UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA

FACULTAD DE AGRONOMÍA

ESTIMACIÓN DEL VOLUMEN INDIVIDUAL EN *EUCALYPTUS DUNNII* MEDIANTE MODELOS DE REGRESIÓN Y FOTOGRAMETRÍA AÉREA BASADA EN VANT

por

Agustina OTTONELLO SELLANES

Trabajo final de grado
presentado como uno de los
requisitos para obtener el
título de Ingeniero Agrónomo

MONTEVIDEO
URUGUAY
2026

Este Trabajo Final de Grado se distribuye bajo licencia
"Creative Commons **Reconocimiento – No Comercial – Sin Obra Derivada**".



PÁGINA DE APROBACIÓN

Trabajo final de grado aprobado por:

Director/a:

Ing. Agr. (Dr.) Andrés Baietto

Codirector/a:

Ing. Agr. (Mag.) Matías Mañana

Tribunal:

Ing. Agr. (Dr.) Andrés Hirigoyen

Ing. Agr. (Mag.) Emiliano Nessi

Ing. Agr. (Dr.) Andrés Baietto

Fecha: 15 de octubre de 2026

Estudiante:

Agustina Ottonello Sellanes

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, quiero expresar mi más profundo agradecimiento a mi familia y, en especial, a mi madre. Su resiliencia, fortaleza y apoyo incondicional han sido una fuente constante de inspiración y un impulso fundamental para alcanzar este logro.

A mis amigos, especialmente a Caro, por confiar siempre en mí, brindarme aliento y acompañarme en todo momento.

A mis tutores, Andrés Baietto y Matías Mañana, por su orientación y apoyo a lo largo del desarrollo de este trabajo.

A Iván Rizzo, por sus valiosos aportes y disposición.

A UPM Forestal Oriental S.A. por brindarme la oportunidad de desarrollar este trabajo en sus predios.

A la Facultad de Agronomía de la Universidad de la República y a todos los docentes que fueron parte de mi formación académica, por compartir sus conocimientos y contribuir a mi crecimiento académico.

Finalmente, a todas las personas que, de una u otra manera, me acompañaron, apoyaron y contribuyeron a que hoy pueda culminar esta etapa tan importante de mi vida.

A todos ellos, muchas gracias.

TABLA DE CONTENIDO

PÁGINA DE APROBACIÓN **3**

AGRADECIMIENTOS **4**

LISTA DE TABLAS Y FIGURAS **8**

RESUMEN **10**

ABSTRACT **12**

1. INTRODUCCIÓN **14**

2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA **15**

2.1 SECTOR FORESTAL EN EL URUGUAY 15

2.2 CARACTERÍSTICAS DE *EUCALYPTUS DUNNII* 16

2.2.1 Origen 16

2.2.2 Características vegetativas y reproductivas 17

2.2.3 Comportamiento productivo 18

2.3 MÉTODOS DE MEDICIÓN Y ESTIMACIÓN DE VOLUMEN 19

2.3.1 Métodos directos de estimación de volumen 19

2.3.2 Métodos indirectos de estimación de volumen 20

2.4 MODELOS PARA LA ESTIMACIÓN DE VOLUMEN 22

2.4.1 Tipos de modelos 22

2.4.2 Criterios de ajuste 23

2.5 TELEDETECCIÓN 24

2.5.1 Fundamentos básicos de la teledetección 24

2.5.2 Clasificación de los sensores 24

2.5.3 Resolución de sensores remotos 25

2.5.4 Plataformas en las que se instalan los sensores 26

2.5.5 Vehículo aéreo no tripulado (VANT) 26

2.5.6 Fotogrametría digital 27

2.5.7 Segmentación 29

3. HIPÓTESIS 31

4. OBJETIVOS 32

4.1 OBJETIVO GENERAL 32

4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS 32

5. MATERIALES Y MÉTODOS 33

5.1 CARACTERIZACIÓN DEL SITIO 33

5.2 DISEÑO DE MUESTREO 34

5.3 MUESTREOS DESTRUCTIVOS 35

5.4 AJUSTE DE MODELOS PARA LA ESTIMACIÓN DE VOLUMEN 37

5.5 ESTIMACIÓN DE VOLUMEN INDIVIDUAL MEDIANTE VANT 39

5.5.1 Adquisición de datos 39

5.5.2 Procesamiento fotogramétrico, segmentación y estimación de altura de árboles 39

5.5.3 Evaluación de la detección de árboles individuales 40

5.5.4 Estimación de volumen a partir de la fotogrametría aérea 40

6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN 42

6.1 ESTIMACIÓN DE VOLUMEN INDIVIDUAL MEDIANTE MÉTODOS TRADICIONALES 42

6.1.1 Variables de los árboles seleccionados para la cubicación 42

6.1.2 Modelos de estimación de volumen 42

6.2 ESTIMACIÓN DE VOLUMEN INDIVIDUAL MEDIANTE FOTOGRAMETRÍA AÉREA 46

6.2.1 Productos derivados de la fotogrametría aérea 46

6.2.2 Identificación de árboles individuales y segmentación de copas 47

6.2.3 Estimación de volumen a nivel de árbol individual y comparación con el método tradicional estándar 51

7. CONCLUSIONES..... 57

8. BIBLIOGRAFÍA..... 58

9. ANEXO..... 77

LISTA DE TABLAS Y FIGURAS

Tablas:

Tabla 1 Características promedio de las parcelas de inventario del área de estudio 35

Tabla 2 Modelos de regresión evaluados en RStudio 38

Tabla 3 Características promedio de los árboles seleccionados para el apeo..... 42

Tabla 4 Valores de R^2 ajustado y RMSE para los modelos preseleccionados 43

Tabla 5 Estadísticos descriptivos del volumen observado, volumen predicho y residuos del modelo seleccionado 44

Tabla 6 Indicadores de calidad de la detección individual de árboles mediante fotogrametría aérea 50

Figuras:

Figura 1 Superficie efectiva de *Eucalyptus* y *Pinus* con más de tres años (en porcentaje)..... 16

Figura 2 Distribución natural de *Eucalyptus dunnii* 17

Figura 3 Ilustración de ramas y hojas de *Eucalyptus dunnii*..... 18

Figura 4 Ilustración de características reproductivas de *Eucalyptus dunnii* 18

Figura 5 Identificación y delimitación de copas de árboles individuales 30

Figura 6 Ubicación del área de estudio..... 33

Figura 7 Proceso de apeo y medición de fuste 35

Figura 8 Mediciones perpendiculares del diámetro..... 36

Figura 9 Representación de cubicación por método de Smalian..... 37

Figura 10 Relación entre el volumen observado y el volumen predicho del modelo seleccionado 45

Figura 11 Distribución de dispersión de residuos del modelo seleccionado en función del volumen predicho..... 46

Figura 12 Modelo Digital de Terreno y Modelo Digital de Superficie del área de estudio 47

Figura 13 Mapa del CHM y segmentación individual de árboles 48

Figura 14 Correspondencia espacial de árboles medidos en campo y detectados mediante fotogrametría aérea en parcela 1 49

Figura 15 Relación entre el volumen observado y el volumen predicho 52

Figura 16 Importancia relativa de las variables derivadas del CHM en el modelo Random Forest (%IncMSE) 53

Figura 17 Distribución espacial del volumen individual estimado mediante Random Forest basado en el CHM 54

Figura 18 Distribución de frecuencias del volumen individual estimado mediante fotogrametría aérea 55

RESUMEN

En Uruguay, *Eucalyptus dunnii* (*E. dunnii*) se ha consolidado como una de las especies de mayor relevancia para el sector forestal debido a su adaptabilidad, tolerancia a las heladas y aptitud para la producción de pulpa de celulosa. En este contexto, la estimación precisa del volumen individual constituye una herramienta fundamental para la planificación y gestión forestal. Tradicionalmente, el volumen se determina mediante métodos destructivos y modelos de regresión basados en variables dasométricas; sin embargo, el avance de la tecnología de teledetección ha permitido incorporar alternativas no destructivas, como la fotogrametría aérea mediante un vehículo aéreo no tripulado (VANT).

El presente estudio tuvo como objetivo estimar el volumen individual de *E. dunnii* de tres años mediante modelos de regresión y fotogrametría aérea basada en VANT, en una plantación ubicada en Quebracho, departamento de Paysandú, Uruguay. Para ello, se establecieron 10 parcelas de inventario de 300 m^2, en las cuales se midieron variables dasométricas como diámetro a la altura del pecho (DAP) y altura total (H_T). Además, se seleccionaron 25 árboles para realizar muestreos destructivos y calcular el volumen real mediante el método de Smalian. Posteriormente, se ajustaron modelos matemáticos lineales y no lineales utilizando DAP y H_T como variables predictoras, evaluándose mediante R^2 ajustado, error cuadrático medio (RMSE) y análisis de residuos. El modelo seleccionado presentó un R^2 ajustado de 0,9875 y un RMSE de 0,0035 m^3, evidenciando una alta capacidad predictiva para la estimación del volumen individual.

Asimismo, se realizó un relevamiento aéreo mediante un VANT DJI Inspire 1 equipado con cámara multiespectral. Las imágenes fueron procesadas mediante técnicas de fotogrametría aérea para generar modelos digitales de terreno (DTM), modelos digitales de superficie (DSM) y un modelo de altura del dosel (CHM). A partir del CHM se aplicaron algoritmos de detección y segmentación de árboles individuales, identificándose correctamente el 97% de los árboles presentes en las parcelas de estudio.

Finalmente, se desarrolló un modelo predictivo basado en Random Forest para estimar el volumen individual a partir de métricas derivadas del CHM. En validación cruzada, el modelo alcanzó un R^2 de 0,59 y un RMSE de 0,0147 m^3 $árbol^{-1}$, mostrando una capacidad predictiva moderada y un bajo error de estimación en relación con el rango de volúmenes observado. En conjunto, los resultados evidencian que la combinación de modelos de regresión y fotogrametría aérea basada en VANT constituye una alternativa confiable

para la estimación no destructiva del volumen individual en plantaciones jóvenes de *E. dunnii*, con potencial para complementar los inventarios forestales tradicionales.

Palabras clave: *Eucalyptus dunnii,* volumen individual, modelos de regresión, fotogrametría aérea, VANT

ABSTRACT

In Uruguay, *Eucalyptus dunnii* (*E. dunnii*) has established itself as one of the most important species for the forestry sector due to its adaptability, frost tolerance, and suitability for pulp production. In this context, accurate estimation of individual tree volume is a fundamental tool for forest planning and management. Traditionally, volume has been determined using destructive methods and regression models based on dasometric variables; however, advances in remote sensing technology have made it possible to incorporate non-destructive alternatives, such as aerial photogrammetry using an unmanned aerial vehicle (UAV).

The objective of this study was to estimate the individual volume of three-year-old *E. dunnii* using regression models and UAV-based aerial photogrammetry in a plantation located in Quebracho, Paysandú Department, Uruguay. To this end, 10 inventory plots of 300 m^2 were established, in which dendrometric variables such as diameter at breast height (DBH) and total height (TH) were measured. In addition, 25 trees were selected for destructive sampling to calculate the actual volume using the Smalian method. Subsequently, linear and nonlinear mathematical models were fitted using DBH and TH as predictor variables, and the models were evaluated using adjusted R^2, root mean square error (RMSE), and residual analysis. The selected model had an adjusted R^2 of 0.9875 and an RMSE of 0.0035 m^3, demonstrating a high predictive capacity for estimating individual volumes.

In addition, an aerial survey was conducted using a DJI Inspire 1 UAV equipped with a multispectral camera. The images were processed using aerial photogrammetry techniques to generate digital terrain models (DTMs), digital surface models (DSMs), and a canopy height model (CHM). Based on the CHM, algorithms for detecting and segmenting individual trees were applied, correctly identifying 97% of the trees present in the study plots.

Finally, a Random Forest-based predictive model was developed to estimate individual volume using metrics derived from the CHM. In cross-validation, the model achieved an R^2 of 0.59 and an RMSE of 0.0147 m^3 per tree, demonstrating moderate predictive ability and a low estimation error relative to the observed volume range. Overall, the results demonstrate that the combination of regression models and UAV-based aerial photogrammetry constitutes a reliable alternative for the non-destructive estimation of

individual volume in young *E. dunnii* plantations, with the potential to complement traditional forest inventories.

Keywords: *Eucalyptus dunnii*, individual volume, regression models, aerial photogrammetry, UAV

1. INTRODUCCIÓN

En las últimas décadas, la producción forestal en Uruguay ha experimentado un crecimiento sostenido impulsado por la segunda Ley Forestal n° 15.939 de 1987 (Sociedad de Productores Forestales [SPF], 2023). El sector forestal ocupa en la actualidad una superficie efectiva plantada de 1.161.851 ha, siendo *Eucalyptus* y *Pinus* los géneros que cubren una proporción relevante de esta área (Dirección General Forestal [DGF], 2025b). *Eucalyptus dunnii* (*E. dunnii*) se ha destacado como una especie de interés silvícola por su sobrevivencia, adaptabilidad, tolerancia a las heladas y buenas propiedades para la producción de pulpa de celulosa (Balmelli & Resquin, 2002, 2006; Doldán et al., 2008).

La estimación del volumen de madera es una herramienta esencial para la planificación forestal, dado que permite evaluar tanto la productividad como el valor económico de los recursos disponibles (Salas Eljatib et al., 2019). Para ello, se emplean métodos directos de determinación de volumen, como la cubicación, y métodos indirectos basados en modelos de regresión con variables dasométricas como predictores (Aldana Pereira, 2008; Jenkins et al., 2003; Prodan et al., 1997). Dentro de los métodos indirectos se incluyen modelos que permiten proyectar el crecimiento y el volumen de los árboles a lo largo del tiempo (Hirigoyen et al., 2018).

En particular, los avances en teledetección, mediante vehículos aéreos no tripulados (VANTs) y técnicas de fotogrametría digital, han abierto nuevas posibilidades para la estimación indirecta del volumen forestal (Palacios et al., 2024; Reyes-Zurita et al., 2022). Esta metodología representa una herramienta de gran valor, especialmente en áreas extensas o de difícil acceso, debido a que se reduce la intensidad del muestreo y el tiempo de trabajo en campo (Aguirre-Salado et al., 2014; Atzberger et al., 2020; Koch, 2013). Sin embargo, en Uruguay existen pocos estudios basados en fotogrametría aérea, por lo que resulta pertinente evaluar alternativas al uso del LiDAR (Light Detection and Ranging).

En este contexto, el presente trabajo constituye una aproximación al uso de técnicas de fotogrametría aérea para la estimación del volumen individual de *E. dunnii* en una plantación de tres años de edad, ubicada en Quebracho, departamento de Paysandú. Para ello, se capturaron imágenes con una cámara multiespectral acoplada a un VANT y se planificaron los vuelos con el objetivo de obtener imágenes de alta resolución, a partir de las cuales se generaron productos fotogramétricos utilizados en el análisis.

2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

2.1 SECTOR FORESTAL EN EL URUGUAY

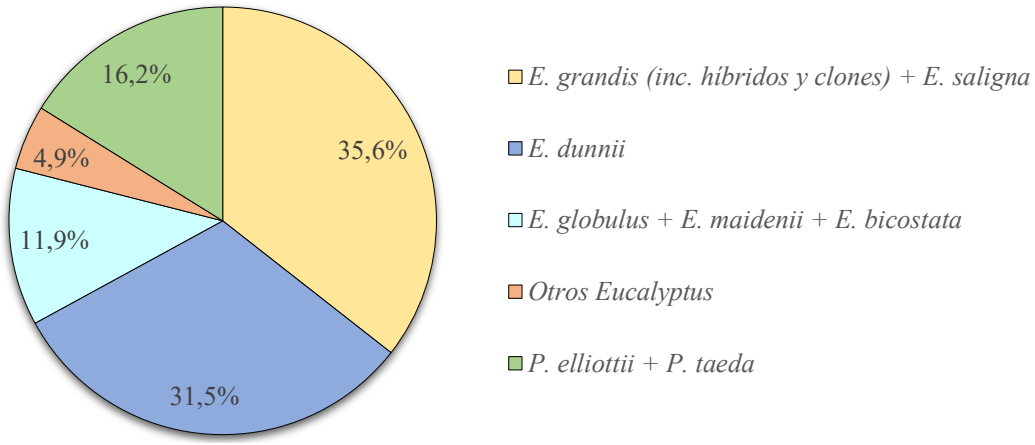
El desarrollo del sector forestal en Uruguay fue impulsado por la segunda Ley Forestal nº 15.939 (1988), que generó un rápido aumento en la superficie plantada. Esta expansión fue promovida mediante exoneraciones tributarias, subsidios directos y créditos blandos (SPF, 2023). Como resultado, actualmente el rubro forestal abarca un total de 1.161.851 hectáreas (ha) efectivas, lo que representa un 6,6% de la superficie total del país (DGF, 2025b). Este sector aporta un 7% del Producto Bruto Interno (PBI) nacional y contribuye a la generación de empleo a lo largo de toda la cadena forestal (Basso, 2023).

La actividad forestal en Uruguay se desarrolla principalmente sobre suelos de prioridad forestal, los cuales, debido a sus características edáficas, climáticas y de ubicación, no son adecuados para otros tipos de explotación o usos permanentes y provechosos (Ley n° 15.939, 1988). Actualmente, Uruguay cuenta con más de 4 millones de ha de suelos de prioridad forestal, de las cuales aproximadamente el 25% corresponde a plantaciones efectivas (Uruguay XXI, 2025). Según Annunziatto et al. (2016), los suelos de prioridad forestal en Uruguay se distribuyen en nueve zonas CONEAT. Los grupos CONEAT 2 y 9 ocupan la mayor parte de estos suelos, representando 49% y 15%, respectivamente. En tanto, los grupos CONEAT 7 y 8 abarcan un 12% cada uno. Por último, el porcentaje restante de la superficie de suelos de prioridad forestal corresponde a los grupos S09, 5, 4, 07 y 09 (Annunziatto et al., 2016). Por su parte, se destaca que Uruguay cuenta con más del 90% de la superficie plantada bajo esquemas de certificación internacional, lo cual refleja un manejo forestal sostenible mediante sellos como FSC (Forest Stewardship Council) y PEFC (Programme for the Endorsement of Forest Certification) (Basso, 2023).

De la superficie total efectiva del país, los géneros más plantados son *Eucalyptus* y *Pinus*, con una superficie total de 795.574 ha correspondientes a individuos mayores de tres años (DGF, 2025b). Esta cifra excluye plantaciones jóvenes (nuevas plantaciones, forestaciones y rebrotes), bosques cosechados, otras especies y montes de abrigo (DGF, 2025b). En la siguiente figura se presenta la distribución de las especies plantadas en Uruguay, basada en la superficie efectiva de *Eucalyptus* y *Pinus* con más de tres años (Figura 1).

Figura 1

Superficie efectiva de Eucalyptus y Pinus con más de tres años (en porcentaje)



Nota. Elaborado con base en DGF (2025b).

El sector forestal se compone de dos fases: una primaria conformada por viveros y bosques, que abarca todas las actividades silvícolas; y una fase secundaria, correspondiente a la transformación de la madera, incluida la comercialización (Uruguay XXI, 2025). Esta última involucra diversas cadenas productivas, como la celulósico-papelera, que comprende madera rolliza sin tratar, chips, pasta de celulosa, papel y cartón, entre otros (Uruguay XXI, 2025). Asimismo, la cadena de transformación de la madera tiene una gran relevancia dentro del sector, e incluye madera rolliza tratada, madera aserrada, tableros, carpintería de obra, entre otros. Finalmente, se encuentra la cadena energética, que incluye la producción de leña y pellets (Uruguay XXI, 2025).

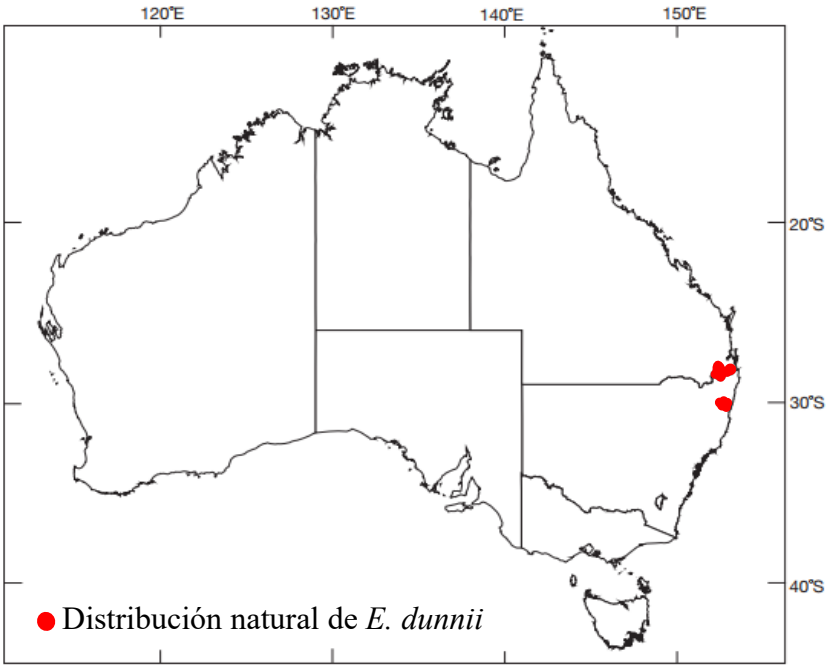
2.2 CARACTERÍSTICAS DE *EUCALYPTUS DUNNII*

2.2.1 Origen

Esta especie se encuentra naturalmente en el noreste de Nueva Gales del Sur y el extremo sureste de Queensland (Figura 2), en altitudes que varían entre los 220 y 860 m. Presenta preferencia por suelos de alta fertilidad, húmedos y de origen basáltico; sin embargo, también suele adaptarse a suelos derivados de rocas sedimentarias (Boland et al., 2006). Las condiciones climáticas de su zona de origen corresponden a zonas templadas, alcanzando temperaturas de 24-29°C en los meses más calientes y de 2-5°C en los meses más fríos. Por otro lado, las precipitaciones estivales oscilan entre 1.000 y 1.600 mm anuales, y la incidencia de heladas es moderada, pudiendo alcanzar hasta 60 eventos anuales durante el invierno (Boland et al., 2006).

