

**UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE
DE DIOS**

**FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA
FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE**



TESIS

**“Evaluación de la precisión de datos de GEDI para la altura del dosel
y estimación de biomasa aérea en una plantación *Tectona grandis* L.
en la Amazonía de Madre de Dios”**

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO FORESTAL
Y MEDIO AMBIENTE**

AUTORES:

Bach. VARGAS QUISPE, Rosa
Sarai

Bach. NAVARRO PÉREZ, Daniel
Ernesto

ASESOR:

Dr. ALARCÓN AGUIRRE, Gabriel

Puerto Maldonado, Abril de 2026

**UNIVERSIDAD NACIONAL AMAZÓNICA DE MADRE
DE DIOS**

**FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA
FORESTAL Y MEDIO AMBIENTE**



TESIS

**“Evaluación de la precisión de datos de GEDI para la altura del dosel
y estimación de biomasa aérea en una plantación *Tectona grandis* L.
en la Amazonía de Madre de Dios”**

**PARA OPTAR EL TÍTULO PROFESIONAL DE INGENIERO FORESTAL
Y MEDIO AMBIENTE**

AUTORES:

Bach. VARGAS QUISPE, Rosa
Sarai

Bach. NAVARRO PÉREZ, Daniel
Ernesto

ASESOR:

Dr. ALARCÓN AGUIRRE, Gabriel

Puerto Maldonado, Abril de 2026

Evaluación de la precisión de datos de GEDI para la altura del dosel y estimación de biomasa aérea en una plantación Tectona grandis L. en la Amazonía de Madre de Dios

INFORME DE ORIGINALIDAD

14%	14%	1%	1%
INDICE DE SIMILITUD	FUENTES DE INTERNET	PUBLICACIONES	TRABAJOS DEL ESTUDIANTE

FUENTES PRIMARIAS

1	repositorio.unamad.edu.pe	13%
	Fuente de Internet	
2	Asim Qadeer, Muhammad Shakir, Li Wang, Syed Muhammad Talha. "Evaluating Machine Learning Approaches for Aboveground Biomass Prediction in Fragmented High-Elevated Forests Using Multi-Sensor Satellite Data", Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2024	1%
	Publicación	

Excluir citas	Activo	Excluir coincidencias	< 1%
Excluir bibliografía	Activo		

Dedicatoria

A mis padres, Rosa y Felipe.

Madre, sin tu amor, sacrificio y apoyo incondicional no hubiese logrado cada meta propuesta. La confianza que me brindas a lo largo de mi vida me da las fuerzas para enfrentar cada adversidad.

Padre, por brindarme soporte desde el primer día, por tus consejos de vida que me ayudaron en mi formación personal y academica.

A las dos personas muy especiales que forman parte de mi vida y mi corazón, Mathius y Daniel su presencia es mi fortaleza para seguir adelante.

A mis hermanos, Ciro, Felipe, Eli, Dalila, Flor y Maribel, a mis sobrinas y sobrinos, a mi cuñada Laura Silva y Luis Tacilla que me motivan a ser mejor cada día y por su apoyo.

Rosa Sarai Vargas Quispe

Dedicatoria

El presente trabajo de investigación va dedicado a mis padres, Clotilde y Ernesto, por ser un pilar fundamental en mi vida, por inculcarme buenos valores y por darme la mejor educación.

A mi compañera de vida, Sarai, por tu apoyo, comprensión y acompañamiento a lo largo de esta vida y en este proceso académico.

A mi hijo, Mathius, cuyo amor y cariño ha sido la mayor bendición en mi vida, te dedico esta tesis con la esperanza de que siempre sigas adelante y luches por tus sueños.

A mis hermanos, Rudy, Victoria y Lucero por su apoyo constante.

Daniel Ernesto Navarro Perez

Agradecimientos

En primer lugar, agradecemos a Dios por guiar nuestro camino en todo momento.

Un agradecimiento especial a nuestro asesor, Dr. Gabriel Alarcón Aguirre, por su disposición y apoyo durante el desarrollo de la tesis.

A los docentes de la Carrera Profesional de Ingeniería Forestal y Medio Ambiente de la Universidad Nacional Amazónica de Madre de Dios por habernos impartido sus conocimientos y experiencias durante nuestra formación académica.

