

# Fusión de nubes de puntos de escáner láser terrestre y fotogrametría aérea basada en imágenes de drones para el inventario de bosques mediterráneos

*Fusion of terrestrial laser scanning and RPAS image-based point clouds in Mediterranean forest inventories*

■■■■  
Fernando J. Aguilar<sup>1</sup>, Abderrahim Nemmaoui<sup>1</sup>,  
Manuel A. Aguilar<sup>1</sup> y Alberto Peñalver<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Universidad de Almería. (España)

<sup>2</sup> Universidad Católica Santiago de Guayaquil. (Ecuador)

DOI: <http://dx.doi.org/10.6036/8892>

## 1. INTRODUCCIÓN

Los bosques desempeñan un papel muy importante en el balance del ciclo del carbono terrestre [1]. La estimación de la capacidad de almacenamiento de CO<sub>2</sub> de un bosque puede ser obtenida modelando la relación entre el aumento de la biomasa y la absorción de CO<sub>2</sub>. Es preciso señalar que los bosques, y especialmente los bosques de las zonas tropicales, templadas y boreales, constituyen hasta el 80% del total de la biomasa terrestre [2], a pesar de que sólo cubren el 30% de la superficie. El secuestro de carbono atmosférico por bosques resulta vital en el artículo 3.3 del Protocolo de Kyoto (Naciones Unidas) [3].

La estructura de los bosques puede ser caracterizada a través de variables como cobertura vegetal, densidad de árboles, área basal, biomasa, altura de árboles, distribución de especies de árboles y distribución espacial horizontal y vertical de la biomasa forestal. Dado que el control de la estructura forestal resulta vital, las imágenes de satélites de muy alta resolución y las modernas técnicas de procesamiento de datos geo-referenciados desempeñan un papel cada vez más importante en lo que se conoce como "Precision Forestry" [4], una nueva disciplina dedicada a la extracción de datos forestales [5]. Cuando este concepto se aplica específicamente a los inventarios forestales, el término empleado se denomina "Enhanced Forest In-

ventory" (EFI), que se refiere a la producción de inventarios forestales a partir del uso de datos de campo a nivel de parcela y de tecnologías avanzadas como la teledetección o LiDAR (*Light Detection and Ranging*) aerotransportado [6].

La fotogrametría digital aérea, *Digital Aerial Photogrammetry* (DAP), es una tecnología de fotogrametría digital automatizada basada en algoritmos de visión por ordenador (*Structure from Motion with Multi-View Stereo*; SfM-MVS) que ha incrementado considerablemente la eficiencia en la obtención y procesamiento de datos 3D. La técnica DAP puede producir nubes de puntos 3D precisas y muy densas de una calidad comparable a métodos láser como el escáner láser terrestre (TLS; *Terrestrial Laser Scanning*) o el escáner láser aerotransportado (ALS; *Airborne Laser Scanning*). Gracias al desarrollo de procesos automáticos para la orientación de imágenes y la reconstrucción 3D a diferentes escalas [7, 8, 9], la DAP se ha convertido en una herramienta eficaz para realizar inventarios forestales cuando se combina con sistemas remotamente pilotados (DAP-RPAS) [10, 11]. Por otra parte, el TLS ha demostrado ser una técnica eficaz a escala de parcela para extraer determinados atributos a nivel de árbol (posición, altura, diámetro a la altura del pecho, fuste) [12], para la construcción de modelos digitales del terreno (DTM) bajo el dosel del bosque [13], o incluso para la estimación de la biomasa arbórea individual [14]. Las técnicas de teledetección empleadas en inventarios forestales pueden ser consultadas en [15].

Aunque algunos autores han comparado los enfoques basados en las técnicas TLS con las RPAS-DAP para evaluar la estructura superior del dosel arbóreo en bosques tropicales [16], esta es la prime-

ra vez donde se contrasta la hipótesis de la conveniencia de combinar los datos de estas dos técnicas para llevar a cabo inventarios en bosques mediterráneos.

## 2. MATERIAL Y MÉTODOS

### 2.1. ZONA DE ESTUDIO

El trabajo fue realizado en el Parque Natural de "Sierra de María - los Vélez" (Fig. 1). Esta zona presenta una arquitectura forestal de dos capas. La capa superior (dominante) se compone de pino carrasco (*Pinus halepensis* Mill.), mientras que la parte inferior (sotobosque) está constituida de pequeños árboles de encina (*Quercus ilex* L.) y arbustos (estructura típica del bosque mediterráneo). La zona de ensayo consistió en una parcela cuadrada de 50 m de lado y centrada en las coordenadas geográficas 37°41'31.17"N y 2°13'39.51"W.

### 2.2. MÉTODOS PARA LA OBTENCIÓN DE DATOS RPAS-DAP

Un conjunto de imágenes RGB de alta resolución fue tomado a lo largo de la zona de estudio utilizando un DJI Phantom 4 Advanced® RPAS el 26 de febrero de 2018, operando a una altura de vuelo de 75 m por encima del nivel del suelo. La cámara de 20 megapíxeles, con un sensor 1" CMOS (de 2,52 μm/píxel) y 8,8 mm de distancia focal, arrojó un píxel terreno nominal de 2,1 cm. El número de imágenes tomadas fue muy denso para evitar posibles oclusiones por vegetación (solape longitudinal y transversal del 90% y 70%). Nueve puntos de apoyo fotogramétrico bien distribuidos en campo fueron emplazados mediante dianas circulares y medidos con GPS Topcon HiPer Pro en estático rápido (tiempo de observación mayor de 13 minutos). La Base Hiper Pro, situada en terreno abierto y a menos de 150 m de los puntos de apoyo fotogramétrico, fue referenciada a partir de la estación GPS de Huércal-Overa (RAP; Red Andaluza de Posicionamiento GPS) mediante modo estático (más de 3 horas). El post-procesamiento de las líneas base permitió obtener una estimación en los puntos de apoyo de la precisión horizontal (1,6 cm) y vertical (2,7 cm), medida como la raíz del error cuadrático medio (RMSE).

