

UNIVERSIDAD DE LA REPÚBLICA
CENTRO UNIVERSITARIO DE TACUAREMBÓ
INGENIERÍA FORESTAL

DETERMINACION DE VARIABLES DASOMETRICAS EN RODALES DE *EUCALYPTUS SP.*
MEDIANTE UN SENSOR LIDAR ZENMUSE L1 IMPLEMENTADO EN UN DRON DJI MATRICE

300

Marcelo Alejandro dos Santos Villegas

Nombre del tutor:

MSc. Santiago Ferrando

Nombre del co-Tutor:

MSc. Victor Viana

Nombre del co-Tutor:

Dr. Andrés Hirigoyen

Tacuarembó, 26 de octubre de 2023

PÁGINA DE APROBACIÓN

CENTRO UNIVERSITARIO DEL NORESTE – SEDE TACUAREMBÓ

El tribunal docente integrado por los abajo firmantes aprueba el Trabajo Final de Ingeniería Forestal:

Título:

**Determinación de variables dasométricas en rodales de *Eucalyptus sp* mediante un sensor LiDAR
Zenmuse L1 implementado en un dron DJI Matrice 300**

Autor:

Marcelo Alejandro dos Santos Villegas

Tutor:

Mg.Santiago Ferrando

Co-tutor:

Mg.Victor Viana

Dr.Andrés Hirigoyen

Puntaje: _____

Tribunal:

Profesor.....(nombre y firma).

Profesor.....(nombre y firma).

Profesor.....(nombre y firma).

FECHA:

AGRADECIMIENTOS

En primer lugar, debo agradecer a mis tutores Santiago Ferrando, Andrés Hirigoyen y Víctor Viana por su aporte continuo durante todo el trabajo, tanto por su ayuda en lo técnico como en lo personal.

A la empresa Montes del Plata, en especial a Pedro Alza y Santiago Ihlenfeld por brindarme mucho de lo necesario para realizar el trabajo. También a la empresa 21Sur por su ayuda con los vuelos del dron.

A todos los docentes de la carrera, quienes me brindaron las herramientas necesarias para poder avanzar en mis estudios. También a los funcionarios de la universidad.

A mis compañeros y amigos, así como a los compañeros que se volvieron amigos durante el transcurso de la carrera, siendo pieza fundamental en este proceso.

Por último y más importante, a mis familiares; principales responsables para completar mis estudios, ofreciéndome su apoyo incondicional y volviéndose mis guías en todos los ámbitos de la vida.

RESUMEN

En este estudio se abordó una alternativa al inventario forestal convencional, utilizando un dron equipado con un sensor activo LiDAR (Light Detection and Ranging – Detección y medición mediante luz). El objetivo principal de la investigación fue evaluar el dron DJI Matrice 300 con sensor Zenmuse L1 para obtener variables de rodal en plantaciones jóvenes de aproximadamente 1 año. Para lograrlo, se llevaron a cabo una serie de vuelos y se establecieron parcelas de calibración para recopilar datos de referencia. Estos fueron procesados utilizando técnicas especializadas de procesamiento y análisis de datos. La metodología empleada en este estudio es pionera en Uruguay, ya que se utiliza un sensor LiDAR montado en un dron para obtener información de rodales jóvenes de *Eucalyptus* de 12 meses. Esta combinación de tecnología aérea y análisis de datos brinda una visión integral de los rodales, proporcionando información valiosa para la gestión forestal. Los resultados del modelo de regresión lineal simple utilizado generaron datos que permitieron estimar variables dasométricas en plantaciones jóvenes, con un error tolerable. Las regresiones mostraron una alta correlación entre las variables medidas y las variables estimadas para casi todos los casos, con coeficientes de determinación de 0,85 para la altura media, 0,81 para la altura máxima, 0,76 para el diámetro a la altura del pecho (DAP) medio, 0,75 para el diámetro cuadrático medio (Dg) y 0,48 para el DAP máximo. Además, se observaron errores estándar bajos y en el análisis de varianza se obtuvieron valores significativos para todas las variables. Adicionalmente, se demostró la viabilidad de expandir las predicciones a todo el rodal utilizando los modelos generados, combinados con otros productos derivados del procesamiento y análisis de los datos recopilados. Se concluyó que esta tecnología nos permite obtener información completa y precisa de las características de los rodales forestales, lo que resulta esencial para la toma de decisiones en la gestión forestal. En consecuencia, los inventarios tradicionales apoyados en datos relevados mediante un dron con sensor LiDAR pueden mejorar la calidad de los datos.

Palabras clave: LiDAR, dron, variables dasométricas, modelos.

ABSTRACT

In this study, an alternative to conventional forest inventory was addressed, using a drone equipped with an active LiDAR (Light Detection and Ranging) sensor. The main objective of the research was to evaluate the DJI Matrice 300 drone with Zenmuse L1 sensor to obtain stand-level variables in approximately 1-year-old plantations. To achieve this, a series of flights were conducted, and calibration plots were established to collect reference data. These data were processed using specialized data processing and analysis techniques. The methodology employed in this study is pioneering in Uruguay as it utilizes a LiDAR sensor mounted on a drone to gather information about young stands (12 months old). This combination of aerial technology and data analysis provides a comprehensive view of the stands, delivering valuable information for forest management. The results of the simple linear regression model used generated data that allowed estimating dendrometric variables in young plantations, with values close to the actual ones. The regressions showed a high correlation between the measured and estimated variables for almost all cases, with determination coefficients of 0.85 for the mean height, 0.81 for the maximum height, 0.76 for the mean diameter at breast height (DBH), 0.75 for the D_g (mean square diameter), and 0.48 for the maximum DBH. Furthermore, low standard errors were observed, and significant values were obtained for all variables in the analysis of variance. Additionally, the feasibility of expanding predictions to the entire stand using the generated models, combined with other products derived from the processing and analysis of collected data, was demonstrated. It was concluded that this new technology allows us to obtain a more comprehensive and accurate image of forest stand characteristics, which is essential for decision-making in forest management. Consequently, traditional inventories supported by data collected through a drone with LiDAR sensor can enhance the quality and speed of obtaining such inventories.

Keywords: LiDAR, drone, dendrometric variables, models.

ÍNDICE DE CONTENIDO

1.INTRODUCCIÓN

1.1 Contexto

1.2 Inventario Forestal

1.3 Objetivos

2.1 Drones

2.2 LiDAR

2.3 Real Time Kinematic (RTK) y Post Processed Kinematic (PPK)

2.4 Parámetros de vuelo

2.5 Modelos numéricos aplicados al inventario forestal

3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1 Área de estudio

3.2 Datos de campo

3.3 Adquisición y proceso de datos LiDAR

3.4 Método de muestreo, selección de variables y modelos estadísticos

4.RESULTADOS

4.1 Parcelas de calibración

4.2 Datos LiDAR

4.3 Modelos

5.DISCUSIÓN

5.1 Discusión general

6.CONCLUSIÓN

7.REFERENCIAS

1.INTRODUCCIÓN

1.1 Contexto

Los bosques y el sector forestal poseen un papel importante en la transición hacia una economía innovadora y eficiente en la utilización de recursos naturales. Aunque la madera es la principal fuente de ingresos financieros que generan los bosques, la biomasa forestal, junto a otros productos forestales no madereros, brindan fuentes de empleo y una diversificación de la renta hacia una economía sostenible y con bajas emisiones de carbono. De esta forma, dicha economía tiene sus fundamentos en el conocimiento y el manejo de recursos ecológicos y biológicos para proporcionar bienes y servicios de una manera sostenible. La gestión forestal debe tener una visión orientada hacia la optimización sostenible y multifuncional de los recursos y servicios que brindan los ecosistemas forestales [1] [2].

El sector forestal en Uruguay está compuesto por distintas actividades que van desde la obtención de semillas y plantas hasta el transporte final de los productos elaborados. Dentro de estas actividades encontramos la cadena celulósico-papelera, que incluye madera rolliza sin tratar, chips, pasta de celulosa, papel y cartón, etc., es la que mayor peso tiene dentro del sector y en ella participan empresas reconocidas mundialmente como UPM y Montes del Plata. Por otro lado, existen las actividades de primera y segunda transformación mecánica, las de primera transformación van de la troza a un producto intermedio como tablas, chapas, partículas y la de segunda transformación consiste en utilizar los productos de la primera para obtener bienes como tableros, carpintería de obra, vigas de madera laminada encolada y paneles. Por último, se encuentra la actividad energética, encargada de generar electricidad a partir de la biomasa (chips, leña, *pellets*, etc) [3].

La madera de las especies de *Eucalyptus* se emplea principalmente para la producción de pulpa de celulosa, constituyendo uno de los productos principales de exportación de Uruguay, segundo después de la carne vacuna, con un valor bruto de producción forestal de US\$ 1.885 millones para 2023, lo que representa el 77% del total exportado por el sector. Las plantaciones para celulosa utilizan turnos cortos, de aproximadamente ocho años desde el establecimiento de la plantación hasta las cosechas finales, y presentan distintos valores de incremento medio anual debido al manejo silvícola y a la región donde se plantan [3].

1.2 Inventario Forestal en edades tempranas

La caracterización dasométrica de bosques y plantaciones forestales se ha llevado a cabo tradicionalmente mediante muestreo en campo, basado en la teoría general de muestreo que permite dimensionar un inventario forestal considerando un nivel de error y de incertidumbre aceptable. Este enfoque requiere un tiempo y costo significativo para obtener parámetros biofísicos del bosque, como el área basal, el volumen maderable, la biomasa aérea total y la densidad. Los inventarios representan un costo considerable dentro del presupuesto general de una empresa, lo que conlleva a reducir la actividad de muestreo a unas pocas parcelas, a partir de las cuales se infiere información sobre toda la masa forestal. La planificación de inventarios tradicionales se basa en el presupuesto asignado para el establecimiento de un determinado número de parcelas de medición, con las que se estiman las variables dasométricas del estrato estudiado. y a través de ellas se promedian las parcelas del estrato o superficie forestada. La reducción de costos y tiempo en el proceso de inventario es uno de los principales objetivos de mejora de la gestión forestal, manteniendo y/o mejorando la calidad de la información. Se han propuesto diversas formas de optimizar el muestreo y el relevamiento en campo, orientadas a mejorar el manejo con un nivel de error e incertidumbre aceptables, entre estas propuestas se destaca la modelización y el uso de nuevas tecnologías [4]-[8]. Dentro de las nuevas propuestas para optimizar los inventarios tradicionales a edades temprana, se encuentra el uso del sensor *Light Detection and Ranging* (LiDAR) acoplado a drones.

El uso del sensor LiDAR montado en vehículos aéreos no tripulados brinda una nueva solución para obtener parámetros como la altura del dosel, DAP, entre otros. Permitiendo mejorar en términos de tiempo y costo los inventarios tradicionales [32]. A pesar de que aún no se ha estudiado en profundidad el uso de estos sensores montados en un dron para estimar variables en plantaciones jóvenes, se sugiere que las mediciones pueden ser realizadas con precisión desde 1 metro de altura [42]. Sin embargo, no hay reportes de la estimación de la variable diámetro para plantaciones jóvenes, por lo cual este trabajo pretende profundizar el conocimiento ya generado y brindar nueva información respecto al uso de esta nueva tecnología.

La hipótesis de este trabajo es que se pueden estimar las variables: área basal, diámetro cuadrático medio (**dg**), altura total máxima (**hmax**), altura total media (**h**), diámetro máximo (**DAPmax**) y diámetro medio (**DAPmed**) implementando este tipo de sensor con una precisión aceptable, lo cual mejoraría la calidad y cobertura de los inventarios forestales.

1.3 Objetivos

A continuación, se listan los objetivos generales y específicos que persigue este trabajo de fin de grado.

1.3.1. Objetivo general

- Evaluar el uso del dron **Matrice 300** con sensor LiDAR L1 en plantaciones comerciales de *Eucalyptus dunnii Maiden* de 12 meses para estimar las variables dasométricas de altura total máxima, altura total media, área basal, diámetro cuadrático y diámetro a la altura del pecho máximo y medio.

1.3.2. Objetivos específicos

- Caracterizar las parcelas de calibración según la distribución de sus variables dasométricas.
- Obtener y procesar los datos LiDAR obtenidos en el vuelo.
- Ajustar modelos de predicción para las variables dasométricas empelando las métricas LiDAR.

2. REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

2.1 Drones

2.1.1 Historia

Los primeros drones fueron creados en la Segunda Guerra Mundial, con fines militares. Estos contaban con muy pocas aplicaciones ya que no existía la tecnología que existe hoy. Actualmente, al reducirse los costos de los dispositivos electrónicos como sensores, baterías, fuselaje e incluso el software, se generó la apertura del mercado de los drones para uso comercial y recreativo, siendo posible comprar drones para diversos usos. Estos usos abarcan la agricultura, forestación, minería, uso recreativo, entre otros [9].

2.1.2 Generalidades

Los drones son vehículos aéreos controlados de forma remota. Se los conoce como *Unmanned Aerial Vehicle* (UAV) y *Remotely Piloted Aircraft System* (RPAS). La clasificación más común de los mismos se realiza de acuerdo con sus características de despegue y aterrizaje (Figura 1). Los que realizan estas acciones horizontalmente son conocidos como drones de ala fija y los que realizan estas acciones verticalmente, conocidos como drones de ala rotatoria (cuadricóptero, hexacóptero, etc). Su estabilidad, así como el área que cubren en el vuelo son elementos claves en aplicaciones de detección remota. La primera categoría tiene la ventaja de cubrir una mayor área por vuelo y la segunda tiene la ventaja de ser más estable lo cual genera una mayor nitidez, aunque se pueda cubrir una menor área por vuelo. También se clasifican según el tipo de energía que utilizan, lo cual afecta indirectamente al tiempo de vuelo. En este sentido, se clasifican en eléctricos y de combustión interna. Los eléctricos son los más recomendados para aplicaciones de detección remota ya que los de combustión interna poseen vibraciones más altas [10].

En general, las partes estructurales de los drones suelen ser un chasis, el cual cumple la función de mantener todas las piezas unidas. Un motor, encargado de transformar la energía en movimiento circular transmitido a las hélices para que las mismas giren. Luego se encuentran las hélices, parte que permite crear la fuerza vertical necesaria para su movimiento. Éstas consisten en un conjunto de álabes que giran alrededor de un eje que realiza un movimiento de rotación provocado por el motor. Las hélices se encargan de muchos movimientos como el descenso, ascenso, estabilización en una posición elevada y cambio de dirección en el plano horizontal (En el caso de ala rotativa).

Otra pieza fundamental incorporada a los drones son los sensores, los más comunes son:

- Sensor capacitivo: sensor que permite detectar objetos metálicos y no metálicos cercanos al dron, con el fin de que cuando se aproximen demasiado a estos se detenga para evitar la colisión.
- Transductores de velocidad: este sensor permite al piloto estimar la velocidad del dron.
- Termopar: permiten estimar la temperatura en distintos componentes dependiendo del modelo del dron. Por ejemplo, en un dron agrícola se puede conocer la temperatura de los motores de aspersión.
- Giróscopo: es el encargado de medir los ángulos de ubicación del dron cuando este se encuentra en el aire.
- LiDAR: sensor que emite ondas y las escanea para su posterior procesamiento.

Además, los drones poseen un control remoto, este sistema es el encargado de transmitirle al dron el movimiento que el piloto desea que haga, desde un movimiento hasta una grabación [10].



Figura 1: UAV de ala fija a la izquierda y rotatoria a la derecha.

2.1.3 Uso agroforestal

Los drones en agricultura poseen diferentes usos, los cuales van desde mapeos para estimar rendimiento y biomasa hasta la aplicación de productos sólidos como hormiguicidas o fertilizantes líquidos, entre otros [11].

Dentro de las posibles aplicaciones de los drones en el ámbito forestal se encuentra la detección de enfermedades y plagas, recolección de variables para clasificar la flora y fauna, realizar inventarios con el uso de sensores LiDAR. Mejorar la planificación y la gestión a través del seguimiento de la cosecha con

mapas orto mosaicos, por ejemplo. Ofrecer una respuesta rápida en acciones con impacto ambiental (como la tala ilegal), entre otras [12].