A nuestro jurados Dr. Joel Peña Valdeiglesias, al M. Sc. Jimmy Jeanine Miró Agurto, al Dr. Víctor Pareja Auquipata y al M.Sc. Jorge Gárate Quispe por sus observaciones pertinentes y el tiempo dedicado a la evaluación del presente trabajo.

A la empresa INVERSIONES FORESTALES DEL SUR S.A.C., por permitirnos ingresar a sus instalaciones y poder realizar el levantamiento de datos en las plantaciones de teca.

A nuestra familia por su apoyo en todo momento.

Resumen

La vegetación forestal y su estructura determinan, en buena medida, cuánto carbono es capaz de almacenar un bosque. Este vínculo cobra particular relevancia en la Amazonía, donde la deforestación avanza a un ritmo que la sitúa entre las regiones más afectadas del planeta. Con ese contexto como punto de partida, la presente investigación se propuso caracterizar la estructura de la vegetación en una plantación de *Tectona grandis* correspondiente al año 2022, combinando para ello información de Sentinel-1, Sentinel-2, SRTM y los datos LiDAR generados por la misión GEDI (niveles L2A y L4B).

Todo el procesamiento se ejecutó dentro de Google Earth Engine, plataforma que hizo posible manejar de forma eficiente el volumen y la variedad de datos provenientes de distintos sensores y momentos temporales necesarios para extender los resultados al conjunto de la plantación. La combinación entre Sentinel y GEDI no es casual: ambos sistemas fueron pensados para complementarse, lo que en la práctica facilita reconocer qué zonas deberían priorizarse en términos de conservación.

Los resultados muestran que la altura del dosel en la plantación varía entre 5 y 33,70 m, siendo RH95 la métrica que mejor capturó ese comportamiento. Al fusionar las distintas fuentes mediante Random Forest, el modelo de altura logró explicar el 80,30% de la variabilidad (R^2). Para la densidad de biomasa, en cambio, el ajuste fue algo menor ($R^2 = 74,10\%$), con diferencias notables entre la mediana y el total estimado a partir de los datos de campo.

Palabras clave: Plantación, Sentinel, combinación de imágenes, altura del dosel, densidad de biomasa.

Abstract

Forest vegetation and its structure largely determine how much carbon a forest is capable of storing. This link becomes particularly relevant in the Amazon, where deforestation is advancing at a pace that places it among the most affected regions on the planet. With that context as a starting point, the present research aimed to characterize the vegetation structure in a *Tectona grandis* plantation corresponding to the year 2022, combining information from Sentinel-1, Sentinel-2, SRTM, and LiDAR data generated by the GEDI mission (L2A and L4B levels).

All the processing was carried out within Google Earth Engine, a platform that made it possible to efficiently handle the volume and variety of data from different sensors and time periods necessary to extend the results to the entire plantation. The combination of Sentinel and GEDI is not coincidental: both systems were designed to complement each other, which in practice makes it easier to identify which areas should be prioritized in terms of conservation. The results show that the canopy height in the plantation varies between 5 and 33.70 m, with RH95 being the metric that best captured this behavior. By merging the different sources using Random Forest, the height model managed to explain 80.30% of the variability (R^2). For biomass density, on the other hand, the fit was somewhat lower ($R^2 = 74.10\%$), with notable differences between the median and the total estimated from the field data.

Key words: Planting, Sentinel, image combination, canopy height, biomass density.

Índice de contenidos

Pág.

Dedicatoria	
Agradecimientos	
Resumen	
Abstract	
Introducción	
CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN	1
1.1 Descripción del problema.....	1
1.2 Formulación del problema.....	2
1.2.1 Problema general	2
1.2.2 Problemas específicos	2
1.3 Objetivos de la investigación.....	3
1.3.1 Objetivo general	3
1.3.2 Objetivos específicos	3
1.4 Variables de la investigación.....	4
1.4.1 Identificación de variables.....	4
1.5 Operacionalización de variables	4
1.6 Hipótesis	5
1.7 Justificación e importancia	6
1.8 Consideraciones éticas	7
CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO	8
2.1 Antecedentes de estudios	8
2.2 Base teórica	10
2.2.1 Bosque.....	10
2.2.2 Altura de dosel	10
2.2.3 Contenido de carbono en biomasa aérea.....	11
2.2.4 Fundamentos de la percepción remota.....	12

