesgo de incendio, comparación vuelos LiDAR, estructura vertical.

1. Introducción

El uso de la tecnología LiDAR (Light Detection and Ranging) en plataformas aerotransportadas ha supuesto una revolución en la adquisición masiva de información del territorio. En los últimos años, los avances en el desarrollo de esta tecnología están facilitando la realización de vuelos a gran escala, proporciona una cantidad de información sin precedentes con un gran potencial de utilidad para la obtención de información de las masas forestales (LEFSKY *et al.*, 2002).

En España, el Plan Nacional de Ortofotografía Aérea (PNOA), desarrollado desde el año 2008 por el Instituto Geográfico Nacional (IGN) en colaboración con las comunidades autónomas, proporciona una cobertura completa de datos LiDAR de todo el territorio con una densidad media de 0,5 pulsos/m². Esta primera cobertura a nivel nacional ya se está empezando a actualizar con nuevos vuelos LiDAR, que en aquellas comunidades que cofinancian el vuelo tiene incluso una mayor densidad de pulsos (aproximadamente el doble de la inicial). Además de la información proporcionada por el PNOA, en España existen cada vez más vuelos LiDAR disponibles con distintas densidades de pulsos tanto a escala regional (ej. vuelos de GRAFCAN en Canarias) como en zonas más localizadas en el marco de distintos estudios. La disponibilidad de estos datos LiDAR está generalizando su uso para aplicaciones forestales. Sin embargo, a pesar de los trabajos realizados, todavía se desconocen las características específicas de los vuelos que serían necesarias para la adquisición óptima de datos LiDAR para su uso en la caracterización de las masas forestales.

En general, se asume que los avances tecnológicos en los sensores que permiten adquirir información LiDAR con una mayor densidad de pulsos pueden mejorar la precisión de los resultados obtenidos. Existen algunos estudios previos que analizan el efecto de la densidad de pulsos y otros parámetros fundamentales, como el tamaño de la parcela, en la predicción de distintos parámetros forestales (GONZÁLEZ-FERREIRO et al. 2012; JAKUBOWSKI et al. 2013; RUIZ et al. 2014). Sin embargo, todavía existe poca información al respecto debido principalmente a la dificultad de disponer de vuelos LiDAR distintos y simultáneos en una misma zona de estudio. En la mayoría de estos estudios se simulan distintas densidades de pulsos a partir de un vuelo con mayor densidad, siendo escasos los trabajos para vuelos reales (FERNANDEZ-LANDA 2016). Esta laguna de conocimiento es especialmente notable en relación a variables relacionadas con la estructura de los combustibles forestales, cuyas características son clave para poder predecir el comportamiento del fuego y su severidad potencial. La información tridimensional derivada de los datos LiDAR tiene un gran potencial para la obtención de características fundamentales como la distribución espacial de los combustibles (HERMOSILLA et al. 2013; GONZALEZ-FERREIRO et al 2014; KRAMER et al. 2014). Esta información permite generar cartografía continua de variables requeridas como datos de entrada en programas de simulación de incendios (FINNEY 1998, 2006). Por tanto, es de especial relevancia conocer la influencia que tienen las características de los datos LiDAR utilizados para la estimación de este tipo de parámetros en las masas forestales.

2. Objetivos

El objetivo principal de este estudio es analizar el efecto de la densidad de pulsos LiDAR en la predicción de parámetros forestales que sirven para caracterizar la estructura de los combustibles. Para ello se comparan las métricas derivadas de datos LiDAR aéreos obtenidos en dos vuelos consecutivos (2009 y 2010) de distinta densidad realizados en la misma zona de estudio. La evaluación del efecto de la densidad de puntos se aborda en dos aspectos:

- 1) Comparación directa de las métricas derivadas de las dos nubes de puntos
- 2) Comparación de los modelos de predicción para estimar variables estructurales de las masas

3. Metodología

3.1. Zona de estudio y datos de campo

La zona de estudio se corresponde con el monte “Pinar” de Valsaín, nº2 del C.U.P. de Segovia, integrado en el entorno del Parque Nacional de la Sierra de Guadarrama, que abarca una superficie de 7.448 ha. Este monte pertenece al Organismo Autónomo Parques Nacionales, y está gestionado por el Centro Montes y Aserradero de Valsaín que mantiene una explotación tradicional sostenible de las masas puras de *Pinus sylvestris* según los planes previstos en el proyecto de ordenación y sucesivas revisiones existentes (actualmente vigente la 7ª) desde el año 1889. El método de ordenación actual es el de tramo móvil mediante cortas por aclareo sucesivo. En general, la regeneración del pinar es excelente, dando lugar a un conjunto de estructuras que incluye desde masas maduras con portes altos y buena calidad de fuste a zonas de abundante regeneración con elevada continuidad vertical y horizontal.

Para este estudio se disponía de datos de campo situados en masas puras de pinar procedentes de un inventario realizado entre diciembre 2009 y enero 2010, obtenidos en 202 parcelas circulares ($r=13$ m) con centros localizados con GPS submétrico. Las características de las masas estudiadas se resumen en la Tabla 1.