2.1.4 Regulaciones

En Uruguay existen reglamentaciones, legislaciones y normativas que regulan el uso de aeronaves en el espacio aéreo nacional, del código aeronáutico N° 14.305 son relevantes los artículos 122, 200, 202, 207, y 211 a 216. Además, se utiliza el decreto 291/14 y de acuerdo con lo que menciona, se deben cumplir también los decretos 39/977 del 31 de enero de 1977 y 314/994 del 5 de julio de 1994. Dentro de las regulaciones para los drones se exige certificaciones para el mismo y su respectivo sensor, así como para el piloto, se regula el vuelo en zonas prohibidas, también se limita su uso a 120 metros de altura y 500 metros de distancia horizontal del piloto, se regula uso indebido como puede ser para transportar mercancía ilegal, también se los clasifica según su peso para otorgar distintas licencias de piloto y registrar la aeronave [10].

2.1.5 Teledetección forestal

La teledetección o el uso de sensores remotos es una forma de observación y medición a distancia con un conjunto de técnicas para adquirir y procesar los datos. Estos sensores utilizan la señal reflejada desde la superficie de la Tierra en una o más regiones del espectro electromagnético, ya sea por reflexión de la energía solar o de un haz energético artificial o por emisión propia del objeto. Los sensores remotos pueden ser activos o pasivos. Los activos emiten y captan la radiación generando la información (por ejemplo, LiDAR y Radar). En cambio, los pasivos registran la energía electromagnética en sus respectivas longitudes de onda, resultado de la interacción de la energía que proviene del Sol con un elemento de la Tierra (por ejemplo, hiperespectrales, multiespectrales y térmicos). Estas técnicas de teledetección pueden respaldar un inventario tradicional de forma más eficiente, oportuna y económica. Algunos trabajos sugieren que se puede utilizar la teledetección para muchos fines en la industria forestal, pero aun así se debe desarrollar más. Por lo cual, es necesario seguir explorando y mejorando el uso de las tecnologías de detección en silvicultura, para cartografiar tipos de bosques, estimar biomasa, detectar deforestación y especies invasoras. También es necesario mejorar las técnicas de teledetección para apoyar los inventarios sobre terreno, actualizar los conjuntos de datos de mapas digitales para proporcionar estimaciones de alta resolución de las masas forestales [13]-[17]. Por ejemplo, la altura del dosel es un buen indicador de la calidad del sitio respecto al crecimiento de árboles al no estar influenciado en densidades normales (800 a 2000 arb/ha) por el número de plantas por hectárea. y se obtiene mediante mediciones a campo, actualmente la tecnología LiDAR es más accesible en términos económicos ya que se puede utilizar un dron y no tener que utilizar aviones, representando una nueva

solución para la medición de esta altura. Actualmente, que se puede montar este sensor en vehículos aéreos no tripulados [18]-[20].

La gran versatilidad de los drones radica en que pueden adaptarse a diversas necesidades al variar los sensores empleados. Desde un sensor LiDAR hasta un sensor térmico, por ejemplo, permitiendo una mejor visión en condiciones de alta densidad de humo durante un incendio y facilitando una toma de decisiones más precisa.

2.2 LiDAR

La tecnología LiDAR se caracteriza por determinar la distancia desde el emisor láser al objeto o superficie utilizando un haz láser pulsado. Ésta distancia se determina midiendo el tiempo de retraso entre la emisión del pulso y su detección. Los sensores LiDAR se utilizan para estimar las variables forestales, como pueden ser la biomasa, estructura de copas, área basimétrica, densidad y volumen. La aplicación de estos es capaz de mejorar la precisión, también los inventarios en comparación a las técnicas utilizadas tradicionalmente. En las plantaciones, el pulso láser impacta con la copa de los árboles, mientras que una parte de él se refleja y vuelve al sensor, la otra parte atraviesa la vegetación hasta llegar al suelo, generando varios retornos que vuelven al emisor. En las superficies sólidas duras, como el suelo o un edificio, el pulso láser se refleja generando un único retorno. Por otro lado, el agua absorbe rápidamente el pulso por lo cual no se genera ningún retorno. Basándonos en este principio, el resultado de un vuelo LiDAR es una red irregular de puntos que describe la forma de la superficie en un momento dado.

El sistema LiDAR aerotransportado, consiste en un sensor instalado a una plataforma móvil (avión o dron). El equipo está integrado por un sensor láser, una unidad de medición inercial y un receptor Sistema Satelital de Navegación Global (GNSS por sus siglas en inglés) sobre una plataforma móvil. Los datos proporcionados registran las coordenadas de los puntos donde se refleja el punto láser emitido. También se registra la intensidad de cada retorno, representando la energía reflejada y otros atributos relativos al pulso como distancia sensor-objeto y el ángulo de escaneo, así como su número de retorno correspondiente. El formato de archivo estándar utilizado para almacenar datos de nubes de puntos generados por sistemas LiDAR aprobado por la American Society for Photogrammetry and Remote Sensing (Sociedad Estadounidense de Fotogrametría y Teledetección) es el llamado LAS o su versión comprimida LAZ. La adquisición de estos datos puede ser de onda completa o de retornos discretos, siendo la última mayormente utilizada en el ámbito forestal ya que almacenan las coordenadas tridimensionales de todos los retornos individuales (registrando de 1 a 5 retornos y representando los

picos en la curva de la onda), y la de onda completa almacena la onda completa (los datos son más complejos para procesar y se registra la distribución de la luz retornada) [21]- [31].

2.2.1 LiDAR en inventarios forestales

A nivel mundial existen diversos estudios sobre el uso de sensores LiDAR para estimar variables de rodal en plantaciones forestales adultas, dentro de los estudios publicados se encuentran determinaciones de la altura, diámetro, volumen y área basal. LiDAR ha sido la principal fuente de datos para el inventario y para la delimitación de los rodales tanto en Finlandia como en Noruega desde 2010; en estos países los inventarios se llevan a cabo con datos de Airborne Laser Scanning (ALS) y parcelas de campo para la calibración de modelos. Se ha demostrado que las métricas derivadas de LiDAR son sensibles a los atributos estructurales y su aplicación puede mejorar la precisión y reducir los costos de los inventarios en comparación con las técnicas tradicionales. Sin embargo, a nivel académico existen pocos registros de estudios sobre sensores LiDAR implementados en drones, a pesar de que es utilizado por diversas empresas privadas. En Uruguay no existen estudios reportados sobre el uso de sensores LiDAR implementados en drones para plantaciones jóvenes que no estén próximas a la cosecha. Dado que los estudios realizados se centran en plantaciones cercanas a la cosecha, tanto a nivel mundial como nacional, y los estudios internacionales a edades tempranas no estiman el diámetro, surge un desafío y una oportunidad de mejora en obtener resultados que aporten a los inventarios forestales, ya sea reduciendo los costos o mejorando la precisión de los datos [32]-[47].

Muchas veces se utilizaban aviones para realizar estos relevamientos, debido al gran peso de los sensores. Gracias a los avances de la tecnología, es posible montar los nuevos sensores en drones, con la principal ventaja de ser más económicos y permitiendo realizar relevamientos similares a los utilizados por el método terrestre, brindando incluso la posibilidad de realizar el método de árboles individuales debido a la gran densidad de puntos que generan [48]-[50].

2.3 Real Time Kinematic (RTK) y Post Processed Kinematic (PPK)

El sistema RTK (Figura 1) o navegación cinética satelital en tiempo real, es una técnica utilizada en la topografía la cual se basa en utilizar medidas de fase de navegadores con señales GPS, GLONASS, Beidou y/o Galileo, donde una sola estación de referencia proporciona correcciones en tiempo real, obteniendo exactitud submétrica. Según estudios es posible obtener una precisión centimétrica con una antena GNSS RTK incluso en bosques, con señales de GPS débiles y obstáculos permanentes como se puede apreciar en la Figura 2. La combinación de LiDAR y GPS con RTK permite obtener una gran

cantidad de datos, los cuales son tridimensionales y detallados para el dosel forestal y el terreno circundante [51].

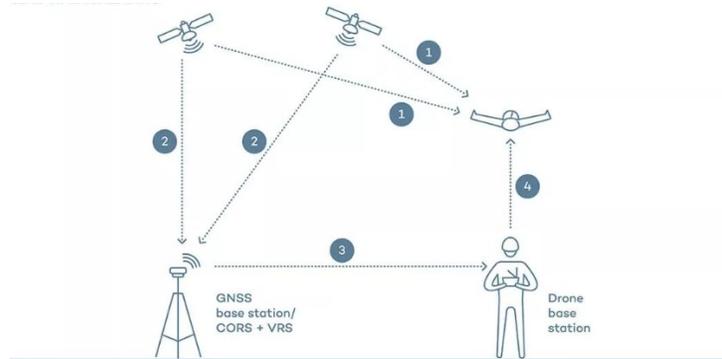


Figura 2: RTK (extraído de <https://wingtra.com/es/drones-ppk-vs-drones-rtk/>)

Los sistemas PPK (Figura 3) son tecnologías utilizadas en posicionamiento y navegación, especialmente en aplicaciones que requieren alta precisión, como en la cartografía, topografía y en el uso de drones y vehículos aéreos no tripulados (UAVs).

Un sistema PPK consiste en un receptor GNSS que recibe señales de satélites para determinar su posición en tiempo real y una unidad de registro de datos para las coordenadas. Los datos también se recogen en un receptor GNSS en una estación terrestre cercana al vuelo y luego se combinan con los datos del dron para corregir el error. Estas correcciones no son en tiempo real como con el sistema RTK, se realizan por un proceso en un software determinado y tienen la ventaja de no tener interrupciones en la telemetría como en RTK, lo cual genera degradaciones de precisión en los datos. A pesar de las diferencias algunos estudios indican que ambos métodos de corrección son precisos y su utilización varía de acuerdo con cada situación. Por ejemplo, para vuelos a grandes distancias se recomienda más el uso del PPK, ya que RTK corrige las coordenadas en tiempo real y si se perdiera la señal, debería realizarse todo el vuelo otra vez [52].

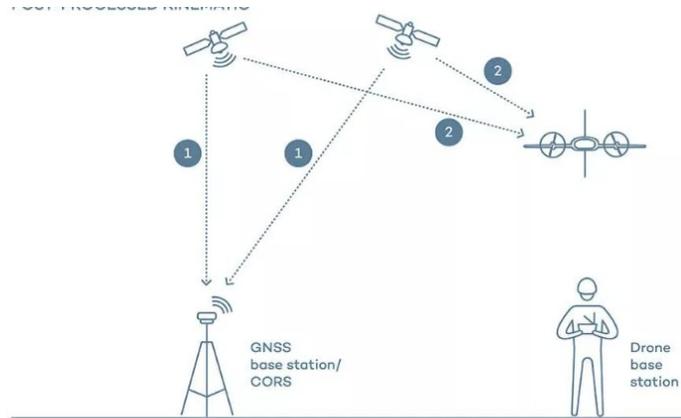


Figura 3: PPK (extraído de <https://wingtra.com/es/drones-ppk-vs-drones-rtk/>)

2.4 Parámetros de vuelo

Es importante llegar a una buena combinación de parámetros de vuelo para encontrar el mejor balance entre tiempo de obtención de los datos y calidad de estos de acuerdo con los objetivos propuestos, así como la precisión buscada y la estructura del bosque en cuestión (especie, edad, topografía, etc).

La selección de los parámetros de vuelo hace parte de la planificación previa al vuelo, por lo que se buscan días con el cielo despejado. Así como un solape de imagen lateral de 80% y el frontal de 70%. Esto genera una buena cobertura de toda el área de estudio para poder procesar y juntar todas las imágenes en un mosaico de calidad aceptable. Es recomendable volar a menos de 150 metros de altura. Estos valores son los recomendados ya que genera una densidad de puntos de buena calidad (Muchos puntos por metro cuadrado). Aunque estos valores de solape elevados dan como resultados mayor cantidad de datos a expensas de un mayor tiempo de procesamiento, se logran productos más potentes con mejor calidad [51].

2.5 Modelos numéricos aplicados al inventario forestal

Un modelo refiere a una abstracción de un sistema real que se asemeje en la mayor medida posible a la realidad. También se define como el conjunto de métodos matemáticos y estadísticos necesarios para crear, a partir de la observación y medición de la realidad, una simplificación del sistema. A partir de la cual se pueda estimar o predecir variables existentes en ese sistema y que sean de utilidad conocer. En la modelización forestal se pretende proyectar la evolución de una plantación forestal o algún parámetro de esta a lo largo del tiempo, así como intervenciones efectuadas en la misma. Ya que el sistema forestal alterna etapas de evolución natural y posee cambios instantáneos en estructura generados

por trabajos silvícolas es importante utilizar modelos para lograr una gestión sostenible, anticipando consecuencias y eligiendo las mejores alternativas de tratamiento [53].

En Uruguay se ha desarrollado un sistema de apoyo a la gestión para las especies de *Eucalyptus dunnii*, *grandis* y *globulus*, el cual integra diversos modelos como, por ejemplo, modelos para área basal, altura, diámetro cuadrático medio, entre otros. Este sistema permite realizar múltiples simulaciones para evaluar distintos escenarios, considerando factores como la calidad del sitio, la densidad de la plantación, el turno de corte, costos y precios. Los análisis realizados con el simulador incluyen la comparación de inversiones en diferentes sitios, la definición de la densidad de la plantación y el tiempo de rotación, análisis de sensibilidad para identificar los factores más influyentes en la rentabilidad, cálculo de volúmenes comerciales totales, estimación de volúmenes de cosecha sostenibles y estimación de biomasa total y secuestro de carbono [54]. Si a estos sistemas de apoyo a la gestión se le agregan modelos que trabajen con datos LiDAR, es posible aumentar la precisión de estos respecto a los obtenidos en inventarios tradicionales, debido a que con los equipos LiDAR es posible obtener bases de datos más robustas, extensas y dinámicas.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

3.1 Área de estudio

Este estudio fue realizado en el departamento de Flores, Uruguay. En una plantación forestal correspondiente a la empresa Montes del Plata. El predio cuenta con un total de 767 hectáreas efectivas forestales, mientras que los rodales experimentales tienen un área de 36,54 hectáreas. Al mismo se accede por la ruta 3 seguido del camino vecinal San Adrián (Figura 4).

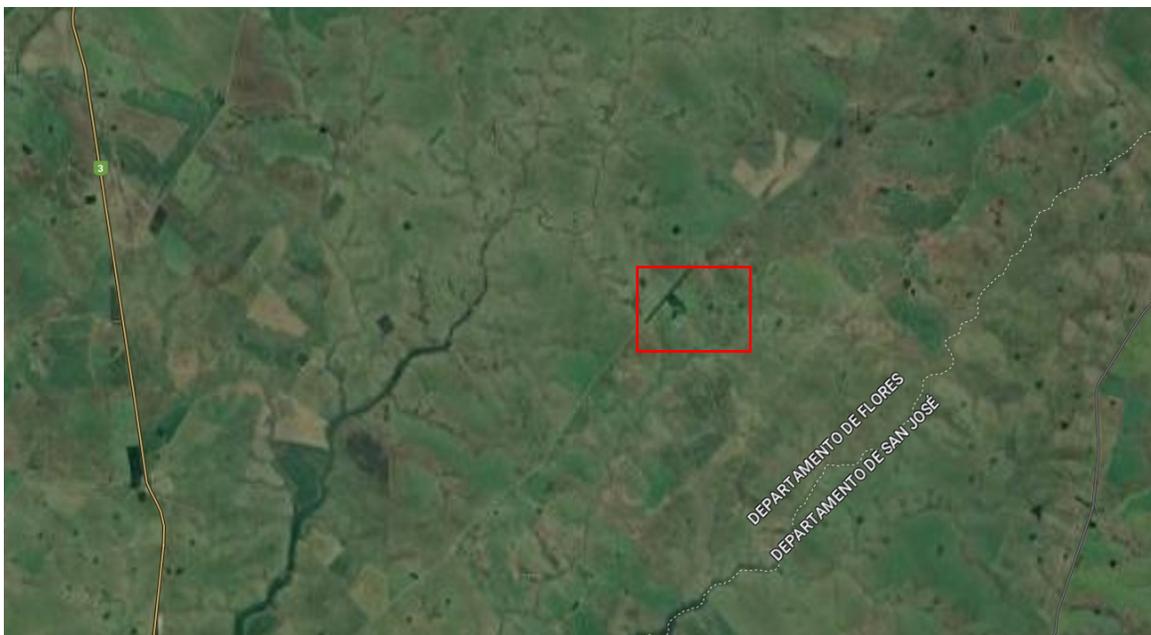


Figura 4: Ubicación del predio (Imagen extraída de Google Maps).