2.2.5 Sensores.....	13
2.2.6 Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI)	13
2.2.7 Google Earth Engine (GEE).....	15
2.3 Definición de términos.....	16
CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN.....	17
3.1 Tipo de estudio.....	17
3.2 Diseño del estudio.....	18
3.3 Delimitación espacial y temporal.....	18
3.4 Población y muestra.....	19
3.5 Método y técnicas	21
3.6 Tratamiento de datos	22
3.6.1 Procesamiento de datos	22
3.6.2 Precisión de datos.....	24
3.6.4 Análisis estadístico.....	25
CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN	27
4.1 Desempeño de los datos GEDI 2A sobre una plantación de <i>Tectona grandis</i> L.	27
4.1.1 Confiabilidad del haz de GEDI nivel 2A en contraste con los datos de campo	27
4.1.2 Estimación de la altura del dosel a partir de GEDI Nivel 2A	32
4.1.3 Exactitud del modelo de altura del dosel mediante Random Forest ...	33
4.2 Fiabilidad de datos GEDI 4B en una plantación de <i>Tectona grandis</i> L. .	40
104.2.1 Cuantificación de la densidad de biomasa con datos GEDI nivel 4B	42
4.2.2 Exactitud del modelo mediante Ramdon Forest para la densidad de biomasa	43
CONCLUSIONES	48
SUGERENCIAS.....	49
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	50
ANEXOS	58

Índice de Tablas

	Pág.
Tabla 1. Operacionalización de variables	4
Tabla 2. Niveles de procesamiento de los productos altimétricos de GEDI .	14
Tabla 3. Registro de datos GEDI utilizados en el estudio	23
Tabla 4. Registro de adquisición de datos Sentinel	24
Tabla 5. Métricas de la “altura del dosel (campo) y la altura relativa (RH) de GEDI; r , R^2 , RMSE, rRMSE, Bias y rBias”	27
Tabla 6. Estadística descriptiva de la distribución de altura del dosel por nivel de altura relativa (RH) de GEDI (m)	32
Tabla 7. Métricas de validación estadística para la densidad de biomasa (AGBD) estimada por GEDI	40
Tabla 8. Valores de la estadística descriptiva de la distribución de la densidad de biomasa (AGBD) de GEDI	42

Índice de Figuras

	Pág.
<i>Figura 1.</i> Ubicación del área de estudio, Madre de Dios – Perú.	19
<i>Figura 2.</i> Ubicación de huellas de muestreo.	20
<i>Figura 3.</i> Datos estadísticos de la altura del dosel de datos GEDI 2A con datos de campo.	28
<i>Figura 4.</i> Relación de dispersión entre datos de campo y las métricas GEDI (RH0-RH98).	30
<i>Figura 5.</i> Métricas de la dispersión derivadas de datos de campo y GEDI para RH98 y RH100.	30
<i>Figura 6.</i> Jerarquía de importancia de las variables predictoras del modelo de altura del dosel	34
<i>Figura 7.</i> Predicción de datos entrenamiento versus datos observados.	35
<i>Figura 8.</i> Predicción de datos de prueba versus datos observados.	35
<i>Figura 9.</i> Modelo de altura del dosel obtenido mediante Random Forest, combinando GEDI 2A con Sentinel-1, -2 y datos de elevación digital ..	36
<i>Figura 10.</i> Jerarquía de importancia de las variables predictoras del modelo AGBD.	44
<i>Figura 11.</i> Mapa de densidad de biomasa generado por Random Forest a partir de la fusión de GEDI 4B, Sentinel-1, Sentinel-2 y modelo digital de elevación.	44
<i>Figura 12.</i> Mapa de densidad de biomasa generado por Random Forest a partir de la fusión de GEDI 4B, Sentinel-1, Sentinel-2 y modelo digital de elevación.	45
<i>Figura 13.</i> Regresión de predicción de datos de validación versus datos observados.	45