Para el cálculo de la carga de combustible en las copas (CFL) se utilizaron las ecuaciones alométricas para pino silvestre de MONTERO et al. (2005), que han sido obtenidas mediante apeo de árboles en la misma zona de estudio. Aunque existen otras ecuaciones alométricas con un mayor

grado de ajuste, obtenidas también mediante muestreos destructivos para determinar la biomasa foliar de esta misma especie en la sierra de Guadarrama (CONDÉS y RIAÑO, 2005), no se pudieron aplicar por no disponer de los diámetros de copas en el inventario de campo, siendo un dato necesario para obtener el volumen de la copa que entra como variable predictora (junto con el diámetro normal) en dicha ecuación. Las ecuaciones de MONTERO et al. (2005) sólo necesitan el diámetro normal como dato de entrada. Además, el combustible potencialmente disponible en las copas no solo incluye las acículas sino también las ramillas finas. Por tanto, se consideraron dos valores de carga en las copas (kg/m^2) en función del tipo de combustible disponible: i) solo biomasa foliar (CFL1) y ii) biomasa foliar + ramillas < 2 cm (CFL2).

Tabla 1. Resumen de los datos de campo en las parcelas de inventario ($n = 202$). Los valores de CFL fueron calculados a partir del diámetro normal usando ecuaciones alométricas de Montero et al. (2005)

Variable	Descripción (unidades)	Min.	Max.	Media	Desv. estandar
N	Densidad del arbolado (n° pies/ha)	75,34	2147,18	604,12	374,09
G	Area basimétrica (m^2/ha)	14,29	91,01	41,67	14,53
Ho	Altura dominante (m)	8,53	35,37	20,56	5,07
CFL1	Carga de combustible en las copas - biomasa foliar (kg/m^2)	0,32	2,08	1,00	0,35
CFL2	Carga de combustible en las copas - biomasa foliar+ramillas finas (kg/m^2)	0,74	4,84	2,33	0,81
N_menores	Densidad del regenerado (n° pies menores/ha)	0,00	2712,22	253,34	395,20
h_menores	Altura media de los pies menores (m)	0,00	8,00	2,97	2,02
h_mat	Altura media del matorral (m)	0,00	2,5	0,64	0,51
C_mat	Cobertura del matorral (%)	0,00	95,00	18,59	23,54

3.2. Datos LiDAR

Los datos LiDAR disponibles para la zona de estudio fueron adquiridos mediante plataformas aerotransportadas en dos vuelos distintos realizados con un año de desfase temporal: a) un vuelo específico para el monte en el junio de 2009 con 1,5-5 puntos/ m^2 , y b) un vuelo PNOA en octubre de 2010 con 0,5 puntos/ m^2 .

Los datos LiDAR fueron proporcionados en formato LAS. El procesado de estos datos se realizó mediante algoritmos del software FUSION (MCGAUGHEY, 2014), combinados con desarrollos propios de AGRESTA implementados en QGIS (QGIS Development Team, 2014). A partir de la información de localización del centro de las parcelas, se extrajeron los datos de la nube de puntos correspondientes a cada parcela para los dos vuelos analizados (Figura 1). Las alturas normalizadas de los retornos fueron calculadas a partir de la distancia entre las alturas de los puntos y el modelo digital de terreno (MDT) interpolando a partir de los retornos clasificados como suelo con una de malla de 1 m. Los puntos por debajo de 0,5 m fueron excluidos de los retornos considerados como vegetación para evitar potenciales errores inherentes a la generación del MDT.

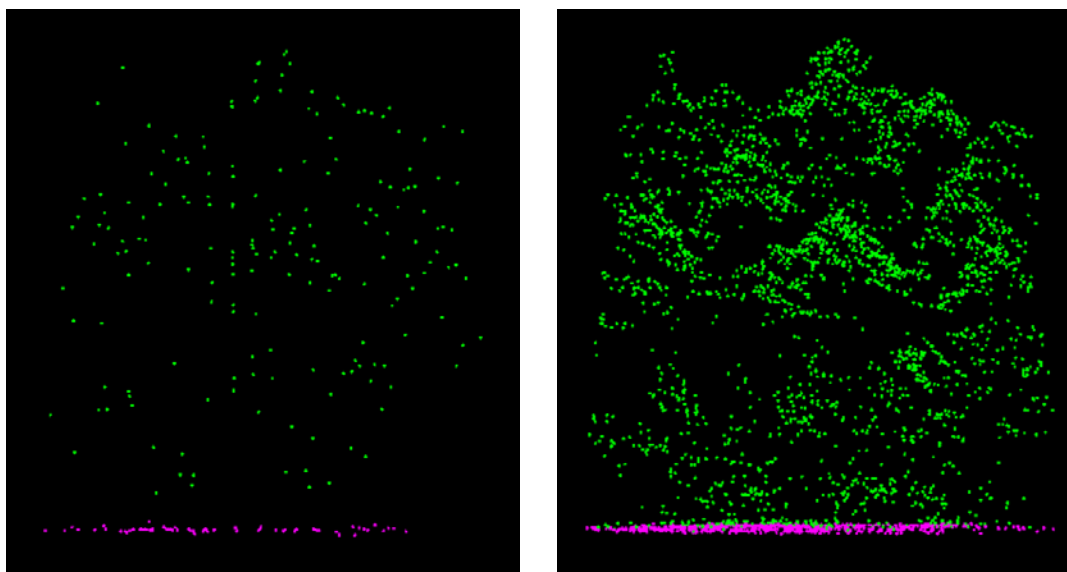


Figura 1. Ejemplo de las nubes de puntos LiDAR para una de las parcelas analizadas, para densidad de 0,5 pulsos/m² (izquierda) y 1,5-5 pulsos/m² (derecha). Los puntos verdes corresponden a retornos de la vegetación y los morados a suelo.