Los suelos presentes en el área de estudio pertenecen al grupo CONNEAT 5.02 b. Los mismos se caracterizan por poseer un relieve ondulado y ondulado fuerte, con pendientes de 5 a 7 %. El material geológico corresponde a litologías variables de rocas predevonianas, como granitos, migmatitas, rocas metamórficas esquistosas, etc. Los suelos son Brunosoles Subéutricos Háplicos moderadamente profundos y superficiales a los que se asocian Inceptisoles (Litosoles) a veces muy superficiales. El uso del suelo es pastoril y posee un índice de productividad de 88 [55]. La especie plantada es un clon de *E.dunnii*, de un año de edad destinado a la producción de pulpa para celulosa.

3.2 Datos de campo

Para este estudio, se ubicaron 15 parcelas circulares de 400 m² con un radio de 11,283 m teniendo presente que las mismas sean representativas de la población, para lograrlo se realizó un análisis exploratorio en el predio buscando captar la mayor variabilidad posible de altura, densidad de plantación y sobrevivencia debido a que todavía no se contaba con la nube de puntos del vuelo para utilizarla en su determinación. Los criterios para establecer las parcelas fueron: misma especie y tipo de suelo, cotas de altura sobre el nivel del mar de 135, 145 y 155 metros, pendientes de 0 y 3,9%. Estas parcelas (Figura 5 y 6) fueron ubicadas mediante un GNSS con corrección RTK (Figura 7). En estas se midió la altura de todos los individuos y el diámetro a la altura del pecho (DAP) utilizando una pértiga telescópica y cinta diamétrica respectivamente. También se calculó el diámetro cuadrático medio para cada parcela con la fórmula que se muestra en la Ecuación 1.

$$Dg = 100 * (4 * \text{Área Basal} / \pi * n)^{1/2} \quad (1)$$

Donde:

Dg: Diámetro cuadrático medio (cm).

Área Basal: Área basal de la parcela (m²ha⁻¹)

π : el número pi.

n: número de árboles por hectárea.

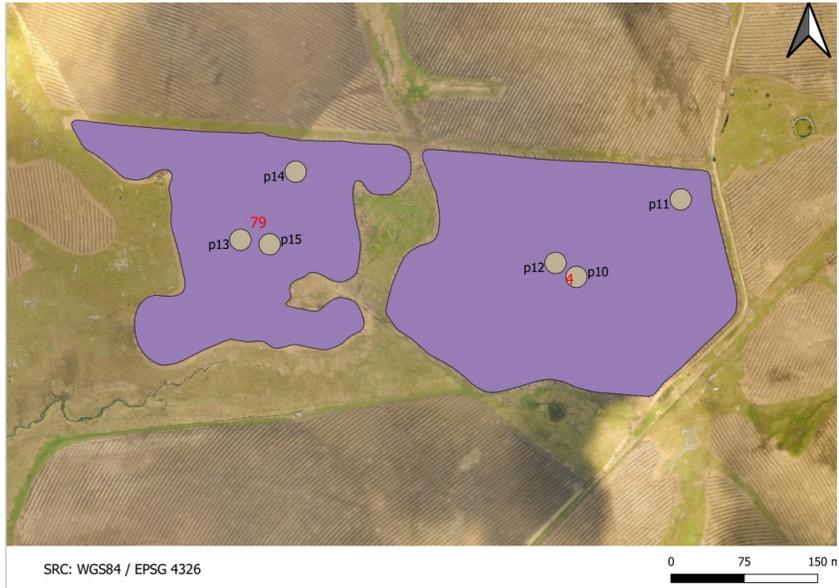


Figura 5: Ubicación de parcelas.



Figura 6: Ubicación de parcelas.



Figura 7: GNSS utilizado para establecer las parcelas.

Se establecieron diferentes estratos para las parcelas seleccionadas, teniendo en cuenta la altura y también la pendiente (Tabla 1). Mediante la medición de estas parcelas, se determinó el error de muestreo admisible para la variable altura media según la Ecuación 2, considerando un valor de t-student de 1,96. Este valor se aplica para muestras que superan los 100 árboles, con un nivel de confianza del 95%, lo que equivale a una probabilidad de cometer un error de tipo I del 0,05%. Además, se tomó en consideración el desvío estándar de todas las alturas y se estableció un límite aceptable de error muestral de 10% de la altura total media.

$$n = \left(\frac{t * \sigma}{e} \right)^2 \quad (2)$$

Donde:

n: número de muestras

t: valor t-student, para n - 1 datos de muestreo.

σ : desvío estándar de la muestra de datos.

e: límite aceptable del error muestral.

Tabla 1: Estratificación de las parcelas.

Parcela	Altura (m)	Pendiente (%)
1		0
2	155	
3		3,9
4		3,9
5	145	
6		0
7	135	
8		3,9
9		0
10		0
11	155	
12		3,9
13		0
14		3,9
15	145	

En las parcelas de calibración empleadas se registraron las alturas de todos los individuos, junto con sus respectivos DAP (Los árboles menores a 1,3 metros no fueron tenidos en cuenta ya que no se les puede medir el DAP). Estas mediciones se realizaron simultáneamente con los vuelos realizados con el dron. Las parcelas se ubicaron estratégicamente para ser lo más representativas posible de la plantación. Idealmente, se habría realizado el vuelo primero, procesado los datos y luego identificado las zonas más

representativas en la nube, permitiendo ubicar las parcelas en áreas que abarcaran la mayor variabilidad posible, incluyendo zonas con densidades de puntos altas y bajas. Sin embargo, dado que durante el estudio se adquirió experiencia en el procesamiento de los datos, resultaría inviable establecer las parcelas de calibración de esa manera. Por lo tanto, se optó por identificar las zonas más representativas de la plantación y ubicar las parcelas allí, teniendo en cuenta también los estratos a utilizar.

3.3 Adquisición y proceso de datos LiDAR

La captura de datos LiDAR fue en la misma fecha que la medición de las parcelas de calibración, en septiembre de 2022. Se empleó un dron DJI Matrice 300 con corrección RTK, junto con un sensor Zenmuse L1 (Figura 8). Durante la operación, se mantuvo una altitud de vuelo de 80 metros, una frecuencia de escaneo de 120 Khz, una velocidad de desplazamiento de 9,5 metros por segundo, y se aplicó un solapamiento del 70% en la dirección frontal y del 80% en la lateral. Las parcelas fueron georreferenciadas en el sistema de referencias de coordenadas WGS84 – EPSG 32721 UTM 21S.



Figura 8: a) Dron y sensor; b) Antena RTK.

Todas las nubes de puntos LiDAR fueron chequeadas y procesadas con el software FUSION [56].

Para el proceso se utilizó la herramienta catálogo y de esta forma asegurar la calidad de los productos creados a partir de la nube de puntos, evaluando diversas características de los datos LiDAR, así como la continuidad de la cobertura y la correcta densidad de retornos de pulsos. Las áreas sin cobertura o fuera de los rodales fueron excluidas del estudio.

También se generó un modelo digital de terreno (DTM), un modelo digital de superficie (DSM). Además, producto de restarle al DSM el DTM se generó el modelo de altura del dosel (CHM) y también se generaron las métricas utilizadas en esta investigación las cuales fueron los percentiles P99, P90, P85, entre otros.

El algoritmo GroundFilter se aplicó para identificar y eliminar los retornos que golpean la superficie del suelo, dejando únicamente los retornos que pertenecen a los objetos por encima del mismo. Posteriormente, se creó un DTM utilizando estos puntos filtrados, a través de la función GridSurfaceCreate.

Se utilizó la herramienta Clipdata para normalizar las alturas y asegurarse que la coordenada z corresponda a la altura sobre el suelo y de esta forma no sobreestimar ninguna altura. Se aplicó la herramienta Polyclipdata para seleccionar los puntos que caen dentro de las parcelas experimentales [57].

Las herramientas Cloud metrics y Grid metrics se utilizaron para obtener una variedad de parámetros estadísticos que describen al conjunto de datos LiDAR a partir de las parcelas y los rodales respectivamente. Por último, se utilizó la herramienta csv2grid para obtener las métricas correspondientes a los percentiles utilizados en las regresiones.

En la figura 9 se muestra a modo ilustrativo un esquema resumido de los procesos y productos obtenidos por el software FUSION y los Raster con la expansión de las variables utilizando el software FUSION y QGIS.

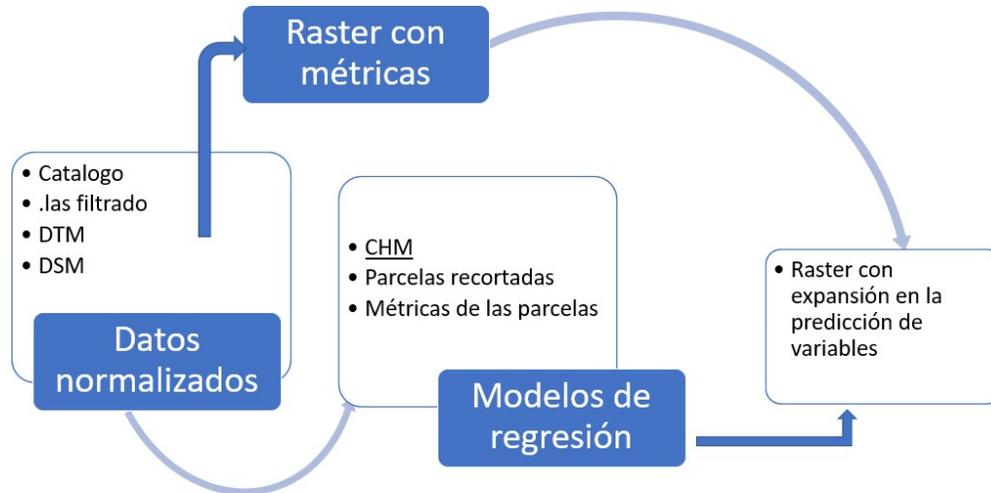


Figura 9: esquema de los procesos y productos.

3.4 Método de muestreo, selección de variables y modelos estadísticos

En este estudio se utilizó el método del rodal para el muestreo por dos razones fundamentales. En primer lugar, se muestrearon un elevado número de árboles, aproximadamente 500, lo que implicaría una ubicación submétrica de cada uno de ellos y su posterior ubicación en la nube. Además, diversos estudios han demostrado que tanto el método de árbol individual como el de masa proporcionan valores similares de precisión. Por lo tanto, se decidió utilizar el método de masa debido a su capacidad para abarcar un número considerable de árboles muestreados y a la evidencia de su nivel de precisión comparativo con el método de árbol individual [58] [59].

En el proceso de selección de variables para los modelos estadísticos, se llevaron a cabo pruebas de correlación entre las variables dependientes (Altura, DAP, Dg) y métricas derivadas del vuelo y su posterior procesamiento (P01 P05 P10 P20 P25 P30 P40 P50 P60 P70 P75 P80 P85 P90 P95 P99, entre otras). Por ejemplo, el percentil 99 indica la altura del dosel en metros por debajo de la cual se encuentra el 99% de los puntos o retornos. A partir de estas pruebas, se identificaron las variables con correlaciones más altas, las cuales fueron utilizadas para construir los modelos estadísticos.

Inicialmente, se desarrollaron modelos de regresión lineal simple, donde se consideró una variable independiente y modelos de regresión lineal múltiple, donde se emplearon tres variables independientes. En cada regresión se realizó un análisis de varianza para determinar la significancia de los modelos, además de generar gráficas de residuos y curva de regresión ajustada.

Para la construcción de los modelos estadísticos, se aplicó un enfoque de correlación y selección de variables respaldado por pruebas estadísticas. La significancia y capacidad explicativa de cada modelo fueron evaluadas a través de análisis de varianza, gráficos y medidas como el coeficiente de correlación (R^2) y los valores de p-valor.

4. RESULTADOS

4.1 Parcelas de calibración

Las variables de las parcelas calculadas a partir de la obtención de los datos en cada parcela y su posterior análisis se muestran en la tabla 2.

Tabla 2: Datos obtenidos de las parcelas de calibración.

Parcela	hmax (m)	h̄ (m)	DAPmax (cm)	Dg (cm)	DAPmed (cm)
1	4,85	3,83	5,9	3,82	3,18
2	5,1	3,87	6,3	4,41	4,07
3	4,85	3,83	5,9	3,82	3,18
4	3,86	3,44	6,1	4,43	3,85
5	4,52	3,81	5,8	4,5	4,25
6	4,22	3,66	6,65	4,32	4,721
7	3,8	3,16	4	2,91	2,48
8	3,89	2,85	4,9	3,46	3,23
9	3,5	3	4,7	2,95	2,64
10	4	3	4,51	2,09	1,8
11	3	2,31	3	1,70	1,9
12	3,37	2,76	3,5	1,82	2,4
13	4	3,68	4,8	3,8	3,9
14	3,6	3,14	4	2,95	3,2
15	4,2	3,53	4,7	3,6	3,5

4.2 Datos LiDAR

En esta sección se muestran los resultados de los procesos realizados para un vuelo en particular, así como las métricas obtenidas de cada parcela.

Con el comando catálogo se obtuvo un total de 3.241.716 puntos para un área determinada. Una densidad de puntos (Figura 10) promedio de 230 puntos.m⁻², un mínimo de 0,2 puntos.m⁻² y un máximo de 922 puntos.m⁻².

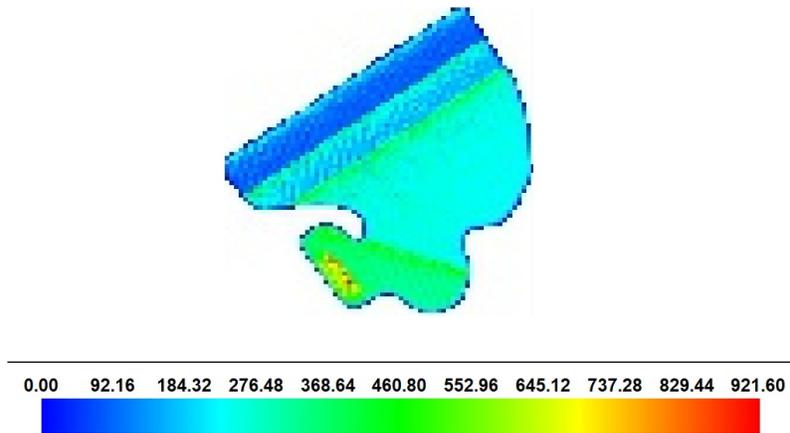


Figura 10: Densidad de puntos de un área de estudio.

Con el software GroundFilter se eliminaron los puntos del suelo dejando 2377995 puntos restantes (Figura 11), con los cuales se creó el modelo digital de terreno (Figura 12) y el modelo digital de superficie para el vuelo especificado (Figura 13). Estos procesos son de suma importancia ya que se utilizaron para normalizar las alturas de los árboles posteriormente.

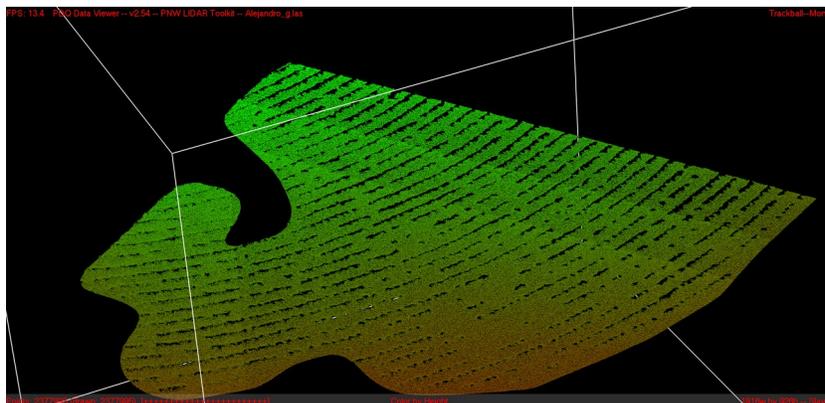


Figura 11. Capa de puntos resultantes, correspondiente a la superficie del suelo, luego del uso de la herramienta GroundFilter.