Introducción

El seguimiento eficaz a gran escala del ecosistema forestal en la Amazonia tiene un papel fundamental para la adaptación al cambio climático (Milenković et al. 2022). El Panel Intergubernamental sobre Cambio Climático (IPCC) recomienda para ello utilizar una combinación de datos de observación de la Tierra (EO) e inventarios de campo para estimar el área forestal, la estructura, las reservas de carbono y los cambios (Milenković et al. 2022; Padalia et al. 2023). Los inventarios nacionales de bosques han contribuido a través de extensas campañas de trabajo de campo para monitorear la dinámica de uso de suelo, cambio de uso de suelo y silvicultura (Vargas 1992; MINAM 2015; MINAM 2020; MINAM 2022; Rico-Straffon et al. 2023). El monitoreo bosques representa un desafío operativo bajo los diseños de muestreo de inventarios forestales, y es posible que no proporcione estimaciones locales confiables, por ejemplo, a nivel subregional y nacional (Tang et al. 2023). El apoyo de los datos de teledetección ha contribuido a una mejor comprensión de los impulsores espaciales de la variación en los indicadores emblemáticos mundiales de uso de suelo y cambio de cobertura, como la biomasa aérea forestal (Dorado-Roda et al. 2021). Por lo tanto, mapear y monitorear con precisión la distribución espacio-temporal de biomasa a escala local, regional y global es un paso crucial hacia una cuantificación efectiva de las reservas de carbono y, en consecuencia, un mejor plan de mitigación del cambio climático (Dorado-Roda et al. 2021). La información espacial continua sobre la estructura 3D del bosque es esencial para estimar la distribución de biomasa (Galidaki et al. 2017; Dubayah et al. 2020; Duncanson et al. 2020; Hoffrén et al. 2023). Durante las últimas tres décadas, el escaneo láser aerotransportado (ALS) se ha convertido en un método sólido establecido para mapear con precisión indicadores clave para los bosques; como la altura del dosel (Corte et al. 2022), variables del inventario forestal (Kacic et al. 2023), carbono sobre el suelo y características del dosel (Kacic y Kuenzer 2022; Kacic et al. 2023) en un tiempo relativamente corto en comparación con los métodos convencionales. Sin embargo, los altos costos de realizar levantamientos a escala local/regional utilizando la tecnología ALS pueden dar

como resultado una baja resolución temporal de las estimaciones de AGB, lo que reduce el potencial de la tecnología ALS para vectorizar la estimación de mapas de biomasa en la Amazonia. Esta situación ha cambiado recientemente debido a las misiones globales de escaneo láser en el espacio y se han vuelto operativas y accesibles (Duncanson et al. 2020; Di Tommaso et al. 2021; Dubayah et al. 2022; Duncanson et al. 2022; Lahssini et al. 2022; Hoffrén et al. 2023).

El Satélite de Elevación de Hielo, Nubes y Tierra (ICESat-2) (Duncanson et al. 2020; Duncanson y Others 2020; Brown et al. 2023) y la Investigación de la Dinámica de los Ecosistemas Globales (GEDI) (Bente et al. 2019; Dubayah et al. 2022; Dwiputra et al. 2023), ambas misiones han escaneando continuamente las superficies terrestres de la Tierra desde 2018 a 2022 y existe la posibilidad de que lo sigan haciendo. El Sistema de Altímetro Láser Topográfico Avanzado (ATLAS) a bordo del satélite ICESat-2 y la misión GEDI a bordo de la Estación Espacial Internacional (ISS) han generado información LiDAR densa a lo largo de la trayectoria en grandes coberturas espaciales y se puede utilizar para respaldar la altura del dosel y el carbono (Duncanson y Others 2020; Milenković et al. 2022). La misión GEDI e ICESat2 depende de inventarios de campo in situ de fuentes múltiples en todo el mundo y conjuntos de datos ALS para desarrollar ecuaciones de calibración representativas previas al lanzamiento para predecir la biomasa en el dominio de observación de la Administración Nacional de Aeronáutica y del Espacio (NASA) (Duncanson et al. 2020; Duncanson et al. 2022). La misión GEDI transporta un instrumento de detección y rango de luz (LiDAR) de forma de onda completa (FW) para monitorear los ecosistemas de bosques tropicales y templados. Por lo tanto, se necesita una validación sólida posterior al lanzamiento para evaluar la precisión del sensor LiDAR espacial, especialmente debido a las dificultades para diferenciar biomasa y caracterizar la estructura de la vegetación bajo una cubierta forestal densa o escasa, que es característica, por ejemplo, de la plantación de *T. grandis* en la Amazonia de Madre de Dios (Silva et al. 2019). La eficiencia del método para obtener biomasa se basa en la alineación temporal y espacial entre las mediciones de campo y las estadísticas del láser (Silva et al. 2019). Dado que