Con las imágenes aéreas se generó una nube de puntos RPAS-DAP y una ortoima-

gen RGB de 3 cm/píxel usando algoritmos SfM-MVS integrados en el software PhotoScan Professional. Los nueve puntos de control de campo se usaron en el proceso de ajuste y de triangulación. La nube de puntos final se expresó en coordenadas absolutas UTM 30 N ETRS89 y alturas ortométricas EGM08 REDNAP. Los puntos de apoyo fueron utilizados para la auto-calibración de la cámara.

La nube de puntos RPAS-DAP presentó una densidad de alrededor de 580 puntos/m<sup>2</sup>. Esta nube de puntos fue clasificada automáticamente en puntos terreno y no terreno aplicando dos algoritmos diferentes de filtrado (Fig. 2). El primer algoritmo ensayado fue el *Adaptive Triangulated Irregular Network* (ATIN) desarrollado por [17] e implementado en PhotoScan. Este algoritmo divide los datos en cuadrículas (parámetro del tamaño de la celda) para encontrar los puntos terreno iniciales (semillas) a partir de la búsqueda del mínimo de cada cuadrícula (mínimo local). Los puntos semilla son empleados para construir la superficie de triángulos TIN de referencia, añadiendo iterativamente al modelo TIN puntos candidatos para formar parte del modelo digital del terreno (DTM) o suelo desnudo. Cada punto candidato se clasifica como terreno o no según su distancia al triángulo TIN más cercano y al ángulo que forma con los vértices de dicho triángulo. El punto candidato se clasifica como no terreno si la distancia y el ángulo son superiores a los umbrales predefinidos (parámetros correspondientes a la distancia y ángulo en PhotoScan). Tras un procedimiento de prueba y error, el conjunto de los parámetros seleccionados fueron los siguientes: tamaño de celda = 10 m, distancia = 0,3 m y ángulo = 30°.

El segundo algoritmo testado fue el *Improved Progressive TIN Densification* (IPTD) propuesto en [18], especialmente desarrollado para áreas forestales. El algoritmo IPTD consta de tres etapas: (i) la adquisición de potenciales puntos terreno (semillas) utilizando morfología matemática; (ii) la obtención precisa de puntos terreno a partir de los puntos semilla iniciales; (iii) la construcción de un modelo TIN y su densificación iterativa. El conjunto de parámetros correspondientes al IPTD fueron los siguientes: tamaño de celda = 9 m; puntos más cercanos para ajuste de plano (k) = 20; desviación máxima (dada como RMSE) entre el plano ajustado en el punto candidato y los k puntos más cercanos (r) = 0,8 m; distancia a la superficie TIN (s) = 0,4 m; ángulo (θ) = 10°.

Antes del proceso de filtrado, los posibles valores atípicos o "outliers" fueron

eliminados automáticamente adaptando el método estadístico paramétrico para la detección de errores en los DTM publicado en [19]. En este caso la distancia máxima de los puntos más próximos al punto candidato (vecindad) fue fijada en 15 cm (radio de vecindad).

Se aplicó a la nube de puntos RPAS-DAP un algoritmo de filtrado de máximos

locales con un radio de 10 cm de vecindad para buscar la altura máxima local y obtener así el modelo de superficie del dosel (*Canopy Surface Model*, CSM).

El modelo CSM derivado de los datos RPAS-DAP y la nube de puntos DTM filtrada automáticamente fueron finalmente interpolados en formato grid con un espaciamiento de 5 cm utilizando el algoritmo