Figura 2

Distribución natural de Eucalyptus dunnii



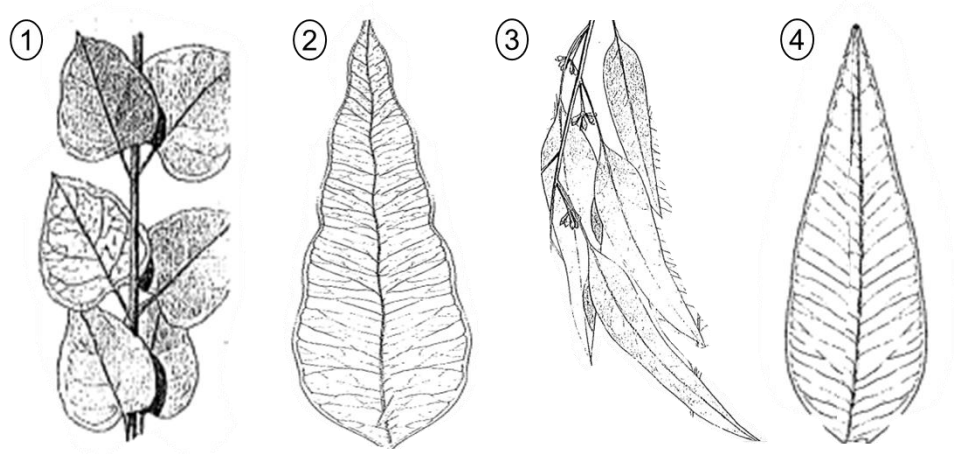
Nota. Adaptado de Boland et al. (2006).

2.2.2 Características vegetativas y reproductivas

E. dunnii es una especie de fuste recto y de follaje péndulo. Su corteza es persistente, escamosa y de color castaño grisáceo en la base del tronco, mientras que en el resto del fuste la corteza es caduca en fajas largas y con ritidoma de color grisáceo a crema. Las hojas juveniles se disponen de manera opuesta o subopuesta, son pecioladas (0,5 - 1,5 cm), de forma oval a elíptica (4 - 10 x 3 - 7 cm), con base cordada o redondeada y ápice agudo mucronado. Las hojas intermedias presentan filotaxia alterna, son pecioladas (2,5 - 3,5 cm), con bordes ondulados y de forma oval - lanceolada o ampliamente lanceolada; pueden alcanzar hasta 30 cm de largo y entre 2 y 4 cm de ancho, y son ligeramente discoloras. La base de la hoja es redondeada a ampliamente cuneada y el ápice es agudo acuminado. Por último, las hojas adultas son alternas, pecioladas (2 - 3 cm), lanceoladas (10 - 20 x 2 - 4 cm), con base cuneada y ápice agudo, acuminado, levemente discoloras a concoloras (Figura 3) (Brussa, 1994).

Figura 3

Ilustración de ramas y hojas de Eucalyptus dunnii

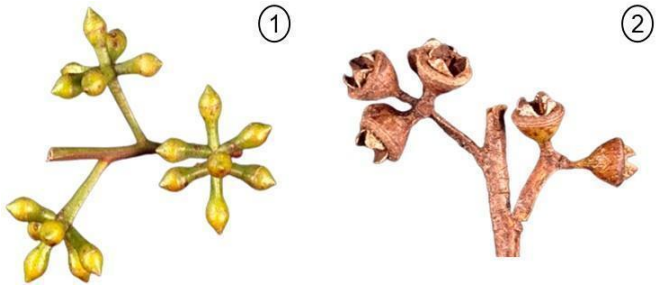


Nota. 1: rama juvenil. 2: hoja intermedia. 3: rama adulta. 4: hoja adulta. Adaptado de Brussa (1994).

En referencia a las características reproductivas, las inflorescencias son simples, axilares, de pedúnculos achatados (1,5 - 2 cm) y constituidos por 7 flores. Los botones florales presentan una forma ovoide (0,7 x 0,3 cm) y pedicelos angulosos de 0,5 cm; el opérculo es levemente rostrado, más largo que el hipantio. Esta especie florece a fines de primavera y durante los meses de verano. Respecto a los frutos, estos tienen forma hemisférica (0,6 x 0,6 cm), con disco exserto y convexo, presentando 3 - 4 valvas salientes y fuertes (Brussa, 1994) (Figura 4).

Figura 4

Ilustración de características reproductivas de Eucalyptus dunnii



Nota. 1: inflorescencias. 2: frutos. Adaptado de Brooker y Kleinig (2003a, 2003b).

2.2.3 Comportamiento productivo

Balmelli y Resquin (2002, 2006) señalan que *E. dunnii* presenta una alta sobrevivencia y un destacado crecimiento individual, además de una gran capacidad para adaptarse a diversos ambientes (plasticidad), siendo especialmente adecuada para

terrenos de baja elevación debido a su tolerancia a las heladas. En términos de productividad, la especie registra un incremento medio anual (IMA) promedio de 25 m^3 ha^{-1} $año^{-1}$ (Doldán et al., 2008). El IMA relaciona el volumen total acumulado con la edad y es un indicador fundamental para evaluar el crecimiento a lo largo del tiempo (Prodan et al., 1997; Ramírez, 2017). Estimar el volumen es esencial para caracterizar los ecosistemas forestales, comprender su funcionalidad y desarrollar una planificación forestal sostenible (Salas Eljatib et al., 2019).

En la actualidad, *E. dunnii* se posiciona como una de las especies de mayor relevancia para la industria forestal uruguaya, con una superficie total de 250.457 ha de bosques con más de tres años (DGF, 2025a). La mayor parte de estas plantaciones se concentra en los departamentos de Río Negro (21%), Paysandú (18%), Durazno (16%) y Soriano (9%), mientras que el porcentaje restante se encuentra distribuido en otros departamentos del país (DGF, 2025a).

2.3 MÉTODOS DE MEDICIÓN Y ESTIMACIÓN DE VOLUMEN

La estimación del volumen de madera en los árboles es una tarea costosa y requiere una gran inversión temporal (Riaño Melo & Lizarazo, 2017). Según Salas Eljatib (2000), el volumen de los árboles es una variable compleja de medir debido a los diversos factores que influyen en el crecimiento; sin embargo, es un indicador clave de la productividad forestal. West (2015) menciona que la medición del tronco es de importancia para estimar la cantidad de madera disponible, la cual, dada su variabilidad en tamaño y calidad, se utiliza en diversas aplicaciones madereras, desde materiales de construcción hasta productos para la industria celulósica. La medición del volumen puede realizarse con o sin corteza, mediante métodos directos o indirectos, lo que permite obtener estimaciones precisas, tanto del volumen total como de sus secciones, siendo esta información fundamental para evaluar el valor económico de la madera (Aldana Pereira, 2008; Juárez Félix, 2014; Romahn de la Vega & Ramírez Maldonado, 2010; West, 2015).

2.3.1 Métodos directos de estimación de volumen

Los métodos directos implican prácticas destructivas, como el apeo o el corte de árboles, cuyo objetivo es obtener su volumen real a partir de las dimensiones del tronco (Jenkins et al., 2003). Este método proporciona resultados precisos y permite conocer el volumen real de la madera disponible (Emanuelli, 2011). Sin embargo, las prácticas

destructivas implican un alto costo, así como un uso considerable de tiempo y recursos, especialmente en áreas extensas (Brown, 2002; Cancino, 2006).

La forma del árbol puede aproximarse a distintos tipos dendrométricos, definidos según la forma del fuste y las secciones en las que este se divide (Rondeux, 2010). Debido a que el tronco no tiene una forma cilíndrica perfecta, su cubicación se simplifica dividiéndolo en trozas representadas por formas geométricas como cilindro, paraboloide, cono y neiloide (Cruz de León & Uranga-Valencia, 2013; Rodríguez Santos, 2013). El volumen total se obtiene sumando los volúmenes de cada sección, basándose en mediciones de diámetro y longitud (Rondeux, 2010). Por otra parte, para la cubicación de trozas, también pueden utilizarse diversas fórmulas, siendo las de Smalian, Huber y Newton las más utilizadas (Sorrentino, 2008).

De acuerdo con Vásquez y Ramírez (2005), la fórmula de Smalian es ampliamente utilizada en la cubicación de trozas debido a su simplicidad y la facilidad con que se obtienen los registros necesarios. Esta técnica calcula el volumen mediante la sumatoria de las secciones (trozas). La fórmula de Smalian en función de las secciones extremas y longitud (Aldana Pereira, 2008; Sorrentino, 2008) se presenta a continuación:

$$V = \frac{(S1 + S2)}{2} \times L \qquad \text{(Ecuación 1)}$$

Donde: V: volumen de Smalian (m^3); S1: sección transversal mayor de la troza (en un extremo); S2: sección transversal menor de la troza (en el otro extremo); L: largo de la troza.

2.3.2 Métodos indirectos de estimación de volumen

Los métodos indirectos no requieren de prácticas destructivas y se presentan como una alternativa eficaz para obtener mediciones precisas a gran escala, siendo más rápidos y menos costosos que el apeo (Brown, 2002; Chave et al., 2005; Rondeux, 2010). Sin embargo, para su desarrollo es necesario contar con datos obtenidos mediante métodos destructivos en un conjunto de árboles, los cuales reflejan el volumen real y permiten ajustar ecuaciones matemáticas aplicables a otros individuos (Cancino, 2006; Jenkins et al., 2003).

En este contexto, es común el uso de modelos matemáticos que estiman el volumen a partir de variables de fácil medición (Prodan et al., 1997; Rondeux, 2010). La

aplicación del modelo a árboles en pie se basa en registrar dimensiones como el diámetro a la altura del pecho (DAP), medido a 1,3 m sobre el nivel del suelo, y la altura total, definida como la distancia desde la base hasta el ápice del árbol, para luego aplicar las ecuaciones previamente calibradas (Purata Velarde et al., 2016; Romahn de la Vega & Ramírez Maldonado, 2010). No obstante, los resultados están sujetos a errores de estimación, dado que se basan en ecuaciones ajustadas estadísticamente a partir de mediciones destructivas previas (Jenkins et al., 2003).

Según la estructura del modelo, las funciones de volumen pueden clasificarse en locales y generales (Cancino, 2006). Las funciones locales se basan en una sola variable independiente y suelen emplearse en áreas homogéneas en cuanto a edad o condiciones del sitio, por lo que resultan ser más sencillas de aplicar (Emanuelli, 2011). Por el contrario, las funciones generales consideran dos o más variables independientes y son ampliamente utilizadas, ya que contemplan la relación entre el diámetro y la altura, lo que permite su aplicación en rodales de distintas clases de edad o condiciones de sitio (Prodan et al., 1997).

Los métodos indirectos también incorporan tecnologías de sensores remotos, como imágenes satelitales, LiDAR y VANT con sensores acoplados, cada vez más utilizados en el monitoreo forestal, especialmente para estimar biomasa y volumen (Xu et al., 2021). Las imágenes satelitales presentan una resolución espacial limitada, lo que dificulta la estimación precisa de la biomasa a nivel de parcela o árbol individual (Xu et al., 2021). En contraste, los VANTs equipados con sensores ópticos brindan información sobre la vegetación y el terreno, aunque no captan directamente las características estructurales del bosque (Palacios et al., 2024; Picard et al., 2012). Por otro lado, los sensores LiDAR ofrecen alta resolución espacio-temporal y pueden penetrar el dosel, lo que posibilita obtener datos detallados como diámetro de copa, altura total, entre otras variables dasométricas útiles para estimar con precisión el volumen y biomasa forestal (Beland et al., 2019; Guimarães et al., 2020; Hudak et al., 2009; Valdez-Lazalde & Aguirre-Salado, 2013; Van Aardt et al., 2008). Sin embargo, el elevado costo de los equipos y la adquisición de datos restringe el uso de LiDAR, a pesar de su alta precisión (Moe et al., 2020). Por ello, la fotogrametría aérea se presenta como una alternativa más accesible y económica para generar nube de puntos y monitorear bosques (Navarro Cerrillo et al., 2024; Puliti et al., 2015).

2.4 MODELOS PARA LA ESTIMACIÓN DE VOLUMEN

El desarrollo de modelos para la estimación del volumen permite evaluar de manera rápida, precisa y confiable la producción generada por las plantaciones forestales (Quiñonez-Barraza et al., 2014). Además, si estos modelos incluyen una función de ahusamiento, también es posible determinar la forma del fuste y los volúmenes requeridos para los productos de aserrío (Hirigoyen et al., 2021; Quiñonez-Barraza et al., 2014).

Los modelos matemáticos basados en relaciones alométricas permiten estimar una variable específica, como el volumen de madera del fuste de un árbol, en función de otras variables, principalmente el DAP y la altura del árbol (Ordoñez et al., 2012; Vallejo & Avendaño, 2013). Según Vallejo y Avendaño (2013), la utilización de estos modelos facilita la medición de algunas variables y permite la estimación de otras que, de no ser por su aplicación, serían difíciles y costosas de obtener en el campo.

2.4.1 Tipos de modelos

Los modelos utilizados pueden ser lineales o no lineales (Picard et al., 2012). En un modelo lineal, la variable dependiente se relaciona de forma lineal con la variable independiente, estos modelos habitualmente tienen una interpretación sencilla (Montgomery et al., 2012). En contraste, un modelo no lineal es aquel cuyo comportamiento no puede ser representado por una relación lineal simple entre las variables involucradas (Fekedulegn et al., 1999). Es decir, las variables dependientes e independientes tienen una relación más compleja, que puede involucrar potencias, exponentes, logaritmos o funciones sigmoides, entre otras. Estos modelos son particularmente adecuados para describir fenómenos biológicos que no siguen un patrón lineal (Fekedulegn et al., 1999).

Para el ajuste de un modelo de regresión, se emplean diversos métodos. El método de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) tiene como objetivo minimizar la suma de los cuadrados de las diferencias entre los valores observados y los valores estimados (Infante Gil & Zárate de Lara, 2012; Picard et al., 2012). En cambio, el método de mínimos cuadrados ponderados (MCP) se emplea cuando los datos presentan varianzas heterogéneas (Cancino, 2006). En este enfoque, las estimaciones se obtienen al minimizar una suma ponderada de los cuadrados de los residuos (Chatterjee & Hadi, 2012). El MCP ajusta el proceso de estimación asignando pesos a las observaciones según su varianza,

siendo estos inversamente proporcionales a la varianza de los errores (Chatterjee & Hadi, 2012).

Además de los modelos lineales y no lineales tradicionales, existen enfoques basados en algoritmos de aprendizaje automático utilizados para la modelización y el análisis predictivo. Entre ellos, Random Forest es un método basado en la combinación de múltiples árboles de decisión construidos a partir de subconjuntos aleatorios de datos y variables predictoras, lo que permite mejorar la precisión y reducir la variabilidad en las predicciones (Breiman, 2001). Por su parte, permite estimar la importancia de las variables predictoras, lo que facilita entender su relación con la variable objetivo (Breiman, 2001; Genuer et al., 2010). En general, Random Forest ofrece buenos resultados; sin embargo, presenta como limitación una menor interpretabilidad en comparación con un árbol de decisión individual y un mayor requerimiento de recursos computacionales (Breiman, 2001).

2.4.2 Criterios de ajuste

Para el ajuste de modelos, es fundamental considerar la significancia de los coeficientes mediante pruebas estadísticas y evaluar si el modelo es adecuado para explicar las relaciones entre las variables (Faraway, 2005). Asimismo, se utiliza el coeficiente de determinación (R^2), el cual indica la proporción de la variabilidad de la variable dependiente que puede ser explicada por el modelo de regresión (Montgomery et al., 2012). Este valor varía entre 0 y 1, donde los valores cercanos a 1 indican que la mayor parte de la variabilidad está explicada por el modelo (Canavos, 1988; Montgomery et al., 2012). Por su parte, el R^2 ajustado refleja la proporción de la variabilidad atribuida al modelo, que a diferencia del R^2, no sobrestima el ajuste dado que considera tanto el número de variables como la cantidad de observaciones, lo que permite utilizarlo como criterio comparativo entre modelos con distinto número de parámetros y forma (Rodríguez Jaume & Mora Catalá, 2001). Además, se toma en consideración el error cuadrático medio (RMSE), una medida estadística comúnmente utilizada para evaluar la precisión del modelo (Willmott, 1982). Esta métrica cuantifica la magnitud promedio del error residual, se expresa en las mismas unidades que la variable que se modela, y se busca que su valor sea lo más bajo posible (Willmott, 1982).

Adicionalmente, la estimación de volumen mediante modelos de regresión se basa en varios supuestos estadísticos. Para evaluar la normalidad de los residuos, se emplea comúnmente la prueba de Shapiro-Wilk, la cual proporciona un índice estadístico que

permite verificar si los residuos siguen una distribución normal (Shapiro & Wilk, 1965). Además, para evaluar la homogeneidad de varianza de los residuos, se utiliza la prueba de White, que facilita la detección de la heterocedasticidad (White, 1980).

2.5 TELEDETECCIÓN

2.5.1 Fundamentos básicos de la teledetección

La teledetección, también conocida como sensoramiento remoto, es una técnica que permite obtener información de objetos o áreas utilizando sensores que capturan datos a distancia (Suárez, 2013). Este proceso, generalmente realizado a través de satélites o plataformas aéreas (aviones, helicópteros o VANTs) (Labrador García et al., 2012), presenta diversas aplicaciones, como el monitoreo del cambio climático, la elaboración de cartografía, la realización de inventarios agrícolas, entre otras utilidades (Pinilla, 2020). En el ámbito forestal, esta técnica ha demostrado ser valiosa para el monitoreo de grandes áreas y zonas de difícil acceso, lo que permite reducir la necesidad de un muestreo intensivo (Aguirre-Salado et al., 2014; Atzberger et al., 2020; Koch, 2013). Sin embargo, los datos obtenidos requieren de referencias terrestres para su calibración y evaluación (Stereńczak et al., 2018).

Según Chuvieco (2008), el proceso de teledetección involucra elementos como el flujo energético, la cubierta terrestre, los sensores, el sistema de recepción-comercialización (que recibe, graba y distribuye la información), el intérprete (quien analiza la información) y el usuario final (quien recibe la información derivada de las imágenes) (Figura A1). De estos, los principales son el flujo energético, la cubierta terrestre y el sensor (Chuvieco, 2008). El flujo energético establece la relación entre el sensor y el objeto, dado que la energía que recibe el sensor puede provenir de una fuente externa o ser emitida por el sensor (Martínez Vega et al., 2010). Los objetos de la cubierta terrestre reaccionan de manera diferente al flujo de energía incidente, que puede ser absorbida, transmitida o reflejada (López-Montecinos, 2019). Estas interacciones permiten que los sensores capturen datos que luego son procesados para extraer información útil (Lillesand et al., 2015; López-Montecinos, 2019).

2.5.2 Clasificación de los sensores

Los sensores remotos utilizados en la teledetección se clasifican generalmente en dos categorías según la forma en que captan la energía (Rasilla, 2026b). Por un lado, se encuentran los sensores pasivos que reciben energía electromagnética proveniente de

cubiertas terrestres (Olaya, 2020). Entre ellos se incluyen cámaras RGB (red, green, blue), cámaras de infrarrojo cercano (NIR), cámaras térmicas y sus combinaciones en cámaras multiespectrales e hiperespectrales (Olaya, 2020; Pádua et al., 2017). Por su parte, los sensores activos, como LiDAR y RADAR, emiten su propia radiación y reciben la energía reflejada (Olaya, 2020).

Dentro de los sensores pasivos, los RGB capturan información en el espectro visible (rojo, verde y azul), mientras que los sensores multiespectrales obtienen datos en varias bandas espectrales más allá del espectro visible (*El programa Copernicus aplicado,* 2018; Lillesand et al., 2015). Los sensores multiespectrales son comúnmente empleados en el análisis de la vegetación (Pádua et al., 2017). En el caso de los sensores hiperespectrales, estos capturan imágenes en cientos de bandas espectrales muy estrechas en diferentes regiones del espectro electromagnético, como la porción visible, el infrarrojo cercano y el infrarrojo medio (Rasilla, 2026a). Por su parte, los sensores térmicos detectan radiación infrarroja, midiendo el calor emitido por los objetos (Palacios et al., 2024). En cuanto a los sensores activos, la tecnología LiDAR es útil en la ciencia forestal para obtener información tridimensional del bosque, midiendo el tiempo de retorno de un pulso de láser reflejado por objetos como el suelo y el dosel forestal (Dubayah et al., 2000; Lefsky et al., 1999). Su capacidad de penetrar el dosel forestal permite analizar la estructura de este, generando una representación más precisa de la canopia (Hudak et al., 2009; Palacios et al., 2024). En cambio, la fotogrametría no permite atravesar el dosel, lo que representa una limitante en bosques densos (Wallace et al., 2016). No obstante, esta tecnología ha demostrado proporcionar estimaciones precisas en diversas aplicaciones forestales y se presenta como una alternativa más accesible y económica (Puliti et al., 2015; Wallace et al., 2016).