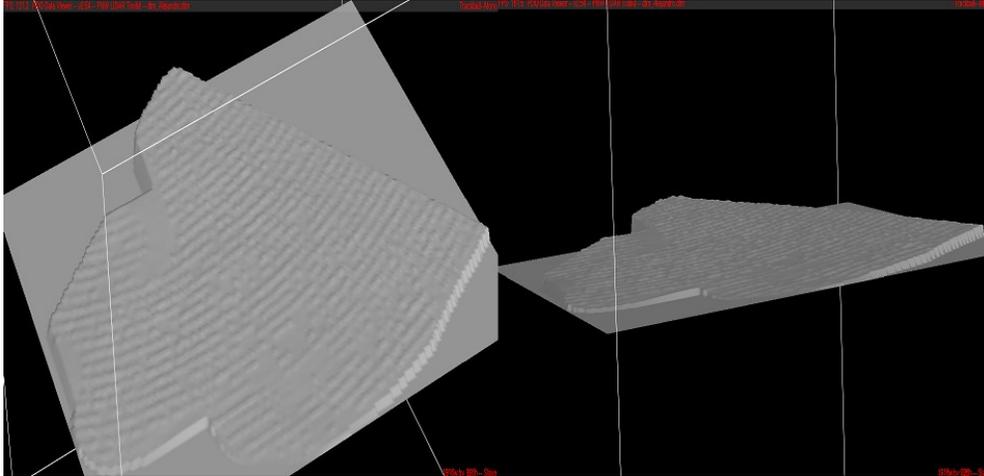


Figura 12: Modelo digital de terreno

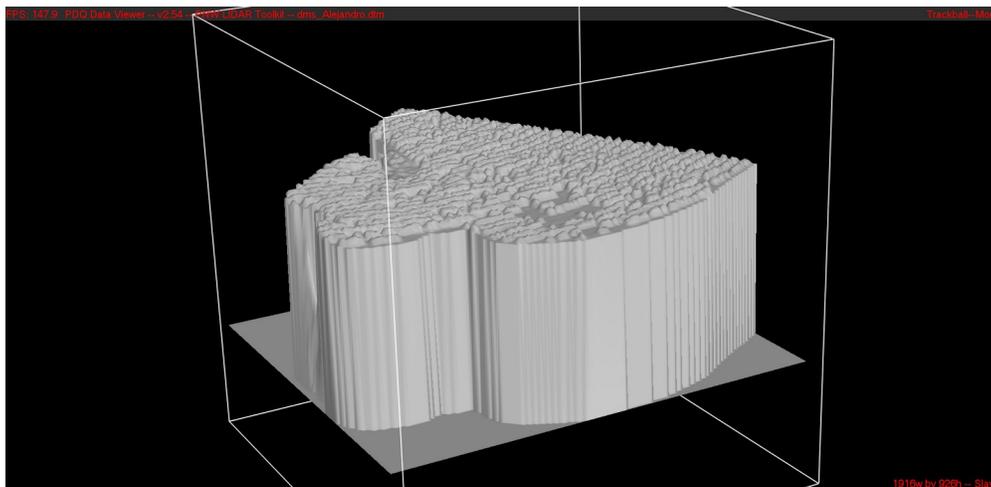


Figura 13: Modelo digital de superficie.

Con estos archivos se normalizaron los datos obteniendo un archivo .las (Figura 14) y también se generó el modelo de altura de dosel como se ve en la Figura 15.

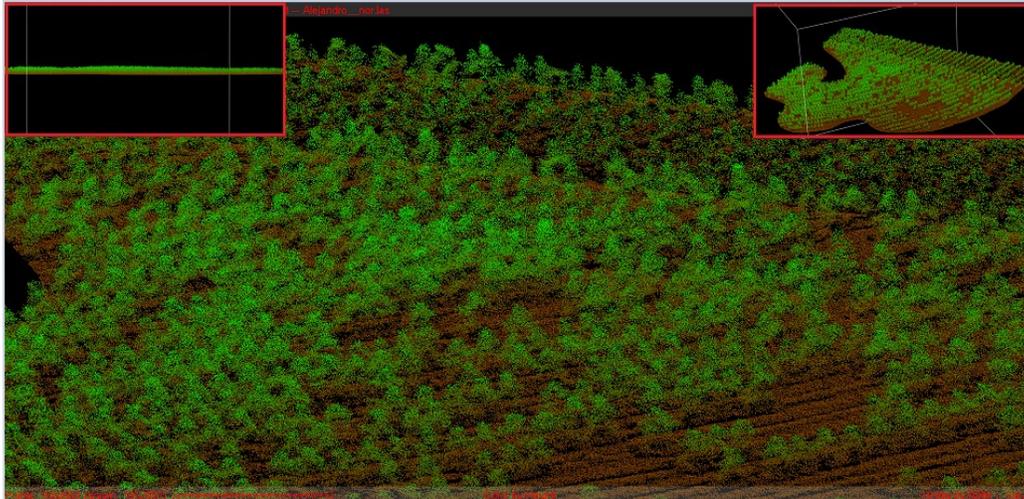


Figura 14: Datos normalizados.

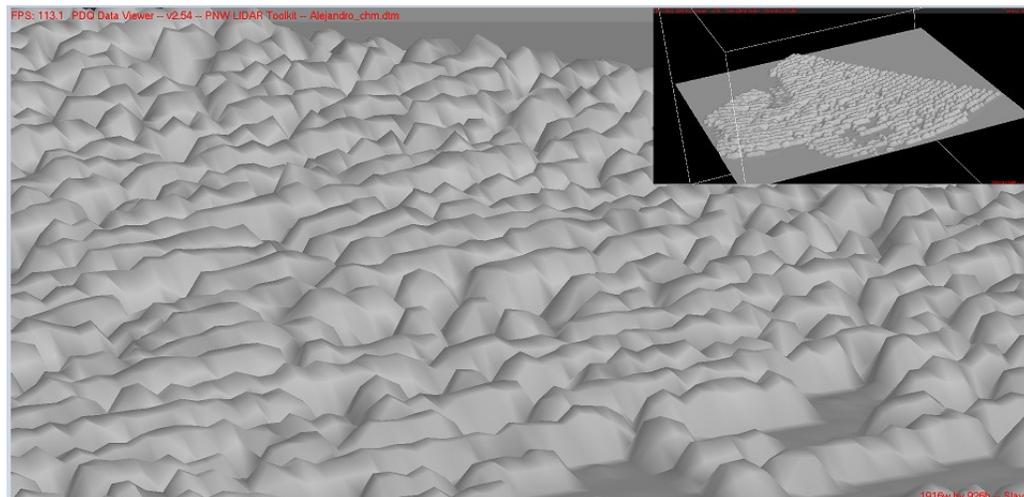


Figura 15: Modelo de altura del dosel.

Las parcelas generadas con el comando PolyClipData (Figura 16) fueron utilizadas para extraerles las métricas con el comando Cloudmetrics y de esta manera poder seleccionar las variables a utilizar en las regresiones posteriores.

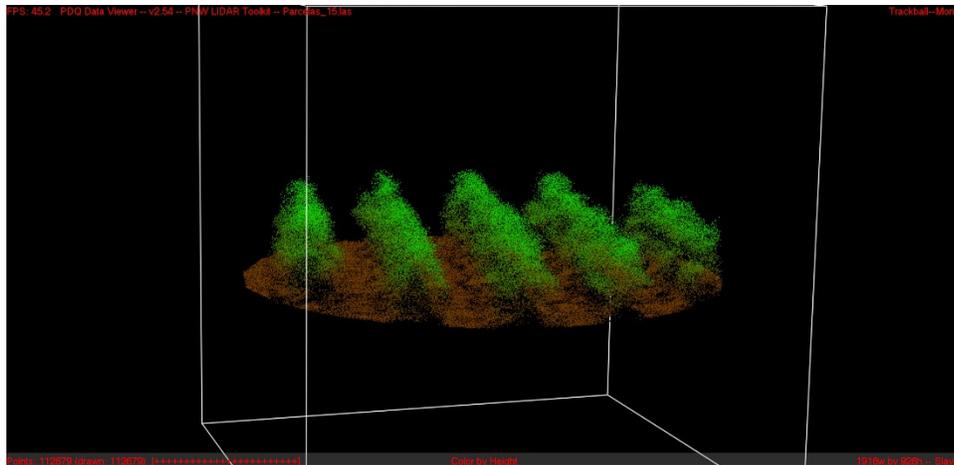


Figura 16: Parcela 15.

4.3 Modelos

4.3.1 Regresión lineal simple

4.3.1.1 Altura máxima

La variable independiente seleccionada en la prueba de correlación para la altura máxima en cada parcela fue P99 (Tabla 2), obteniendo en la regresión (Figura 17). un coeficiente de determinación de 0,81 y un error estándar de 0,26. Generando la ecuación $y=1,0122x+1,1643$.

Siendo $x = P99$. El p-valor asociado a esta regresión fue de 0,01 para el intercepto y menor a 0.00001 para la variable independiente (P99).

Tabla 2: Prueba de correlación para altura máxima.

	hmax	P99	P95	P90
hmax	1			
P99	0,90	1		
P95	0,87	0,97	1	
P90	0,80	0,93	0,99	1

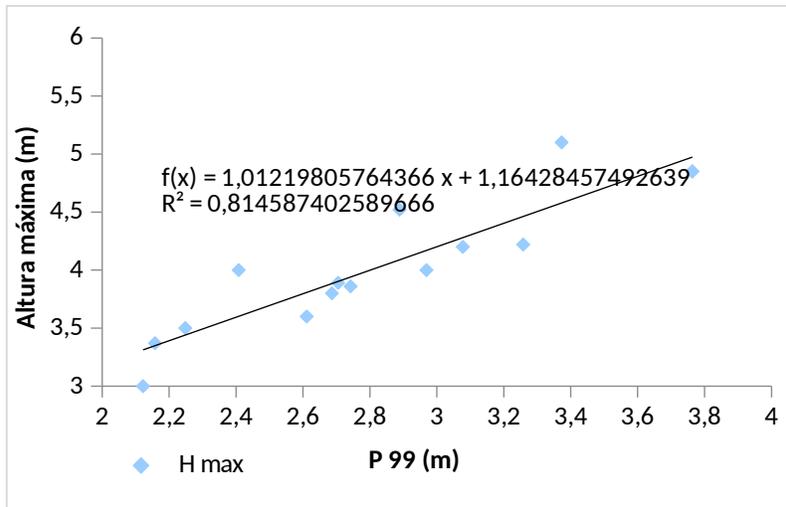


Figura 17: Regresión lineal simple para altura máxima.

Se muestra la gráfica de residuos (Figura 18), donde observamos los residuos respecto a los valores que toma la variable P99, se visualiza que se comportan de forma aleatoria, sin tendencia alrededor del eje x, por lo que se puede afirmar que se cumple la homogeneidad de la varianza.

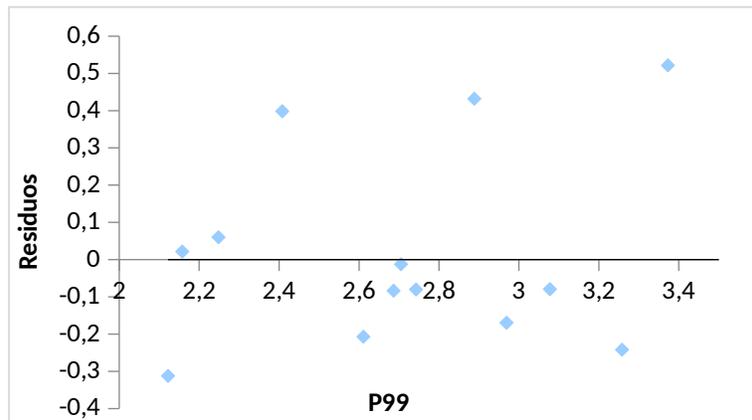


Figura 18: Gráfica de residuos.

Por último, se muestra el análisis de varianza de la regresión realizada con sus respectivos valores (Tabla 3).

Tabla 3: ANOVA para altura máxima.

	Coefficientes	Error estándar	t- estadístico	P-valor	95% inferior	95% superior
Intercepto	1,16	0,39	3,00	0,01	0,33	2,00
X	1,01	0,13	7,56	< 0.00001	0,72	1,30

4.3.1.2 Altura promedio

La variable independiente seleccionada en la prueba de correlación para la altura promedio fue P95 (Tabla 4), obteniendo en la regresión (Figura 19) un valor de determinación de 0,85 y un error estándar de 0,19. La ecuación generada fue $y = 0,8904x + 1,1787$.

Siendo $x = P95$.

El p-valor asociado a la variable x fue de 0.000001 y 0.0005 para el intercepto.

Tabla 4: Prueba de correlación para altura promedio.

	h	P99	P95	P90
h	1			
P99	0,87	1		
P95	0,92	0,97	1	
P90	0,91	0,93	0,99	1

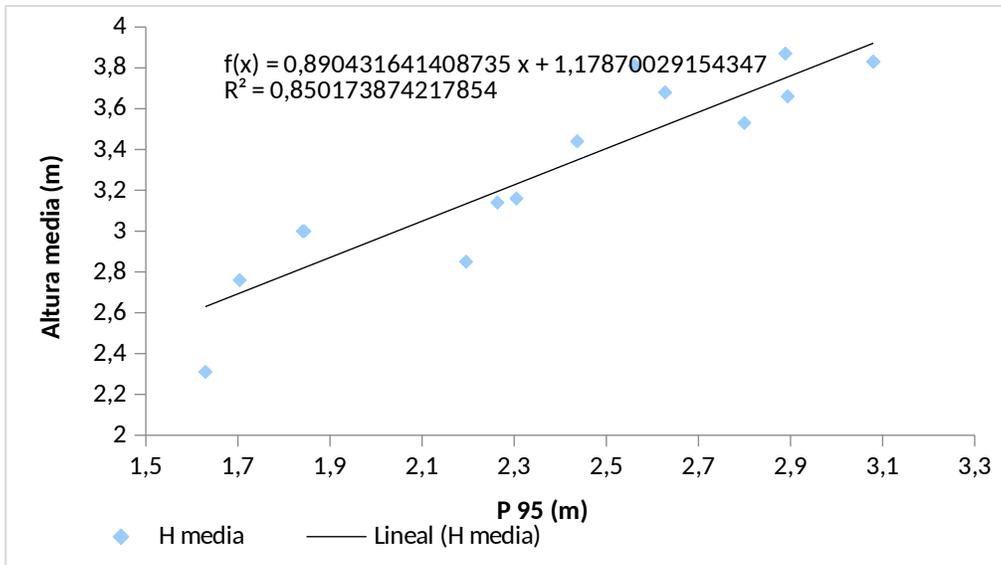


Figura 19: Regresión lineal simple para altura promedio.

Se presenta la gráfica de residuos (Figura 20), en la cual se ven los residuos respecto a los valores que adquiere la variable P95, cumpliéndose la homogeneidad de la varianza.

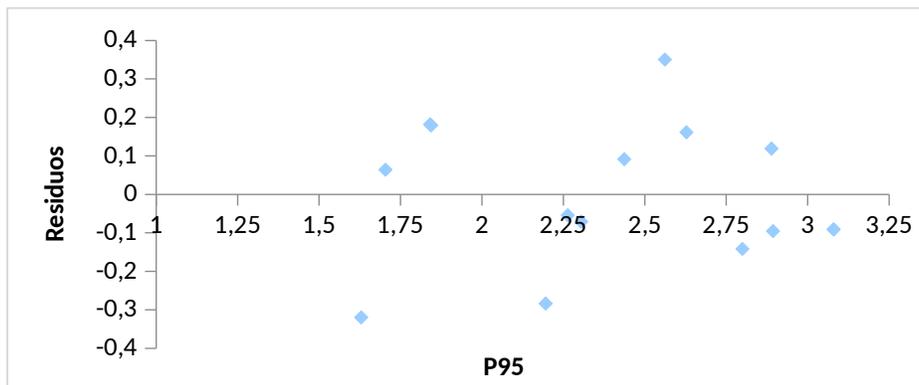


Figura 20: Gráfica de residuos.

Por último, se muestra el análisis de varianza de la regresión realizada con sus respectivos valores (Tabla 5).

Tabla 5: ANOVA para altura promedio.