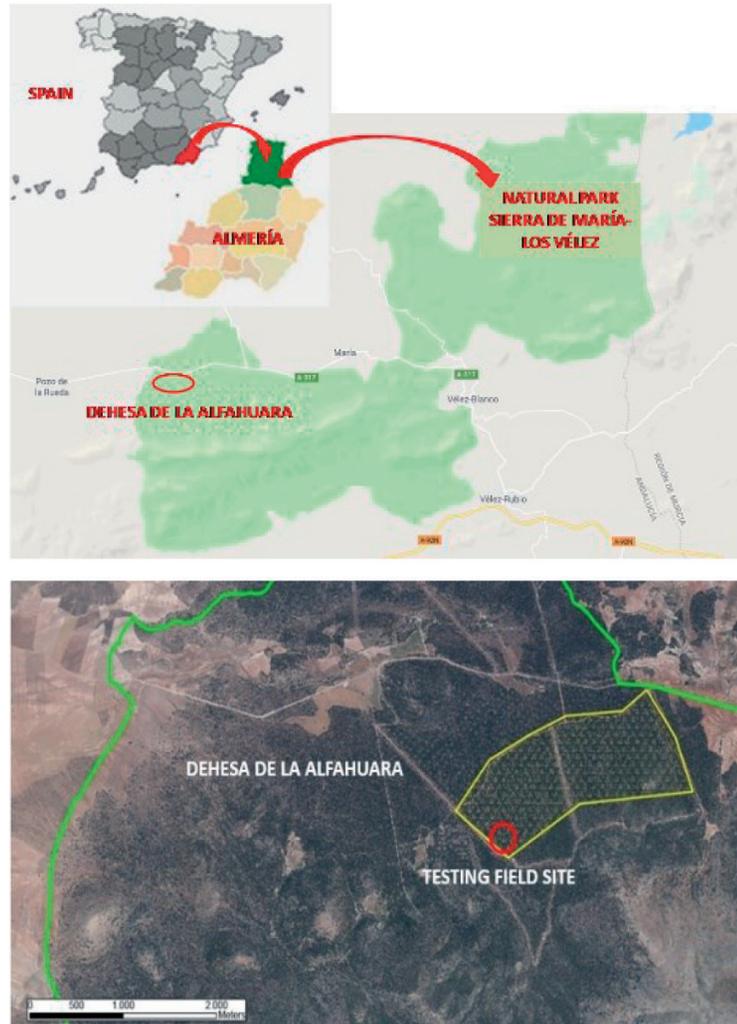


Fig. 1: Ubicación general de la zona de trabajo (arriba). Ubicación de la parcela de ensayo (abajo)

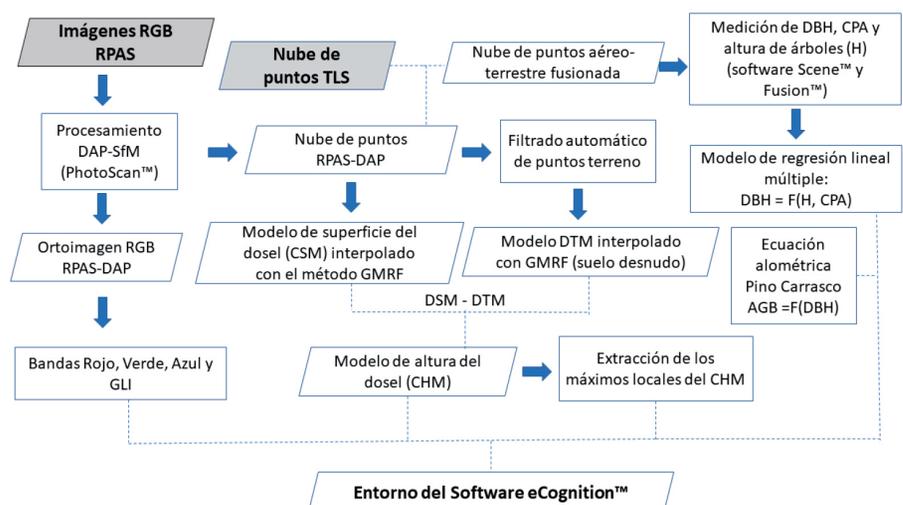


Fig. 2: Diagrama del flujo de trabajo preliminar para obtener los datos de entrada para el procedimiento OBIA

*Gaussian Markov Random Field* (GMRF) [20] (código disponible en <https://github.com/3DLAB-UAL/dem-gmrf>). Para obtener el modelo de altura del dosel (CHM) en formato grid de 5 cm se determinó la diferencia, píxel a píxel, del CSM y DTM interpolados. Puesto que en el modelo CHM se excluye la influencia de la topografía, éste representa las alturas normalizadas con referencia al nivel del suelo de todos los objetos superpuestos sobre el terreno (e.g. árboles y arbustos).

La detección de los máximos locales en el CHM para extraer las posiciones del pino carrasco fue llevada a cabo adaptando el algoritmo propuesto en [21]. La ubicación de un árbol dominante es identificada a partir del máximo local del CHM en una ventana circular cuyo tamaño varía en función de la altura del dosel. La función polinómica del tamaño de la ventana fue calibrada para detectar el pino carrasco en nuestra área de trabajo a partir de los datos correspondientes a la superficie proyectada de corona, datos recopilados a través de medidas realizadas en el interfaz 3D *LiDAR Data Viewer* (LDV) del software *Fusion* [22]. La nube de puntos fusionada, combinando las nubes de puntos RPAS-

DAP y TLS, fue empleada para llevar a cabo este objetivo (Fig. 3).

El *Green Leaf Index* (GLI) (ecuación (1)) fue determinado a partir de las bandas rojo, verde y azul ( $R_r$ ,  $R_g$  y  $R_b$ ) en la ortoimagen de 3 cm/píxel. El índice GLI muestra una fuerte correlación lineal con el porcentaje de cobertura de la vegetación verde [23].

$$GLI = \frac{2R_g - R_r - R_b}{2R_g + R_r + R_b} \quad (1)$$

### 2.3. DATOS TLS. MÉTODOS Y FUSIÓN DE DATOS

Una densa y precisa nube de puntos TLS de la zona de trabajo fue tomada el 14 de febrero de 2018 mediante un escáner FARO Focus 3D X-330. Este escáner laser terrestre tiene una precisión nominal de  $\pm 2$  mm. Para cubrir el área de trabajo de 50 por 50 m se realizaron nueve escaneos. Uno de los escaneos se situó en el centro, distribuyéndose el resto a su alrededor.

Se utilizó el software FARO *Scene* para co-registrar los nueve escaneos, produciendo así una única nube de puntos TLS usando 7 *targets* artificiales (esferas de 14 cm de diámetro) que fueron colocados

para asegurar que al menos tres esferas fuesen visibles desde cada dos escaneos consecutivos. Una vez co-registrados los nueve escaneos, el primer escaneo fue georreferenciado aplicando una transformación 3D de coordenadas basada en las coordenadas de 3 esferas medidas mediante GPS con el método estático rápido (tiempo de observación superior a 10 minutos).