los mapas de vegetación de altura superior derivados de la tecnología GEDI se están desarrollando hoy en día en todo el mundo, a través de un gradiente de entornos complejos (Silva et al. 2019; Dubayah et al. 2020; Duncanson et al. 2020; Long et al. 2020; Di Tommaso et al. 2021; Mullissa et al. 2021; Dubayah et al. 2022; Stitt et al. 2022; Dwiputra et al. 2023; Fu y Wang 2023; Ngo et al. 2023; Rajab Pourrahmati et al. 2023; Torresani et al. 2023; Zhou et al. 2023), muchos investigadores podrían considerar el uso de datos GEDI como la única fuente en la que confiar para la estimación de la estructura forestal, en ausencia de ALS multitemporal en un futuro próximo. En ese sentido, el desarrollo de modelos para medir biomasa en GEDI en bosques Amazónicos utilizando estimaciones de biomasa en campo hacia el dominio de nuevos conjuntos de datos espaciales es una tarea relevante, ya que los datos derivados de satélites ofrecen oportunidades únicas para producir estimaciones forestales a gran escala sobre la estructura forestal en 3D.

Varios estudios han evaluado la precisión de las alturas del dosel derivadas de GEDI y las estimaciones de biomasa de diferentes ecosistemas alrededor del mundo (Dorado-Roda et al. 2021; Milenković et al. 2022; Zhang et al. 2022; Padalia et al. 2023; Tang et al. 2023). Sin embargo, en la mayoría de los casos la altura del dosel se validó utilizando datos ALS simulados o temporales no coincidentes (Müller et al. 2014; Schlund et al. 2022; Ngo et al. 2023) y datos GEDI simulados para calibrar modelos de biomasa globales (de Oliveira Alves et al. 2015; Healey et al. 2020; Dorado-Roda et al. 2021; Lahssini et al. 2022; Hoffrén et al. 2023). En este contexto, es importante evaluar las precisiones de los datos y productos GEDI bajo un enfoque local y/o regional. La dinámica de los ecosistemas forestales es especialmente desafiante en ecosistemas densos y dispersos para los cuales la interpretación de los datos de laser sigue siendo más incierta que en condiciones de cobertura total, donde la capa superior del dosel captura la energía de los rayos láser de manera más uniforme (Dorado-Roda et al. 2021; Milenković et al. 2022; Zhang et al. 2022; Padalia et al. 2023; Tang et al. 2023). En el caso de plantaciones forestales dependiendo su densidad podría proporcionar información valiosa sobre cómo la complejidad horizontal de los bosques determina el rendimiento de las estimaciones basadas en GEDI en comparación con la estimación basada en ALS. El

estudio analizo un gradiente de ecosistemas forestales reales de campo de cobertura forestal escasa a densa para mostrar el rendimiento de los modelos de biomasa (Silva et al. 2019).

El registro espacial y temporal de los disparos GEDI fueron considerados específicamente en esta investigación. Hasta donde sabemos, no se han realizado estudios en áreas de plantaciones forestales de la Amazonia de Madre de Dios en el desarrollo de modelos de altura de dosel y densidad biomasa utilizando misiones satelitales LiDAR en curso. Este es un paso crucial para comprender mejor la distribución de biomasa forestal y los cambios espaciales en la estructura del bosque. Por lo tanto, el objetivo principal de este trabajo fue evaluar la precisión y exactitud de las capacidades del sensor GEDI para estimar la altura del dosel y densidad de biomasa en una plantación forestal de *Tectona grandis* L. en la Amazonia de Madre de Dios.

CAPÍTULO I: PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1 Descripción del problema

Los Inventarios Forestales Nacionales (IFN) juegan un papel importante en la comprensión del estado de los bosques a nivel nacional y regional. Los IFN se basan en datos recopilados en el campo a nivel de un conjunto de parcelas forestales que se distribuyen espacialmente de acuerdo con un diseño de muestreo específico. El inventario forestal para áreas territoriales pequeñas, como plantaciones, municipios y/o microcuencas, también es importante para los tomadores de decisiones; sin embargo, la información suele ser relativamente limitada a este nivel. Como resultado, el desarrollo de enfoques de estimación de áreas pequeñas ha ganado una creciente popularidad en el campo del inventario forestal (Hill et al. 2021; Zhang et al. 2022). Estos datos, permite la predicción de atributos forestales, incluido el volumen forestal, para áreas pequeñas mediante el uso de modelos de regresión basados en datos auxiliares comúnmente derivados de sensores remotos, información que puede mejorar la precisión del inventario forestal sin aumentar los costos y puede producir predicciones confiables de los atributos del bosque a nivel local (Dorado-Roda et al. 2021; Hill et al. 2021; Milenković et al. 2022; Zhang et al. 2022; Padalia et al. 2023; Tang et al. 2023).