2.5.3 Resolución de sensores remotos

La resolución de un sensor se define por su capacidad para capturar y discriminar información, y depende de diversos factores, como la resolución espacial, temporal, espectral y radiométrica (Andreu et al., 2018). La resolución espacial indica la distancia angular o lineal más pequeña que un sensor remoto puede captar de la superficie terrestre y se representa mediante un píxel, que es la unidad mínima de una imagen digital (Labrador García et al., 2012; Maggi, 2003). En cuanto a la resolución temporal, esta se refiere al intervalo de tiempo entre dos adquisiciones sucesivas de la misma área, y depende de las características orbitales de la plataforma (velocidad, altura, inclinación) y

el ángulo total de apertura (tamaño de la imagen) (Pesantez G., 2023). Por otro lado, la resolución espectral se define como el rango de longitudes de onda que puede registrar el sensor dentro del espectro electromagnético (Maggi, 2003). Las características espectrales están determinadas por el número y el ancho de las bandas que el sensor puede distinguir (Cardozo & Da Silva, 2013). Finalmente, la resolución radiométrica se refiere al grado de cuantificación de radiación en las bandas de una imagen (Peña, 2010). A medida que se registran más valores en estas bandas, mayor será la posibilidad de identificar diferencias en las señales generadas por un objeto a lo largo de ellas (Peña, 2010).

2.5.4 Plataformas en las que se instalan los sensores

Las plataformas en las que se instalan los sensores son vehículos (satélites, aviones, entre otros) que transportan los equipos necesarios para capturar, almacenar y transmitir imágenes a distancia (Álvarez, 2016). Según Olaya (2020), la plataforma es la base donde se ubica el sensor, y su distancia a la superficie terrestre varía desde algunos metros en aviones hasta varios kilómetros en satélites.

En este sentido, existen tres tipos principales de plataformas para teledetección: terrestres, satelitales y aéreas (Rasilla, 2026b). Las plataformas terrestres para la teledetección incluyen dispositivos portátiles, trípodes, entre otros, que se utilizan para estudiar pequeñas áreas o realizar monitoreo a largo plazo (Rasilla, 2026b). Los satélites, por su parte, ofrecen una visión amplia de la superficie terrestre y son ideales para mapeos a gran escala, como la clasificación de la cobertura del suelo o el estudio del cambio climático (Barnes, 2018). Por último, los sensores acoplados a plataformas aéreas como los VANTs permiten capturar imágenes con alta resolución espacial y temporal, proporcionando niveles de detalle que dependen de las características del sensor y de la altura de vuelo, lo que los hace ideales para aplicaciones que requieren gran precisión (Fankhauser et al., 2018; Xiang & Tian, 2011).

2.5.5 Vehículo aéreo no tripulado (VANT)

Los VANTs ofrecen la ventaja de superar limitaciones como la nubosidad, facilitando la adquisición de datos, desde el conteo o medición de árboles individuales, hasta el monitoreo y la planificación forestal (Goodbody et al., 2017; Xiang & Tian, 2011). Este enfoque permite obtener datos de manera oportuna y flexible, con una reducida intervención humana (Puri et al., 2017). En este sentido, la fotogrametría aérea

y el LiDAR no solo permiten estimar la altura de los árboles, sino también su diámetro y volumen (Agudelo del Río, 2020).

El tiempo de preparación e inicio de vuelo es considerablemente más corto, lo que ofrece una mayor flexibilidad en la programación de las adquisiciones de imágenes (Torres-Sánchez et al., 2014; Zhu et al., 2019). A su vez, presentan un costo más bajo y mayor flexibilidad en su configuración en comparación con las aeronaves tripuladas, lo que posibilita el uso de sensores de bajo costo, como cámaras digitales convencionales (Torres-Sánchez et al., 2014; Zhu et al., 2019).

Las imágenes obtenidas con sensores acoplados a VANTs ofrecen una mayor resolución espacial y calidad en comparación con las capturadas por satélites, debido a los avanzados sensores que utilizan y a su proximidad a la superficie terrestre, ya que operan en altitudes que oscilan entre los 20 y 50 metros (Batistoti et al., 2019; Rueda-Ayala et al., 2019). Esta proximidad permite controlar de manera independiente la frecuencia y el momento de la captura, lo que reduce la influencia de las condiciones meteorológicas en las imágenes (Batistoti et al., 2019; Rueda-Ayala et al., 2019).

Por otro lado, los VANTs presentan algunas desventajas, como el elevado consumo de energía necesario para mantener el vuelo y su autonomía limitada, que varía entre 15 y 30 minutos (Pino, 2019). Además, requieren una alta inversión inicial y la necesidad de personal calificado, tanto para su uso como para el procesamiento de datos (Tito, 2020). Sin embargo, las técnicas de fotogrametría aérea han demostrado ser eficaces para estimar las variables dasométricas (Reyes-Zurita et al., 2022).

2.5.6 Fotogrametría digital

La fotogrametría digital se caracteriza por utilizar imágenes en formato digital para obtener información en 2D y 3D, empleando diversas técnicas para procesarlas y mejorar su calidad, facilitando así su análisis e interpretación (Iglhaut et al., 2019; Zapata Ocampo, 2004). A través de sensores que capturan diferentes longitudes de onda, es posible generar productos como modelos digitales de terreno (Digital Terrain Model, DTM), ortoimágenes y fotomodelos 3D (Borkowski & Kubrat, 2024; Zapata Ocampo, 2004).

Los principios fundamentales de la fotogrametría se basan en la perspectiva cónica, donde el vértice del haz representa el centro del objetivo fotográfico y su proyección sobre el plano de la imagen se denomina punto principal (Ontiveros Capurata

et al., 2016). La distancia entre ambos, conocida como distancia focal, determina la calidad de la imagen y la precisión en la medición de la superficie terrestre (Santamaría Peña & Sanz Méndez, 2011). Para garantizar resultados precisos, es importante una adecuada planificación del vuelo, la captura de imágenes con la mayor verticalidad posible y el cumplimiento de parámetros métricos como exposición, enfoque, resolución y escala (Pérez Álvarez, 2001).

La fotogrametría aérea, una aplicación relevante de la fotogrametría digital, permite cubrir grandes extensiones mediante vuelos con VANTs u otras plataformas equipadas con sensores, capturando información en distintos rangos del espectro electromagnético (Palacios et al., 2024). Las imágenes superpuestas pueden procesarse mediante técnicas como *Structure from Motion* (SfM) para generar nubes de puntos 3D que luego se utilizan para obtener modelos digitales de elevación (Digital Elevation Model, DEM), ortofotos y curvas de nivel (Mikita et al., 2016; Wallace et al., 2016). Para mejorar la precisión, se recomienda el uso de VANTs con puntos de control en tierra (GCPs), cuyas coordenadas se determinan con receptores GNSS (Kovanič et al., 2023).

Por otro lado, técnicas como el escáner láser aerotransportado (Airborne Laser Scanning, ALS) combinan la cobertura aérea con la emisión de pulsos láser para generar modelos 3D de alta precisión y permiten penetrar el dosel vegetal, aunque con mayores costos (Peduzzi et al., 2012). En contraste, la fotogrametría terrestre y el escaneo láser terrestre (Terrestrial Laser Scanning, TLS) permiten obtener datos 3D de alta resolución desde el suelo; no obstante, su aplicación se restringe a áreas reducidas (Iglhaut et al., 2019; Mikita et al., 2016; Moe et al., 2020).

Un DEM es una representación digital que refleja la distribución espacial de la elevación del terreno (Felicísimo, 1994; Lillesand et al., 2015). Dentro de un DEM se distinguen dos subcategorías: el DTM, que registra la elevación del terreno desnudo (sin vegetación ni otros elementos), y el modelo digital de superficie (Digital Surface Model, DSM), que refleja la elevación de la superficie más alta, como la copa de los árboles (Jafarbiglu & Pourreza, 2022; Lillesand et al., 2015). Según los mismos autores, la diferencia entre DSM y DTM da lugar al modelo de altura del dosel (Canopy Height Model, CHM), que permite calcular la altura de la vegetación forestal sobre el suelo en cada punto (Figura A2). Estos modelos son la base para la segmentación de elementos individuales, como las copas de árboles, facilitando la estimación de biomasa y la caracterización de la vegetación (Lillesand et al., 2015; Palacios et al., 2024).

La generación de DEM implica procesos de filtrado para mejorar la precisión y suavizar la superficie (Quirós Rosado, 2014), seguidos de la interpolación para obtener una superficie continua (Linder, 2016). Para los DTM, se pueden emplear métodos como las Redes Triangulares Irregulares (Triangulated Irregular Network, TIN), que representan el terreno mediante triángulos formados por puntos de elevación, como valles, crestas o puntos máximos y mínimos (Quirós Rosado, 2014; Wolf et al., 2014). En el caso de DSM, algoritmos como *pitfree* corrigen "huecos", mejorando la continuidad y precisión del modelo (Khosravipour et al., 2014).

2.5.7 Segmentación

Como parte del tratamiento digital de imágenes, la segmentación se define como el proceso de dividir una imagen en áreas homogéneas (Pérez Álvarez, 2001; Riomoros Callejo, 2015), y ha evolucionado desde su aplicación inicial a nivel de píxeles, hasta centrarse en la identificación y delimitación de objetos completos (Hossain & Chen, 2019). Este proceso es importante en la agricultura, forestación y áreas afines ya que facilita el análisis de las características de interés (Pádua et al., 2017).

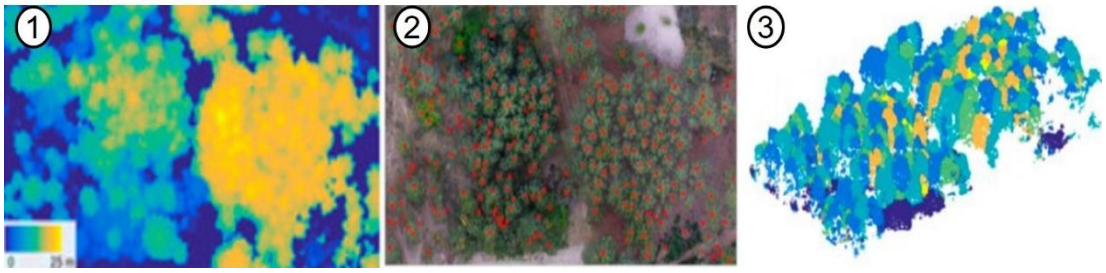
En las últimas dos décadas, ha surgido un nuevo enfoque centrado en los árboles que se basa en el procesamiento de nubes de puntos para la segmentación de árboles individuales (Individual Tree Segmentation; ITS) y la estimación automática de atributos dendrométricos, como la altura y el diámetro de copa, con una notable precisión (Nemmaoui et al., 2024). El objetivo principal de la ITS es extraer información detallada sobre el número y las características dendrométricas (posición, altura y diámetro de la copa) de los árboles en una zona forestal (Salazar Pranckevicius, 2021). Para ello, se utilizan tecnologías avanzadas, como nubes de puntos derivadas de estereoimágenes RGB o LiDAR, que proporcionan una gran precisión en la medición de estos atributos (Salazar Pranckevicius, 2021). A pesar de que existen varios algoritmos automatizados para este proceso, su precisión depende de las condiciones específicas del terreno y del área de estudio (Coelho & Nunes Brito, 2007; Salazar Pranckevicius, 2021).

Según indica Soille (1999), uno de los algoritmos más destacados para la delineación de las copas de los árboles es el método de cuencas invertidas (MCI). Este algoritmo comienza con la detección de máximos locales sobre un CHM, lo que facilita la identificación de las copas de los árboles. Posteriormente, se aplica un algoritmo de "vertido" mediante el cual, a partir de los máximos locales, las regiones se extienden

hacia los píxeles vecinos con alturas iguales o inferiores (Guimarães et al., 2020; Ke & Quackenbush, 2011; Soille, 1999) (Figura 5).

Figura 5

Identificación y delimitación de copas de árboles individuales



Nota. 1: Modelo de altura del dosel. 2: copas detectadas mediante máximos locales. 3: delimitación de copas utilizando el método de cuencas invertidas. Tomado de Guimarães et al. (2020).

En las zonas de menor altura o "valles de altura", las regiones se distribuyen equitativamente entre los árboles involucrados (Panagiotidis et al., 2017). Este enfoque se inspira en los algoritmos clásicos de cuenca hidrográfica invertida, adaptados a la detección de árboles, lo que permite obtener una aproximación inicial de la forma real de la copa del árbol y una estimación precisa de la altura (Edson & Wing, 2011; Ke & Quackenbush, 2011; Soille, 1999). Sin embargo, es importante tener precaución al aplicar esta técnica en bosques con estructuras complejas, donde los máximos locales pueden no reflejar de manera precisa las características del dosel (Panagiotidis et al., 2017).

La segmentación de árboles individuales mediante algoritmos de cuencas invertidas constituye una herramienta relevante para la estimación del volumen arbóreo a partir de datos obtenidos de sensores remotos (Panagiotidis et al., 2017). La delimitación de copas permite extraer información estructural derivada del CHM, utilizada posteriormente como variable predictora en modelos dendrométricos (Puliti et al., 2015; Wallace et al., 2016). De este modo, la integración de técnicas de segmentación y modelización forestal mejora la caracterización de cada individuo dentro del rodal (Lillesand et al., 2015).

3. HIPÓTESIS

La fotogrametría aérea basada en VANT combinada con técnicas de segmentación individual de árboles y modelos de aprendizaje automático, permite estimar el volumen individual en plantaciones jóvenes de *E. dunnii* y constituye una alternativa complementaria a los métodos tradicionales de inventario forestal.

4. OBJETIVOS

4.1 OBJETIVO GENERAL

Estimar el volumen individual de *E. dunnii* en plantaciones del litoral norte de Uruguay mediante técnicas de teledetección.

4.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

I. Determinar el volumen real individual de *E. dunnii* utilizando el método de Smalian.

II. Ajustar modelos de regresión para estimar el volumen individual de *E. dunnii* con una edad de tres años.

III. Evaluar el desempeño de la detección de árboles individuales y segmentación de copas de *E. dunnii* a partir del CHM.

IV. Estimar el volumen individual de *E. dunnii* mediante el uso de fotogrametría digital.

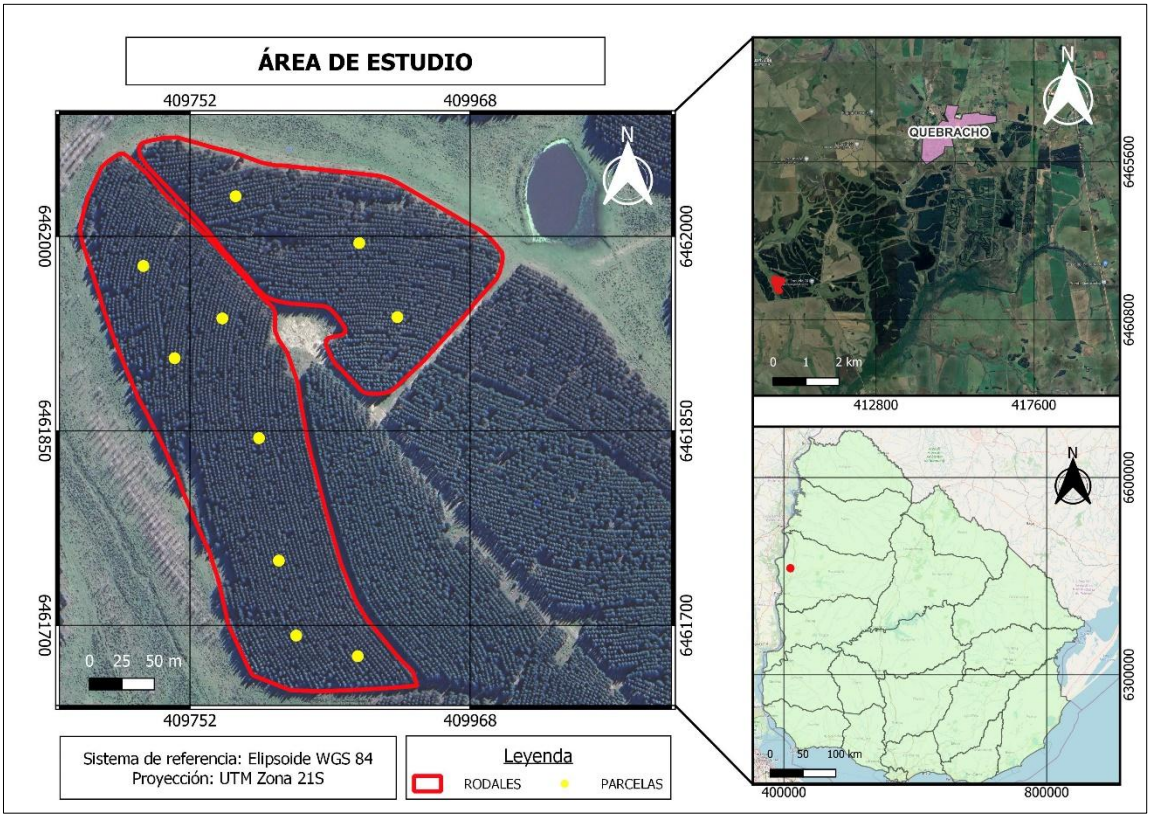
5. MATERIALES Y MÉTODOS

5.1 CARACTERIZACIÓN DEL SITIO

El presente estudio se llevó a cabo sobre una plantación de *E. dunnii* de tres años, de origen clonal, ubicada en el establecimiento “Las Retobadas”, el cual es propiedad de la empresa UPM Forestal Oriental S.A. y se localiza en Quebracho, departamento de Paysandú, Uruguay (31°58'31.41"S; 57°57'17.74" W). El área de estudio abarcó una superficie de 6,99 ha, situada sobre suelos del grupo CONEAT 9.3 (Figura 6), correspondiente a suelos de prioridad forestal de productividad media (Ministerio de Ganadería, Agricultura y Pesca [MGAP], 2020, 2021).

Figura 6

Ubicación del área de estudio



Nota. Elaboración propia en QGIS versión 3.22.6-Białowieża.

El grupo CONEAT 9.3 se caracteriza por materiales geológicos que corresponden a areniscas con cementos arcillosos. Las pendientes oscilan entre 1 y 3% con relieves suavemente ondulados. Los suelos presentan una textura arenosa franca y de baja fertilidad, además de ser imperfectamente drenados. Los suelos predominantes son

Planosoles Dístricos Ócricos, en ocasiones Melánicos; a su vez, cuenta con Argisoles Dístricos Ócricos Abrúpticos, a veces Típicos. En las laderas medias y bajas, con pendientes máximas de 1%, se presentan como asociados Brunosoles Subéutricos, a veces Dístricos Típicos y Lúvicos (MGAP, 2020).

La zona de estudio se ubica sobre la Unidad de suelo Algorta (Durán, 1976). Esta unidad presenta como suelos dominantes los Argisoles Dístricos Ócricos Abrúpticos Ar h, hm, formados a partir de sedimentos arenosos cretáceos, y se posiciona topográficamente sobre laderas plano-cóncavas, con pendientes que oscilan entre el 2 y 3%.

De acuerdo con la clasificación climática de Köppen, Uruguay se cataloga como "Cfa" (Köppen, 1936), presentando las siguientes características: clima templado, moderado, lluvioso (tipo "C"); temperie húmeda ("f") y temperatura del mes más cálido superior a 22°C (tipo "a"). En este contexto, de acuerdo con la caracterización agroclimática del Uruguay realizada para el período 1980-2009, el departamento de Paysandú presenta una temperatura media anual de 18,4°C, con temperaturas máximas medias anuales que alcanzan los 24,2°C y temperaturas mínimas medias anuales de 12,6°C (Castaño et al., 2011). En cuanto a las precipitaciones, la acumulación anual en esta zona es de 1.238,6 mm; por su parte, la ocurrencia de heladas se presenta entre los meses de mayo y septiembre, con un promedio anual de 23,5 días con heladas, siendo julio el mes con mayor incidencia, registrándose un valor medio de 9 (Castaño et al., 2011).

5.2 DISEÑO DE MUESTREO

El área de estudio comprende dos rodales, en los cuales se distribuyeron aleatoriamente 10 parcelas de 300 m^2 (20 x 15 m) cada una, donde se llevó a cabo un inventario forestal midiendo el DAP y la altura total de los árboles presentes (Figura 6, Tabla 1). Tanto las parcelas como los árboles fueron georreferenciados mediante un GPS submétrico, marca Trimble, modelo Catalyst DA2 GNSS Receiver (Trimble Inc., Westminster, Colorado, EE. UU.), permitiendo una precisión máxima de 1 cm. De acuerdo con la distribución de las clases diamétricas, se preseleccionaron 25 árboles para ser apeados y cubicados.

Tabla 1
Características promedio de las parcelas de inventario del área de estudio

Variable	Mín.	Máx.	Media	D.E.	C.V. (%)
DAP (cm)	6,50	17,50	12,26	1,64	13
H_T (m)	9,25	16,25	13,32	1,21	9

Nota. DAP: diámetro a la altura del pecho; H_T: altura total. Promedio (Media), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), desvío estándar (D.E.) para las variables DAP, H_T.

5.3 MUESTREOS DESTRUCTIVOS

Una vez definidas las clases de diámetro, se seleccionaron 25 individuos de acuerdo con la frecuencia de cada clase. Los mismos fueron apeados y cubicados para calcular el volumen total y volumen comercial (hasta una punta fina de 5 cm) (Figura 7). Es importante señalar que, para que un árbol fuera seleccionado, debía cumplir con estado sanitario óptimo, no presentar árboles faltantes en sus alrededores, entre otras consideraciones.

Figura 7
Proceso de apeo y medición de fuste



Nota. 1: selección del individuo. 2: árbol apeado. 3: medición de altura total y comercial.

Posteriormente se marcaron las trozas en intervalos de 0,25 metros de longitud hasta alcanzar un total de 1 metro. A partir de este punto, se generaron trozas de 1 metro de largo hasta alcanzar la altura comercial. Para cada troza, se midieron los diámetros en sus respectivos límites, tomando dos medidas perpendiculares en cada uno de ellos (Figura 8). Las mediciones se realizaron utilizando una forcípula Haglöf modelo Mantax

(Haglöf, Långsele, Sweden), instrumento compuesto de una regla graduada y dos brazos paralelos, siendo uno fijo y otro móvil sobre la barra (Sorrentino, 2010).