Una nube de puntos del suelo desnudo fue obtenida mediante el filtrado automático de la nube de puntos TLS utilizando el algoritmo de búsqueda *Octree* implementado en el software de libre acceso 3D *Forest* [12]. En nuestro caso se realizó una edición manual de los resultados, que fueron empleados como verdad terreno (*ground truth*) para la evaluación de la precisión vertical del DTM RPAS-DAP obtenido en la sección anterior.

Las nubes de puntos terrestre y aérea fueron fusionadas, permitiendo obtener una nube muy densa, capaz de describir con precisión todo el rango de puntos en el bosque, desde la base del tronco hasta el ápice de la corona (Fig. 3). La nube de puntos original fue extraída para los 50 por 50 m del área de trabajo, a la que se añadió un buffer de 12 m de distancia para evitar el efecto borde a la hora de extraer las propiedades biométricas de los árboles, proporcionando más de 114 millones de puntos. Este número inicial de puntos fue reducido para facilitar su manejo mediante la realización de un remuestreo espacial con una distancia mínima de 3 cm. La nube fusionada resultante tenía algo más de 6 millones de puntos (1570 puntos/m<sup>2</sup>).

Las propiedades biométricas de todos los árboles de pino carrasco situados en el área de trabajo ampliada fueron medidas en la nube de puntos fusionada mediante el visor 3D del software *Fusion*/LDV (Fig. 3). Así se obtuvo la altura, posición, dimensión máxima de corona y área proyectada de corona (CPA) de 90 árboles dominantes (pino carrasco). Además, el valor del diámetro a la altura del pecho (DBH; *Diameter at Breast Height*) de cada árbol fue también manualmente medido en la nube de puntos fusionada utilizando el interfaz 3D del software *Scene*. En este caso sólo se pudo extraer correctamente el DBH de 64 árboles dominantes debido a las frecuentes oclusiones y la presencia de arbustos. La ecuación alométrica propuesta en [24] para el pino carrasco en el suroeste de España fue aplicada para estimar la biomasa seca sobre el suelo o *Above-Ground dry Biomass* (AGB). La estimación del valor de la AGB se basa únicamente en

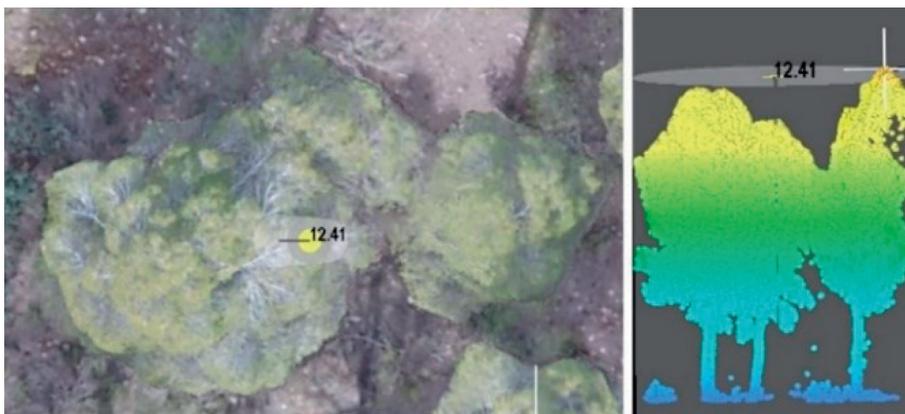


Fig. 3: Interfaz LDV del software *Fusion*. Izquierda: ortoimagen mostrando una masa forestal con un número indeterminado de árboles. Derecha: Vista de sección de la nube de puntos

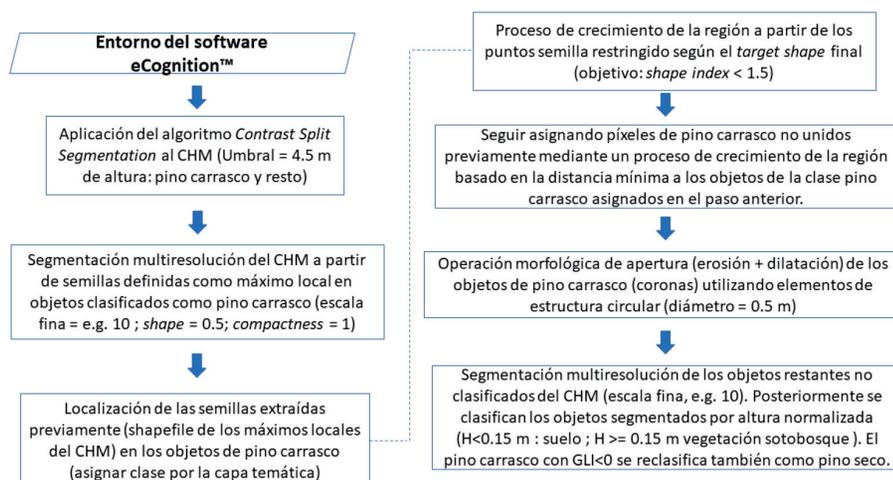


Fig. 4: Diagrama de flujo del enfoque OBIA

el DBH (AGB = 0,128. DBH<sup>2,29</sup>; AGB en kg y DBH en cm).