De acuerdo a la recopilación realizada por Lefsky et al. (2002), pionero en el uso de datos auxiliares para el inventario forestal de fuentes múltiples. Anteriormente, las fuentes comunes de datos auxiliares utilizados en áreas pequeñas a menudo procedían de imágenes satelitales, fotogrametría aérea digital (Breidenbach et al. 2018) y escaneo láser aerotransportado (Huo et al. 2023). La Investigación de Dinámica de Ecosistemas Globales (GEDI) de la NASA recientemente lanzada es un instrumento LiDAR de forma de onda

completa a bordo de la Estación Espacial Internacional (ISS), que produjo mediciones de huella que cubrieron más del 4 % de la superficie terrestre global al final de su misión (Dubayah et al. 2020; Dubayah et al. 2022). Esto brinda una oportunidad sin precedentes de recopilar sistemáticamente muestras de información forestal que se pueden utilizar en un enfoque de pequeña a gran escala. Sin embargo, las grandes incertidumbres de geolocalización asociadas con las huellas de GEDI (Dubayah et al. 2020; Dubayah et al. 2022) pueden afectar su usabilidad en la estimación de atributos forestales en bosques fragmentados o heterogéneos, preguntas que trataremos de responder en la presente investigación.

1.2 Formulación del problema

1.2.1 Problema general

Frente a una plantación forestal de *Tectona grandis* L. situada en la Amazonía de Madre de Dios, surge la siguiente interrogante: ¿hasta qué punto el sensor GEDI logra estimar con precisión tanto la altura del dosel como la densidad de biomasa presentes en ese ecosistema?

1.2.2 Problemas específicos

P.E.1 De los distintos haces disponibles en GEDI Nivel 2A, ¿cuál demuestra mayor grado de fiabilidad al contrastarse con mediciones tomadas en campo, en lo referente a la altura del dosel dentro de una plantación de *Tectona grandis* L.?

P.E.2 Tomando como base los datos que ofrece GEDI Nivel 2A, ¿qué magnitud alcanza la altura del dosel en una plantación de *Tectona grandis* L.?

P.E.3 Al integrar, a través de un modelo Random Forest, información de GEDI Nivel 2A junto con Sentinel-1, Sentinel-2 y datos de elevación digital, ¿qué tan precisas resultan las estimaciones de altura del dosel obtenidas para una plantación de *Tectona grandis* L.?

P.E.4 Empleando los registros de GEDI Nivel 4B, ¿en qué cantidad se estima la biomasa existente en una plantación de *Tectona grandis* L.?

P.E.5 Cuando se combinan, mediante Random Forest, los datos de GEDI Nivel 4B con Sentinel-1, Sentinel-2 y elevación digital, ¿qué grado de precisión se logra al estimar la densidad de biomasa de una plantación de *Tectona grandis* L.?

1.3 Objetivos de la investigación

1.3.1 Objetivo general

Determinar con qué exactitud el sensor GEDI permite estimar la altura del dosel y la densidad de biomasa correspondientes a una plantación forestal de *Tectona grandis* L. establecida en la Amazonía de Madre de Dios.

1.3.2 Objetivos específicos

O.E.1 Reconocer, entre los haces que ofrece GEDI Nivel 2A, aquel que presenta mayor confiabilidad frente a los datos recabados en campo para estimar la altura del dosel en una plantación de *Tectona grandis* L.

O.E.2 Obtener el valor de la altura del dosel a partir de los registros de GEDI Nivel 2A correspondientes a una plantación de *Tectona grandis* L.

O.E.3 Establecer el nivel de precisión alcanzado en la estimación de la altura del dosel al fusionar, bajo un modelo Random Forest, los datos GEDI Nivel 2A con información de Sentinel-1, Sentinel-2 y elevación digital, en una plantación de *Tectona grandis* L.

O.E.4 Calcular la cantidad de biomasa presente en una plantación de *Tectona grandis* L., a partir de los datos proporcionados por GEDI Nivel 4B.

O.E.5 Establecer el nivel de precisión alcanzado en la estimación de la densidad de biomasa al fusionar, bajo un modelo Random Forest, los

datos GEDI Nivel 4B con información de Sentinel-1, Sentinel-2 y elevación digital, en una plantación de *Tectona grandis* L.