3.3. Extracción de métricas LiDAR y estimación de parámetros estructurales

Las variables LIDAR analizadas para la comparación directa de las dos nubes de puntos incluyeron métricas a priori relacionadas con distintas variables descriptivas de estructura de los combustibles: i) distintos percentiles altos de alturas de los retornos (H_P99, H_P95, H_P90), asociadas a la altura del estrato arbolado; ii) la altura media del estrato inferior a 2m (H_mat), asociado a combustibles de matorral, sotobosque y regenerado; iii) los porcentajes de primeros retornos para el total del perfil de la vegetación (FCC_total) y las copas (FCC_copas), asociados a las correspondientes fracciones de cabida cubierta (MORSODORF et al. 2006); iv) el porcentaje de puntos (todos los retornos) en el estrato inferior a 2m (FCC_mat), asociado a la cobertura en el estrato arbustivo que incluiría matorral, sotobosque, y regenerado (RIÑO et al. 2003); v) los índices canopy relief ratio para el total del perfil (CRR_05a50) y el estrato superior de las copas (CRR_2a50), asociado a la estructura vertical de la masa (PARKER & RUSS, 2004); y vi) los porcentajes normalizados de números de retornos en distintos tramos de alturas (0,5 a 1 m, 1 a 2 m, 2 a 3 m, 3 a 4 m, 4 a 6 m, 6 a 8m, 8 a 12m, 12 a 16 m y 16 a 50 m). Para calcular el porcentaje del número de retornos en estos tramos se utilizó el valor normalizado (PRN) propuesto por SKOWRONSKI et al. (2007). Los tramos de altura fueron más detallados en el tramo inferior del perfil vertical de la vegetación, aumentando la distancia con la altura de forma similar al analizado en estudios previos (KRAMER et al., 2014; JAKUBOWSKI et al. 2013). Para este estudio no se incluyeron los datos de intensidad de los retornos, que generalmente requieren de una corrección y normalización previas para poder comparar entre vuelos realizados con distintos tipos de sensores (KORPELA et al. 2010).

La comparativa de los datos derivados de los dos vuelos se realizó mediante métodos paramétricos (T-test) y no paramétricos (test de Wilcoxon), dependiendo del cumplimiento de la normalidad en la distribución de los valores de las variables estudiadas. Este análisis permitió detectar la existencia de diferencias significativas entre las dos nubes de puntos para los valores medios de las distintas métricas LiDAR (rango medio, en el caso del test no paramétrico).

Por otro lado, mediante métodos de regresión múltiple, se buscaron modelos para predecir variables estructurales de interés a partir de los datos LiDAR. Las variables analizadas incluyeron la carga de combustible de las copas (CFL1 y CFL2), altura dominante (Ho), altura de los pies menores

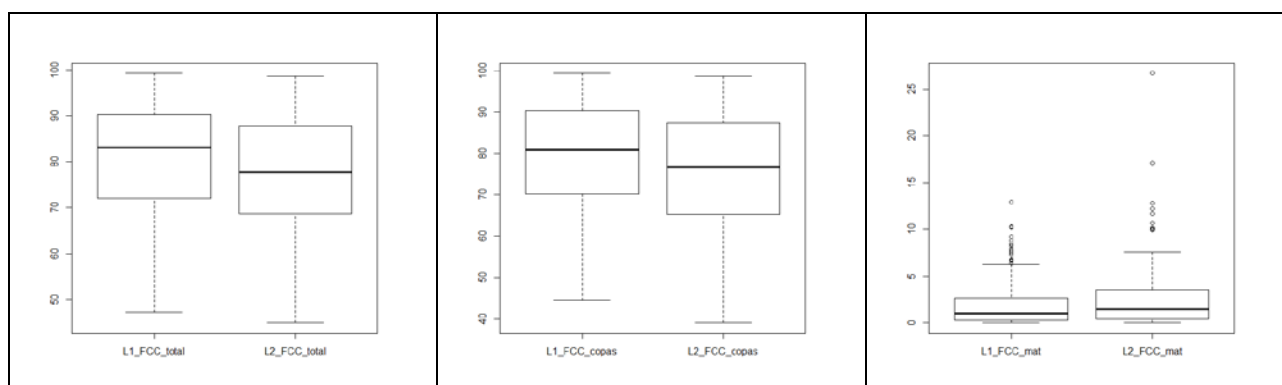
(h_menores) y el número de pies menores (N_menores). A partir de un primer análisis exploratorio de los datos, se utilizó el método por pasos para la selección de las mejores combinaciones de variables LiDAR, considerando un máximo de 3 variables predictoras para evitar un sobreajuste de los modelos (RUIZ et al. 2014). Estos modelos fueron ajustados para cada una de las dos nubes de puntos por separado, comparando posteriormente los resultados obtenidos.