### 2.4. LA APLICACIÓN DEL MÉTODO OBIA EN INVENTARIOS FORESTALES

Las bases de este estudio se sustentan en la siguiente hipótesis: la introducción de un cierto nivel de organización en los datos de entrada mediante la agrupación de píxeles/puntos con unas características similares en objetos podría aumentar la precisión del inventario forestal final. Además, la disponibilidad de datos georreferenciados complementarios para la generación de información forestal significativa debería conducir a un proceso más eficiente para la realización de inventarios forestales [15]. Varios autores señalan la fusión de datos basados en objetos homogéneos segmentados previamente como una de las alternativas más prome-

tedoras para llevar a cabo un monitoreo forestal más eficiente [10, 25], un enfoque que puede ser abordado mediante la aplicación del método de análisis de imágenes basados en objetos (OBIA) [26].

El método OBIA propuesto consistió en un conjunto de reglas desarrolladas en eCognition 8.8. Una descripción del diagrama del flujo de trabajo puede ser consultada en la Fig. 4, donde se puede observar que el algoritmo de segmentación multiresolución (MRS, *Multiresolution Segmentation*) es uno de los pilares del método implementado. El algoritmo MRS es un procedimiento de segmentación de abajo hacia arriba basado en la fusión de puntos/píxeles con características similares. Este algoritmo utiliza diferentes criterios de homogeneidad atendiendo a varios parámetros de entrada como son la escala (*scale*), forma (*shape*), compacidad

(*compactness*) y el peso de cada banda de información (*band weights*), parámetros que están relacionados con el tamaño y la heterogeneidad interna de los objetos [27]. En este caso, la única capa ráster empleada en todos los procesos de segmentación fue el CHM, configurando así un flujo de trabajo basado principalmente en la distribución de la altura normalizada (con referencia al terreno) de cada uno de los píxeles del CHM (modelo ráster con tamaño de píxel 5 cm).

El primer algoritmo aplicado, denominado *Contrast Split Segmentation*, segmenta la imagen CHM en dos grandes objetos (segmentación binaria): i) los árboles dominantes y ii) el sotobosque y terreno desnudo.

El otro pilar del *rule set* desarrollado consistió en un algoritmo de segmentación basado en regiones crecientes que comienza a partir de unos puntos semilla extraídos previamente como máximos locales del CHM. Todos los píxeles vecinos que rodean a cada píxel semilla son potenciales candidatos para ser fusionados en un solo objeto. La forma del objeto resultante después de cada ciclo se denomina *target image object*. Una función restrictiva de ajuste a una forma geométrica preestablecida es utilizada para detener el proceso iterativo. En nuestro caso se adoptó un valor de índice de forma (*shape index*) inferior a 1,5 (valor aproximado para el índice de forma de la corona del pino carrasco en la zona de ensayo) como condición para aceptar nuevos candidatos en la región en crecimiento. El índice de forma se define como el perímetro del objeto dividido por cuatro veces la raíz cuadrada de su superficie, lo que significa que cuanto más pequeño sea el borde de un objeto de imagen, menor será su índice de forma.

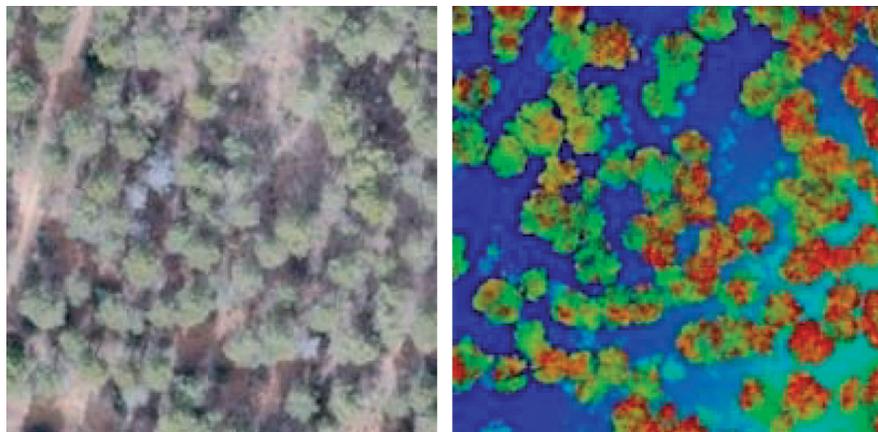


Fig. 5: Vista nadiral. Izquierda: ortofotografía RGB. Derecha: nube de puntos fusionada (escala de colores según altura ortométrica)

Estadísticas del error vertical	DTM ATIN-PhotoScan-GMRF (cm)	DTM IPTD-GMRF (cm)
Media	-10,4	-8,1
Mediana	-9,2	-8,1
Desviación estándar	7.4	6.4
Máximo	15.5	17.5
Mínimo	-36.2	-32.4
L90	20.4	15.9
L95	25.4	18.0

Tabla I: Exactitud vertical para los DTM extraídos mediante los dos algoritmos de filtrado de puntos terreno ensayados. Error en cada punto =  $Z_{TLS} - Z_{DAP}$

Estadísticas	Altura de árbol (pino carrasco)	DBH (pino carrasco)
Muestra	90	64
Media	11,77 m	30,1 cm
Desviación estándar	1,25 m	5.2 cm
Máximo	14,50 m	41,1 cm
Mínimo	8,42 m	17,2 cm
Coefficiente de variación	10,68%	17,3%
Estadístico K-S (*)	0,086 (0,141)	0,095 (0,167)

Tabla II: Estadística descriptiva de parámetros biométricos de los árboles dominantes. (\*) El valor entre paréntesis hace referencia al valor crítico del test estadístico de Kolmogorov-Smirnov ( $p < 0.05$ )

## 3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 3.1. PRECISIÓN VERTICAL DEL DTM OBTENIDO MEDIANTE RPAS-DAP

Dado que la mayor parte de los parámetros de los árboles extraídos de la nube de puntos están directamente relacionados con la distancia al suelo (DBH, altura del árbol), es crucial la obtención de un DTM de referencia de alta calidad a partir de las nubes de puntos basadas en imágenes [10]. La precisión vertical del DTM grid de 5 cm obtenido mediante RPAS-DPA fue obtenida por comparación con 300000 puntos aleatoriamente seleccionados sobre la nube de puntos terreno TLS.