Figura 8

Mediciones perpendiculares del diámetro



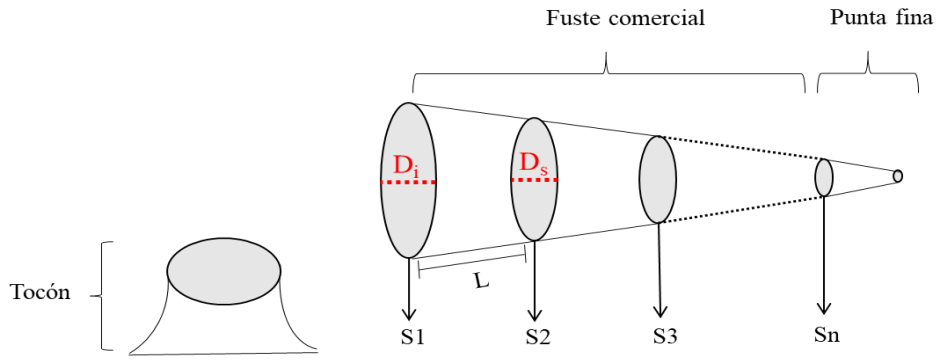
Una vez obtenidos los diámetros y la longitud de cada troza, se calculó el volumen real de todas las trozas que conforman el fuste comercial. Este procedimiento se repitió para cada uno de los 25 árboles apeados. Para ello, se aplicó el método de Smalian (Figura 9), utilizando la fórmula en función de los diámetros (Picard et al., 2012; Sorrentino, 2008), tal como se muestra a continuación:

$$V = \left(\frac{\pi}{8}\right) \times ({D_i}^2 + {D_s}^2) \times L \qquad \text{(Ecuación 2)}$$

Donde: V: volumen Smalian (m^3); D_i: diámetro promedio inferior de la troza (m); D_s: diámetro promedio superior de la troza (m); L: largo de la troza (m).

Figura 9

Representación de cubicación por método de Smalian



Nota. S: sección transversal de la troza. D_i: diámetro promedio inferior de la troza. D_s: diámetro promedio superior de la troza. L: largo de la troza. Adaptado de Sorrentino (2008).

5.4 AJUSTE DE MODELOS PARA LA ESTIMACIÓN DE VOLUMEN

Una vez determinado el volumen de cada árbol, se evaluó el ajuste de distintos modelos matemáticos utilizando como variables independientes el DAP y H_T. Se consideraron modelos de formas lineales y no lineales, aplicando el método de MCP con el objetivo de cumplir con el supuesto de homocedasticidad en los residuos (Parresol, 2001). En los modelos lineales se incluyeron términos cuadráticos y de interacción entre las variables (DAP x H_T). Los modelos no lineales abarcaron funciones exponenciales, logarítmicas y multiplicativas con potencias. El análisis se realizó empleando el software estadístico R (versión 4.4.1), a través de su interfaz RStudio (versión 2024.12.0, Build 467).

En la siguiente tabla se presentan los modelos a evaluar para estimar el volumen a partir de los datos de inventario, permitiendo su comparación con el volumen obtenido mediante cubicación (Tabla 2). Cabe destacar que se incluyeron tanto modelos que incorporaban dos variables independientes como aquellos que utilizaban una sola.

Tabla 2
Modelos de regresión evaluados en RStudio

ID	Modelo
1	$V = \beta_0 \times DAP^{\beta_1}$
2	$V = \exp\left[\beta_0 + \beta_1 \times \ln\left(DAP^2 \times H_T\right)\right]$
3	$V = \beta_0 + \beta_1 \times DAP + \beta_2 \times DAP^2$
4	$V = \beta_0 + \beta_1 \times DAP + \beta_2 \times H_T$
5	$V = \exp\left[\beta_0 + \beta_1 \times DAP + \beta_2 \times DAP^2\right]$
6	$V = \beta_0 + DAP^{\beta_1} + H_T^{\beta_2}$
7	$V = \beta_0 \times DAP + \beta_1 \times DAP^2 + \beta_2 \times DAP \times H_T$
8	$V = \beta_0 \times \left[DAP^2 \times H_T\right]^{\beta_1}$
9	$V = \beta_0 + \beta_1 \times DAP^2 \times H_T + \beta_2 \times \left[DAP \times H_T\right]^2$
10	$V = \exp\left[\beta_0 + \beta_1 \times DAP\right]$

Nota. β_0, β_1, β_2: coeficientes del modelo; DAP: diámetro a la altura del pecho; H_T: altura total. Adaptado de Hirigoyen et al. (2021).

Como criterio para la selección del modelo, se estimaron los coeficientes y se evaluó la significancia de los parámetros. Posteriormente, se eligieron los modelos que presentaron mayor valor de R^2 ajustado y menor RMSE. Además, se evaluó la normalidad de los residuos mediante la prueba de Shapiro-Wilk y la dispersión de los errores con la prueba de heterocedasticidad de White (Shapiro & Wilk, 1965; White, 1980). De forma complementaria, se analizaron los gráficos para verificar los supuestos de normalidad y homogeneidad de varianza.

5.5 ESTIMACIÓN DE VOLUMEN INDIVIDUAL MEDIANTE VANT

5.5.1 Adquisición de datos

La captura de imágenes se llevó a cabo en diciembre del año 2023, utilizando un VANT DJI Inspire 1 (DJI, Shenzhen, China), equipado con una cámara multiespectral Sentera 6X thermal (Sentera, MN, EE. UU.). Los vuelos se planificaron con el objetivo de obtener imágenes de alta resolución (9 cm píxel^{-1}), a una altitud de 220 m, a una velocidad de 7,2 m s^{-1} y con un solapamiento lateral y frontal de 85%. En total se obtuvieron 279 imágenes, las cuales fueron posteriormente utilizadas para generar productos fotogramétricos. Las imágenes obtenidas sirvieron como base para construir nubes de puntos y modelos tridimensionales. Con el fin de mejorar la precisión espacial de estos productos, se utilizaron puntos de control distribuidos en el área de estudio.

5.5.2 Procesamiento fotogramétrico, segmentación y estimación de altura de árboles

Las imágenes capturadas se procesaron en el software Agisoft Metashape Professional, a partir del cual se generó una nube de puntos densa. La clasificación y el filtrado de esta nube permitieron obtener un DTM y un DSM, los cuales se cargaron en el software QGIS (Versión 3.22.6-Białowieża) en formato TIFF. A partir de dichos modelos se obtuvo el CHM, que representa la altura de la vegetación sobre el nivel del terreno, calculado como la diferencia entre DSM y DTM (CHM = DSM – DTM) mediante la herramienta *Calculadora ráster* de QGIS.

El CHM generado fue cargado en el software R para la detección de árboles individuales mediante el paquete *ForestTools*. En primer lugar, se aplicó el algoritmo de ventana variable (Variable Window Filter, VWF), utilizando una función lineal para ajustar el tamaño del área de búsqueda en el CHM según la altura del dosel. Este método permite identificar los máximos locales asociados a las copas de los árboles, considerando un umbral mínimo de 7 m, valor establecido en este estudio para excluir vegetación baja y arbustiva. Los puntos detectados fueron interpretados como ápices de árboles individuales (*treetops*), representando la ubicación de los árboles dentro del área de estudio.

Con el fin de delimitar la extensión de cada copa, se aplicó el algoritmo de cuencas invertidas (*Marker-Controlled Watershed Segmentation, MCWS*), que segmenta las copas arbóreas a partir del CHM, utilizando como referencia los ápices previamente identificados mediante VWF. Finalmente, los ápices y las copas segmentadas fueron

exportados en formato vectorial, lo que permitió su posterior análisis en un sistema de información geográfica.

5.5.3 Evaluación de la detección de árboles individuales

Con el objetivo de cuantificar el desempeño de la detección de árboles individuales, se realizó una comparación espacial entre los puntos obtenidos mediante fotogrametría aérea y los árboles georreferenciados del inventario de campo. Se estableció una distancia máxima de correspondencia de 2 m, considerando un emparejamiento uno a uno entre individuos. Los árboles con coincidencia espacial entre ambos métodos se clasificaron como verdaderos positivos (TP); aquellos identificados mediante fotogrametría aérea sin correspondencia en terreno se consideraron falsos positivos (FP), mientras que los individuos del inventario sin detección equivalente fueron clasificados como falsos negativos (FN) (Everitt, 2002; Powers, 2011).

A partir de estos valores se calcularon los indicadores de desempeño de la segmentación. La precisión correspondió a la proporción de árboles detectados que coincidieron con individuos presentes en el inventario (TP/(TP+FP)), mientras que la sensibilidad (recall) representó la proporción de árboles del inventario correctamente detectados por el algoritmo (TP/(TP+FN)) (Powers, 2011). Asimismo, se calculó el índice F1 (F1-score), definido como la media armónica entre la precisión y el recall, el cual proporciona una medida integrada del desempeño del algoritmo al considerar simultáneamente los FP y los FN (Sasaki, 2007).

5.5.4 Estimación de volumen a partir de la fotogrametría aérea

La estimación del volumen individual por árbol se realizó mediante un modelo predictivo basado en el algoritmo Random Forest, desarrollado en el software R (versión 4.5.2) a través de su interfaz RStudio (versión 2024.12.0, Build 467). El modelo tuvo como objetivo predecir el volumen individual a partir de métricas derivadas del CHM. Como variable de respuesta se utilizó el volumen individual del inventario forestal, mientras que las variables predictoras estuvieron constituidas por métricas descriptivas de la distribución de alturas del CHM calculadas para los árboles medidos en las parcelas, incluyendo media, mediana, máximo, desviación estándar y los percentiles 70, 75, 80, 85, 90, 95 y 99.

Como parte del proceso de ajuste, se evaluó la importancia relativa de cada variable predictora a partir del porcentaje de incremento del error cuadrático medio

(%IncMSE). A partir de este indicador, se aplicó un procedimiento iterativo de selección recursiva, eliminando de forma progresiva aquellas variables cuya contribución fue menor al 5%. De esta manera, se obtuvo un conjunto reducido y más estable de predictores, con mayor capacidad explicativa.

El modelo se configuró con 500 árboles de decisión y el parámetro *mtry* fue optimizado mediante una búsqueda sistemática, con un valor determinado en función del número de variables explicativas seleccionadas en cada interacción. Este procedimiento consistió en evaluar de forma secuencial todos los valores posibles del parámetro, desde 1 hasta el número total de variables predictoras disponibles, ajustando un modelo Random Forest para cada valor considerado. Para cada combinación evaluada, el desempeño del modelo fue estimado mediante validación cruzada de diez pliegues (*10-fold cross-validation*), utilizando como criterio de selección el menor valor de RMSE. A partir de este procedimiento, se seleccionó el modelo con mejor capacidad predictiva y su ajuste final fue evaluado mediante el R^2 y el RMSE. Posteriormente, el modelo seleccionado se aplicó sobre la totalidad de los árboles presentes en el área de estudio, permitiendo estimar el volumen individual a partir de las métricas derivadas del CHM (Figura A3).

6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

6.1 ESTIMACIÓN DE VOLUMEN INDIVIDUAL MEDIANTE MÉTODOS TRADICIONALES

6.1.1 Variables de los árboles seleccionados para la cubicación

Los árboles seleccionados para las evaluaciones destructivas fueron descriptos a partir del DAP y H_T obtenidos del inventario forestal. En la siguiente tabla se presentan los estadísticos descriptivos correspondientes a dichos individuos (Tabla 3).

Tabla 3
Características promedio de los árboles seleccionados para el apeo

Variable	Mín.	Máx.	Media	D.E.	C.V. (%)
DAP (cm)	6,50	17,50	12,12	2,39	20
H_T (m)	9,75	15,25	13,24	1,40	11

Nota. DAP: diámetro a la altura del pecho; H_T: altura total. Promedio (Media), mínimo (Mín.), máximo (Máx.), desvío estándar (D.E.) y coeficiente de variación (C.V).

De acuerdo con los resultados que se aprecian en la tabla 3, el DAP promedio de los árboles seleccionados fue de 12,12 cm, mientras que la H_T presentó una media de 13,24 m. El coeficiente de variación fue de 20% para el DAP y del 11% para la altura, evidenciando una mayor variabilidad en el diámetro respecto a la altura. Esta heterogeneidad se relaciona con la selección de individuos pertenecientes a distintas clases diamétricas, incluyendo ejemplares de menor tamaño, así como individuos de mayor desarrollo.

6.1.2 Modelos de estimación de volumen

Luego de realizar las pruebas estadísticas, se seleccionaron los modelos que cumplieron con los criterios de ajuste previamente establecidos. Los modelos que satisfacen dichos criterios corresponden a los identificados con los IDs 2, 5, 7 y 10. En la siguiente tabla se presentan los valores de R^2 ajustado y RMSE para cada uno de ellos (Tabla 4).

Tabla 4
Valores de R^2 ajustado y RMSE para los modelos preseleccionados

ID	Modelo	R^2 aj	RMSE
7	$V = -0{,}00507 \times DAP + 0{,}000453 \times DAP^2 + 0{,}000447 \times DAP \times H_T$	0,9875	0,0035
2	$V = \exp\left[-9{,}731 + 0{,}945 \times \ln (DAP^2 \times H_T)\right]$	0,9863	0,0038
5	$V = \exp\left[-6{,}575 + 0{,}459 \times DAP + 0{,}011 \times DAP^2\right]$	0,9764	0,0048
10	$V = \exp\left[-4{,}734018 + 0{,}175705 \times DAP\right]$	0,9378	0,0080

Nota. DAP: diámetro a la altura del pecho; H_T: altura total; V: volumen estimado; RMSE: error cuadrático medio; R^2 aj: R^2 ajustado.

Entre los modelos evaluados, el identificado con el ID 7 fue seleccionado debido a su mejor desempeño estadístico, evidenciado por un mayor valor de coeficiente R^2 ajustado (0,9875) y un menor RMSE (0,0035). Estos resultados indican una buena capacidad predictiva en la estimación del volumen. Adicionalmente, el análisis gráfico de los residuos y el histograma de frecuencias mostraron un comportamiento adecuado del ajuste (Figura 11, Figura A4).

En Uruguay, diversos estudios han abordado la estimación del volumen mediante modelos que relacionan variables dendrométricas como el diámetro y la altura. En este contexto, Moras y Vallejos-Barra (2013) mencionan que *Eucalyptus globulus ssp. globulus* reportó un R^2 ajustado de 0,98 utilizando modelos que incorporaron DAP^2 y H_T a partir de muestreo destructivo y cálculo de volúmenes con Smalian. De manera similar, Resquin et al. (2018) y Baietto et al. (2025) observaron que los modelos que incorporan términos cuadráticos e interacciones entre diámetro y altura presentan un buen ajuste para la estimación del volumen de la especie *E. dunnii*. Asimismo, Hirigoyen et al. (2021) destacaron que la inclusión conjunta del diámetro y la altura total mejora la capacidad predictiva de modelos alométricos para especies de *Eucalyptus* en Uruguay. En conjunto, estos antecedentes respaldan el buen desempeño de los modelos evaluados en el presente estudio.

Como parte del proceso de evaluación de los modelos ajustados, se comparó el volumen real obtenido mediante el método de Smalian con el volumen estimado a partir del modelo ajustado. Para los 25 árboles evaluados mediante muestreo destructivo, el

volumen real presentó un valor promedio de 0,0806 m^3, mientras que el valor estimado fue de 0,0805 m^3 (Tabla 5). La similitud entre los valores medios y las medidas de dispersión de volumen observado y estimado respalda un correcto ajuste y un buen poder predictivo del modelo ajustado. Asimismo, los residuos estandarizados presentaron una media cercana a 0 (0,0067) con valores comprendidos entre -2,1027 y 2,9027, indicando una distribución centrada alrededor de 0, y ausencia de un sesgo sistemático en las predicciones del modelo.

Tabla 5

Estadísticos descriptivos del volumen observado, volumen predicho y residuos del modelo seleccionado

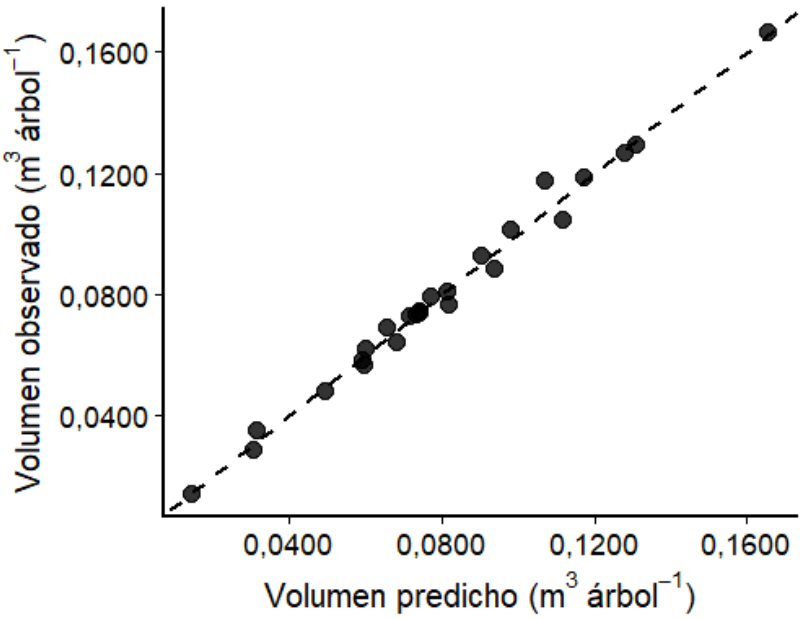
Variable	Mínimo	Máximo	Media	D.E.
Volumen observado	0,0141	0,1664	0,0806	0,0343
Volumen predicho	0,0145	0,1654	0,0805	0,0340
Residuos estandarizados	-2,1027	2,9027	0,0067	1,0128

Nota. Los valores de volumen están expresados en m^3 $árbol^{-1}$. Los residuos estandarizados son adimensionales. Promedio (Media), desvío estándar (D.E.).

La Figura 10 presenta la relación entre el volumen observado en campo y el volumen estimado por el modelo. Se aprecia una asociación positiva entre ambas variables, evidenciada por la proximidad de la mayoría de los puntos a la línea 1:1. Este comportamiento indica que el modelo logra reproducir de manera adecuada la variabilidad del volumen en el rango analizado, reflejado por la alta concordancia entre los valores observados y predichos. En conjunto, los resultados obtenidos respaldan la capacidad predictiva del modelo para la estimación del volumen individual, evidenciando un comportamiento consistente con los estadísticos previamente ajustados.

Figura 10

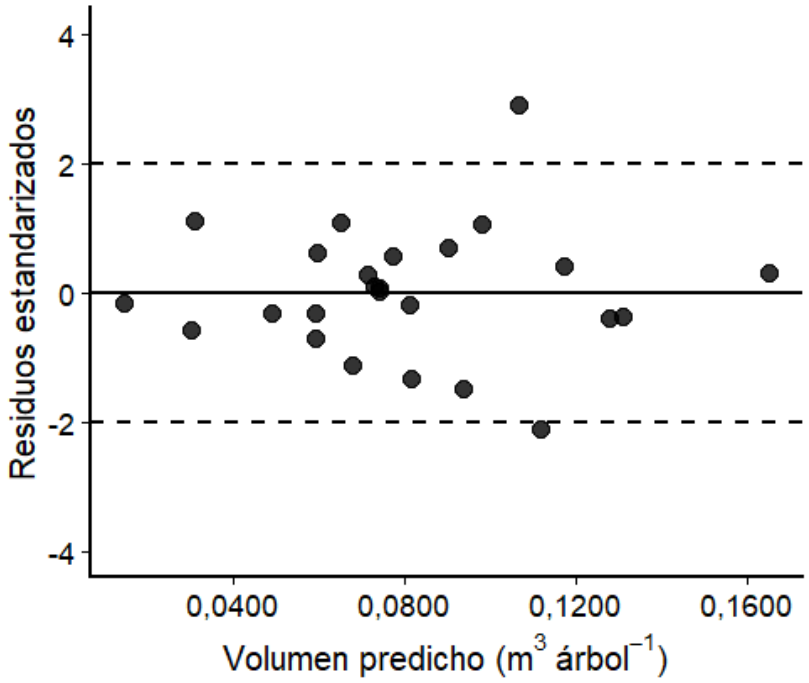
Relación entre el volumen observado y el volumen predicho del modelo seleccionado



La Figura 11 ilustra la distribución de los residuos en función del volumen predicho. En términos generales, los residuos se distribuyen de forma aleatoria alrededor de cero, sin evidenciar tendencias definidas, lo cual sugiere que el modelo seleccionado no presenta desviaciones sistemáticas en sus estimaciones. Aunque se observan algunos residuos con mayor dispersión respecto al resto, estos se presentan de manera aislada y no configuran un patrón definido. Este comportamiento indica que el ajuste mediante MCP permitió modelar adecuadamente la variabilidad de los errores, favoreciendo el cumplimiento del supuesto de homogeneidad de varianza. En conjunto, el análisis gráfico de los residuos respalda la validez del modelo y su adecuado desempeño predictivo para la estimación del volumen individual.