1.4 Variables de la investigación

1.4.1 Identificación de variables

Variable Dependiente

- ✓ Grado de exactitud con que se representan la altura del dosel y la carga de biomasa del rodal de *Tectona grandis* L.

Variable Independiente

- ✓ Estimaciones de altura y de carga de biomasa provenientes del sensor GEDI, correspondientes a 2022.
- ✓ Registros de altura y de carga de biomasa tomados directamente en las parcelas del rodal durante 2022.

1.5 Operacionalización de variables

Las variables y su operacionalización se detallan en la Tabla 1.

Tabla 1. *Operacionalización de variables*

Definición conceptual	Definición operacional	Dimensión	Indicadores	Ítems
Variable independiente				
Las mediciones tomadas en el rodal de <i>Tectona grandis</i> L. sirven de referencia para reconocer qué tipo de haz del producto GEDI 2A entrega el ajuste más cercano a la realidad.	Definir qué cuantil de altura relativa (RH) reproduce mejor la altura del dosel.	Tipos de haz disponibles en el producto GEDI 2A.	Métricas RH en distintos percentiles; coeficiente de determinación (R^2); correlación de Pearson (r); RMSE; rRMSE; sesgo (Bias) y sesgo relativo (rBias).	P.E.1

El producto GEDI 2A ofrece información suficiente para derivar la “altura del dosel” del rodal de <i>Tectona grandis</i> L.	Derivar la “altura del dosel” a partir del cuantil seleccionado en el producto 2A.	“Altura del dosel” correspondient e al cuantil seleccionado.	Valores medio, máximo y mínimo de altura.	P.E.2
	Evaluar el ajuste de la altura obtenida mediante un modelo Random Forest que integra “GEDI 2A, Sentinel-1, Sentinel-2 y el modelo digital de elevación”.		RMSE y rRMSE.	P.E.3
La carga de biomasa del rodal de <i>Tectona grandis</i> L. puede cuantificarse a partir del producto GEDI 4B.	Cuantificar la “densidad de biomasa con el producto GEDI 4B”.	Densidad de biomasa.	Valores medio, máximo y mínimo de densidad de biomasa.	P.E.4
	Evaluar el ajuste de la “densidad de biomasa mediante un modelo Random Forest que integra GEDI 4B, Sentinel-1, Sentinel-2 y el modelo digital de elevación”.		RMSE y rRMSE.	P.E.5
Variable dependiente				
Exactitud con que los productos GEDI 2A y 4B representan la “altura del dosel y la carga de biomasa del rodal de <i>Tectona grandis</i> L”.	Contrastar las estimaciones de altura y biomasa de GEDI 2A y 4B contra los registros levantados en parcelas.	Correspondenci a espacial entre las huellas GEDI y las parcelas de campo.	Exactitud de altura y de biomasa expresada mediante el “coeficiente de determinación y el error cuadrático medio”.	P.E.1 a P.E.5

1.6 Hipótesis

Hipótesis nula (H_0): En la plantación de *Tectona grandis* L. situada en la Amazonía de Madre de Dios, no existe un grado de correspondencia aceptable entre las estimaciones de altura del dosel y densidad de biomasa

obtenidas mediante los productos GEDI 2A y 4B, y los datos recogidos directamente en las parcelas de campo.

Hipótesis alterna (H_1): La En la plantación de *Tectona grandis* L. situada en la Amazonía de Madre de Dios, sí existe un grado de correspondencia aceptable entre las estimaciones de altura del dosel y densidad de biomasa obtenidas mediante los productos GEDI 2A y 4B, y los datos recogidos directamente en las parcelas de campo.