Las estadísticas correspondientes a la exactitud vertical se presentan en la Tabla I,

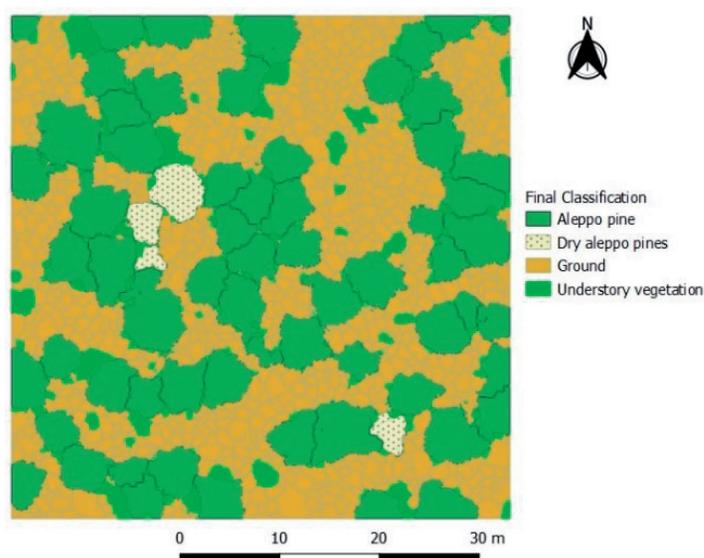


Fig. 6: Mapa de la clasificación final

$$DBH (cm) = 2,158819 \times Altura (m) + 0,273578 \times CPA (m^2) \quad (2)$$

indicando que el algoritmo de filtrado de puntos terreno IPTD (diseñado para trabajar en zonas forestales [18]) funciona mejor que el algoritmo genérico ATIN implementado en el software PhotoScan. Ambos algoritmos sobrestiman ligeramente el nivel del terreno puesto que las mediciones basadas en LiDAR son capaces de penetrar hasta el dosel de vegetación más baja [8]. Ambos algoritmos ofrecieron excelentes resultados cuando se aplicaron sobre nubes de puntos basadas en imágenes aéreas (RPAS-DAP), un método más eficiente y con menor coste por hectárea que la técnica TLS.

### 3.2. EXTRACCIÓN DE INFORMACIÓN BIOMÉTRICA A NIVEL DE ÁRBOL A PARTIR DE LA NUBE DE PUNTOS FUSIONADA

La nube de puntos fusionada y ampliada mediante una zona *buffer* (puntos 3D RPAS-DAP y TLS) fue utilizada para extraer datos a nivel de árbol como altura, CPA y DBH. Las alturas de cada pino carrasco fueron obtenidas a través del interfaz del software Fusion/LDV, mientras que los datos correspondientes al DBH fueron medidos mediante el software FARO Scene. Algunas de estos datos biométricos se muestran en la Tabla II. Las alturas de los árboles y los valores DBH presentaron una distribución normal de valores.

Es importante subrayar el papel valioso y claramente complementario de las nubes de puntos RPAS-DAP y TLS. En efecto, las Fig. 3 y Fig. 5 permiten observar como una captura de datos aérea debe ser

complementada por una captura terrestre para eliminar la incertidumbre en relación con el número real de árboles que, con una simple vista aérea, resulta imposible determinar. En este caso los datos TLS permitieron extraer el número de troncos de los árboles agrupados bajo un dosel continuo y determinar los valores DBH para cada árbol (y consecuentemente el AGB).

El modelo de regresión lineal múltiple que se muestra en la ecuación (2) explica el 73,74% ( $R^2$  múltiple) de la varianza de los valores DBH del área de ensayo. Además, tanto la altura de los árboles como los valores CPA resultaron ser significativos a nivel  $p < 0.01$ . Adicionalmente, el análisis de los residuos DBH determinados a partir del modelo desarrollado arrojó un valor de error medio de 0 cm (distribución insesgada) y un RMSE de 2,6 cm, lo que significaba un RMSE normalizado del 8.8% con respecto al valor medio de DBH.

### 3.3 ESTIMACIÓN Y GENERACIÓN DE MAPAS AGB

El flujo de trabajo OBIA (Fig. 4) fue aplicado para mapear automáticamente la distribución espacial de una serie de atributos forestales ecológicamente relevantes. En la Fig. 6 puede apreciarse la distribución de pino carrasco (capa superior), terreno (suelo desnudo), sotobosque (capa inferior compuesta de arbustos, y pequeños árboles de encina o pino carrasco) y árboles secos de pino carrasco.

El número de árboles de pino carrasco automáticamente detectados mediante el algoritmo de máximo local y delineados

en los 50 por 50 m de nuestra zona de trabajo fue de 65. De la misma manera, el número de árboles de pino carrasco medidos manualmente en el interfaz 3D del software Fusion/LDV fue de 62, lo que significa que el algoritmo propuesto incurrió en un error de sobreestimación del 4,8%.