Figura 11

Distribución de dispersión de residuos del modelo seleccionado en función del volumen predicho



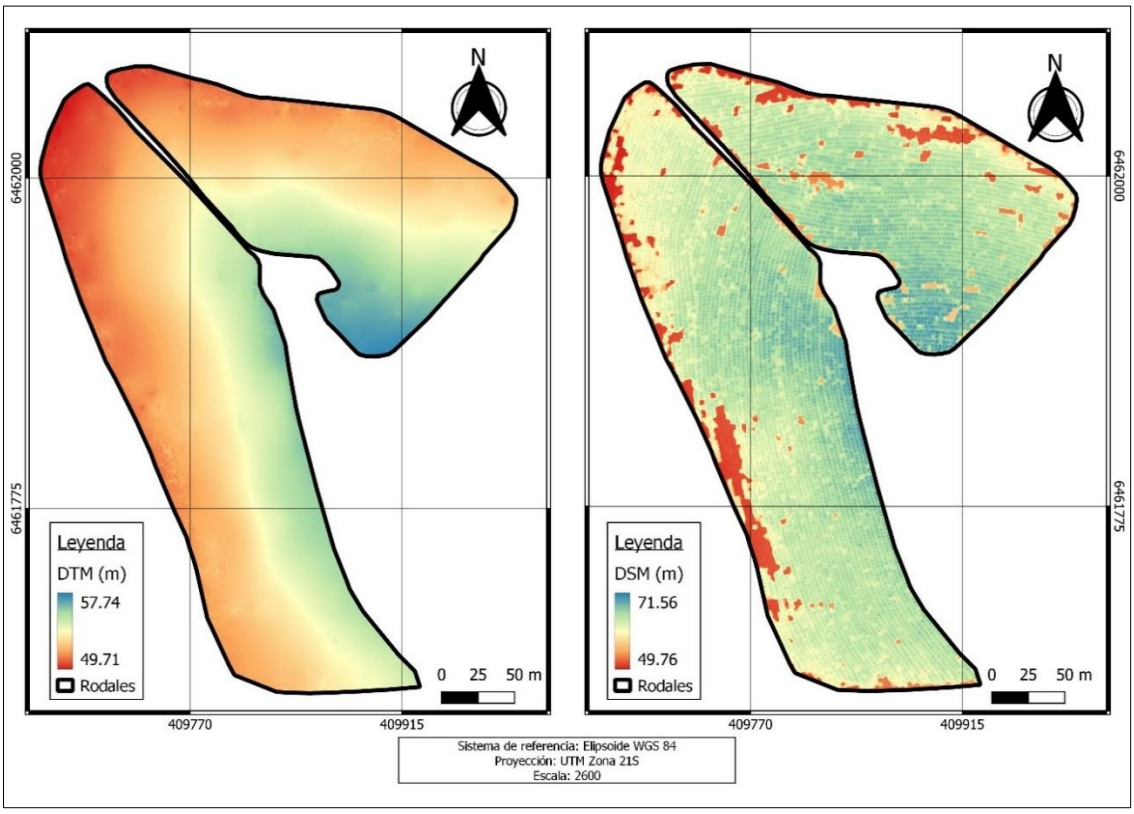
6.2 ESTIMACIÓN DE VOLUMEN INDIVIDUAL MEDIANTE FOTOGRAMETRÍA AÉREA

6.2.1 Productos derivados de la fotogrametría aérea

Mediante fotogrametría aérea se obtuvieron para el área de estudio el DTM, el DSM y el CHM. En la Figura 12 se presentan el DTM y el DSM, los cuales registraron altitudes comprendidas entre 49,71 y 57,74 metros sobre el nivel del mar y entre 49,76 y 71,56 metros sobre el nivel del mar, respectivamente.

Figura 12

Modelo Digital de Terreno y Modelo Digital de Superficie del área de estudio



Nota. Elaboración propia en QGIS versión 3.22.6-Białowieża.

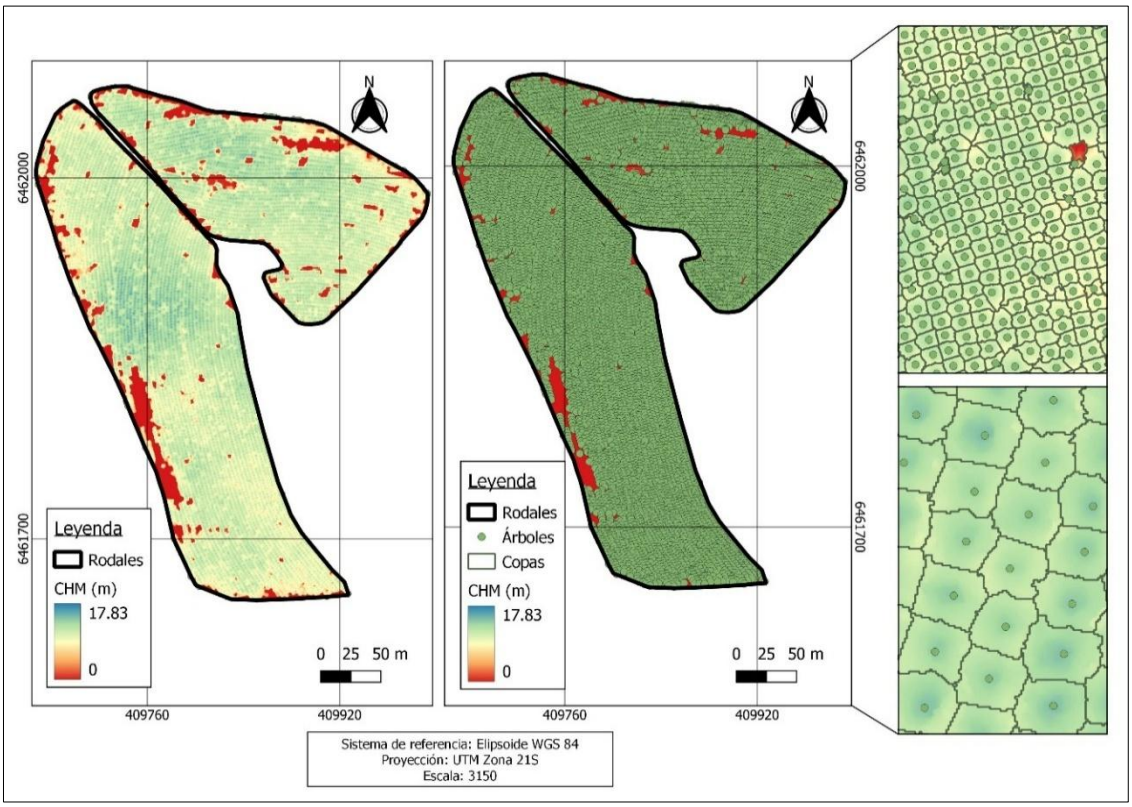
A partir del DTM se estimó una pendiente de 1,5%, indicando un relieve suavemente ondulado. Este resultado coincide con la caracterización topográfica del grupo CONEAT 9.3. Por su parte, el DSM reflejó de manera clara la cobertura forestal, con valores máximos asociados a zonas ocupadas por el dosel arbóreo. La diferencia entre ambos modelos permitió obtener el CHM, utilizado posteriormente para la identificación de los ápices arbóreos y la segmentación de árboles individuales.

6.2.2 Identificación de árboles individuales y segmentación de copas

Como se aprecia en la Figura 13, las alturas derivadas del CHM alcanzaron un máximo de 17,83 m. Sobre este modelo se aplicó el algoritmo de VWF para identificar los ápices de los árboles, los cuales se utilizaron posteriormente para la segmentación de copas mediante el algoritmo MCWS (Figura 13). El resultado mostró una clara delimitación de las copas individuales y una distribución espacial de los ápices consistente con las zonas de mayor altura del CHM, lo que sugiere un buen desempeño del procedimiento de segmentación.

Figura 13

Mapa del CHM y segmentación individual de árboles

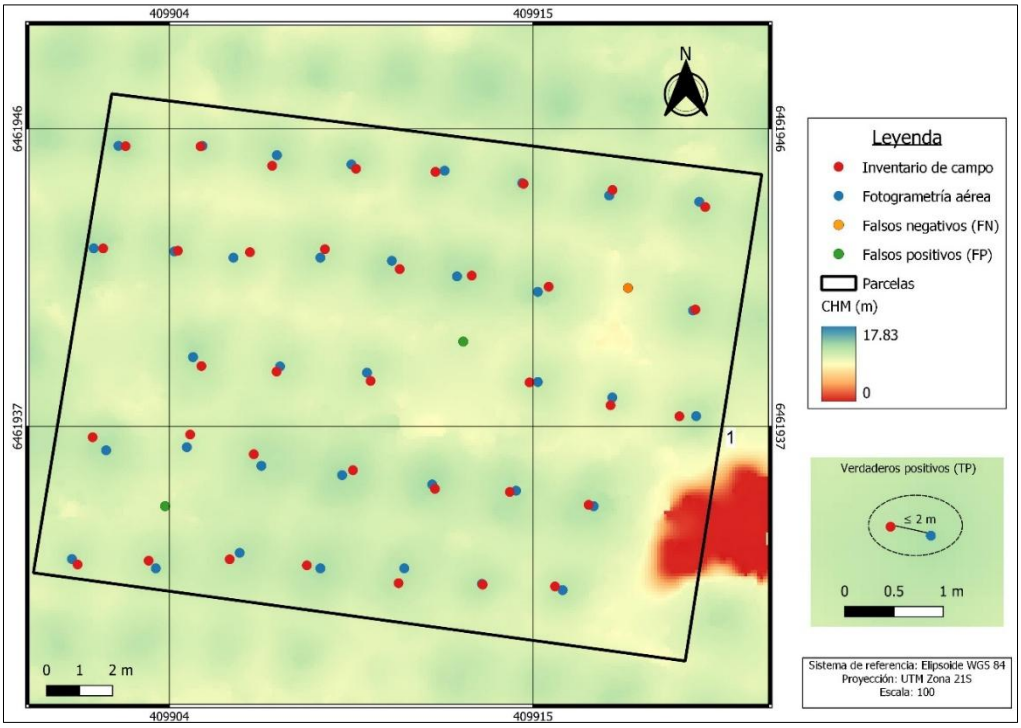


Nota. Elaboración propia en QGIS versión 3.22.6-Białowieża.

Para ilustrar la correspondencia espacial entre los árboles detectados mediante fotogrametría aérea y los individuos georreferenciados en el inventario de campo, la Figura 14 presenta un ejemplo correspondiente a la parcela 1, donde se observa una elevada coincidencia entre ambas fuentes de información.

Figura 14

Correspondencia espacial de árboles medidos en campo y detectados mediante fotogrametría aérea en parcela 1



Nota. Elaboración propia en QGIS versión 3.22.6-Białowieża.

La evaluación cuantitativa de la detección individual de árboles se realizó considerando el conjunto de las 10 parcelas del inventario forestal. Los indicadores obtenidos se presentan en la Tabla 6, permitiendo evaluar el desempeño del procedimiento de detección a partir de las métricas de precisión, recall y F1-score.

Tabla 6
Indicadores de calidad de la detección individual de árboles mediante fotogrametría aérea

Indicador	Valor
Árboles inventario de campo	375
Árboles fotogrametría aérea	390
Verdaderos positivos (TP)	364
Falsos positivos (FP)	26
Falsos negativos (FN)	11
Recall	0,97
Precisión	0,93
F1-score	0,95

De los 375 árboles detectados en campo, 364 fueron correctamente identificados, registrándose además 26 FP y 11 FN. En consecuencia, se alcanzaron valores de recall, precisión y F1-score de 0,97, 0,93 y 0,95, respectivamente, comparables con los reportados por Watt et al. (2025) mediante datos UAV-LiDAR en plantaciones forestales (precisión = 0,93; recall = 0,97; F1-score = 0,96). Estos resultados indican que la mayoría de los árboles presentes en campo fueron detectados correctamente y con una baja proporción de falsas detecciones. Si bien las métricas obtenidas evidencian un buen desempeño general del método, el análisis espacial de los errores permitió identificar diferencias en el comportamiento de los errores.

La distribución espacial de los errores se analizó visualmente (Figura A5) y mostró una mayor concentración de FN, aunque también se observaron casos aislados en otras parcelas. En cambio, los FP presentaron una distribución más amplia y dispersa, sin concentración espacial definida. Este patrón indica que los errores no fueron completamente aleatorios y podrían estar asociados a condiciones locales del dosel, particularmente al solapamiento de copas y a la presencia de individuos de menor altura (Almeida et al., 2021; Chen et al., 2021; Mohan et al., 2017).

El elevado porcentaje de detección obtenido en este estudio (97%) es consistente con lo reportado por Almeida et al. (2021) en plantaciones del género *Eucalyptus*, quienes alcanzaron porcentajes de detección superiores al 95% mediante técnicas de teledetección

para la identificación individual de árboles. Asimismo, este valor es superior a los obtenidos en bosques mixtos densos, donde Mohan et al. (2017) y Chen et al. (2021) reportaron tasas de detección de árboles individuales de 85% y 80%, respectivamente. En contraste, estudios basados en tecnologías LiDAR en plantaciones forestales, alcanzaron precisiones de detección cercanas al 98% (Wu et al., 2019), lo que evidencia que el desempeño del método está condicionado por la complejidad del dosel y el tipo de sensor utilizado.

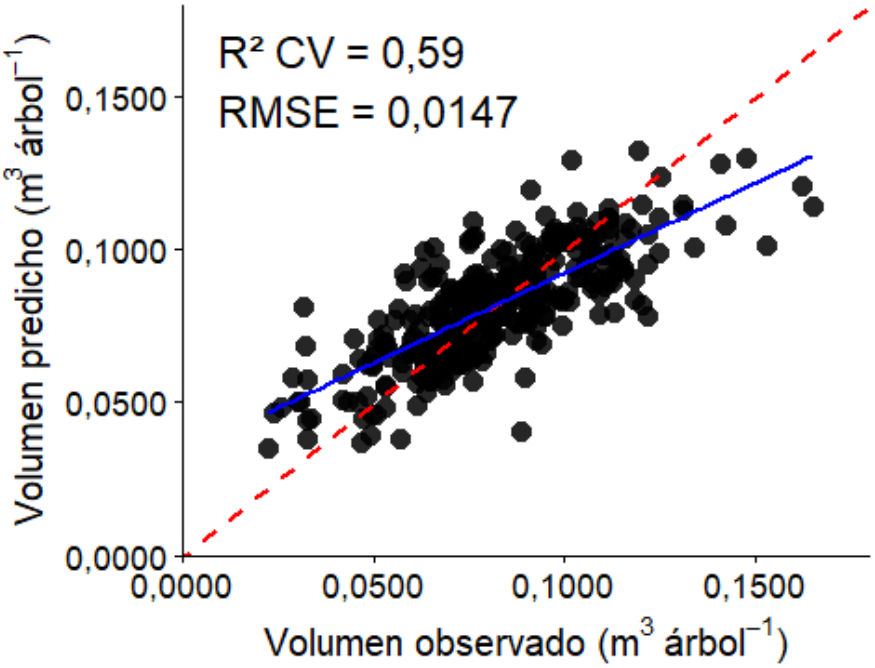
La combinación del CHM con algoritmos de detección y segmentación de copas constituye una herramienta confiable y no destructiva para la identificación y delimitación de los árboles individuales, permitiendo obtener información espacial y estructural del rodal (Almeida et al., 2021; Mohan et al., 2017). Si bien la fotogrametría aérea no permite la penetración del dosel, presenta buenos resultados siempre que el vuelo esté bien planificado y cuente con un solape adecuado (Dhruva et al., 2024; Puliti et al., 2015). En este sentido, los resultados coinciden con los hallazgos de Hinojosa-Espinoza et al. (2025) y Tang et al. (2023), quienes destacaron la capacidad de los VANTs para evaluar las plantaciones de manera rápida y precisa.

6.2.3 Estimación de volumen a nivel de árbol individual y comparación con el método tradicional estándar

La aplicación del modelo Random Forest permitió evaluar la capacidad predictiva de las métricas derivadas del CHM para la estimación de volumen de árboles individuales. La relación entre el volumen observado en campo y el volumen estimado con Random Forest mostró una correspondencia general adecuada obteniendo un buen ajuste del modelo (Figura 15). Sin embargo, se observó una tendencia a sobreestimar los individuos de menor volumen y a subestimar aquellos de mayor volumen. Este patrón se refleja en una pendiente de la recta de regresión ajustada inferior a la de la línea de concordancia 1:1, evidenciando una tendencia del modelo a aproximar las predicciones hacia valores intermedios.

Figura 15

Relación entre el volumen observado y el volumen predicho



Nota. La línea roja discontinua representa la concordancia perfecta (1:1), mientras que la línea azul corresponde a la regresión lineal ajustada.

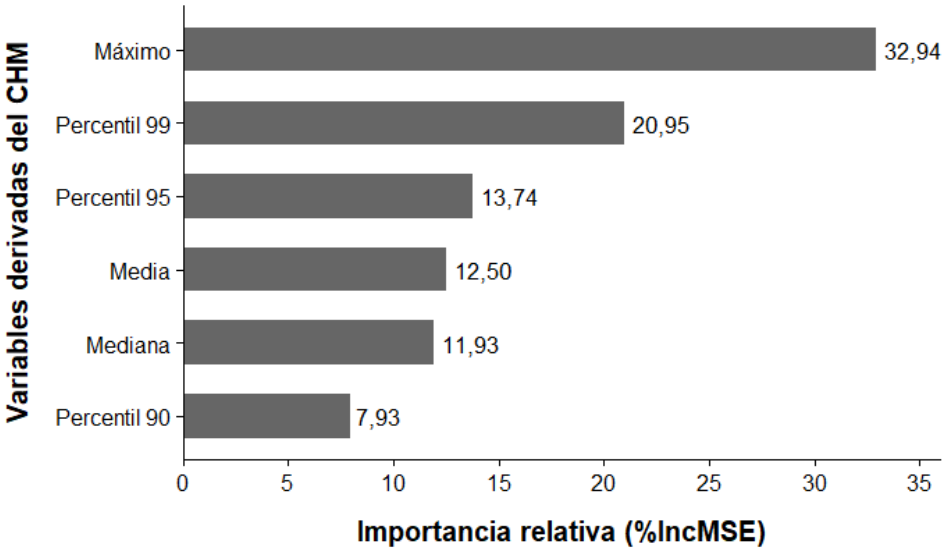
La tendencia observada coincide con lo reportado para algoritmos de aprendizaje automático basados en árboles de decisión, como Random Forest. Debido a que las predicciones se obtienen a partir del promedio de múltiples árboles de decisión, las estimaciones tienden a aproximarse a los valores medios de la población, reduciendo la influencia de observaciones extremas (Belitz & Stackelberg, 2021; Breiman, 2001). Como consecuencia, los valores bajos suelen ser sobreestimados y los valores altos subestimados, fenómeno conocido como regresión hacia la media (Wolfensberger et al., 2021; Zhang et al., 2012). Zhang et al. (2012) señalaron que este comportamiento genera sesgo positivo en las predicciones de valores reducidos y sesgo negativo en las de valores elevados, mientras que Belitz y Stackelberg (2021) confirmaron que este patrón constituye una característica frecuente de los modelos Random Forest cuando se aplican variables con una amplia variabilidad o con presencia de valores extremos.

En validación cruzada, el modelo alcanzó un $R^2 = 0,59$ y un RMSE de 0,0147 m^3 $árbol^{-1}$, utilizando seis variables predictoras seleccionadas automáticamente a partir del criterio de importancia (%IncMSE). El R^2 refleja una capacidad explicativa moderada de la variabilidad del volumen a nivel de árbol individual, mientras que el RMSE resultó

bajo en relación con los valores observados, lo que sugiere un desempeño aceptable del modelo. Resultados similares fueron reportados por Watt et al. (2025), quienes emplearon Random Forest y métricas derivadas de LiDAR de UAV para estimar el volumen individual de *Pinus radiata*, obteniendo un R^2 de 0,63 durante la validación cruzada Leave-One-Site-Out. Como línea futura, la incorporación de variables multiespectrales podría complementar la información estructural derivada del CHM y contribuir a mejorar la capacidad predictiva del modelo.

Por su parte, el análisis de importancia relativa (Figura 16) evidenció una clara predominancia de las métricas asociadas a la altura máxima y a los percentiles superiores del dosel, mientras que las métricas de tendencia central y el percentil 90 presentaron una contribución menor, aunque igualmente relevante dentro del conjunto de predictores. Este patrón sugiere que la variabilidad del estrato superior del dosel constituye el principal componente explicativo en la estimación del volumen individual.