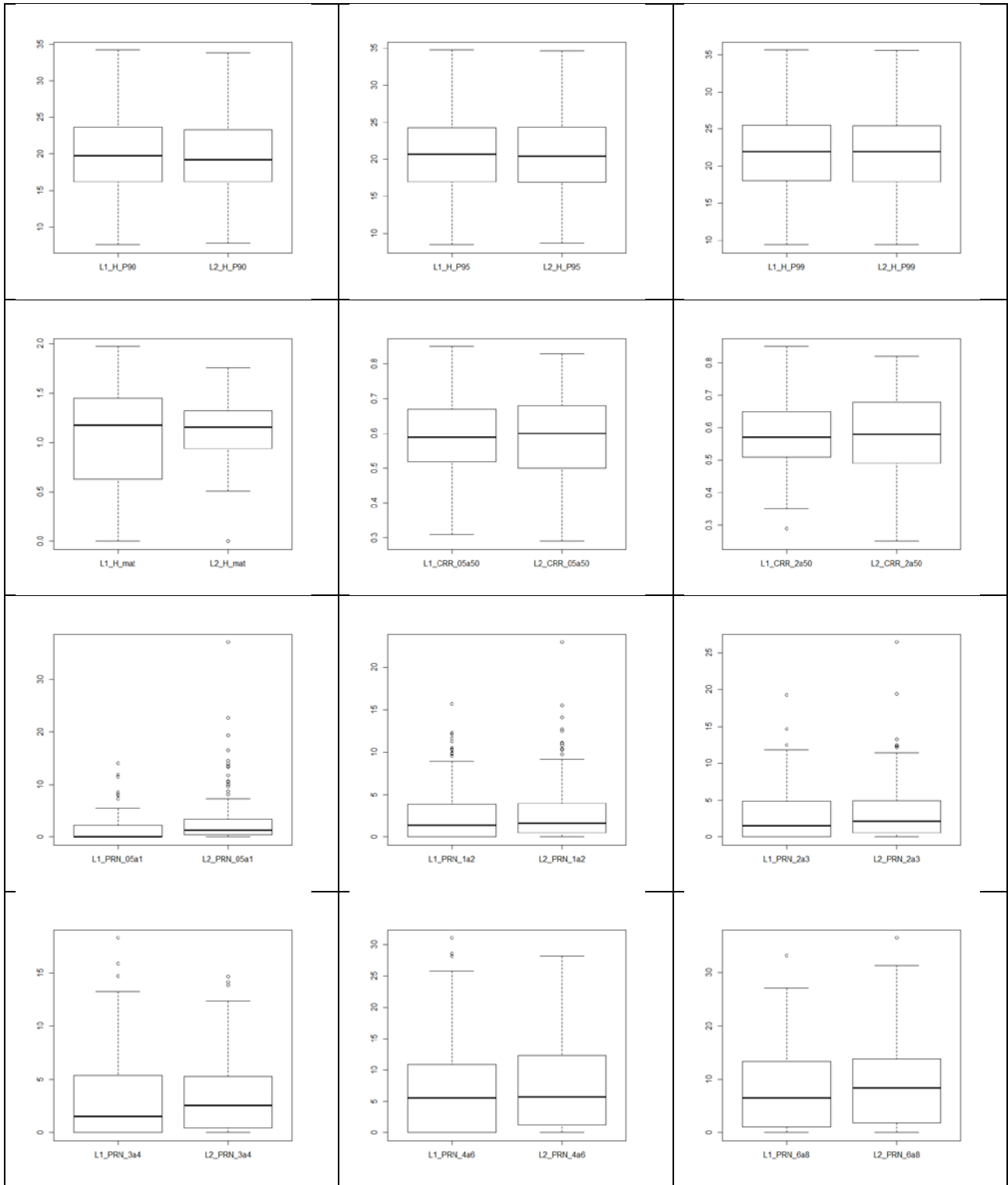
4. Resultados

La comparativa directa de las métricas derivadas de las dos nubes de puntos indicó resultados distintos en función del tipo de variables estudiadas (Figura 2). Por un lado, se observaron diferencias significativas ($p < 0,05$) entre ambos vuelos en las métricas relacionadas con la cobertura o densidad de vegetación, como las fracciones de cabida cubierta (FCC) obtenidas para distintos estratos de la vegetación: total, copas y matorral-sotobosque (Tabla 2).

Sin embargo, los resultados para las variables del porcentaje de número de retornos normalizado por tramos (PRN) fueron distintos en función de la altura considerada en el perfil vertical de la vegetación. Los valores medios de PRN no se vieron afectados por la densidad de pulsos en el estrato superior (a partir de 6 m de altura), pero sí se observaron diferencias significativas en los estratos inferiores (por debajo de 6 m). Este resultado podría deberse el efecto de la densidad de pulsos en la capacidad de penetrabilidad del láser en la vegetación, que disminuye en el caso del vuelo de menor densidad de pulsos, así como a otros factores como el ángulo de escaneo. Este hecho se pone de manifiesto al analizar las gráficas de distribución de las variables relacionadas con densidad de retornos en tramos inferiores, en especial para las variables FCC_mat, H_mat, y PRN en los tramos inferiores de la vegetación (Figura 2).