La estimación del AGB para pino carrasco fue de 20871 kg (área de trabajo de 50 por 50 metros). Los valores de CPA, altura de árboles y DBH medidos manualmente en la nube de puntos fusionada a través de los interfaces de Fusion/LDV y Scene 3D, permitieron la estimación de un valor de AGB de 19879 kg. Por lo tanto, el método automático propuesto en este trabajo incurrió en un error de sobreestimación de sólo el 5% en términos del inventario del AGB.

La densidad de AGB (árboles dominantes) estimada por el modelo propuesto en este trabajo, en este caso incluyendo los árboles situados en el borde, alcanzó un valor final de 85137 kg/ha, lo que representa un área cubierta de bosque cercana al 54,5% (incluyendo los árboles de pino carrasco y la vegetación de sotobosque). Además, se obtuvieron de manera fácil y automática tanto la ubicación como el porcentaje de los árboles de pino carrasco seco mediante la banda GLI (objetos de pino carrasco clasificados con  $GLI < 0$ ). En este caso el porcentaje de pino carrasco seco con respecto al total de pino carrasco presente fue del 4.4%.

## 4. CONCLUSIONES

Este estudio preliminar confirmó la hipótesis de partida que apunta a la conveniencia de combinar nubes de puntos basadas en imágenes y nubes de puntos TLS como datos complementarios para proporcionar productos e información de alto valor añadido como el AGB y la distribución espacial de especies forestales en un bosque mediterráneo (inventario forestal).

El método de procesamiento propuesto en este trabajo permitió obtener estimaciones de AGB y número de árboles dominantes con errores de sobreestimación de alrededor del 5% y 4,8%, respectivamente. Estos resultados deben ser tomados con cautela, pues deben ser interpretados como resultados preliminares referidos a una zona de estudio muy concreta y que, por tanto, necesitarían una validación adicional. En cualquier caso, los resultados obtenidos parecen ser prometedores al considerar que la combinación de datos TLS y nubes de puntos basadas en imágenes aéreas pueden

emplearse para "calibrar" la estructura del bosque a nivel de parcela. Dicha calibración puede utilizarse posteriormente en procesos de incremento de la escala de trabajo (*upscaling*) mediante, exclusivamente, vuelos RPAS orientados a la obtención de inventarios forestales a gran escala (*wall-to-wall inventories*). Igualmente, los resultados obtenidos a nivel de parcela podrían emplearse para realizar una estimación de la distribución espacial de los valores de AGB a mayor escala empleando solamente nubes de puntos DAP-RPAS. Señalar que el soporte TLS sólo es necesario como primer paso para derivar la ecuación empírica calibrada localmente mediante la que se relaciona el DBH con los valores de CPA y altura de árboles, así como la determinación del valor límite del índice de forma usado en el algoritmo de regiones crecientes y la función polinómica relacionada con el tamaño de la ventana de búsqueda de máximos locales en el modelo CHM.