Figura 16
Importancia relativa de las variables derivadas del CHM en el modelo Random Forest (%IncMSE)



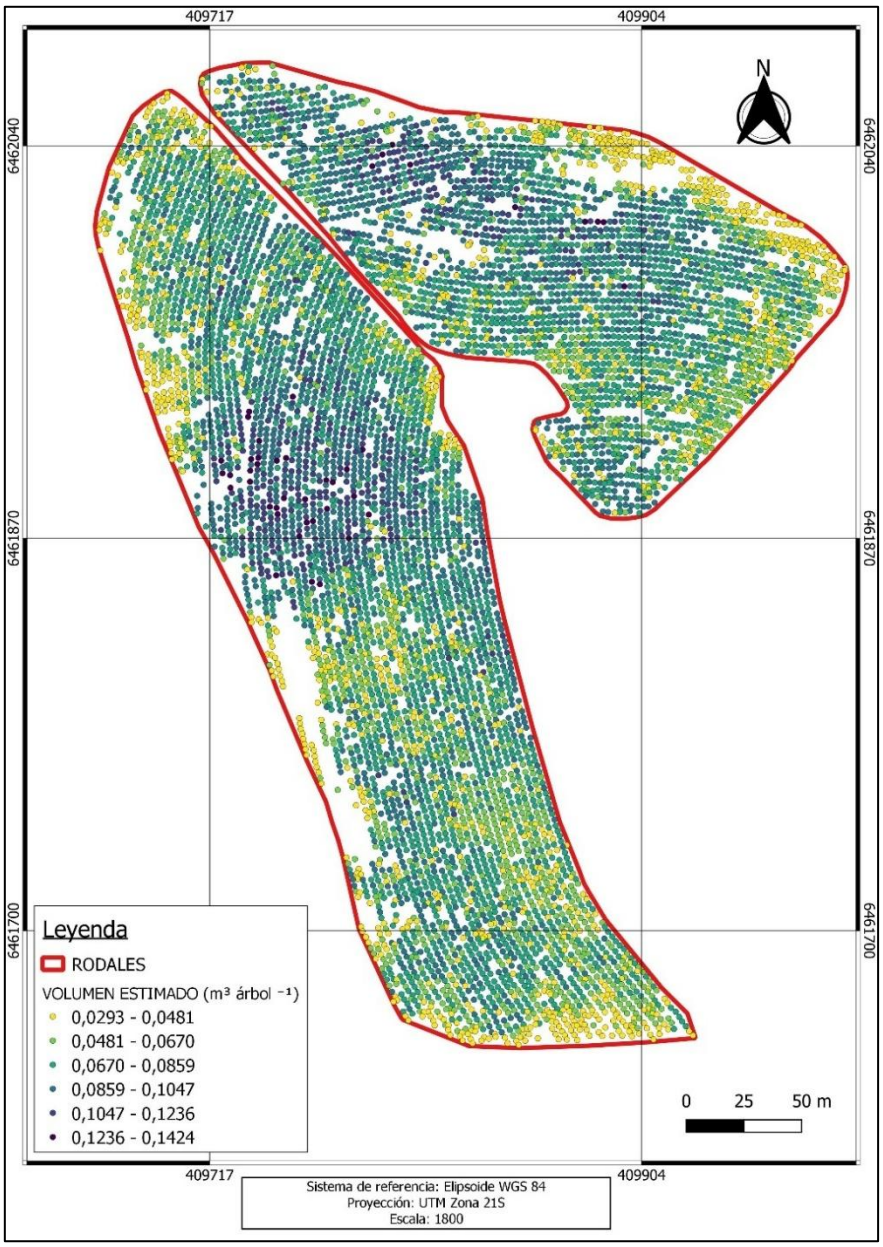
El comportamiento mencionado anteriormente coincide con lo reportado por Silva et al. (2017), quienes encontraron que el percentil 99 de altura (H99) presentó una elevada importancia relativa dentro del modelo. Asimismo, Adhikari et al. (2023) observaron que los percentiles superiores (P90, P80 y P75) concentraron gran parte de la capacidad predictiva para la estimación de atributos forestales mediante Random Forest. Si bien ambos estudios utilizaron datos LiDAR, estos resultados respaldan los obtenidos en el presente trabajo, ya que tanto LiDAR como la fotogrametría permiten caracterizar la

estructura vertical del dosel mediante modelos de altura, generando métricas comparables para la estimación de variables forestales.

Con el fin de analizar la variabilidad de volumen a nivel de árbol individual, se generó un mapa a partir del modelo Random Forest utilizando variables derivadas del CHM (Figura 17). Cada punto corresponde a un ápice arbóreo (*treetop*) identificado en el CHM, al cual se le asignó un valor de volumen estimado, lo que permite visualizar la distribución espacial del volumen dentro del área de estudio.

Figura 17

Distribución espacial del volumen individual estimado mediante Random Forest basado en el CHM



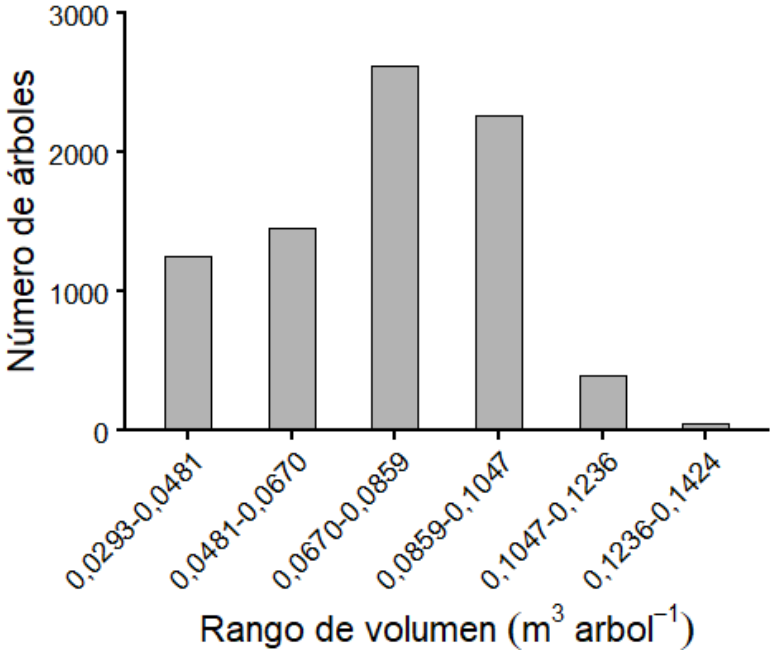
Nota. Elaboración propia en QGIS versión 3.22.6-Białowieża.

La distribución espacial del volumen presentó una heterogeneidad moderada dentro del área de estudio. En este contexto, los árboles con mayor altura tendieron a coincidir con valores de volúmenes más altos, mientras que en las zonas con menor desarrollo o presencia de claros presentaron volúmenes más reducidos. Este patrón es consistente con la inclusión de la H_T en el modelo de volumen individual, lo que evidencia su importancia como variable explicativa del volumen, en conjunto con otros factores. Asimismo, estos resultados coinciden con estudios que señalan que las métricas de altura derivadas de LiDAR o fotogrametría aérea representan algunos de los predictores más importantes para la estimación de volumen forestal (Adhikari et al., 2023; Guimarães et al., 2020; Hudak et al., 2009).

Con el fin de complementar la representación espacial del volumen estimado, se analizó la distribución de frecuencias del volumen individual obtenido mediante el modelo Random Forest (Figura 18). Se observó una concentración de árboles en clases intermedias con una menor presencia de individuos con valores extremos de volumen.

Figura 18

Distribución de frecuencias del volumen individual estimado mediante fotogrametría aérea



El volumen estimado a partir del CHM presentó un valor promedio de 0,0739 m^3 por árbol, con un rango entre 0,0293 m^3 y 0,1424 m^3, evidenciando la heterogeneidad observada en la figura 17. La amplitud de los valores observados refleja la variabilidad

presente dentro del área de estudio, asociada a distintos niveles de desarrollo entre los árboles evaluados, lo que indica una heterogeneidad estructural del rodal.

Siguiendo esta línea, diversos estudios destacan la utilidad de integrar información derivada de fotogrametría y técnicas de aprendizaje automático para la caracterización de rodales forestales (Baietto et al., 2025; Belgiu & Drăguț, 2016; Cosenza et al., 2021; Guerra-Hernández et al., 2016). Investigaciones recientes en *E. dunnii* bajo sistemas de rotación corta evidencian la fuerte relación entre variables estructurales del rodal y la importancia de integrar información remota y de campo para mejorar la precisión de las estimaciones (Baietto et al., 2025).

Al considerar el conjunto de árboles de estudio, el volumen total estimado mediante fotogrametría aérea fue de 593 m^3, mientras que el volumen calculado a partir del inventario de campo alcanzó los 695 m^3. Esta diferencia representa una subestimación aproximada del 15% por parte del enfoque fotogramétrico. Dicha discrepancia podría atribuirse a la combinación de errores en la detección de árboles individuales, la segmentación de copas y la estimación del volumen a nivel de árbol, los cuales tienden a acumularse al escalar las estimaciones al nivel de rodal. No obstante, el elevado desempeño obtenido en la detección de individuos (recall = 0,97; precisión = 0,93; F1-score = 0,95) y la buena capacidad predictiva del modelo Random Forest respaldan el potencial de la metodología para la estimación del volumen forestal mediante fotogrametría aérea.

7. CONCLUSIONES

La estimación del volumen individual de *E. dunnii* mediante la combinación de mediciones tradicionales y técnicas de teledetección, evidenció que la integración de ambos enfoques es una herramienta valiosa para la caracterización de plantaciones forestales jóvenes.

Los modelos de regresión ajustados a partir de datos obtenidos mediante muestreo destructivo presentaron un buen desempeño, evidenciado por valores elevados de R^2 ajustado y bajos errores de estimación. En particular, aquellos modelos que incorporaron conjuntamente el DAP y la H_T lograron los mejores ajustes, destacando la importancia de estas variables en la estimación de volumen individual.

La fotogrametría aérea permitió identificar y delimitar satisfactoriamente los árboles individuales, alcanzando una alta proporción de detecciones correctas y una baja presencia de FN y FP. Estos resultados permiten considerar esta metodología como herramienta para la identificación y localización espacial de árboles individuales en plantaciones forestales.

En cuanto a la estimación del volumen mediante el algoritmo de Random Forest, los resultados indican que las métricas derivadas del CHM permiten predecir el volumen individual con una precisión comparable a la de los métodos tradicionales. Este enfoque ofrece la ventaja de modelar relaciones complejas, lo que lo posiciona como una buena alternativa dentro del ámbito forestal.

En conjunto, los hallazgos evidencian que la integración de técnicas de teledetección con modelos estadísticos y de aprendizaje automático contribuye a mejorar la eficiencia y precisión en la estimación de variables forestales, así como optimizar los procesos de inventario en plantaciones jóvenes de *E. dunnii*.

8. BIBLIOGRAFÍA

Adhikari, A., Montes, C. R., & Peduzzi, A. (2023). A comparison of modeling methods for predicting forest attributes using LiDAR metrics. *Remote Sensing, 15*(5), Artículo e1284. https://doi.org/10.3390/rs15051284

Agudelo del Río, E. A. (2020). *Generación de una metodología para la estimación del inventario forestal combinando fotogrametría aérea y terrestre en plantaciones de Eucalyptus grandis* [Tesis de maestría, Universidad Católica de Manizales]. Repositorio UCM. https://repositorio.ucm.edu.co/bitstream/10839/3137/1/Generaci%C3%B3n_metodolog%C3%ADa%20_estimaci%C3%B3n_inventario_%20forestal.pdf

Aguirre-Salado, C. A., Treviño-Garza, E. J., Aguirre-Calderón, O. A., Jiménez-Pérez, J., González-Tagle, M. A., Valdéz-Lazalde, J. R., Sánchez-Díaz, G., Haapanen, R., Aguirre-Salado, A. I., & Miranda-Aragón, L. (2014). Mapping aboveground biomass by integrating geospatial and forest inventory data through a k-nearest neighbor strategy in North Central Mexico. *Journal of Arid Land, 6,* 80-96. https://doi.org/10.1007/s40333-013-0191-x

Aldana Pereira, E. (2008). *Medición forestal*. Universidad de Pinar del Río.

Almeida, A., Gonçalves, F., Silva, G., Mendonça, A., Gonzaga, M., Silva, J., Souza, R., Leite, I., Neves, K., Boeno, M., & Sousa, B. (2021). Individual tree detection and qualitative inventory of a *Eucalyptus* sp. stand using UAV photogrammetry data. *Remote Sensing, 13*(18), Artículo e3655. https://doi.org/10.3390/rs13183655

Álvarez, O. H. (2016). *Curso "Fundamentos de teledetección aeroespacial y procesamiento digital de imágenes": Conferencia "Realces y transformaciones de una imagen"*. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.17542.19520

Andreu, A., Carpintero, E., & González-Dugo, M. P. (2018). *Teledetección para la agricultura.* Junta de Andalucía. https://savannahwatch.cc/wp-content/uploads/2021/02/TELEDETECCION-SERVIFAPA.pptx.pdf

Annunziatto, W., Petraglia, C., & Tommasino, H. (2016). Los suelos de prioridad forestal y su productividad. En *Anuario OPYPA 2016* (pp. 527-544). MGAP. https://www.gub.uy/ministerio-ganaderia-agricultura-pesca/sites/ministerio-ganaderia-agricultura-pesca/files/documentos/publicaciones/los_suelos_de_prioridad_forestal_y_su_productividad.pdf

Atzberger, C., Zeug, G., Defourny, P., Aragão, L., Hammarström, L., & Immitzer, M. (2020). *Monitoring of forests through remote sensing: Final report.* Publications Office of the European Union. https://op.europa.eu/en/publication-detail/-/publication/38567f41-288b-11eb-9d7e-01aa75ed71a1

Baietto, A., Hirigoyen, A., Mañana, M., Rizzo-Martín, I., González, A., & Navarro Cerrillo, R. (2025). Modeling structural forest variables of *Eucalyptus dunnii* Maiden under short-rotation management using SAR, multispectral, terrain and field-derived data. *Forest Ecology and Management*, *588*, Artículo e122759. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2025.122759

Balmelli, G., & Resquin, F. (2002). *Evaluación del crecimiento de especies de Eucalyptus en diferentes zonas de prioridad forestal*. INIA.

Balmelli, G., & Resquin, F. (2006). Productividad de diferentes especies de *Eucalyptus* sobre areniscas de Tacuarembó-Rivera. En M. Bemhaja & O. Pittaluga (Eds.), *30 años de Investigación en Suelos de Areniscas INIA Tacuarembó* (pp. 305-312). INIA.

Barnes, J. (2018, 11 de abril). *Drones vs. satellites: Competitive or complementary?* Commercial UAV News. https://www.commercialuavnews.com/infrastructure/drones-vs-satellites-competitive-complimentary

Basso, L. (2023). Desarrollo positivo. *Revista Forestal*, *14*(37), 2-3. https://www.revistaforestal.uy/wp-content/uploads/2023/12/F37-web.pdf

Batistoti, J., Marcato, J., Ítavo, L., Matsubara, E., Gomes, E., Oliveira, B., Souza, M., Siqueira, H., Salgado Filho, G., Akiyama, T., Gonçalves, W., Liesenberg, V., Li, J., & Dias, A. (2019). Estimating pasture biomass and canopy height in Brazilian savanna using UAV photogrammetry. *Remote Sensing, 11*(20), Artículo e2447. https://doi.org/10.3390/rs11202447

Beland, M., Parker, G., Sparrow, B., Harding, D., Chasmer, L., Phinn, S., Antonarakis, A., & Strahler, A. (2019). On promoting the use of lidar systems in forest ecosystem research. *Forest Ecology and Management*, *450*, Artículo e117484. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.117484

Belgiu, M., & Drăguț, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 114*, 24-31. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011

Belitz, K., & Stackelberg, P. E. (2021). *Evaluation of six methods for correcting bias in* estimates from ensemble tree machine learning regression models. *Environmental Modelling & Software, 139*, Artículo e105006. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2021.105006

Boland, D. J., Brooker, M. I. H., Chippendale, G. M., Hall, N., Hyland, B. P. M., Johnston, R. D., Kleinig, D. A., McDonald, M. W., & Turner, J. D. (2006). *Forest trees of Australia* (5th ed.). CSIRO.

Borkowski, A. S., & Kubrat, A. (2024). Integration of laser scanning, digital photogrammetry, and BIM technology: A review and case studies. *Eng, 5*(4), 2395-2409. https://doi.org/10.3390/eng5040125

Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning, 45*(1), 5-32. https://doi.org/10.1023/A:1010933404324

Brooker, M. I. H. & Kleinig, D. A. (2003a). *Eucalyptus dunnii: Buds 42 mm* [Fotografía]. Australian Plant Image Index. https://canbr.gov.au/photo/apii/id/a/16193

Brooker, M. I. H. & Kleinig, D. A. (2003b). *Eucalyptus dunnii: Buds 41 mm* [Fotografía]. Australian Plant Image Index. https://canbr.gov.au/photo/apii/id/a/16192

Brown, S. (2002). Measuring carbon in forests: Current status and future challenges. *Environmental Pollution*, *116*(3), 363-372. https://doi.org/10.1016/S0269-7491(01)00212-3

Brussa, C. A. (1994). *Eucalyptus*: *Especies de cultivo más frecuente en Uruguay y regiones de clima templado*. Hemisferio Sur.

Canavos, G. (1988). *Probabilidad y estadísticas: Aplicaciones y métodos* (E. Urbina, Trad.). McGraw-Hill. https://gsosa61.files.wordpress.com/2008/03/10-canavos-g-probabilidad-y-estadistica-aplicaciones-y-metodos.pdf

Cancino, J. O. (2006). *Dendrometría Básica*. Universidad de Concepción. https://www.academia.edu/38953988/UDEC_Dendrometria_Basica

Cardozo, O. D., & Da Silva, C. J. (2013). Aplicaciones urbanas de los sensores remotos. *Revista Geográfica Digital, 10*(20), 1-14. https://revistas.unne.edu.ar/index.php/geo/article/view/2210/1934

Castaño, J. P., Giménez, A., Ceroni, M., Furest, J., & Aunchayna, R. (2011). *Caracterización agroclimática del Uruguay 1980-2009.* INIA. https://ainfo.inia.uy/digital/bitstream/item/2538/1/18429021211104157.pdf

Chatterjee, S., & Hadi, A. S. (2012). *Regression analysis by example* (5th ed.). Wiley. https://books.google.com.uy/books?id=86MCAZaY1noC&pg=SA1-PA85&hl=es&source=gbs_selected_pages&cad=1#v=onepage&q&f=false

Chave, J., Andalo, C., Brown, S., Cairns, M. A., Chambers, J. Q., Eamus, D., Fölster, H., Fromard, F., Higuchi, N., Kira, T., Lescure, J.-P., Nelson, B. W., Ogawa, H., Puig, H., Riéra, B., & Yamakura, T. (2005). Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia*, *145*(1), 87-99. https://doi.org/10.1007/s00442-005-0100-x

Chen, S., Liang, D., Ying, B., Zhu, W., Zhou, G., & Wang, Y. (2021). Assessment of an improved individual tree detection method based on local-maximum algorithm from unmanned aerial vehicle RGB imagery in overlapping canopy mountain forests. *International Journal of Remote Sensing, 42*(1), 106-125. https://doi.org/10.1080/01431161.2020.1809024

Chuvieco, E. (2008). *Teledetección ambiental: La observación de la Tierra desde el espacio* (3ª ed.). Ariel. https://books.google.com.uy/books?id=aKsNXCVCtcQC&printsec=frontcover&hl=es&source=gbs_ge_summary_r&cad=0

Coelho, L., & Nunes Brito, J. (2007). *Fotogrametria digital*. Universidade do Estado do Rio de Janeiro. https://www.researchgate.net/publication/371753614_Fotogrametria_digital

Cosenza, D. N., Korhonen, L., Maltamo, M., Packalen, P., Strunk, J. L., Næsset, E., Gobakken, T., Soares, P., & Tomé, M. (2021). Comparison of linear regression, k-nearest neighbour and random forest methods in airborne laser-scanning-based prediction of growing stock. *Forestry: An International Journal of Forest Research, 94*(2), 311-323. https://doi.org/10.1093/forestry/cpaa034

Cruz de León, G., & Uranga-Valencia, L. P. (2013). Theoretical evaluation of Huber and Smalian methods applied to tree stem classical geometries. *Bosque (Valdivia)*, *34*(3), 311-317. http://dx.doi.org/10.4067/S0717-92002013000300007

Dhruva, A., Hartley, R. J. L., Redpath, T. A. N., Estarija, H. J. C., Cajes, D., & Massam, P. D. (2024). Effective UAV photogrammetry for forest management: New insights on side overlap and flight parameters. *Forests*, *15*(12), Artículo e2135. https://doi.org/10.3390/f15122135

Dirección General Forestal. (2025a). *Resultados de la Cartografía Forestal Nacional 2024*. MGAP. https://descargas.mgap.gub.uy/Documentos%20compartidos/CARTOGRAFIA%202024/Informe%20de%20resultados%202025.pdf

Dirección General Forestal. (2025b). *Superficie Forestal del Uruguay (bosques plantados): Período 1975-2023*. MGAP. https://www.gub.uy/ministerio-ganaderia-agricultura-pesca/sites/ministerio-ganaderia-agricultura-pesca/files/2025-02/Superficie%20Plantado%20Informe%202024.pdf

Doldán, J., Fariña, I., & Tarigo, F. (2008). Utilización de *Eucalyptus* spp. Alternativas de plantaciones uruguayas para pulpa Kraft. *INNOTEC*, (3), 30-34. https://ojs.latu.org.uy/index.php/INNOTEC/article/view/32/27

Dubayah, R., Knox, R., Hofton, M., Blair, J. B., & Drake, J. (2000). Land surface characterization using lidar remote sensing. En M. J. Hill & R. J. Aspinall (Eds.), *Spatial information for land use management* (pp. 25-38). CRC Press. https://www.taylorfrancis.com/chapters/edit/10.1201/9781482283129-16/land-surface-characterization-using-lidar-remote-sensing-ralph-dubayah-robert-knox-michelle-hofton-bryan-blair-jason-drake

Durán, A. (Coord.). (1976). *Carta de Reconocimiento de Suelos del Uruguay*. MAP. https://descargas.mgap.gub.uy/DGRN/Comunicaciones/1619_carta_de_reconocimiento_de_suelos_del_uruguay_1.1.000.000_imprimir_a0_0.pdf

Edson, C., & Wing, M. G. (2011). Airborne light detection and ranging (LiDAR) for individual tree stem location, height, and biomass measurements. *Remote Sensing, 3*(11), 2494-2528. https://doi.org/10.3390/rs3112494

El programa Copernicus aplicado a la producción y gestión de la información geoespacial: Fundamentos de teledetección aplicada. (2018). https://www.ign.es/web/resources/docs/IGNCnig/actividades/OBS/Programa_Marco_Copernicus_User_Uptake/2_Fundamentos_teledeteccion_aplicada.pdf

Emanuelli, P. (2011). *Bases para ejecución de inventarios de recursos forestales en el contexto redd: Parte 1: Principios básicos de medición forestal*. REDD; CCAD; GTZ. https://forestal.mag.gob.sv/phocadownload/1_medicionesforestalesb-sicas-patricio-emanuelli-1307974790618.pdf

Everitt, B. S. (2002). *The Cambridge Dictionary of Statistics* (2nd ed.). Cambridge University Press.