	Coefficientes	Error estándar	t estadístico	P-valor	95% inferior	95% superior
Intercepto	1,18	0,25	4,63	0,0005	0,63	1,73
X	0,89	0,10	8,59	0.000001	0,67	1,11

4.3.1.3 DAP máximo

La variable independiente seleccionada en la prueba de correlación para el DAP máximo fue P80 (Tabla 6), obteniendo en la regresión (Figura 21) un coeficiente de determinación de 0,52 y un error estándar de 0,78. Generando la ecuación $y=1,8132 x+2,0316$.

El p-valor asociado al intercepto fue de 0,00009 y 0,004 para la variable x.

Tabla 6: prueba de correlación para DAP máximo.

	DAPmax	P70	P75	P80
DAPmax	1			
P70	0,69	1		
P75	0,70	0,99	1	
P80	0,72	0,98	0,99	1

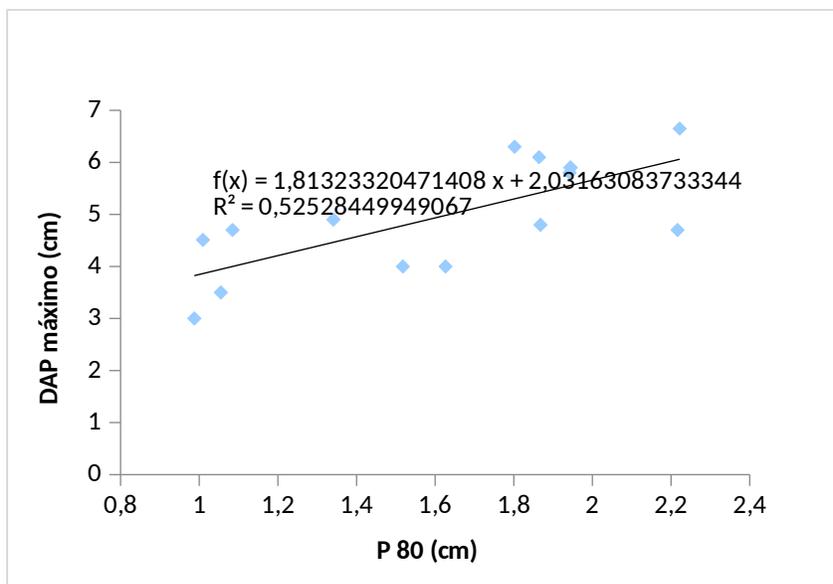


Figura 21: Regresión lineal simple para DAP máximo.

Se exhibe la gráfica de residuos (Figura 22), donde se presentan los residuos respecto a los valores que toma la variable P70, cumpliéndose la homogeneidad de la varianza.

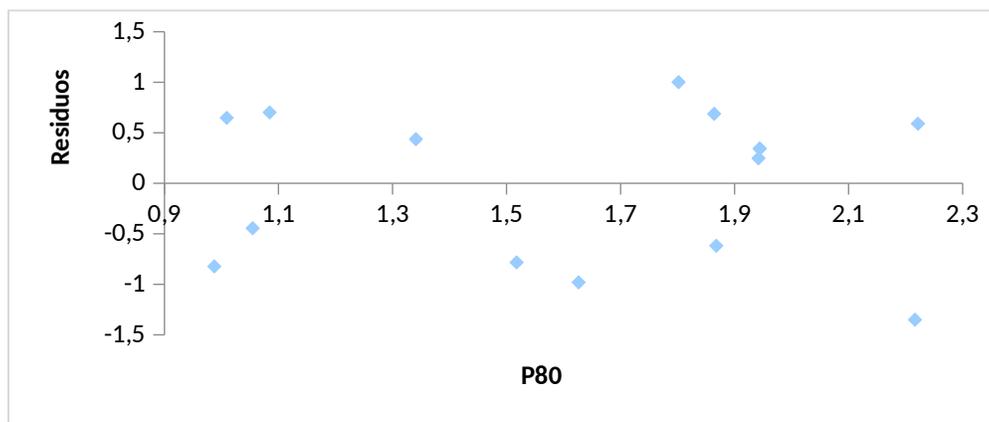


Figura 22: Gráfica de residuos.

En la Tabla 7, se muestra el análisis de varianza de la regresión realizada con sus respectivos valores.

Tabla 7: ANOVA para DAP máximo.

	Coefficientes	Error estándar	t-estadístico	p-valor	95% inferior	95% superior
Intercepto	2,03	0,80	2,53	0,02526697	0,29	3,77
X	1,81	0,48	3,79	0,00223802	0,78	2,84

4.3.1.4 DAP promedio

La variable independiente seleccionada en la prueba de correlación para el DAP promedio fue P70 (Tabla 8), obteniendo en la regresión (Figura 23) un valor de determinación de 0,77 y un error estándar de 0,43. La ecuación generada fue $y=1,5273 x+1,4048$. El p-valor asociado al intercepto fue de 0,0004 y 0,00002 para la variable x.

Tabla 8: Prueba de correlación para DAP promedio.

	DAPmed	P70	P75	P80
DAPmed	1			
P70	0,88	1		
P75	0,86	0,99	1	
P80	0,84	0,98	0,99	1

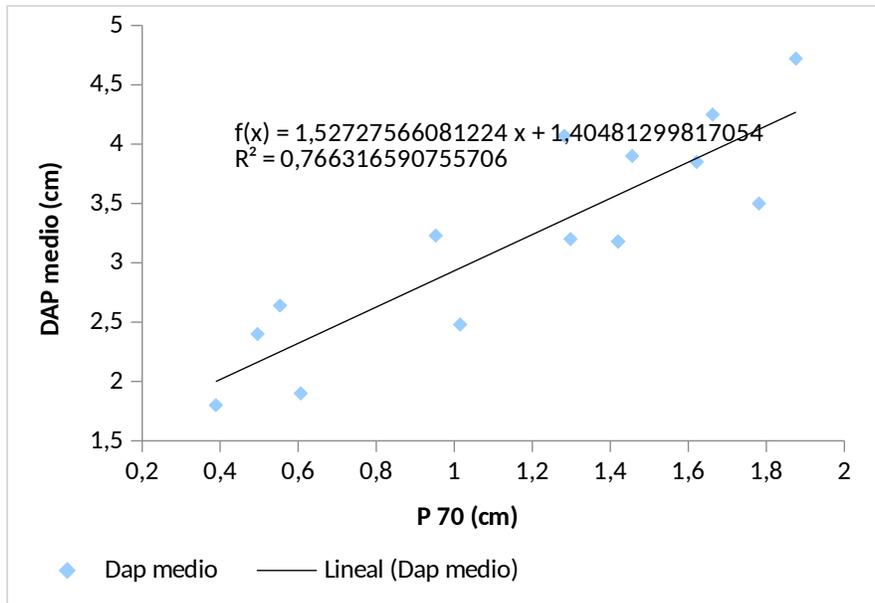


Figura 23: Regresión lineal simple para DAP promedio.

Se expone la gráfica de residuos (Figura 24) en la cual se ven los residuos respecto a los valores que toma la variable P70, notándose que se cumple la homogeneidad de la varianza.

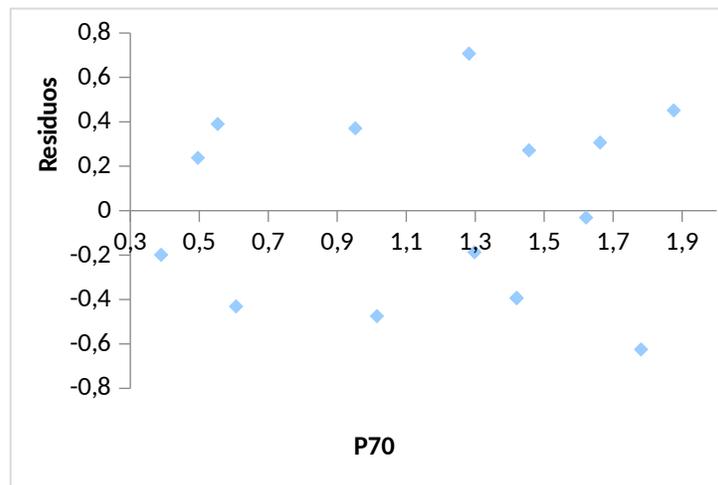


Figura 24: Gráfica de residuos.

Por último, se muestra el análisis de varianza de la regresión realizada con sus respectivos valores (Tabla 9).

Tabla 9: ANOVA para DAP promedio.

	Coefficientes	Error estándar	t-estadístico	p-valor	95% inferior	95% superior
Intercepto	1,40	0,30	4,69	0,0004	0,76	2,05
X	1,53	0,23	6,53	0,00002	1,02	2,03

4.3.1.5 Dg

La variable independiente seleccionada en la prueba de correlación para el Dg fue P70 (Tabla 10), obteniendo en la regresión (Figura 25), obteniendo la ecuación $y=1,6429x+1,421$, un coeficiente de determinación de 0,73 y un error estándar de 0,5. El p-valor asociado al intercepto fue de 0,0014 y 4,4847E-05 para la variable x.

Tabla 10: Prueba de correlación para diámetro cuadrático medio.

	DG	P70	P75	P80
DG	1			
P70	0,87	1		
P75	0,86	0,99	1	
P80	0,85	0,98	0,99	1

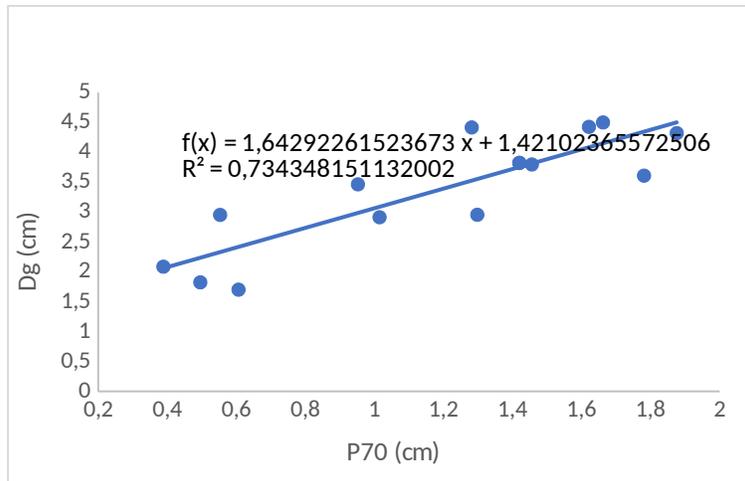


Figura 25: Regresión lineal simple para Dg.

Se presenta la gráfica de residuos (Figura 26), mostrándose los residuos que toman los valores respecto a la variable P70, en la cual se cumple la homogeneidad de la varianza.

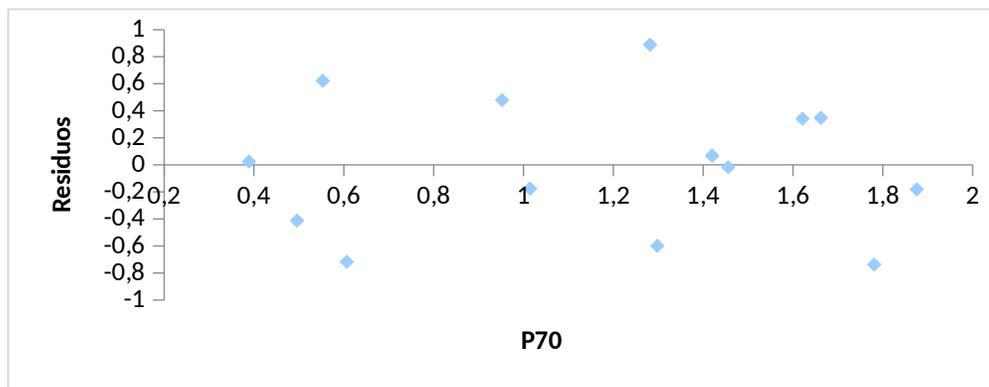


Figura 26: Gráfica de residuos.

Por último, se muestra el análisis de varianza de la regresión realizada con sus respectivos valores (Tabla 11).

Tabla 11: ANOVA para Dg.

	Coefficientes	Error estándar	t-estadístico	p-valor	95% inferior	95% superior
Intercepto	1,42	0,35	4,05	0,00137337	0,66	2,18
X	1,64	0,27	5,99	4,4847E-05	1,05	2,24

Además, se corrió la prueba de Kolmogórov-Smirnov [60] para las variables utilizadas en los modelos y los resultados fueron que no son significativas. Es decir, que las variables son normales.

Luego de obtener todos los datos de las mediciones, los datos del proceso de las nubes de puntos y las regresiones se compararon dando como resultado un error de -0,000021 metros entre los resultados reales y los estimados para la variable altura máxima y 0,00007 metros para altura media, -0,0000089 centímetros para la variable DAP máximo, 0,0000017 centímetros para diámetro cuadrático medio y -0,000016 centímetros para diámetro medio.

4.3.2 Regresión lineal múltiple

Para este caso, los modelos no se tuvieron en cuenta debido a los valores de significancia mayores a 0,05 y por la autocorrelación de las variables. Por ejemplo, en el caso de la altura máxima se utilizaron las variables P99, P95 y P90. La variable P95 contiene a P90, P99 contiene a P95 y P90, esto hace que la información sea redundante y que a pesar de devolver un coeficiente de determinación mayor al de la regresión lineal simple el modelo no fuese tenido en cuenta.

4.3.3 Expansión de las predicciones

Los resultados mostrados hasta ahora estaban delimitados dentro de las parcelas seleccionadas, por lo cual fue necesario expandir las predicciones a todo el rodal. Este trabajo incluyó el uso de los modelos generados previamente, así como los rasters de cada métrica generados con el DTM. Además, se utilizó la calculadora de campos del software QGis para enlazar los modelos de cada variable con sus respectivas métricas. Gracias a esto fue posible obtener los rasters finales, cada uno con los valores promedio de sus variables por píxel, siendo cada píxel igual al tamaño de la parcela de 400 m². Para que la ilustración sea más clara se muestran los resultados de las expansiones y sus respectivas rampas de colores para el rodal 52 en las figuras 27 a 31.

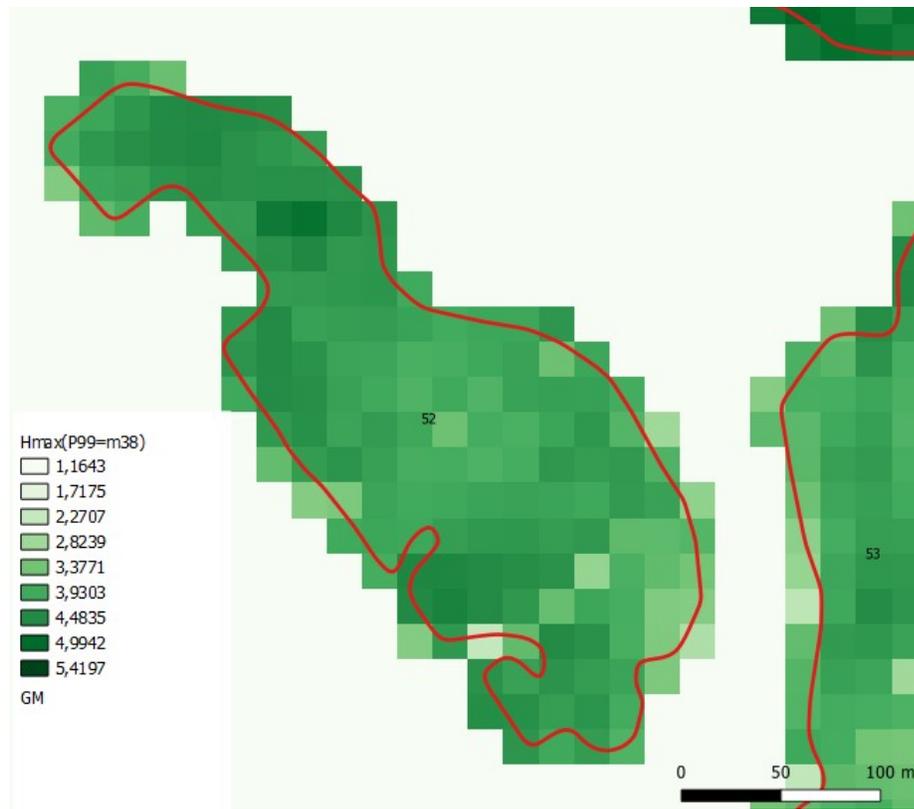


Figura 27: Expansión de la Altura máxima para el rodal 52.