## REFERENCIAS

- [1] Dong J., Kaufmann RK, Myneni RB, et al. "Remote sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass: carbon pools, sources, and sinks". *Remote Sensing of Environment* 2003. Vol. 84(3). p.393-410. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00130-X](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00130-X)
- [2] Dixon RK, Houghton RA, Solomon AM, et al. "Carbon pools and flux of global forest ecosystems". *Science* 1994. Vol. 263. p185-190. DOI: <https://doi.org/10.1126/science.263.5144.185>
- [3] Stephens P, Watt P, Loubser D, et al. "Estimation of carbon stocks in New Zealand planted forests using airborne scanning lidar". *The International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing Spatial Information Sciences* 2007. Vol. 36 (3/W52).p 389-394
- [4] Kershaw JA, Ducey MJ, Beers TW, et al. "Forest Mensuration". 5th edn. Wiley-Blackwell, Hoboken, New Jersey (USA) (2016). DOI: <https://doi.org/10.1002/9781118902028>
- [5] Bare BB "Opening remarks and welcome to the first international precision forestry symposium". In: 2nd International Precision Forestry Symposium, p.1-2. University of Washington, Seattle (USA) (2003)
- [6] White JC, Tompalski P, Vastaranta M, et al. "A model development and application guide for generating an enhanced forest inventory using airborne laser scanning data and an area-based approach". *CWFC Information Report FI-X-018*, Canadian Forest Service, Pacific Forestry Centre, Victoria, BC, Canada. 38 p. (2017)
- [7] Remondino F, Grazia M, Nocerino E, et al. "State of the art in high density image matching". *Photogrammetric Record* 2014. Vol. 29(146). p144-166. DOI: <https://doi.org/10.1111/phor.12063>
- [8] White JC, Wulder MA, Vastaranta M, et al. "The utility of image-based point clouds for forest inventory: a comparison with Airborne Laser Scanner". *Forests* 2013. Vol. 4. p.518-536. <https://doi.org/10.3390/f4030518>
- [9] Aguilar FJ, Fernández I, Casanova JA, et al. "3D Coastal Monitoring from very dense UAV-Based Photogrammetric Point Clouds". In: Eynard, B., Nigrelli V, Oliveri S, Peris-Fajarnes G, Rizzuti S (eds.) *International Joint Conference on Mechanics, Design Engineering & Advanced Manufacturing* 2016. *Lecture Notes in Mechanical Engineering*, vol. 23, p.881-888. Springer, Cham (2017) DOI: [https://doi.org/10.1007/978-3-319-45781-9\\_88](https://doi.org/10.1007/978-3-319-45781-9_88)
- [10] Goodbody TRH, Coops NC, Hermosilla T, et al. "Assessing the status of forest regeneration using digital aerial photogrammetry and unmanned aerial systems". *International Journal of Remote Sensing* 2018. Vol. 39(15-16). p.5246-5264. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1402387>
- [11] Panagiotidis D, Abdollahnejad A, Surovy P, Chiteculo V "Determining tree height and crown diameter from high-resolution UAV imagery". *International Journal of Remote Sensing* 2017. Vol. 38 (8-10). p.2392-2410. DOI: <https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1264028>
- [12] Trochta J, Krucek M, Vrska T, Krai K "3D Forest: an application for description of three-dimensional forest structures using terrestrial LiDAR". *PloS ONE* 2107. Vol. 12(5). p.1-17. DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0176871>
- [13] Muir J, Goodwin N, Armston J, et al. "An Accuracy Assessment of Derived Digital Elevation Models from Terrestrial Laser Scanning in a Sub-Tropical Forested Environment". *Remote Sensing* 2017. Vol. 9(8), 843. p.1-24. DOI: <https://doi.org/10.3390/rs9080843>
- [14] Kankare V, Holopainen M, Vastaranta M, et al. "Individual tree biomass estimation using terrestrial laser scanning". *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 2013. Vol. 75. p.64-75. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2012.10.003>
- [15] White JC, Coops NC, Wulder MA, et al. "Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review". *Canadian Journal of Remote Sensing* 2016. Vol. 42. p.619-641. DOI: <https://doi.org/10.1080/07038992.2016.1207484>
- [16] Roca S, Suomalainen J, Bartholomeus H, Herold M "Comparing terrestrial laser scanning and unmanned aerial vehicle structure from motion to assess top of canopy structure in tropical forests". *Interface Focus* 2018. Vol. 8(2) 20170038. DOI: <https://doi.org/10.1098/rsfs.2017.0038>
- [17] Axelsson P "DEM Generation from Laser Scanner Data Using Adaptive TIN Models". *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing* 2000. Vol. 33 (B4/1). p.110-117.
- [18] Zhao X, Guo Q, Su Y, Xue B "Improved progressive TIN densification filtering algorithm for airborne LiDAR data in forested areas". *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 2016. Vol. 117. p.79-91. DOI: [https://doi.org/10.1016/0924-2716\(94\)90044-2](https://doi.org/10.1016/0924-2716(94)90044-2)
- [19] Felicsimo AM "Parametric statistical method for error detection in digital elevation models". *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 1994. Vol. 49. p.29-33. DOI: [https://doi.org/10.1016/0924-2716\(94\)90044-2](https://doi.org/10.1016/0924-2716(94)90044-2)
- [20] Aguilar FJ, Aguilar MA, Blanco JL, et al. "Analysis and Validation of Grid DEM Generation Based on Gaussian Markov Random Field". *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing Spatial Information Sciences* 2016. Vol. XLI-B2. p.277-284
- [21] Popescu SC, Wynne RH "Seeing the trees in the Forest: Using Lidar and Multispectral Data Fusion with Local Filtering and Variable Window Size for Estimating Tree Height". *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* 2004. Vol. 70. p.589-604. DOI: <https://doi.org/10.14358/PERS.70.5.589>
- [22] McGaughey RJ "FUSION/LDV. Software for LiDAR data analysis and visualization". Version 3.60. U.S. Department of Agriculture Forest Service, Pacific Northwest Research Station, University of Washington, Seattle (USA). 206 p. (2016).
- [23] Hunt ER, Doraiswamy PC, McMurtrey JE, et al. "A Visible Band Index for Remote Sensing Leaf Chlorophyll Content at the Canopy Scale". *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 2013. Vol. 21. p.103-112. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jag.2012.07.020>
- [24] Lpez-Serrano FR, Garca-Morote A, Andres-Abellan M, et al. "Site and weather effects in allometries: a simple approach to climate change effect on pines". *Forest Ecology Management* 2005. Vol. 215. p.251-270. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2005.05.014>
- [25] Aguilar FJ, Nemmaoui A, Aguilar MA, et al. "A quantitative assessment of forest cover change in the Moulouya river watershed (Morocco) by the integration of a subpixel-based and object-based analysis of Landsat data". *Forests* 2016. Vol. 7. p.1-19. DOI: <https://doi.org/10.3390/f7010023>
- [26] Blaschke T "Object based image analysis for remote sensing". *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 2010. Vol. 65 (1). p.2-16. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2009.06.004>
- [27] Baatz M, Schape A "Multiresolution segmentation". In: Strobl J, Blaschke T, Griesebner G (eds.) *XII Angewandte Geographische Informationsverarbeitung. Beitrage zum AGIT-Symposium Salzburg 2000* (German Edition), p. 12-23. Wichmann-Verlag, Heidelberg, Germany (2000).

## AGRADECIMIENTOS

El trabajo desarrollado constituye una investigacion preliminar llevada a cabo en el marco del desarrollo del proyecto de investigacion "Evaluacion de tecnologas de deteccion remota para la estimacion de la biomasa de Teca en la Region Costa de Ecuador" (Sistema de Investigacion y Desarrollo de la Universidad Catolica de Santiago de Guayaquil (Ecuador)). Queremos agradecer el apoyo de la Delegacion Territorial en Almera de la Consejera de Medio Ambiente y Ordenacion del Territorio de la Junta de Andaluca. Finalmente, manifestamos nuestro especial agradecimiento a Jaime de Lara, Director-Conservador del Parque Natural de Sierra Mara-Los Velez, sin cuya valiosa ayuda hubiera sido imposible llevar a cabo el trabajo de campo.