Por otro lado, no se observaron diferencias significativas entre los valores medios de las métricas relacionadas con las alturas de la vegetación a nivel de parcela, ni en el estrato superior del arbolado (P99, P95 y P90) ni en el estrato inferior del matorral, sotobosque y regenerado (H_mat) al menos, hasta los 2 m de altura analizados. Tampoco se encontraron diferencias significativas para los valores medios de CRR en los dos tramos (total y superior de las copas). Sin embargo, comparando las gráficas de distribución de los valores (Figura 2), se observó un claro efecto de la densidad de pulsos tanto en las métricas del estrato inferior, como en los índices CRR en los que intervienen no sólo los valores medios y máximos de altura de los retornos sino también la altura mínima (PARKER & RUSS 2004).





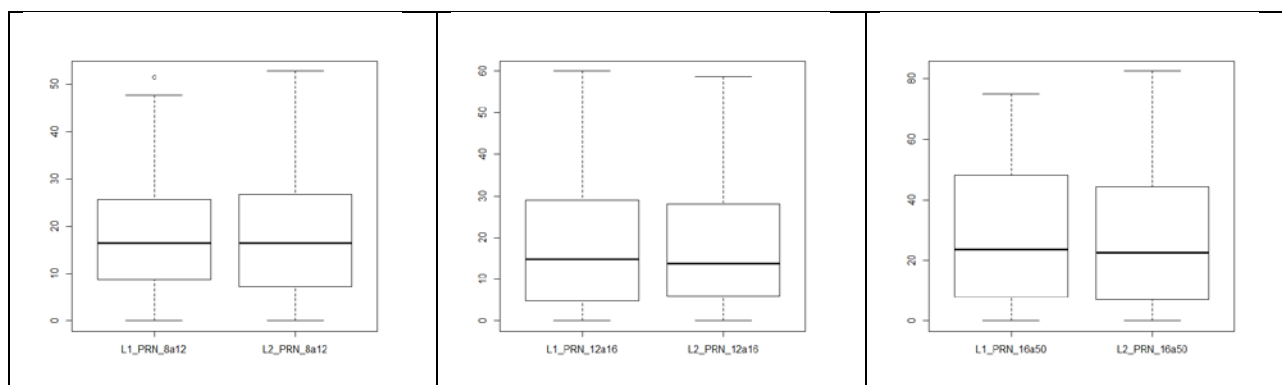


Figura 2. Gráficos de comparativa de distribución de los valores de las métricas LiDAR analizadas para los dos vuelos. L1: datos derivados del vuelo de menor densidad (0,5 pulsos/m²); L2: datos derivados del vuelo de mayor densidad (1,5-5 pulsos/m²).

Tabla 2. Descripción de las variables analizadas y resultados de la comparación entre los dos vuelos de distinta densidad de pulsos. Todas las métricas LiDAR se calcularon a partir de todos los retornos en el estrato de alturas correspondiente, excepto FCC_total y FCC_copas. Las variables con diferencias significativas aparecen señaladas con un asterisco *.

Variable LiDAR	Estrato de altura	p-valor (test)
FCC_total*	0,5-50 m	p=0,00308 (Wilcoxon)
FCC_copas*	2-50 m	p=0,00193 (Wilcoxon)
FCC_mat	0.5-2 m	p=0,00715 (Wilcoxon)
H_P99	2-50 m	p=0,8873 (T-test)
H_P95	2-50 m	p=0,7103 (T-test)
H_P90	2-50 m	p=0,6416 (T-test)
Hm_05a2	0.5-2 m	p=0,8512 (Wilcoxon)
CRR_total	0.5-50 m	p=0,6447 (Wilcoxon)
CRR_copas	2-50 m	p=0,9063 (Wilcoxon)
PRN_16a50	16-50 m	p=0,4762 (Wilcoxon)
PRN_12a16	12-16 m	p=0,7284 (Wilcoxon)
PRN_8a12	8-12 m	p=0,4836 (Wilcoxon)
PRN_6a8	6-8 m	p=0,118 (Wilcoxon)
PRN_4a6*	4-6 m	p=0,01844 (Wilcoxon)
PRN_3a4*	3-4 m	p=0,01471 (Wilcoxon)
PRN_2a3*	2-3 m	p=0,01778 (Wilcoxon)
PRN_1a2*	1-2 m	p=0,04982 (Wilcoxon)
PRN_05a1*	0,5-1 m	p<0,00001 (Wilcoxon)

En la Tabla 3 se muestran los mejores modelos obtenidos para las distintas variables estructurales analizadas a partir de los datos LiDAR de ambos vuelos. Comparando entre las dos nubes de puntos, los modelos tanto para la estimación de la carga de combustible en las copas como para la altura dominante fueron similares en relación a las mejores variables predictoras incorporadas y su nivel de significación. No obstante, los modelos ajustados para los datos del vuelo de menor densidad (L1) presentaron una capacidad predictiva ligeramente mayor.

En relación a la carga de combustible en las copas, todos los modelos obtenidos mostraron coeficientes parecidos en las dos variables dependientes consideradas (CFL1 y CFL2). Las métricas LiDAR que mejor explicaron la variabilidad en este parámetro estructural fueron una combinación de medidas de cobertura de la vegetación y un percentil bajo de alturas. El porcentaje de primeros retornos de la vegetación (FCC_total) fue una variable explicativa común en todos los modelos CFL. Sin embargo, para el vuelo de menor densidad (L1) se incluyó el percentil P20, mientras que para el

vuelo de mayor densidad (L2) esa variable no fue significativa, incorporando un percentil de alturas de los retornos aún menor (P10).