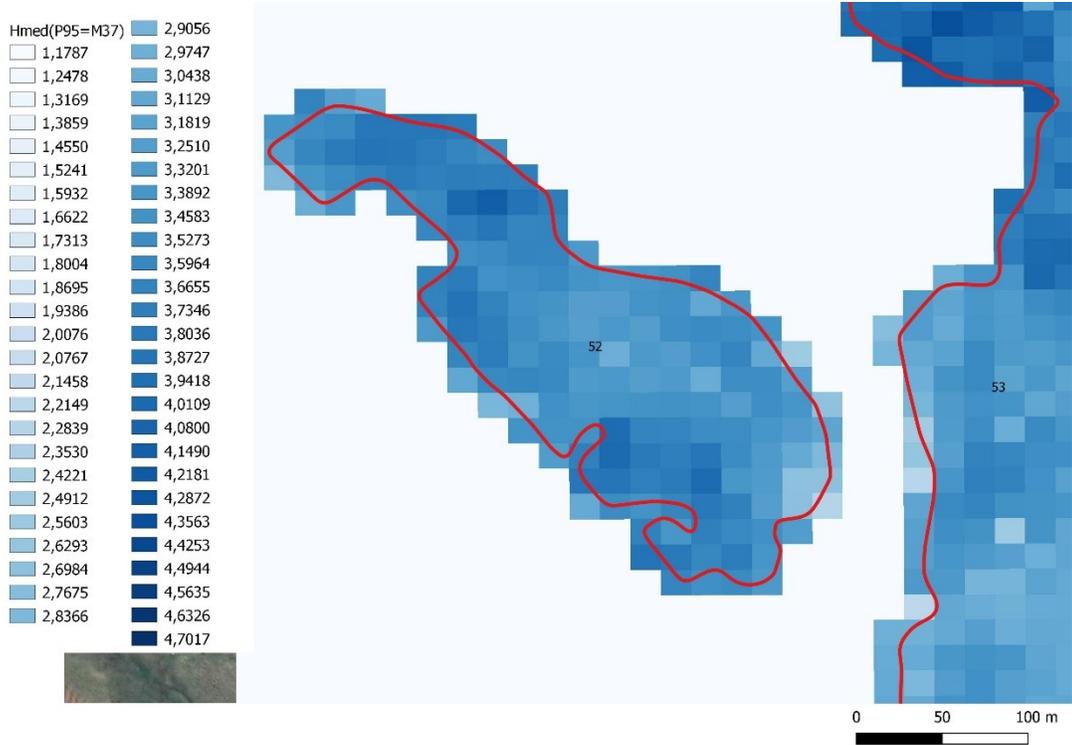


Figura 28: Expansión de la Altura media para el rodal 52.

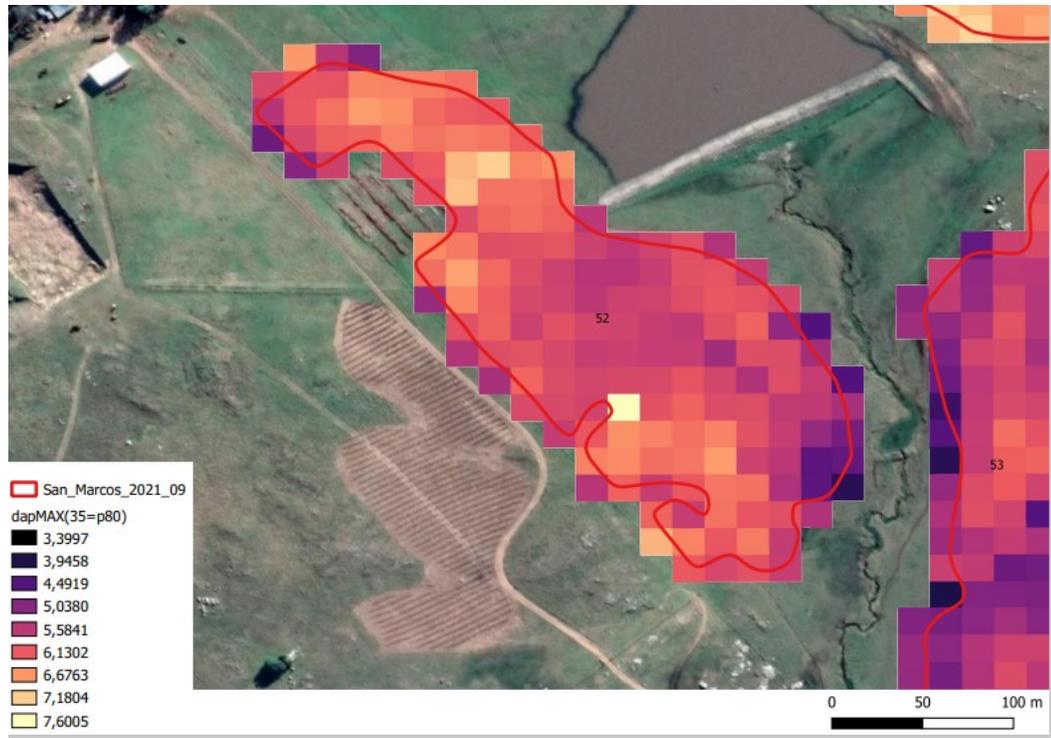


Figura 29: Expansión del DAP máximo para el rodal 52.

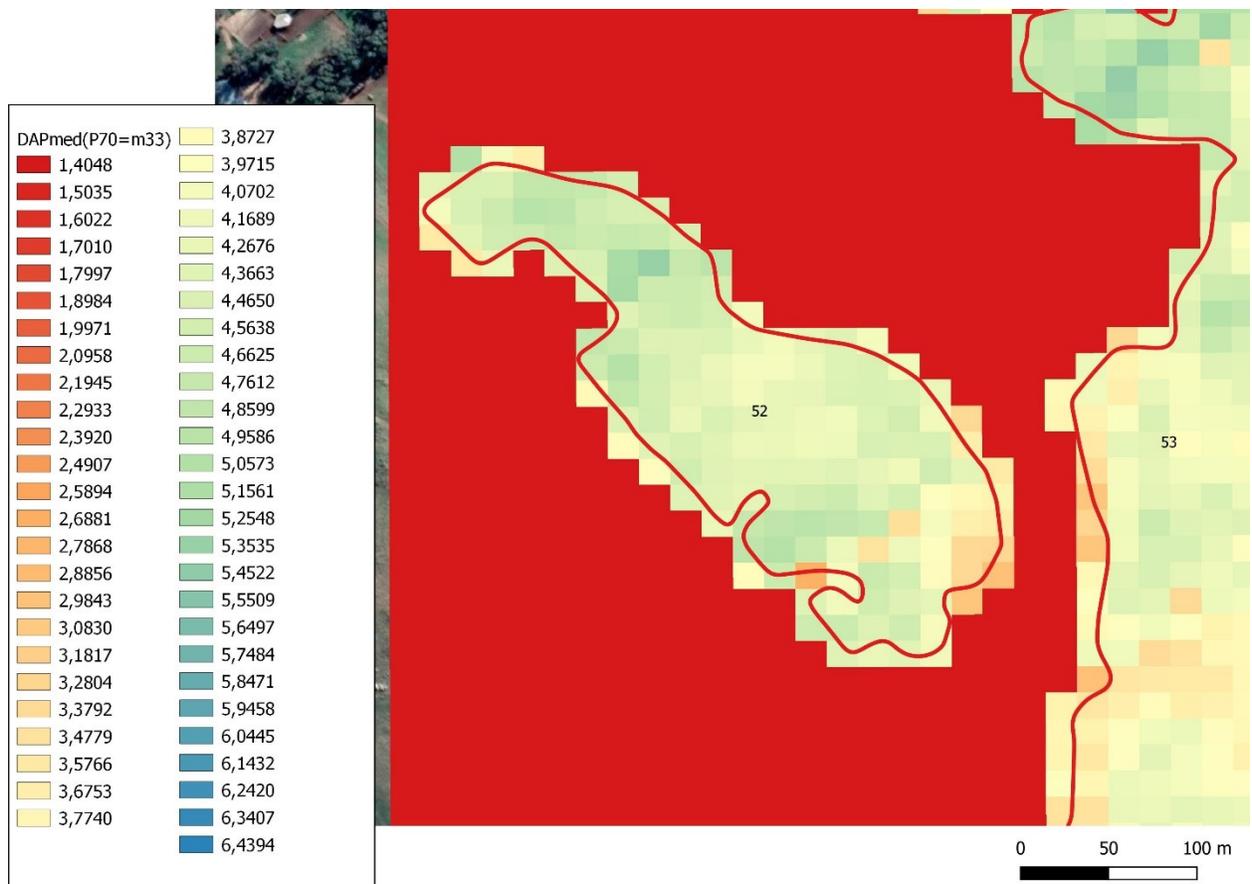


Figura 30: Expansión del DAP medio para el rodal 52.

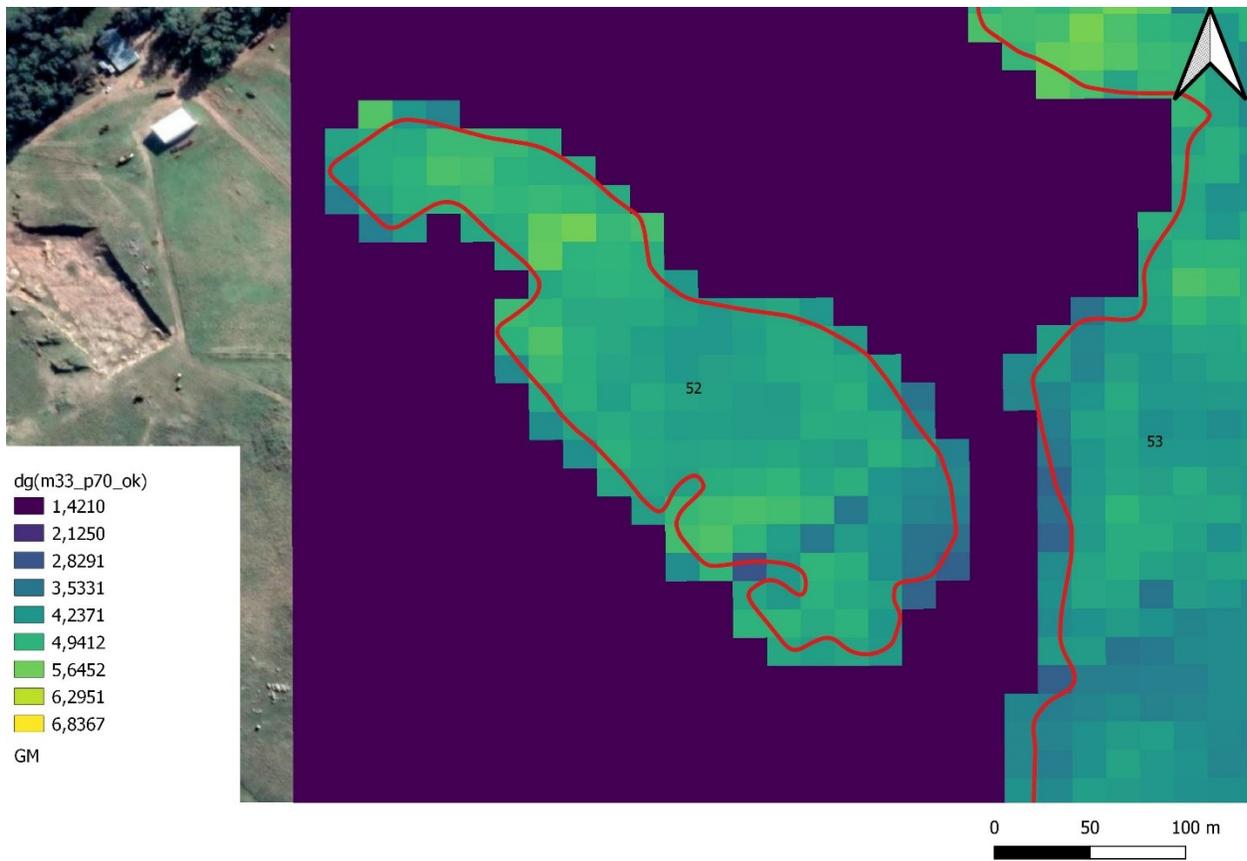


Figura 31: Expansión del Dg para el rodal 52.

5.DISCUSIÓN

El LiDAR se ha convertido en la principal fuente de datos para el inventario forestal y la delimitación de rodales por ejemplo en Finlandia y en Noruega desde 2010. En estos países los inventarios se llevan a cabo con datos de ALS y parcelas de campo para la calibración de modelos [31]. Los métodos paramétricos de estimación de altura que utilizan métricas LiDAR son métodos de regresión simple, mínimos cuadrados ordinarios, o ponderados [22]. En este trabajo se han comparado los modelos de regresión lineal simple y múltiple utilizando datos LiDAR a nivel de rodal. Resultados similares fueron observados en un estudio en Nueva Zelanda para mediciones de altura [42].

Con respecto a la selección de métricas LiDAR para los modelos, las mejores predicciones de altura se relacionaron con los percentiles más altos de la nube de puntos (P99, P90); mientras que para DAP y diámetro cuadrático medio las mejores predicciones fueron con los percentiles medios-altos (P70, P75). Estas estadísticas medias-altas de la nube de puntos informan sobre las propiedades de la copa de los árboles [61] y se han utilizado para explicar variables como el diámetro de los fustes. Por lo tanto, era de esperarse que los percentiles 70 y 75 ayuden a explicar el comportamiento del DAP en las ecuaciones desarrolladas para calcular las variables a partir de los datos obtenidos en campo, así como los percentiles 99 y 90 para la altura. En cuanto a los errores observados entre las mediciones y las predicciones, puede ser atribuible a una inadecuada densidad de puntos, a una huella del haz que exceda la copa de los árboles [62], imperfecciones en los algoritmos utilizados para generar el DTM, DSM, en la penetración del pulso laser a través de la copa de los árboles hacia el suelo o a no tener una cobertura integral de pulsos [63]. Debido a la gran densidad de puntos utilizada en este estudio, es más atribuible el error a imperfecciones en los algoritmos o al ángulo de incidencia del pulso, así como la huella del haz que deja.

5.1 Discusión general

Para lograr un manejo forestal sostenible es necesario una buena administración de los recursos, desde actividades de recolectar, analizar e interpretar parámetros dendrométricos, ecológicos, económicos y sociales; estableciendo así metas y programando acciones para lograr los resultados esperados [27]. Generando así información y estadísticas que se utilizan, por ejemplo, para calcular inversiones o planificar a nivel estratégico y presentar informes a entidades internacionales o nacionales [31]. Por lo tanto, el inventario forestal tiene un papel clave porque debe brindar el apoyo técnico y científico para lograr los objetivos propuestos. El uso de nuevas tecnologías y métodos estadísticos, combinados con el uso de la teledetección, representan una buena oportunidad para cuantificar y estimar rendimientos, capacidad productiva, mejorar la gestión de los montes, mejorando la cantidad y calidad de la

información generada en los inventarios forestales. Este trabajo proporciona herramientas para mejorar la precisión en dos aspectos para la cuantificación y manejo del stock forestal: i) el uso de modelos compatibles, ii) el modelado de variables de rodal a gran escala empleando datos de teledetección. Cabe aclarar que esto es válido para plantaciones jóvenes, las cuales fueron evaluadas en este estudio.

Los datos obtenidos con el vuelo LiDAR brindan información sobre características estructurales del bosque, poseen buen potencial para realizar mediciones directas y estimaciones de variables dendrométricas como altura y diámetro, entre otras. Además, brindan información tridimensional geográficamente extensa, continua y precisas, lo que supone contar con un gran volumen de información sobre la estructura del bosque. Por otro lado, además de las métricas utilizadas en la modelación, se obtienen modelos digitales de terreno, de superficie y de vegetación que pueden servir para el estudio del medio físico, la ordenación de un determinado territorio o evaluación de otros parámetros ambientales [64]. El presente trabajo permitió evaluar la capacidad de la información generada procesando datos LiDAR, combinado con diferentes metodologías estadísticas para la estimación de las variables altura total máxima y media, diámetro total máximo y mínimo, área basal y diámetro cuadrático medio, las cuales son de interés para la gestión forestal. A pesar de que este estudio se centró en rodales dedicados a la producción de pulpa, las metodologías derivadas pueden ser utilizadas en rodales con otros destinos (madera sólida o biomasa) u otras especies (por ejemplo, en bosque nativo). Las empresas o los productores pueden utilizar estos modelos para mejorar la gestión de sus recursos forestales.