Fankhauser, K. E., Strigul, N. S., & Gatziolis, D. (2018). Augmentation of traditional forest inventory and airborne laser scanning with unmanned aerial systems and photogrammetry for forest monitoring. *Remote Sensing*, *10*(10), Artículo e1562. https://doi.org/10.3390/rs10101562

Faraway, J. J. (2005). *Linear models with R*. Chapman & Hall. https://www.utstat.toronto.edu/~brunner/books/LinearModelsWithR.pdf

Fekedulegn, D., Mac Siurtain, M. P., & Colbert, J. J. (1999). Parameter estimation of nonlinear growth models in forestry. *Silva Fennica, 33*(4), Artículo e653. https://doi.org/10.14214/sf.653

Felicísimo, A. M. (1994). *Modelos digitales del terreno: Introducción y aplicaciones en las ciencias ambientales*. https://www.researchgate.net/publication/232423519

Genuer, R., Poggi, J. M., & Tuleau-Malot, C. (2010). Variable selection using random forests. *Pattern Recognition Letters, 31*(14), 2225-2236. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2010.03.014

Goodbody, T. R. H., Coops, N. C., Marshall, P. L., Tompalski, P., & Crawford, P. (2017). Unmanned aerial systems for precision forest inventory purposes: A review and case study. *The Forestry Chronicle, 93*(1), 71-81. https://doi.org/10.5558/tfc2017-012

Guerra-Hernández, J., González-Ferreiro, E., Sarmento, A., Silva, J., Nunes, A., Correia, A. C., Fontes, L., Tomé, M., & Díaz-Varela, R. (2016). Using high resolution UAV imagery to estimate tree variables in Pinus pinea plantation in Portugal. *Forest Systems, 25*(2), Artículo eSC09. https://doi.org/10.5424/fs/2016252-08895

Guimarães, N., Pádua, L., Marques, P., Silva, N., Peres, E., & Sousa, J. J. (2020). Forestry remote sensing from unmanned aerial vehicles: A review focusing on the data, processing, and potentialities. *Remote Sensing, 12*(6), Artículo e1046. https://doi.org/10.3390/rs12061046

Hinojosa-Espinoza, S. I., Briseño-Reyes, J., Corral-Rivas, J. J., Aguirre-Gutiérrez, J., Vega-Nieva, D. J., & de los Santos Posadas, H. M. (2025). Estimación de carbono a nivel árbol individual en bosque natural mediante vehículos aéreos no tripulados (VANT). *Polibotánica,* (60), 177-198. https://doi.org/10.18387/polibotanica.60.11

Hirigoyen, A., Franco, J., & Diéguez, U. (2018). Modelo dinámico de rodal para *Eucalyptus globulus* (L.) en Uruguay. *Agrociencia (Uruguay), 22*(1), 63-80. https://doi.org/10.31285/AGRO.22.1.7

Hirigoyen, A., Resquin, F., Rachid-Casnati, C., & Carrero, O. (2021). Aboveground biomass equations for *Eucalyptus grandis* and *Eucalyptus dunnii* in Uruguay. *Bosque (Valdivia), 42*(1), 61-70. http://dx.doi.org/10.4067/S0717-92002021000100053

Hossain, M. D., & Chen, D. (2019). Segmentation for object-based image analysis (OBIA): A review of algorithms and challenges from remote sensing perspective. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *150*, 115-134. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.02.009

Hudak, A. T., Evans, J. S., & Smith, A. M. S. (2009). LiDAR utility for natural resource managers. *Remote Sensing, 1*(4), 934-951. https://doi.org/10.3390/rs1040934

Iglhaut, J., Cabo, C., Puliti, S., Piermattei, L., O'Connor, J., & Rosette, J. (2019). Structure from motion photogrammetry in forestry: A review. *Current Forestry Reports, 5*(3), 155-168. https://doi.org/10.1007/s40725-019-00094-3

Infante Gil, S., & Zárate de Lara, G. P. (2012). *Métodos estadísticos: Un enfoque interdisciplinario* (3ª ed.). Colegio de Postgraduados.

Jafarbiglu, H., & Pourreza, A. (2022). A comprehensive review of remote sensing platforms, sensors, and applications in nut crops. *Computers and Electronics in Agriculture, 197*, Artículo e106844. https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106844

Jenkins, J. C., Chojnacky, D. C., Heath, L. S., & Birdsey, R. A. (2003). National-scale biomass estimators for United States tree species. *Forest Science*, *49*(1), 12-35. https://doi.org/10.1093/forestscience/49.1.12

Juárez Félix, Y. (2014). *Dasometría: Apuntes de clase y guía de actividades prácticas*. https://www.academia.edu/35493332/DASOMETR%C3%8DA_Apuntes_de_Clase_y_Gu%C3%ADa_de_Actividades_Pr%C3%A1cticas

Ke, Y., & Quackenbush, L. J. (2011). A comparison of three methods for automatic tree crown detection and delineation from high spatial resolution imagery. *International Journal of Remote Sensing, 32*(13), 3625-3647. https://doi.org/10.1080/01431161003762355

Khosravipour, A., Skidmore, A. K., Isenburg, M., Wang, T., & Hussin, Y. A. (2014). Generating pit-free canopy height models from airborne lidar. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 80*(9), 863-872. https://doi.org/10.14358/PERS.80.9.863

Koch, B. (2013). La teledetección como apoyo a los inventarios forestales nacionales EFN. En *Antología de conocimiento para la evaluación de los recursos forestales nacionales* (pp. 1-18). FAO. https://www.fao.org/fileadmin/user_upload/national_forest_assessment/images/PDFs/Spanish/KR2_ES__8_.pdf

Köppen, W. (1936). *Handbuch der Klimatologie*: *Vol. 1. Das geographische System der Klimate.* Gebrüder Borntraeger. https://koeppen-geiger.vu-wien.ac.at/pdf/Koppen_1936.pdf

Kovanič, Ľ., Topitzer, B., Peťovský, P., Blišťan, P., Bindzárová Gergeľová, M., & Blišťanová, M. (2023). Review of photogrammetric and LiDAR applications of UAV. *Applied Sciences, 13*(11), Artículo e6732. https://doi.org/10.3390/app13116732

Labrador García, M., Évora Brondo, J. A., & Arbelo Pérez, M. (2012). *Satélites de teledetección para la gestión del territorio.* Gobierno de Canarias. https://www.researchgate.net/publication/259230060

Lefsky, M. A., Cohen, W. B., Acker, S. A., Parker, G. G., Spies, T. A., & Harding, D. (1999). Lidar remote sensing of the canopy structure and biophysical properties of Douglas-fir western hemlock forests. *Remote Sensing of Environment, 70*(3), 339-361. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(99)00052-8

Ley n° 15.939*: Ley Forestal: Fondo forestal: Recursos naturales*. (1988). IMPO. https://www.impo.com.uy/bases/leyes/15939-1987

Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., & Chipman, J. W. (2015). *Remote sensing and image interpretation* (7th ed.). Wiley.

Linder, W. (2016). *Digital photogrammetry: A practical course* (4th ed.). Springer.

López-Montecinos, C. (2019). *Fundamentos básicos para la teledetección ambiental*. Universidad Católica del Norte. https://doi.org/10.13140/RG.2.2.20684.44161

Maggi, A. E. (2003). Características de los principales sensores utilizados para el estudio de los recursos naturales. En S. M. Navone (Ed.), *Sensores remotos aplicados al estudio de los recursos naturales* (pp. 19-39). Universidad de Buenos Aires.

Martínez Vega, J., Martín Isabel, M. P., Díaz Montejo, J. M., López Vizoso, J. M., & Muñoz Recio, F. J. (2010). *Guía Didáctica de Teledetección y Medio Ambiente*. Red Nacional de Teledetección Ambiental. https://www.researchgate.net/publication/264865144_Guia_didactica_de_Teledeteccion_y_Medio_Ambiente

Mikita, T., Janata, P., & Surový, P. (2016). Forest stand inventory based on combined aerial and terrestrial close range photogrammetry. *Forests, 7*(8), Artículo e165. https://doi.org/10.3390/f7080165

Ministerio de Ganadería, Agricultura y Pesca. (2020). *Descripción de Grupos de Suelos CONEAT.* https://www.gub.uy/ministerio-ganaderia-agricultura-pesca/sites/ministerio-ganaderia-agricultura-pesca/files/2020-03/Descripci%C3%B3n%20de%20Grupos%20de%20suelos%20CONEAT_0.pdf

Ministerio de Ganadería, Agricultura y Pesca. (2021). *Grupos de Suelos CONEAT de prioridad Forestal.* https://www.gub.uy/ministerio-ganaderia-agricultura-pesca/sites/ministerio-ganaderia-agricultura-pesca/files/2021-07/Grupos%20de%20Suelos%20CONEAT%20de%20prioridad%20Forestal.xlsx

Moe, K. T., Owari, T., Furuya, N., & Hiroshima, T. (2020). Comparing individual tree height information derived from field surveys, LiDAR and UAV-DAP for high-value timber species in Northern Japan. *Forests, 11*(2), Artículo e223. https://doi.org/10.3390/f11020223

Mohan, M., Silva, C. A., Klauberg, C., Jat, P., Catts, G., Cardil, A., Hudak, A. T., & Dia, M. (2017). Individual tree detection from unmanned aerial vehicle (UAV) derived canopy height model in an open canopy mixed conifer forest. *Forests, 8*(9), Artículo e340. https://doi.org/10.3390/f8090340

Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to linear regression analysis* (4th ed.). John Wiley & Sons.

Moras, G., & Vallejos-Barra, O. S. (2013). Tablas de volumen para árboles individuales de Eucalyptus globulus ssp. globulus cultivados en la región sur de Uruguay. *Agrociencia (Uruguay), 17*(2), 11-24. https://doi.org/10.31285/AGRO.17.458

Navarro Cerrillo, R. M., Varo Martínez, M. Á., Ariza Salamanca, A. J., Palacios Rodríguez, G., & Velasco Pereira, E. A. (2024). Sensores activos en ciencias forestales: LiDAR y Radar. En R. M. Navarro, P. González, M. Á. Varo, & A. J. Ariza (Coords.), *Geociencias aplicadas a la gestión forestal* (pp. 259-309). UCOPress.

Nemmaoui, A., Aguilar, F. J., & Aguilar, M. A. (2024). Benchmarking of individual tree segmentation methods in Mediterranean forest based on point clouds from unmanned aerial vehicle imagery and low-density airborne laser scanning. *Remote Sensing*, *16*(21), Artículo e3974. https://doi.org/10.3390/rs16213974

Olaya, V. (2020). *Sistemas de Información Geográfica*. https://github.com/volaya/libro-sig/releases/download/v3.0/Sistemas.de.Informacion.Geografica.pdf

Ontiveros Capurata, R. E., Robles Rubio, B. D., Flores Velázquez, J., & González Sánchez, A. (2016). Principios de cartografía, fotogrametría y sistemas de posicionamiento por satélite. En W. Ojeda Bustamante, J. Flores Velázquez, & R. E. Ontiveros Capurata (Eds.), *Uso y manejo de drones con aplicaciones al sector hídrico* (pp. 43-109). Instituto Mexicano de Tecnología del Agua. https://www.imta.gob.mx/biblioteca/libros_html/riego-drenaje/uso-y-manejo-de-drones.pdf

Ordoñez, Y., Andrade, H., Quirós, D., & Venegas, G. (2012). Dasometría y cubicación de la madera. En G. Detlefsen & E. Somarriba (Eds.), *Producción de madera en sistemas agroforestales de Centroamérica* (pp. 27-68). CATIE. https://repositorio.catie.ac.cr/handle/11554/3512

Pádua, L., Vanko, J., Hruška, J., Adao, T., Sousa, J. J., Peres, E., & Morais, R. (2017). UAS, sensors, and data processing in agroforestry: A review towards practical applications. *International Journal of Remote Sensing*, *38*(8-10), 2349-2392. http://dx.doi.org/10.1080/01431161.2017.1297548

Palacios, G., Lara, M. Á., Bacovich, R. A., Martín, C. M., & Navarro, R. M. (2024). Aplicaciones forestales de los UAS. En R. M. Navarro, P. González, M. Á. Varo, & A. J. Ariza (Coords.), *Geociencias aplicadas a la gestión forestal* (pp. 495-513). UCOPress.

Panagiotidis, D., Abdollahnejad, A., Surový, P., & Chiteculo, V. (2017). Determining tree height and crown diameter from high-resolution UAV imagery. *International Journal of Remote Sensing*, *38*(8-10), 2392-2410. https://doi.org/10.1080/01431161.2016.1264028

Parresol, B. R. (2001). Additivity of nonlinear biomass equations. *Canadian Journal of Forest Research*, *31*(5), 865-878. http://dx.doi.org/10.1139/x00-202

Peduzzi, A., Wynne, R. H., Fox, T. R., Nelson, R. F., & Thomas, V. A. (2012). Estimating leaf area index in intensively managed pine plantations using airborne laser scanner data. *Forest Ecology and Management, 270,* 54-65. https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.12.048

Peña, M. A. (2010). Propiedades del primer sistema de teledetección hiperespectral chileno. *Revista de Geografía Norte Grande*, (46), 159-163. https://doi.org/10.4067/S0718-34022010000200011

Pérez Álvarez, J. A. (2001). *Apuntes de fotogrametría II*. Universidad de Extremadura.

Pesantez G., M. A. (2023). *Misiones, plataformas y características de los sensores de teledetección*. https://www.telecomunicaciones.edu.ec/documentos/2023/Caracteristicas%20de%20los%20sensores%20de%20teledetecci%C3%B3n.pdf

Picard, N., Saint-André, L., & Henry, M. (2012). *Manual de construcción de ecuaciones alométricas para estimar el volumen y la biomasa de los árboles: Del trabajo de campo a la predicción.* FAO; CIRAD. http://www.globallometree.org/media/cms_page_media/6/tarifs_sp_web_19jun.pdf

Pinilla, C. (2020). *Teledetección: Teoría y aplicaciones*. https://www.researchgate.net/publication/341727281_teledeteccion_teoria_y_aplicaciones_carlos_pinilla

Pino, E. (2019). Los drones una herramienta para una agricultura eficiente: Un futuro de alta tecnología. *Idesia*, *37*(1), 75-84. http://dx.doi.org/10.4067/S0718-34292019005000402

Powers, D. M. W. (2011). Evaluation: From precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness & correlation. *Journal of Machine Learning Technologies, 2*(1), 37-63.

Prodan, M., Peters, R., Cox, F., & Real, P. (1997). *Mensura Forestal*. IICA. https://repositorio.iica.int/handle/11324/15038

Puliti, S., Ørka, H. O., Gobakken, T., & Næsset, E. (2015). Inventory of small forest areas using an unmanned aerial system. *Remote Sensing, 7*(8), 9632-9654. https://doi.org/10.3390/rs70809632

Purata Velarde, S., Gerez Fernández, P., & Peters, C. M. (2016). *Manual para el monitoreo comunitario del crecimiento de árboles*. PPI; USAID; TNC; Alianza México REDD+. https://ccmss.org.mx/wp-content/uploads/2016/04/Monitoreo-comunitario-de-arboles-Purata.pdf

Puri, V., Nayyar, A., & Raja, L. (2017). Agriculture drones: A modern breakthrough in precision agriculture. *Journal of Statistics and Management Systems*, *20*(4), 507-518. https://doi.org/10.1080/09720510.2017.1395171

Quiñonez-Barraza, G., De los Santos-Posadas, H. M., Álvarez-González, J. G., & Velázquez-Martínez, A. (2014). Sistema compatible de ahusamiento y volumen comercial para las principales especies de *Pinus* en Durango, México. *Agrociencia, 48*(5), 553-567. https://www.agrociencia-colpos.org/index.php/agrociencia/article/view/1102/1102

Quirós Rosado, E. (2014). *Introducción a la fotogrametría y cartografía aplicadas a la ingeniería civil*. Universidad de Extremadura. https://dehesa.unex.es/bitstream/10662/3142/1/978-84-697-1317-4.pdf

Ramírez, L. (2017). *Incremento medio anual de teca (Tectona grandis L.f.) en plantaciones comerciales, distrito Puerto Inca*, *Huánuco – Perú* [Trabajo final de grado, Universidad Nacional de Cajamarca]. UNC. https://repositorio.unc.edu.pe/bitstream/handle/20.500.14074/1718/T016_47261481_T.pdf

Rasilla, D. F. (2026a). *Las Imágenes*. Universidad de Cantabria. https://personales.unican.es/rasillad/docencia/G174/UNIDAD_1_Fundamentos_teledeteccion/5_Imagenes.html

Rasilla, D. F. (2026b). *Plataformas y sensores*. Universidad de Cantabria. https://personales.unican.es/rasillad/docencia/G174/UNIDAD_1_Fundamentos_teledeteccion/4_Sensores.html

Resquin, F., Navarro-Cerrillo, R. M., Rachid-Casnati, M., Hirigoyen, A., Carrasco-Letelier, L., & Duque-Lazo, J. (2018). Allometry, growth and survival of three Eucalyptus species in high density plantations in Uruguay. *Forests, 9*(12), Artículo e745. https://www.mdpi.com/1999-4907/9/12/745

Reyes-Zurita, N., Rodríguez-Ortiz, G., Enríquez-del Valle, J. R., Jiménez-Colmenares, C. L., & Rincón-Ramírez, J. A. (2022). Estimación de variables dasométricas en rodales bajo manejo forestal con vehículos aéreos no tripulados. *FIGEMPA: Investigación y Desarrollo*, *13*(1), 22-31. https://doi.org/10.29166/revfig.v13i1.3299

Riaño Melo, O., & Lizarazo, I. (2017). Estimación del volumen de madera en árboles mediante polinomio único de ahusamiento. *Colombia Forestal, 20*(1), 52-62. https://doi.org/10.14483/udistrital.jour.colomb.for.2017.1.a05

Riomoros Callejo, M. I. (2015). *Segmentación automática de texturas en imágenes agrícolas* [Disertación doctoral, Universidad Complutense de Madrid]. Docta Complutense. https://hdl.handle.net/20.500.14352/27418

Rodríguez Jaume, M., & Mora Catalá, R. (2001). Análisis de regresión simple. En M. Rodríguez Jaume & R. Mora Catalá (Eds.), *Estadística informática: Casos y ejemplos con el SPSS* (pp. 89-105). Publicaciones de la Universidad de Alicante. https://rua.ua.es/dspace/bitstream/10045/12076/1/Capitulo6.pdf

Rodríguez Santos, N. (2013). *Guía para la cuantificación de la biomasa y el carbono forestal, generación de modelos y uso de herramientas para su estimación*. CAR. https://www.google.com/goto?url=CAESbwHrOzAV0ghcDiJOobqIuTkWKnJh0FCso3WxZyoUZoMchk-DpBvn-nVW54jU6xTdXktamh-L6Np07Q-yNm9V5fNyJgH0KoPbi9CkpiKFi579T5bjy4vYSdbt-Ob6t05bfpK4KylZClRxopIBG00w7A

Romahn de la Vega, C. F., & Ramírez Maldonado, H. (2010). *Dendrometría*. Universidad Autónoma de Chapingo.

Rondeux, J. (2010). *Medición de árboles y masas forestales* (A. Díaz de Barrionuevo, Trad.). Mundi-Prensa.

Rueda-Ayala, V., Peña, J. M., Högling, M., Bengochea-Guevara, J. M., & Andújar, D. (2019). Comparing UAV-based technologies and RGB-D reconstruction methods for plant height and biomass monitoring on grass ley. *Sensors, 19*(3), Artículo e535. https://doi.org/10.3390/s19030535

Salas Eljatib, C. E. (2000). *Construcción de ecuaciones de volumen para las especies del bosque adulto mixto y del renoval de roble (Nothofagus obliqua (Mirb.) Oerst.) del predio Rucamanque, IX región de la Araucanía* [Trabajo final de grado, Universidad de La Frontera]. Biblioteca Digital UFRO. https://bibliotecadigital.ufro.cl/omeka_dibri_stats/fn/download.function.php?mi=4965&ms=3762018&mt=application/pdf&mu=https://bibliotecadigital.ufro.cl/v2/files/original/d6118b416a8b72afbf929db0a5de0699aa99ed65.pdf&id=1892&mr=https://bibliotecadigital.ufro.cl/v2/s/principal/item?fulltext_search=construccion%20de%20ecuaciones

Salas Eljatib, C. E., Navarro Cárcamo, C., Cayul Cheuquehuala, T., & Riquelme Alarcón, J. (2019). *Modelos de volumen y de crecimiento para algunas especies del tipo forestal siempreverde en el sur de Chile*. Fondo de Investigación del Bosque Nativo. https://investigacion.conaf.cl/archivos/repositorio_documento/2021/10/Libro_Modelos_Volumen_Crecimiento_Siempreverde.pdf

Salazar Pranckevicius, C. (2021). *Segmentación de árboles a partir de nube de puntos procedentes de estéreo-imágenes RPAS en el contexto del bosque Mediterráneo* [Tesis de maestría, Universidad de Almería]. Universidad de Almería. https://w3.ual.es/Proyectos/ECO2-FOREST/index_archivos/TFM_Catalina_2021.pdf

Santamaría Peña, J., & Sanz Méndez, T. (2011). *Fundamentos de fotogrametría*. Universidad de La Rioja. https://dialnet.unirioja.es/descarga/libro/492591.pdf

Sasaki, Y. (2007). *The truth of the F-measure*. https://people.cs.pitt.edu/~litman/courses/cs1671s20/F-measure-YS-26Oct07.pdf

Shapiro, S. S., & Wilk, M. B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika, 52*(3-4), 591-611. https://doi.org/10.1093/biomet/52.3-4.591

Silva, C. A., Klauberg, C., Hudak, A. T., Vierling, L. A., Jaafar, W. S. W. M., Mohan, M., Garcia, M., Ferraz, A., Cardil, A., & Saatchi, S. (2017). Predicting stem total and assortment volumes in an industrial *Pinus taeda* L. forest plantation using airborne laser scanning data and random forest. *Forests, 8*(7), Artículo e254. https://doi.org/10.3390/f8070254

Sociedad de Productores Forestales. (2023). *Desarrollo del sector forestal en Uruguay*. https://www.gub.uy/ministerio-ambiente/sites/ministerio-ambiente/files/2023-11/Adjunto%20I_Desarrollo%20del%20Sector%20Forestal%20en%20Uruguay.pptx%20Dinagua%20Octubre%20%202023.pdf

Soille, P. (1999). *Morphological image analysis: Principles and applications*. Springer.