Los mejores modelos ajustados correspondieron a la altura dominante (Ho), con porcentajes de variabilidad explica mayores del 87% usando la misma combinación de percentiles altos de los retornos (P90 y P80) en los dos vuelos. También se exploraron modelos para la altura media de los pies menores (h_menores) y su densidad (N_menores). Sin embargo, aunque se observaron algunas variables con una correlación significativa (ej: CRR, percentiles de altura intermedios y PRN en los tramos inferiores a 3 m) la variabilidad explicada en los modelos encontrados no superó el 20%.

Tabla 3. Parámetros estimados y estadísticos de bondad de ajuste de los mejores modelos encontrados. L1: datos derivados del vuelo de menor densidad (0.5 pulsos/m²); L2: datos derivados del vuelo de mayor densidad (1.5-5 pulsos/m²).

Variable dependiente	Vuelo LiDAR	Tipo de modelo	Variable independiente	Parámetro estimado	R ² ajustado	p-valor
CFL1	L1	Potencial	Intercepto	-6,77597***	0,651	< 0,0001
			FCC_total	1,44679***		
			H_P20	0,16498***		
CFL1	L2	Potencial	Intercepto	-5,08179***	0,593	< 0,0001
			FCC_total	1,09876***		
			H_P10	0,14653***		
CFL2	L1	Potencial	Intercepto	-5,91996***	0,651	< 0,0001
			FCC_total	1,44357***		
			H_P20	0,16569***		
CFL2	L2	Potencial	Intercepto	-4,23502***	0,594	< 0,0001
			FCC_total	1,09792***		
			H_P10	0,14674***		
Ho	L1	Lineal	Intercepto	3,9251***	0,882	< 0,0001
			H_P80	0,5734***		
			H_P90	0,3063**		
Ho	L2	Lineal	Intercepto	4,0633***	0,874	< 0,0001
			H_P80	0,5117***		
			H_P90	0,3693**		

5. Discusión

Los resultados obtenidos en este estudio son coherentes con los observados en estudios previos que analizan variables LiDAR con distintas densidades de pulso (GONZALEZ-FERREIRO et al. 2012; JAKUBOSWKI et al. 2013; RUIZ et al. 2014). Estos autores no compararon vuelos reales sino que simularon distintas densidades a partir de una nube de puntos LiDAR bastante densa, abarcando un mayor rango de densidades (desde 0,01 hasta 9 pulsos/m²) que los analizados en este trabajo. En nuestro caso, no se detectaron diferencias significativas entre densidad de pulsos LiDAR para las métricas directamente relacionadas con las alturas de la masa arbolada. JAKUBOSWKI et al. (2013) encontraron que a partir de densidades muy bajas (entre 0,075 y 0,75 pulsos/m²) ya no se observaban mejoras significativas en los modelos de predicción para variables como la altura media y máxima del arbolado, o incluso la altura del matorral. En nuestro caso, la comparación de ambos vuelos LiDAR indicó que ni los valores promedio de los percentiles altos de las alturas, ni la altura media del estrato inferior, así como los índices derivados de valores mínimos, medios y máximos de las alturas (CRR), variaron significativamente entre las dos nubes puntos. Sin embargo, si se detectaron algunas diferencias en la distribución de los datos para los retornos de los tramos inferiores de la vegetación, por lo que su uso en modelos de estimación de parámetros estructurales para la caracterización de combustibles en estos estratos podría suponer la obtención de resultados distintos en función de la densidad de pulsos de los datos LiDAR utilizados. En relación a las alturas

del estrato superior del arbolado, en concreto los percentiles más altos de los retornos, la ausencia de diferencias significativas entre vuelos significa que al utilizar este tipo de métricas para estimar variables estructurales se pueden obtener resultados similares con densidades bastante más bajas de lo esperado, al menos para el tipo de especie y en el rango de valores de densidad estudiados (0,5 a 1,5-5 puntos/m²). GONZALEZ-FERREIRO et al. (2012) tampoco detectaron diferencias significativas al simular densidades de 0.5 pulsos/m² a partir de un vuelo de 8 pulsos/m².

Las diferencias encontradas para la variable PRN en función del tramo de altura considerado ponen de manifiesto la capacidad de los datos LiDAR con mayor densidad de pulso/m² para penetrar mejor a través del dosel de copas. No obstante, también hay otros parámetros del vuelo que pueden influir en la penetrabilidad, como el ángulo de escaneo o FOV (*field of view*) que fue distinto en ambos casos. Según estudios previos, el efecto del ángulo de escaneo es mayor en las métricas relativas a coberturas y porcentaje de retornos que en los percentiles de alturas, variando además la magnitud de este efecto en función del tipo de especie (HOLMGREN et al. 2003; FERNANDEZ-LANDA 2016). Nuestros resultados sugieren que los valores del nº retornos normalizados por tramos de altura permiten mejorar el análisis estructural del perfil vertical, frente a los porcentajes directos comúnmente utilizados (también denominados “densidad de puntos” en cada tramo), ya que estos últimos no tienen en cuenta la pérdida de penetrabilidad en los estratos inferiores en masas arboladas densas y, por tanto, proporcionan a priori datos menos comparables entre vuelos distintos.