Por lo mencionado, la aplicación de herramientas geomáticas en el sector forestal representa un cambio sustancial en las prácticas de inventario, abarcando desde la planificación hasta la ejecución y resolución de tareas relacionadas. Además, se destaca su capacidad para generar modelos altamente precisos. Estos avances tecnológicos han permitido una notable mejora en la automatización de los inventarios forestales, lo que se traduce en un aumento significativo de la resolución espacial y temporal en la cartografía y el inventario forestal. Este enfoque, complementado con el uso de técnicas estadísticas, ha impulsado un importante progreso en el campo de la gestión forestal en Uruguay.

6.CONCLUSIÓN

El presente estudio ha demostrado que el análisis de datos de nubes de puntos obtenidos por medio de un dron equipado con sensor LiDAR permite realizar predicciones precisas de la altura y el diámetro de los árboles en edades tempranas. Además, se ha evidenciado la posibilidad de expandir estas predicciones a nivel de rodal o vuelo completo del dron. Asimismo, se ha demostrado la viabilidad de obtener métricas para todo el vuelo, al obtener los valores reales de todo el rodal, lo cual genera una base de datos más robusta para la realización del inventario. Esta metodología supera el enfoque tradicional porque se expanden variables a superficies más grandes de las cuales se conocen características estructurales debido a que el vuelo capturo información de estas.

Recomendaciones para futuras investigaciones:

- 1) El censado de rodales completos, se sugiere realizar el censo de uno o varios rodales completos para realizar una comparación exhaustiva entre las métricas obtenidas mediante los métodos tradicionales y las medidas obtenidas utilizando la nueva tecnología basada en nubes de puntos adquiridas por dron. Esta comparación permitirá evaluar la precisión y validez de los modelos generados, así como identificar posibles diferencias. Además, brindará un contexto más amplio para validar la aplicabilidad de la tecnología en diferentes condiciones forestales.
- 2) La optimización de tiempos de vuelo y eficiencias, se recomienda continuar el estudio con respecto a los tiempos de vuelo y las eficiencias de la tecnología utilizada. El objetivo es lograr un equilibrio que permita reducir los costos y los tiempos de medición, sin comprometer la calidad de los datos obtenidos. Esto implica explorar y evaluar diferentes configuraciones de vuelo, velocidades de captura y procesamiento de datos, así como implementar mejoras técnicas en los equipos utilizados. La optimización de estos aspectos contribuirá a maximizar la eficiencia de los inventarios forestales, agilizar los procesos de medición en el campo y reducir los costos asociados.

7. REFERENCIAS

- [1] M. Lovrić, R. Da Re, E. Vidale, I. Prokofieva, J. Wong, D. Pettenella, R. Mavsar. “Non-wood forest products in Europe – A quantitative overview”. *Forest Policy and Economics*, vol. 116, num. 102175, 2020.
- [2] M. Carus, “Biobased economy and climate change—important links, pitfalls, and opportunities”, *Industrial Biotechnology*, vol. 13, num. 2, pp. 41–51, 2017.
- [3] Instituto URUGUAY XXI. (2022). “Sector forestal en Uruguay, 6”.
[En línea]. Disponible en <https://www.uruguayxxi.gub.uy/uploads/informacion/54d7c374d7aac91a7ea7b0d7b48973c687d47084.pdf> (Accedido en 20 enero 2023)
- [4] I. A. Cruz-Leyva, J. R. Valdez-Lazalde, G. Ángeles-Pérez, H.M. de los Santos-Posadas, “Modelación espacial de área basal y volumen de madera en bosques manejados de *Pinus patula* y *P. teocote* en el ejido Atopixco, Hidalgo”, *Madera Bosques*, vol. 16, num. 3, pp. 75–97, 2010.
- [5] T.J. Hawbaker, T. Gobakken, A. Lesak, E. Trømborg, K. Contrucci, V. Radeloff, ”Light detection and ranging-based measures of mixed hardwood forest structure”, *Forest Science*, vol. 56, num. 3, pp. 313–326, 2010.
- [6] E. González-Ferreiro, U. Diéguez-Aranda, D. Miranda, “Estimation of stand variables in *Pinus radiata* D. Don plantations using different LiDAR pulse densities”, *Forestry*, vol. 85, num. 2, pp. 281–292, 2012.
- [7] J.C. White, N. C. Coops, M. A. Wulder, M. Vastaranta, T. Hilker, P. Tompalski, “Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review”, *Canadian Journal of Remote Sensing*. vol. 42, num. 5, pp. 619-641, 2016.
- [8] K. E. Fankhauser, N. S. Strigul, D. Gatzliolis, “Augmentation of traditional forest inventory and Airborne laser scanning with unmanned aerial systems and photogrammetry for forest monitoring”, *Remote Sensing*, vol. 10, num. 10, pp. 1 - 17, 2018.
- [9] F. Reuter, A. Pedevoni, “Los drones y sus aplicaciones a la ingeniería”, *Universidad Nacional de Santiago del Estero, Facultad de Ciencias Forestales, Serie Didactica*, num. 43, 2019.
- [10] M. Remuñan, Manual del operador de Rpas. [En línea] Disponible en: <http://www.aud.org.uy/Downloads/Manual%20del%20operador%20de%20RPAs%20V1.2.pdf> (Accedido el 17/4/2023).
- [11] A. Rejeb, A. Abdollahi, K. Rejeb, H. Treiblmaier, “Drones in agriculture: A review and bibliometric analysis”, *Computers and electronics in agriculture*, vol. 198, num. 107017, 2022.

- [12] T. P. Banu, G. F. Borlea, C. Banu, "The Use of Drones in Forestry", *Journal of Environmental Science and Engineering B*, vol. 5, num. 11, pp. 557-562, 2016.
- [13] E. Chuvieco-Salineró, *Fundamentos de teledetección espacial*. Madrid: Rialp, 1996.
- [14] C. Aguirre-Salado, E. Treviño-Garza, O. Aguirre-Calderón, J. Jiménez-Pérez, M. González-Tagle, J. Valdéz-Lazalde, G. Sánchez-Díaz, R. Haapanen, A. Aguirre-Salado, L. Miranda-Aragón, "Mapping aboveground biomass by integrating geospatial and forest inventory data through a k-nearest neighbor strategy in North Central Mexico", *Journal of Arid Land*, vol. 1, num 1, pp. 80-96, 2014.
- [15] Trisasonkó, B., Paull, D., "A review of remote sensing applications in tropical forestry with a particular emphasis in the plantation sector", *Geocarto International*, vol.35, num. 3, pp. 317-339, 2020.
- [16] D. McInerney, J. Suarez, M. Nieuwenhuis, "Extending forest inventories and monitoring programmes using remote sensing: A review". *Irish Forestry*. 2011.
- [17] B. Felbermeier, A. Hahn, T. Schneider, "Study on user requirements for remote sensing applications in forestry", In *ISPRS Symposium Technical Commission VII*, pp 210-212, 2010.
- [18] L. Wallace, A. Lucieer, C. S. Watson, "Evaluating Tree Detection and Segmentation Routines on Very High-Resolution UAV LiDAR Data", *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, vol. 52, num. 12, pp. 7619-7628, 2014.
- [19] M. A. Lefsky, W. B. Cohen, G. G. Parker, D. J. Harding, Lidar Remote Sensing for Ecosystem Studies., *BioScience*, vol. 52, num. 1, 2002.
- [20] H. M. Tulldahl, H. Larsson, "Lidar on Small UAV for 3D Mapping." In *Electro-Optical Remote Sensing, Photonic Technologies, and Applications VIII; and Military Applications in Hyperspectral Imaging and High Spatial Resolution Sensing II*, vol. 9250, pp. 28-41, 2014.
- [21] M. Arias-Rodil, U. Diéguez-Aranda, J.G. Álvarez-González, C. Pérez-Cruzado, F. Castedo-Dorado, E. González-Ferreiro, Modeling diameter distributions in radiata pine plantations in Spain with existing countrywide LiDAR data, *Annals of Forest Science*, vol. 75, num. 2, pp. 36, 2018.
- [22] J., Guerra-Hernández, M. Tomé, E. González-Ferreiro, "Cartografía de variables dasométricas en bosques Mediterráneos mediante análisis de los umbrales de altura e inventario a nivel de masa con datos LiDAR de baja resolución", *Revista de Teledetección*, vol. 0, num.46, pp. 103-117, 2016.

- [23] K.Zhao, S. Popescu, “Lidar-based mapping of leaf area index and its use for validating GLOBCARBON satellite LAI product in a temperate forest of the southern USA”, *Remote Sensing of Environment*, vol. 113, num. 8, pp. 1628–1645, 2009.
- [24] R. K. Deo, M. B. Russell, G. M. Domke, C. W. Woodall, M. J. Falkowski, W.B. Cohen, “Using Landsat Time-Series and LiDAR to Inform Aboveground Forest Biomass Baselines in Northern Minnesota, USA”, *Canadian Journal of Remote Sensing*, vol. 43, num. 1, pp. 28–47, 2017.
- [25] F. B. Sullivan, M. J. Ducey, D. A. Orwig, B. Cook, M. W. Palace, “Comparison of lidar- and allometry-derived canopy height models in an eastern deciduous forest”, *Forest Ecology and Management*, vol. 406, num. 10, pp. 83–94, 2017.
- [26] C. A. Silva, C. Klauberg, A. T. Hudak, L. A. Vierling, V. Liesenberg, S. P. C. Carvalho, L. C. E. Rodriguez, “A principal component approach for predicting the stem volume in Eucalyptus plantations in Brazil using airborne LiDAR data”, *Forestry*, vol. 89, num 4, pp. 422–433, 2016.
- [27] M. Silva de Carvalho, “Comparação da estimativa de parâmetros estruturais e de mapas de predição de biomassa produzidos por meio de simulações de métodos de amostragem e dados LIDAR na reserva florestal da Embrapa”, M.S. Thesis, Universidade Federal do Acre, Acre Brasil, 2016.
- [28] B. Mora, M. A. Wulder, J .C. White, G. Hobart, “Modeling stand height, volume, and biomass from very high spatial resolution satellite imagery and samples of airborne LIDAR”, *Remote Sensing*, vol. 5, pp. 2308–2326, 2013.
- [29] A.V. Vo, D. F. Laefer, M. Bertolotto, “Airborne laser scanning data storage and indexing: state-of-the-art review.”, *International Journal of Remote Sensing*, vol. 37, num. 24, pp. 6187–6204, 2016.
- [30] P. Crespo, L. Ruiz, Á. Balaguer, J. Estornell, “Análisis temporal de la estructura forestal mediante métricas derivadas de LiDAR full-waveform, Teledetección: Humedales y Espacios Protegidos. XVI Congreso de la Asociación Española de Teledetección. Sevilla, España, 2015.
- [31] A.Kangas, R. Astrup, J. Breidenbach, J. Fridman, T. Gobakken, K. T. Korhonen, H. Olsson, “Remote sensing and forest inventories in Nordic countries,roadmap for the future”, *Scandinavian Journal of Forest Research*, vol. 33, num. 4, pp. 397– 412, 2018.
- [32] L. Wallace, A. Lucieer, D. Turner, C. Watson, “Error assessment and mitigation for hyper-temporal UAV-borne LiDAR surveys of forest inventory”, *Proceedings of Silvilaser*, pp. 1-13, 2011.

- [33] S. Tuominen, A. Balazs, H. Saari, I. Pölönen, J. Sarkeala, R. Viitala, “Unmanned aerial system imagery and photogrammetric canopy height data in area-based estimation of forest variables”, *Silva Fennica*, vol. 49, num. 5. 2015.
- [34] F. Resquin, J. De Mello, I. Fariña, J. Mieres, L. Assandri, “Caracterización de la celulosa de especies del género *Eucalyptus* plantadas en Uruguay”, *Serie Técnica INIA*, vol. 152, 2005.
- [35] H. E. Andersen, S. E. Reutebuch, R. J. Mcgaughey, “A rigorous assessment of tree height measurements obtained using airborne lidar and conventional field methods”, *Can. J. Remote Sens.*, vol. 32, num. 5, pp. 355–366, 2006.
- [36] T. Brandtberg, F. Walter, “Automated delineation of individual tree crowns in high spatial resolution aerial images by multiple-scale analysis”, *Mach. Vis. Applic.* Vol. 11, num. 2, pp. 64 – 73, 1998.
- [37] M. L. Clark, D. B. Clark, D. A. Roberts, “Small-footprint lidar estimation of sub-canopy elevation and tree height in a tropical rain forest landscape”, *Remote Sens. Environ.*, vol. 91, num. 1, pp. 68 – 89, 2004.
- [38] A. R. Ek, E.T. Birdsall, R. J. Spears, “Total and merchantable tree height equations for Lake States tree species”, *Staff Paper Ser.* Num. 27, 1981.
- [39] J. Holmgren, “Prediction of tree height, basal area and stem volume in forest stands using airborne laser scanning”, *Scand. J. For. Res.*, vol. 19, num. 6, pp. 543–553, 2004.
- [40] T. Hu, X. Sun, Y. Su, H. Guan, Q. Sun, M. Kelly, Q. Guo, “Development and Performance Evaluation of a Very Low-Cost UAV-Lidar System for Forestry Applications”, *Remote Sens.*, vol. 13, num. 1, pp. 77, 2020.
- [41] E. Næsset, “Estimating timber volume of forest stands using airborne laser scanner data”, *Remote Sens. Environ.*, vol. 61, num. 2, pp. 246–253, 1997.
- [42] R. J. L. Hartley, E. M. Leonardo, P. Massam, M. S. Watt, H. J. Estarija, L. Wright, N. Melia, G. D. Pearse, “An Assessment of High-Density UAV Point Clouds for the Measurement of Young Forestry Trials”, *Remote Sens.*, vol. 12, num. 24, pp. 4039, 2020.
- [43] T. J. Hawbaker, T. Gobakken, A. Lesak, E. Trømborg, K. Contrucci, V. Radeloff, “Light detection and ranging-based measures of mixed hardwood forest structure”, *For. Sci.* vol. 56, pp. 313–326, 2010.
- [44] E. Naeset, “Determination of mean tree height of forest stands using airborne laser scanner data”, *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* vol. 52, pp. 49–56, 1997.