Sorrentino, A. (2008). *Manual teórico-práctico: Técnicas e instrumentos de medición forestal* (Vol. 2). Facultad de Agronomía.

Sorrentino, A. (2010). *Manual teórico-práctico*: *Técnicas e instrumentos de medición forestal* (Vol. 1). Facultad de Agronomía.

Stereńczak, K., Lisańczuk, M., & Erfanifard, Y. (2018). Delineation of homogeneous forest patches using a combination of field measurements and LiDAR point clouds as a reliable reference for evaluation of low resolution global satellite data. *Forest Ecosystems, 5*(1), Artículo e1. https://doi.org/10.1186/s40663-017-0128-5

Suárez, R. (2013). *Percepción Remota, su historia y sus aplicaciones*. AeroLatinNews. https://aerolatinnews.com/industria-aeronautica/percepcion-remota-su-historia-y-sus-aplicaciones/

Tang, X., Lei, P., You, Q., Liu, Y., Jiang, S., Ding, J., Chen, J., & You, H. (2023). Monitoring seasonal growth of *Eucalyptus* plantation under different forest age and slopes based on multi-temporal UAV stereo images. *Forests, 14*(11), Artículo e2231. https://doi.org/10.3390/f14112231

Tito, B. (2020, 17 de diciembre). *Ventajas y desventajas de drones en la agricultura.* Ingeniería Ambiental. https://ingenieriaambiental.net/drones-en-la-agricultura/

Torres-Sánchez, J., Peña, J. M., de Castro, A. I., & López-Granados, F. (2014). *Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV*. *Computers and Electronics in Agriculture*, *103*, 104-113. https://doi.org/10.1016/j.compag.2014.02.009

Uruguay XXI. (2025). *Sector forestal en Uruguay*. https://www.uruguayxxi.gub.uy/uploads/informacion/360c13a465dd9ee9bdc985fef09c5d1eff4c7bce.pdf

Valdez-Lazalde, J. R., & Aguirre-Salado, C. A. (2013). Active microwave remote sensing for forest resources management: Current use in the world and potential use in Mexico. En M. J. Escalona-Maurice, Y. F. Fernández-Ordoñez, & M. J. Jiménez-Moreno (Eds.), *Aplicaciones de la geomática en la región central de México: Cuenca de Metztitlán y Cuenca del Valle de México* (pp. 155-178). Colegio de Postgraduados. https://www.researchgate.net/publication/259567850_Active_microwave_remote_sensing_for_forest_resources_management_current_use_in_the_world_and_potential_use_in_Mexico

Vallejo, Á., & Avendaño, J. (2013). Modelos de crecimiento y rendimiento. En R. de Camino & J. Pierre (Eds.), *Las plantaciones de teca en América Latina: Mitos y realidades* (pp. 114-133). CATIE; FAO.

Van Aardt, J. A. N., Wynne, R. H., & Scrivani, J. A. (2008). Lidar-based mapping of forest volume and biomass by taxonomic group using structurally homogenous segments. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, *74*(8), 1033-1044. https://doi.org/10.14358/PERS.74.8.1033

Vásquez, A. M., & Ramírez, A. M. (2005). *Guía de cubicación de madera.* CARDER. https://www.minambiente.gov.co/wp-content/uploads/2021/10/Gui%CC%81a-de-Cubicacio%CC%81n-de-Madera.pdf

Wallace, L., Lucieer, A., Malenovský, Z., Turner, D., & Vopěnka, P. (2016). *Assessment of forest structure using two UAV techniques: A comparison of airborne laser scanning and structure from motion (SfM) point clouds*. *Forests, 7*(3), Artículo e62. https://doi.org/10.3390/f7030062

Watt, M. S., Jayathunga, S., Mohan, M., Hartley, R. J. L., Camarretta, N., Steer, B. S. C., Zhang, W., & Bryson, M. (2025). Predicting tree-level diameter and volume for radiata pine using UAV LiDAR-derived metrics across a national trial series in New Zealand. *Remote Sensing, 17*(8), Artículo e1456. https://doi.org/10.3390/rs17081456

West, P. (2015). *Tree and forest measurement* (3rd ed.). Springer. https://www.researchgate.net/profile/Philip-West-2/publication/321509630_Tree_and_Forest_Measurement/links/627316d8973bbb29cc62f8ec/Tree-and-Forest-Measurement.pdf

White, H. (1980). A heteroskedasticity-consistent covariance matrix estimator and a direct test for heteroskedasticity. *Econometrica: Journal of the Econometric Society, 48*(4), 817-838. https://doi.org/10.2307/1912934

Willmott, C. J. (1982). Some comments on the evaluation of model performance. *Bulletin of the American Meteorological Society*, *63*(11), 1309-1313. https://doi.org/10.1175/1520-0477(1982)063<1309:SCOTEO>2.0.CO;2

Wolf, P. R., Dewitt, B. A., & Wilkinson, B. E. (2014). *Elements of photogrammetry with applications in GIS* (4th ed.). McGraw-Hill.

Wolfensberger, D., Gabella, M., Boscacci, M., Germann, U., & Berne, A. (2021). RainForest: A random forest algorithm for quantitative precipitation estimation over Switzerland. *Atmospheric Measurement Techniques, 14*(4), 3169-3193. https://doi.org/10.5194/amt-14-3169-2021

Wu, X., Shen, X., Cao, L., Wang, G., & Cao, F. (2019). Assessment of individual tree detection and canopy cover estimation using unmanned aerial vehicle based light detection and ranging (UAV-LiDAR) data in planted forests. *Remote Sensing, 11*(8), Artículo e908. https://doi.org/10.3390/rs11080908

Xiang, H., & Tian, L. (2011). Development of a low-cost agricultural remote sensing system based on an autonomous unmanned aerial vehicle (UAV). *Biosystems Engineering, 108*(2), 174-190. https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2010.11.010

Xu, D., Wang, H., Xu, W., Luan, Z., & Xu, X. (2021). LiDAR applications to estimate forest biomass at individual tree scale: Opportunities, challenges and future perspectives. *Forests, 12*(5), Artículo e550. https://doi.org/10.3390/f12050550

Zapata Ocampo, O. de J. (2004). *Fundamentos de fotogrametría para imágenes de contacto y digitales*. Universidad Nacional de Colombia.

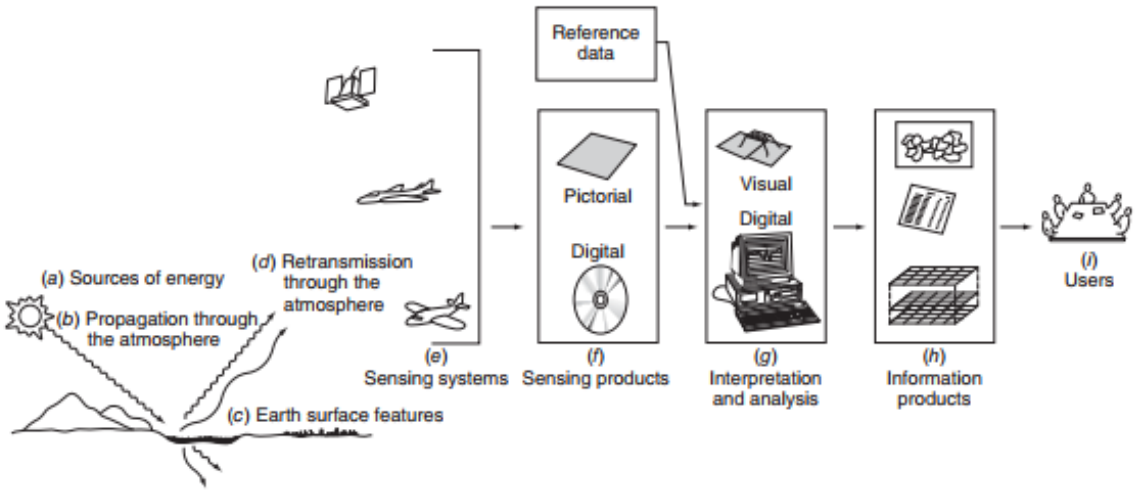
Zhang, G., Lu, Y., & Li, W. (2012). Bias-corrected random forests in regression. *Journal of Applied Statistics, 39*(1), 151-160. https://doi.org/10.1080/02664763.2011.578621

Zhu, W., Sun, Z., Huang, Y., Lai, J., Li, J., Zhang, J., Yang, B., Li, B., Li, S., Zhu, K., Li, Y., & Liao, X. (2019). Improving field-scale wheat LAI retrieval based on UAV remote-sensing observations and optimized VI-LUTs. *Remote Sensing*, *11*(20), Artículo e2456. https://doi.org/10.3390/rs11202456

9. ANEXO

Figura A1

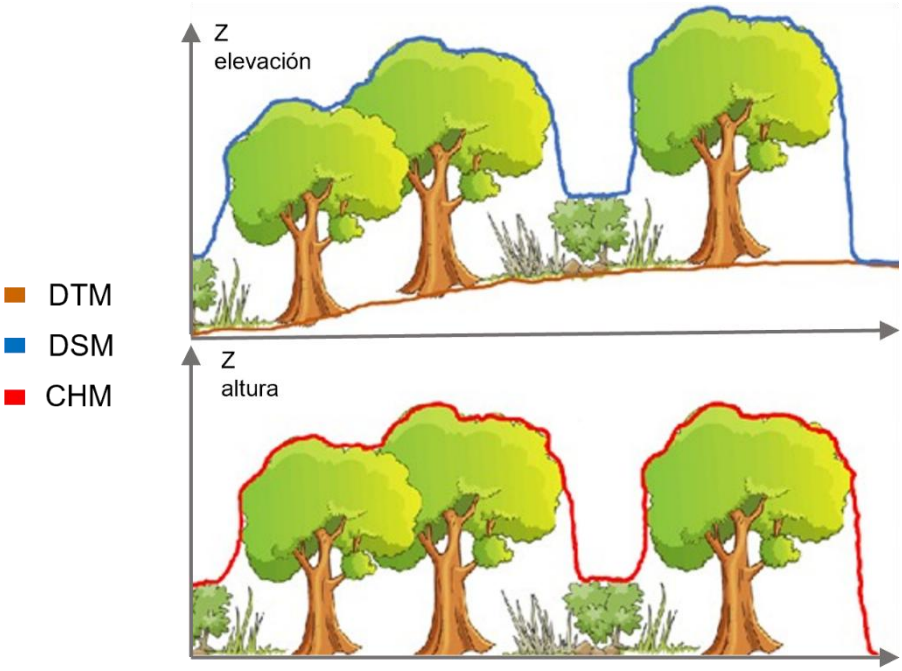
Componentes de un sistema de teledetección



Nota. Tomado de Lillesand et al. (2015).

Figura A2

Representación esquemática de DTM, DSM y CHM



Nota. Esquema detallado de DTM, DSM y CHM. Adaptado de Jafarbiglu y Pourreza (2022).

Figura A3

Flujo metodológico de trabajo

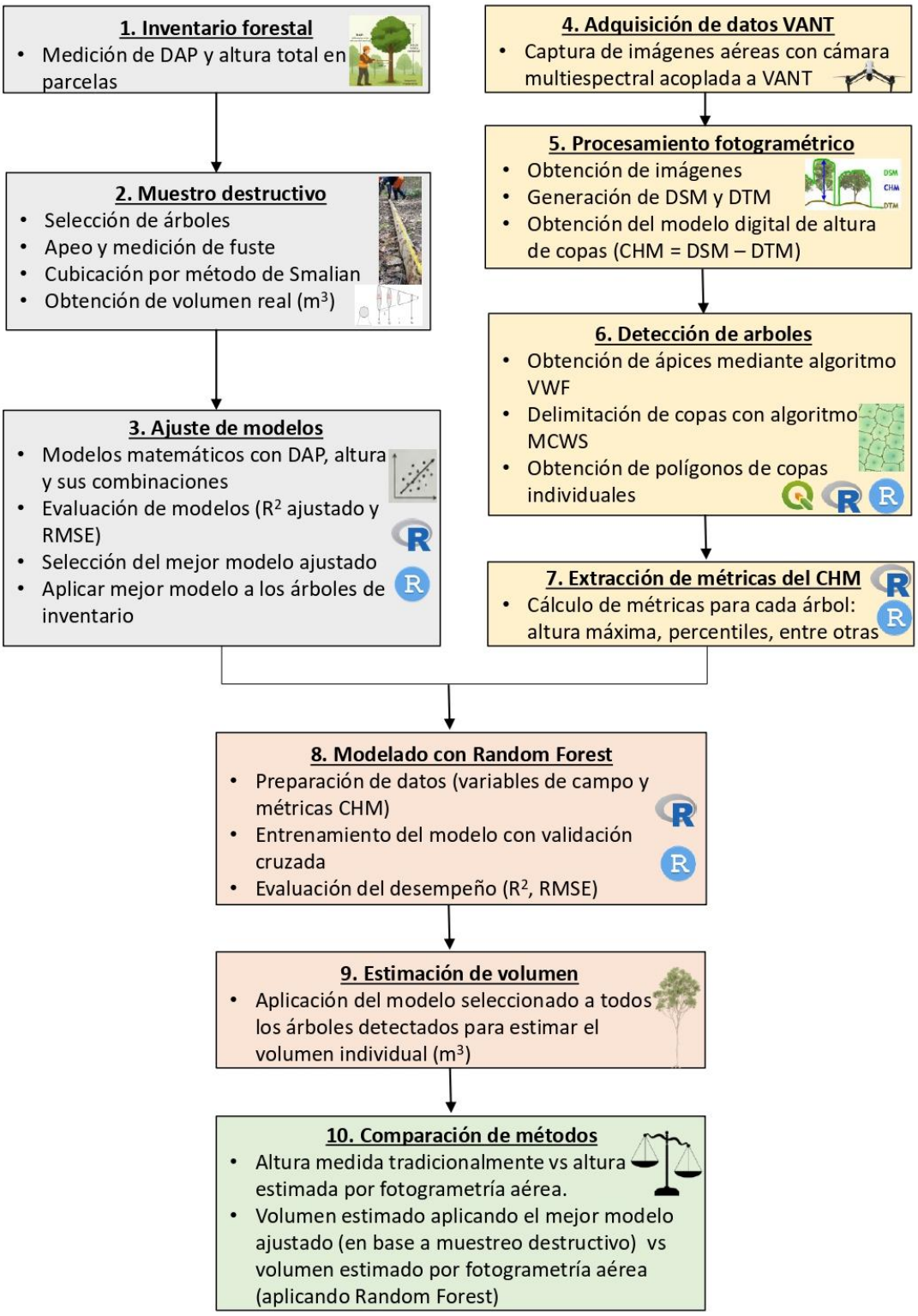


Figura A4

Histograma de residuos estandarizados del modelo ajustado para E. dunnii de tres años

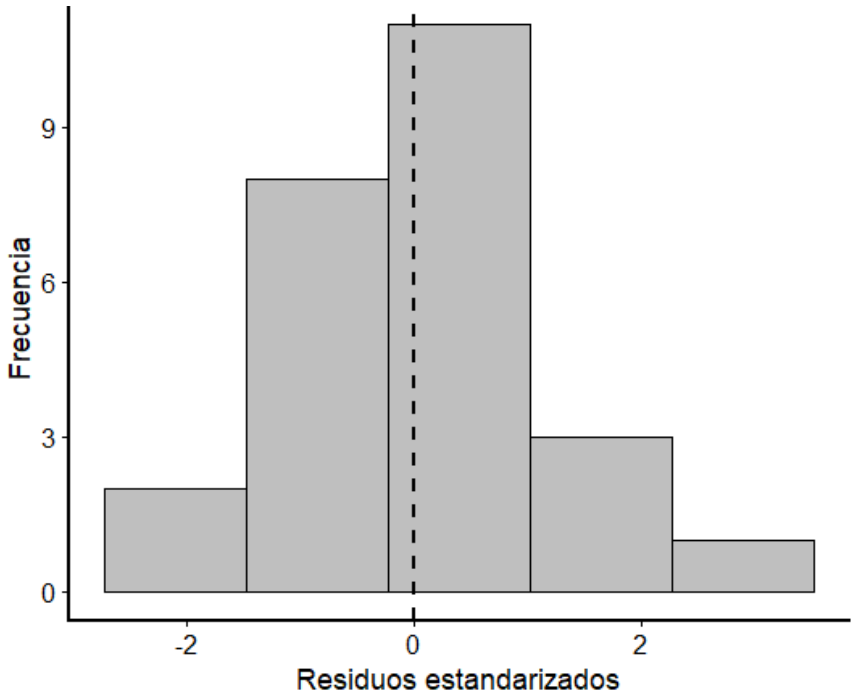
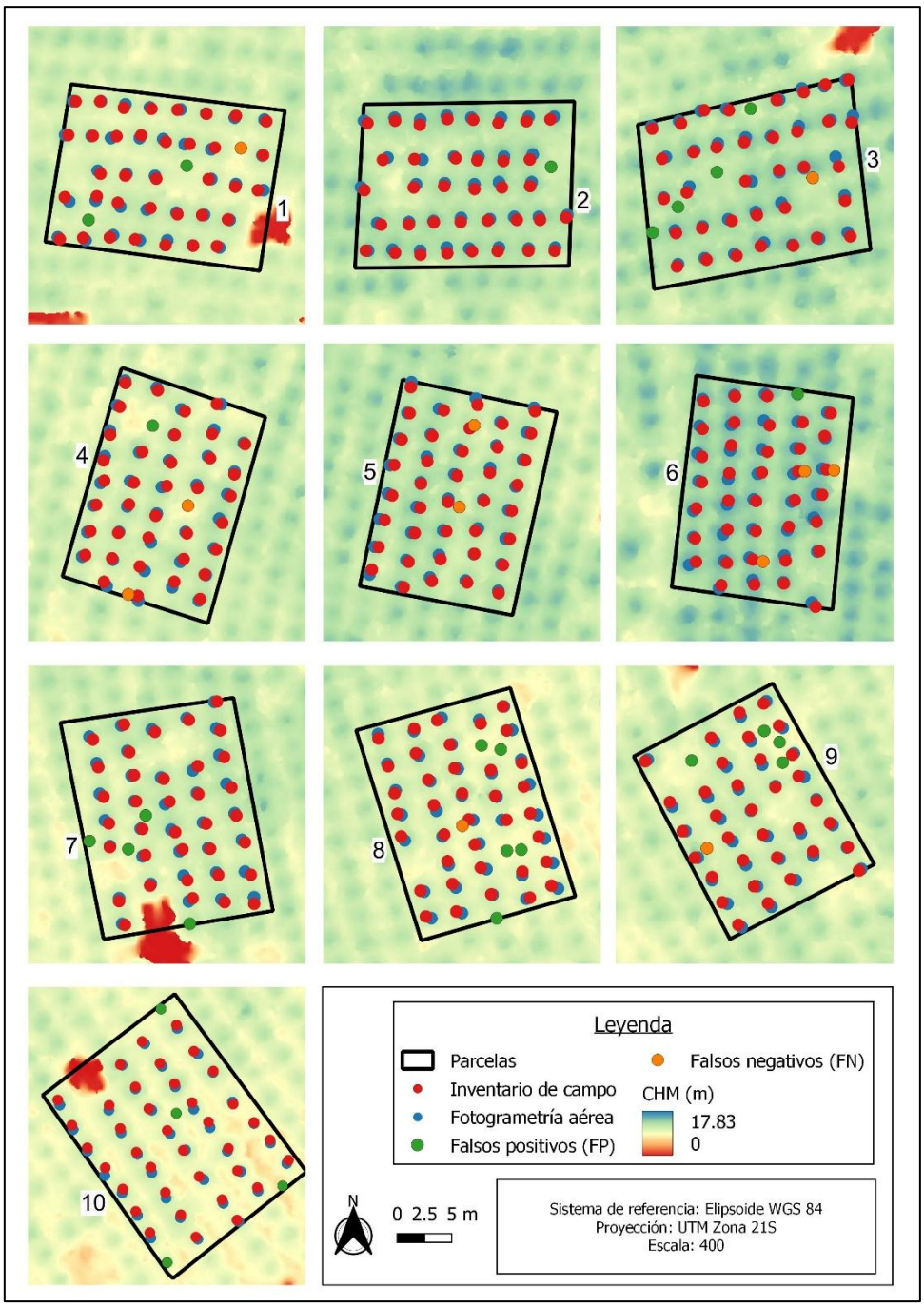


Figura A5

Distribución de correspondencia espacial entre árboles de campo y detectados mediante fotogrametría aérea (parcelas 1-10)



Nota. Elaboración propia en QGIS versión 3.22.6-Białowieża.

Referencias bibliográficas de Anexo

Jafarbiglu, H., & Pourreza, A. (2022). A comprehensive review of remote sensing platforms, sensors, and applications in nut crops. *Computers and Electronics in Agriculture, 197*, Artículo e106844. https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106844

Lillesand, T. M., Kiefer, R. W., & Chipman, J. W. (2015). *Remote sensing and image interpretation* (7th ed.). Wiley.