Los resultados preliminares de los modelos obtenidos confirman que, en general, no se obtuvieron mejores estimaciones de los parámetros estructurales analizados para el vuelo con una mayor densidad de pulsos (1,5-5 pulsos/m²) respecto al de menor densidad (0,5 pulsos/m²). Este resultado es consistente con los observados por GONZALEZ-FERREIRO et al. (2012) en pinares de Galicia y JAKUBOWSKI et al. (2013) para masas mixtas de coníferas del interior de California. Para estimaciones de biomasa total en pinares de la Serranía de Cuenca, RUIZ et al. (2014) encontraron que el efecto del tamaño de la parcela de inventario era mayor que el efecto de la densidad de puntos LiDAR. No obstante, estos resultados no pueden ser generalizados, ya que la densidad óptima de los datos LiDAR puede variar en función de las variables estructurales de la masa que se quieran estimar. JAKUBOWSKI et al. (2013) observaron que algunos parámetros críticos para la caracterización de los combustibles, como por ejemplo la altura de la base de las copas del arbolado, requieren una mayor densidad de puntos para obtener estimaciones fiables.

Por otro lado, aunque los modelos de regresión múltiple son comúnmente utilizados para estimar parámetros estructurales de las masas forestales a partir de datos LiDAR (CONDÉS y RIAÑO, 2005; GONZALEZ-FERREIRO et al. 2012, 2014; RUIZ et al. 2014), la baja capacidad predictiva de algunos de los modelos obtenidos apunta la necesidad de explorar otros algoritmos más complejos. No obstante, en este estudio no se analizaron todas las métricas disponibles, como los datos de intensidad LiDAR que en algunos estudios previos se han detectado como variables predictoras significativas en la estimación de variables estructurales importantes, como la carga y densidad de combustible de las copas, o la altura de la base de las copas (GONZALEZ-FERREIRO et al. 2014). En relación a la carga de combustible en las copas, CONDÉS y RIAÑO (2005) encontraron modelos sencillos con un nivel de ajuste bastante superior ($R^2=0,825$). Sin embargo, hay que tener en cuenta que en dicho estudio se partía de una mejor estimación de la variable dependiente, mediante modelos alométricos más precisos con una bondad de ajuste muy superior ($R^2_{aj} = 0,989$), mientras que en nuestro caso las ecuaciones de estimación de CFL1 y CFL2 utilizadas (MONTERO et al. 2005) partían de una considerable menor capacidad de predicción ($R^2_{aj} = 0,625$). El ajuste y capacidad predictiva de los modelos para la estimación de la altura del arbolado en los dos vuelos analizados fueron similares a los obtenidos por GONZÁLEZ-OLABARRIA et al. (2012) para 2 pulsos/m² y GONZALEZ-FERREIRO et al. (2012) para 0,5 y 8 pulsos/m², confirmando que no es necesario aumentar la densidad de pulsos para mejorar la predicción de este parámetro estructural de la masa. Algunos autores estudiaron el efecto de los distintos métodos de ajuste, observando posibles mejoras en la predicción de este tipo de variables mediante ajustes de modelos no paramétricos

(JAKUBOSWIKI et al. 2013). No obstante, los trabajos mencionados no compararon vuelos reales distintos, sino que simulaban distintas densidades a partir de una nube de puntos LiDAR muy densa y disminuyendo aleatoriamente su densidad. Por lo tanto, es necesario profundizar en este tipo de estudios para poder comparar resultados obtenidos a partir de datos de vuelos reales.

6. Conclusiones

El presente trabajo es uno de los pocos estudios existentes sobre la comparación de datos LiDAR reales obtenidos con distintas densidades de pulsos/m² en dos vuelos casi coetáneos realizados en una misma zona. Los resultados encontrados apuntan a la diferente respuesta de las métricas LiDAR en relación a la estimación de parámetros estructurales de la masa que caracterizan los combustibles forestales existentes. En general, el efecto de la densidad de pulso fue despreciable para la estimación de la altura del arbolado. Sin embargo, si se observaron diferencias en las métricas relacionadas con la cobertura de los distintos estratos de vegetación, así como en la distribución de los retornos en el perfil vertical, en especial en los tramos inferiores. Estos resultados ponen de manifiesto la distinta capacidad de penetrabilidad del pulso láser, que fue significativamente menor en el vuelo de menor densidad. Los mejores modelos de predicción se encontraron para la altura dominante de la masa, para los que se obtuvieron modelos robustos y con buena capacidad predictiva independientemente de la densidad de pulsos analizada. Para la carga de combustible de las copas se obtuvieron modelos altamente significativos, aunque con un menor porcentaje de variabilidad explicada por las métricas LiDAR. Otras variables de interés, como la densidad y altura de los pies menores, fueron más difíciles de estimar. Este trabajo pone de manifiesto la importancia de seguir investigando sobre los efectos reales de la densidad de pulsos en la caracterización estructural orientada a la predicción de variables relevantes para la cuantificación y determinación de la distribución espacial de los combustibles forestales.

7. Agradecimientos

Los autores agradecen al Organismo Autónomo de Parques Nacionales, en especial a Javier Donés, la información proporcionada de la zona de estudio. Este trabajo está realizado en el marco del proyecto de I+D "GEPRIF" (RTA2014-00011-C06-06) financiado por el Instituto Nacional de Investigación y Tecnología Agraria y Alimentaria, así como por el programa FEDER de la Unión Europea. La participación de Eva Marino está parcialmente financiada por el Ministerio de Economía, Industria y Competitividad mediante el programa Torres-Quevedo, que incluye aportaciones de la Comisión Europea a través del Fondo Social Europeo.