- [45] A. Hirigoyen, M. Varo-Martinez, C. Rachid, J. Franco, R. Navarro, “Stand Characterization of Eucalyptus spp. Plantations in Uruguay Using Airborne Lidar Scanner Technology”, *Remote Sensing*, vol. 12, num. 23, pp. 3947, 2020.
- [46] A. P. D. Corte, E. M. da Cunha Neto, F. E. Rex, D. Souza, A. Behling, M. Mohan, E. N. Broadbent, “High-density UAV-lidar in an integrated crop-livestock-forest system: Sampling forest inventory or forest inventory based on individual tree detection (ITD)”, *Drones*, vol. 6, num. 2, pp. 48, 2022.
- [47] Y.Lin, J. Hyypä, A. Jaakkola, “Mini-UAV-borne LIDAR for fine-scale mapping”, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, vol. 8, num. 3, pp. 426–430, 2011.
- [48] L.Wallace, A. Lucieer, Z. Malenovsky, D. Turner, P. Vopěnka, “Assessment of forest structure using two UAV techniques: A comparison of airborne laser scanning and structure from motion (SfM) point clouds”, *Forests*, vol. 7, num. 3, pp. 62, 2016.
- [49] M. Wieser, M. Hollaus, G. Mandlburger, P. Glira, N. Pfeifer, “ULS LiDAR supported analyses of laser beam penetration from different ALS systems into vegetation”, *ISPRS Annals of Photogrammetry, Remote Sensing & Spatial Information Sciences*, vol. 3, pp. 233–239, 2016.
- [50] B. Mieczyslaw, O. Stainslaw, “Performance of RTK Positioning in Forest Conditions: Case Study”, *Journal of Surveying Engineering*, vol. 135, num. 3, pp. 125-130, 2009.
- [51] N.A. Famiglietti, G. Cecere, C. Grasso, A. Memmolo, A. Vicari, “A Test on the Potential of a Low-Cost Unmanned Aerial Vehicle RTK/PPK Solution for Precision Positioning”, *Sensors*, vol. 21, pp. 3882, 2021.
- [52] J. Dandois, M. Olano, E. Ellis, “Optimal Altitude, Overlap, and Weather Conditions for Computer Vision UAV Estimates of Forest Structure”, *Remote Sens.*, vol. 7, pp. 13895-13920, 2015.
- [53] J. Vanclay, “Modelling forest growth and yield application to mixed tropical forests”, CAB International, Wallingford, 1994.
- [54] R. Methol, “SAG Eucalyptus: Sistema de apoyo a la gestión de plantaciones orientadas a la producción de celulosa en Uruguay”, *Serie Técnica INIA*, vol. 173, 2008.
- [55] MGAP. Descripción de grupos de suelo CONEAT. [En línea]. Disponible en: <https://www.gub.uy/ministerio-ganaderia-agricultura-pesca/tramites-y-servicios/servicios/consulta-coneat>

- [56] R. J. McGaughey, “FUSION/LDV: Software for LiDAR Data Analysis and Visualization. February FUSION Version 3.30, *USDA Forest Service, Pacific Northwest Research Station, University of Washington Seattle, WA, USA*, 2013.
- [57] C. A. Silva, C. Klauber, A. T. Hudak, L. A. Vierling, V. Liesenberg, L. G. Bennett, C. F. Scheraiber, E. R. Schoeninger, “Estimating Stand Height and Tree Density in Pinus taeda plantations using in-situ data, airborne LiDAR and kNearest Neighbor Imputation”, *An. Acad. Bras. Ciênc.*, vol. 90, pp. 295–309, 2018.
- [58] M. Vastaranta, M. Holopainen, X. Yu, R. Haapanen, T. Melkas, J. Hyypä, H. Hyypä, “Individual tree detection and area-based approach in retrieval of forest inventory characteristics from low-pulse airborne laser scanning data”, *Photogrammetric Journal of Finland*, vol. 22, num. 2, pp. 1-13, 2011.
- [59] A. Jurado Varela, S. Cuadros Tavira, J. Guerra Hernández, “Comparativa entre los métodos de masa y árbol individual en la estimación del crecimiento y existencias mediante datos LiDAR multitemporales”, *8º Congreso Forestal Español*, Lleida, 2022
- [60] IBM, “One-Sample Kolmogorov-Smirnov Test”, *IBM SPSS Statistics SaaS Documentation*, 2022. [En línea]. Disponible en: <https://www.ibm.com/docs/es/spss-statistics/saas?topic=tests-one-sample-kolmogorov-smirnov-test>. (Accedido en 31 de julio de 2023)
- [61] G. Matasci, T. Hermosilla, M. A. Wulder, J. C. White, N. C. Coops, G. W. Hobart, C. W. Bater, “Three decades of forest structural dynamics over Canada’s forested ecosystems using Landsat time-series and lidar plots”, *Remote Sensing of Environment*, vol. 216, pp. 697–714, 2018.
- [62] J. R. Roussel, D. Auty, F. De Boissieu, A. Meador, “Airborne LiDAR data manipulation and visualization for forestry applications”, *R Package Version 2018*, vol. 1., 2018.
- [63] J. Hyypä, H. Hyypä, P. Litkey, X. Yu, H. Haggrén, P. Rönnholm, U. Pyysalo, J. Pitkänen, M. Maltamo, “Algorithms and methods of airborne laser scanning for forest measurements”, *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.*, vol. 36, pp. 82–89, 2004.
- [64] P. Dong, Q. Chen, “LiDAR remote sensing and applications”, CRC Press, 2017.

ANEXO



Figura 32: expansión de diámetro cuadrático.

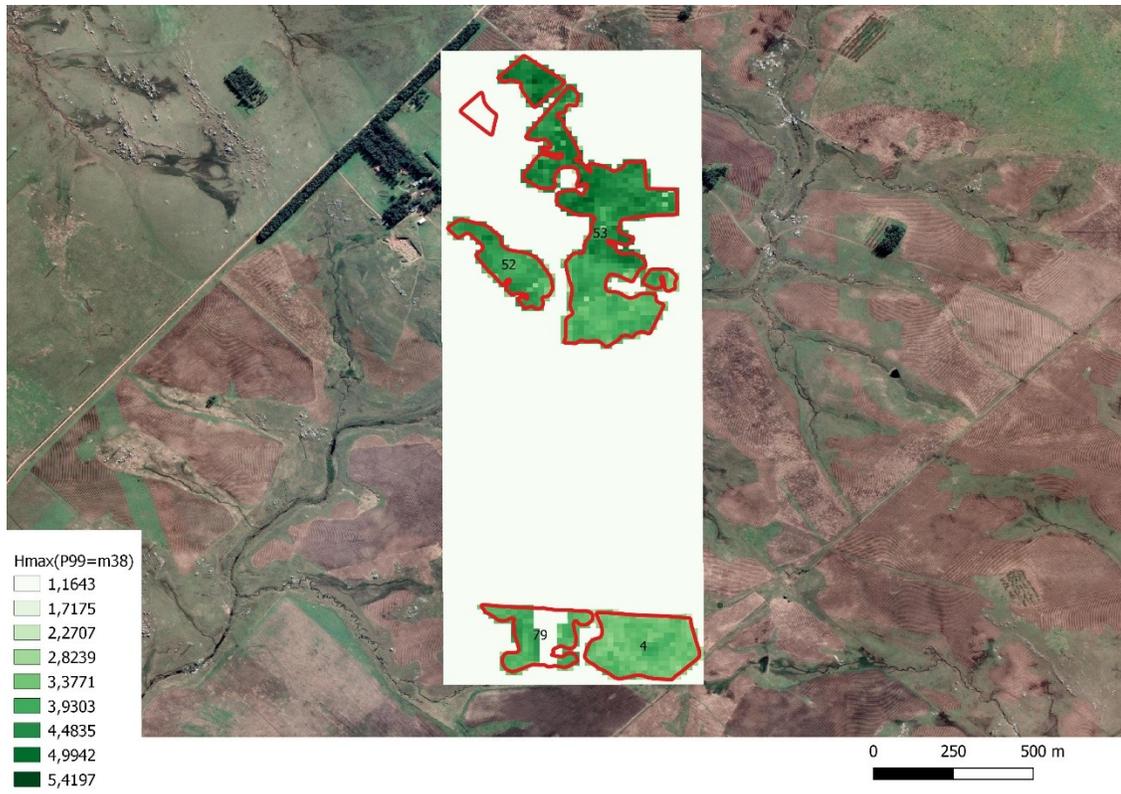


Figura 33: expansión de altura total máxima.

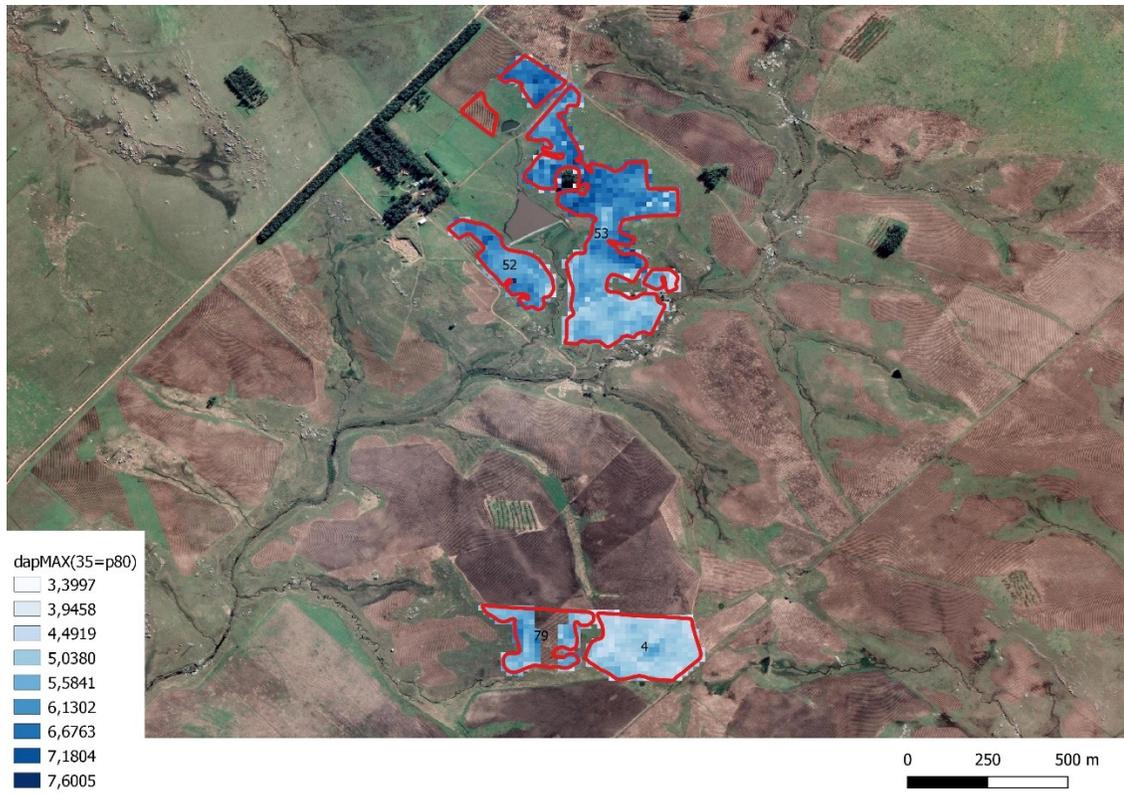


Figura 34: expansión de diámetro máximo.

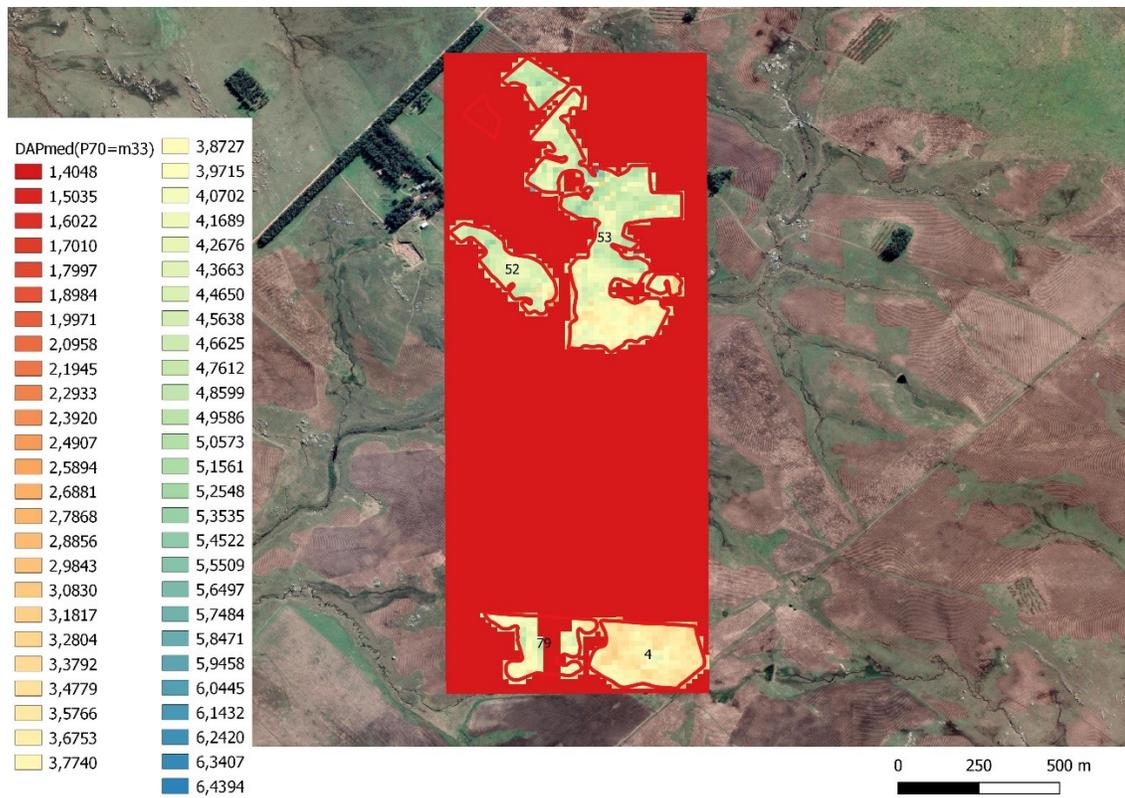


Figura 35: expansión de diámetro medio.

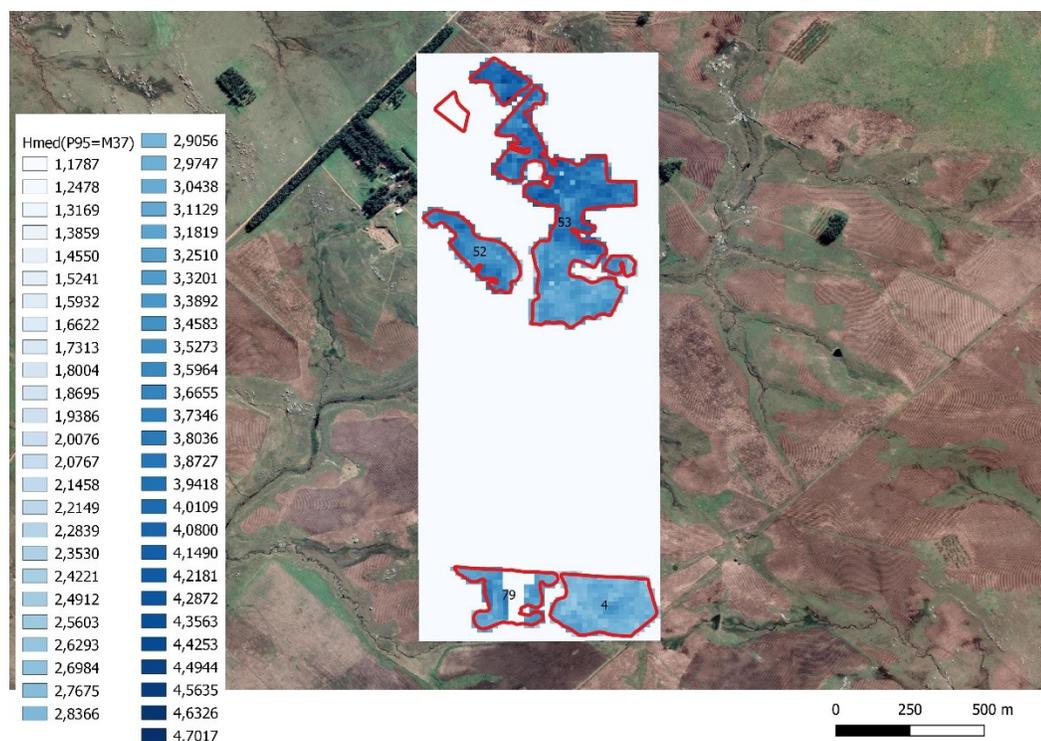


Figura 36: expansión de altura total media.

Tabla 12: Percentiles utilizados.

Elev P99	Elev P95	Elev P90	Elev P70	Elev P75	Elev P80	Identifíer
3,7635	3,07966	2,6396	1,42	1,6661	1,9441	1
3,372842	2,8889	2,4662	1,28193	1,5405	1,8018	2
3,7635	3,07966	2,6396	1,42	1,6661	1,9441	3
2,742405	2,436825	2,19405	1,6214	1,7384	1,8642	4
2,888441	2,5617	2,2844	1,6622	1,8044	1,9419	5
3,2581	2,8938	2,6344	1,8757	2,0403	2,2217	6
2,686458	2,3048	2,0143	1,015	1,27625	1,5177	7
2,705	2,19549	1,8417	0,9524	1,14785	1,3411	8
2,248358	1,84409	1,5546	0,55324	0,80295	1,08456	9
2,407826	1,84093	1,4779	0,38899	0,7233	1,00936	10
2,1221	1,6295	1,3607	0,60652	0,8085	0,9875	11
2,15782	1,704	1,4171	0,4959	0,8223	1,0548	12
2,969028	2,6278	2,3651	1,45601	1,6462	1,8679	13

2,610994	2,263485	2,0197	1,2981	1,457	1,6264	14
3,0776	2,7998	2,5928	1,78096	1,98855	2,2164	15