8. Bibliografía

CONDÉS, S.; RIAÑO, D.; 2005. El uso del escáner láser aerotransportado para la estimación de la biomasa foliar del *Pinus sylvestris* L. en Canencia (Madrid). *Cuad. Soc. Esp. Cienc. For.* 19: 63-70

FERNANDEZ-LANDA, A. 2016. LiDAR remote sensing applied to forest resources assessment. Tesis doctoral. ETSI Montes, UPM. 130 pp. Madrid.

FINNEY, M.A.; 1998. FARSITE: Fire Area Simulator – Model Development and Evaluation. USDA Forest Service. RMRS-RP-4.

FINNEY, M.A.; 2006. An overview of FlamMap modeling capabilities. USDA Forest Service, Rocky Mountain Research Station, Research Paper RMRS-P-41, Fort Collins, CO.

GONZÁLEZ-FERREIRO, E.; DIÉGUEZ-ARANDA, U.; MIRANDA D.; 2012. Estimation of stand variables in *Pinus radiata* D. Don plantations using different LiDAR pulse densities. *Forestry* 85: 281-292.

- GONZALEZ-FERREIRO, E.; DIÉGUEZ-ARANDA, U.; CRECENTE-CAMPO, F.; BARREIRO-FERNÁNDEZ, L.; MIRANDA, D.; CASTEDO-DORADO, F.; 2014. Modelling canopy fuel variables for *Pinus radiata* D. Don in NW Spain with low-density LiDAR data. *Int. J. Wildland Fire* 23, 350–362.
- GONZÁLEZ-OLABARRIA, J.R.; RODRÍGUEZ, F.; FERNÁNDEZ-LANDA, A.; MOLA-YUDEGO, B.; 2012. Mapping fire risk in the model forest of Urbión (Spain) based on airborne LiDAR measurements. *For. Ecol. Manag.* 282, 149–156.
- HERMOSILLA, T.; RUIZ, L.A.; KAZAKOVA A.N.; COOPS, N.C.; MOSKAL L.M.; 2013. Estimation of forest structure and canopy fuel parameters from small-footprint full-waveform LiDAR data. *Int. J. Wildland Fire* 23, 224-233.
- HOLMGREN, J.; NILSSON, M.; OLSSON, H.; 2003. Simulating the effects of lidar scanning angle for estimation of mean tree height and canopy closure. *Can. J. Remote Sens.* 29, 623-632.
- JAKUBOWSKI, M.K.; GUO, Q.; KELLY, M.; 2013. Tradeoffs between LiDAR pulse density and forest measurement accuracy. *Remote Sens. Environ.* 130: 245–253.
- KORPELA, I.; ØRKA, H.O.; MALTAMO, M.; TOKOLA, T.; HYYPPÄ, J.; 2010. Tree species classification using airborne LiDAR – effects of stand and tree parameters, downsizing of training set, intensity normalization, and sensor type. *Silva Fennica* 44(2): 319–339.
- KRAMER, H.A.; COLLINS, B.M.; KELLY, M.; STEPHENS, S.L.; 2014. Quantifying Ladder Fuels: A New Approach Using LiDAR. *Forests* 5 (6): 1432–1453.
- LEFSKY, M.A.; COHEN, W.B.; PARKER, G.G.; HARDING, D.J.; 2002. Lidar remote sensing for ecosystem studies. *Bioscience* 52 (1), 19–30.
- MCGAUGHEY, R.J.; 2014. FUSION/LDV: Software for LIDAR Data Analysis and Visualization, version 3.42. U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station, University of Washington. 179 pp. Seattle.
- MONTERO, G.; RUIZ-PEINADO, R.; MUÑOZ, M.; 2005. Producción de biomasa y fijación de CO2 por los bosques de España, INIA. 270 pp. Madrid
- MORSODORF, F.; KOTZ, B.; MEIER, E.; ITTEN, K.I.; ALLGOWER, B.; 2006. Estimation of LAI and fractional cover from small footprint airborne laser scanning data based on gap fraction. *Remote Sens. Environ.* 104 (1), 50–61.
- PARKER, G.G.; RUSS, M.E.; 2004. The canopy surface and stand development: assessing forest canopy structure and complexity with near-surface altimetry. *For. Ecol. Manag.* 189, 307–315.
- QGIS Development Team, 2014. Quantum GIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. <http://qgis.osgeo.org>.
- RIAÑO, D.; MEIER, E.; ALLGÖWER, B.; CHUVIECO, E.; USTIN, S.L.; 2003. Modeling airborne laser scanning data for the spatial generation of critical forest parameters in fire behavior modeling. *Remote Sens. Environ.* 86 (2), 177–186.
- RUIZ, L.A.; HERMOSILLA, T.; MAURO, F.; GODINO, M.; 2014. Analysis of the Influence of Plot Size and LiDAR Density on Forest Structure Attribute Estimates. *Forests* 5(5), 936-951.

SKOWRONSKI, N.; CLARK, K.; NELSON, R.; HOM, J.; PATTERSON, M.; 2007. Remotely sensed measurements of forest structure and fuel loads in the Pinelands of New Jersey. *Remote Sens. Environ.* 108, 123-129.