1.7 Justificación e importancia

El uso de productos de nivel de huella de GEDI aún puede ser un desafío, dado su error de geolocalización aun en la versión final. Anticipándose a este desafío durante la fase de planificación de la misión, GEDI implementa una estrategia de calibración previa al lanzamiento que minimiza los requisitos de geolocalización en el desarrollo de ecuaciones de calibración de biomasa aérea, ello se lograra vinculando los datos de inventario de campo con formas de onda GEDI simulados con datos auxiliares de geolocalización. Sin embargo, una validación posterior al lanzamiento de productos a nivel de huella sigue siendo difícil con una gran incertidumbre de geolocalización. Las evaluaciones que ignoran dicho impacto también pueden generar información engañosa y subestimar falsamente el desempeño de GEDI en la medición de la altura y la densidad de biomasa del dosel. Abordar estos problemas sigue siendo difícil dentro del alcance actual y las versiones de los productos de datos GEDI, en parte debido a la falta de conjuntos de datos de referencia de geolocalización precisos y consistentes en un amplio dominio geográfico. Por ahora, la geolocalización depende en gran medida de la disponibilidad del lidar de forma de onda aerotransportado recopilado del sensor de hielo y vegetación terrestre (LVIS), que solo puede cubrir un número limitado de órbitas GEDI. Por lo tanto, es imperativo proporcionar un nuevo medio para identificar y mitigar rápidamente el impacto del error de geolocalización en la

evaluación de la altura del dosel a nivel de huella GEDI y las estimaciones de biomasa aérea a diferentes escalas. Este trabajo, proporcionara una valiosa fuente independiente de información para evaluar y mejorar potencialmente la precisión y exactitud de las órbitas GEDI globales en la Amazonia de Madre de Dios.

1.8 Consideraciones éticas

Conocer el estado de desarrollo de la vegetación en distintas escalas resulta necesario para la toma de decisiones forestales, y la teledetección aporta información útil para el manejo y seguimiento de estos recursos. Su uso permite obtener datos del ecosistema, como el perfil vertical y la biomasa, sobre superficies extensas y a costos menores que los del inventario convencional. Ahora bien, la información proveniente de sensores espaciales, entre ellos GEDI, exige procedimientos de validación sólidos antes de trasladarla a la gestión de bosques; dichos procedimientos deben ajustarse a criterios de rigor científico.

La ejecución del estudio se ceñirá a lo dispuesto en el Reglamento de Grados y Títulos de la UNAMAD (Resolución de Consejo Universitario N.º 288-2023-UNAMAD-CU, versión 3.0) y a los protocolos del “Centro de Teledetección para el Estudio y Manejo de los Recursos Naturales (CETEGERN)” de la UNAMAD.

CAPÍTULO II: MARCO TEÓRICO

2.1 Antecedentes de estudios

Tang et al. (2023) modelaron la biomasa aérea de un bosque gestionado en varias etapas mediante el uso sinérgico de métricas Landsat-OLI, ALOS-2 L-band SAR y GEDI. El estudio adoptó un diseño de muestreo de tamaño de parcela de una hectárea para mejorar la integración de las huellas GEDI con datos in situ, ópticos y SAR para la estimación de la biomasa forestal sobre el suelo (AGB). El estudio se llevó a cabo para un bosque tropical manejado en las estribaciones del Himalaya de la India. El GEDI espacial recuperó la altura del dosel del área de estudio con un RMSE de 3,36 m y Adj. R de 0,70. Extrapolación de alturas de huella GEDI (RH95) con índices de Landsat 8 usando Random Forest (RF) arrojaron una altura de dosel espacial del área de estudio con una R^2 de 0,97 y RMSE de 2,32 m. Usando la altura del dosel de GEDI, la densidad de follaje y el índice de área de planta, el AGB a nivel de huellas de GEDI se estimó usando RF, con un R^2 de 0,91 y un RMSE de 20,10 Mg ha⁻¹.

Tang et al. (2023) evaluaron y mitigaron el impacto del error sistemático de geolocalización en el desempeño de la medición de la altura del dosel de GEDI, logrando una precisión de geolocalización sistemática muy mejorada que cumple con los requisitos de la misión (0,2 % de haces >20 m y 80,8 % de haces <10 m) y debería poder cumplir con los requisitos de muchas aplicaciones científicas prácticas tolerantes a errores moderados de geolocalización. En suma, el enfoque ha brindado una solución a corto plazo para una estrategia Cal/Val mejorada para GEDI. Si bien es cierto que se realizarán más mejoras en versiones futuras, potencialmente puede crear una vía alternativa para generar y validar productos de biomasa al vincular las

muestras de la huella de GEDI directamente con las recopilaciones de datos in situ.

Milenković et al. (2022) evaluaron el crecimiento de la selva Amazónica con datos de GEDI e ICESAT-2. La calidad de las alturas de los bosques de GEDI e ICESat-2 en cuatro vuelos LiDAR aerotransportadas de 50km de largo determinó un error cuadrático medio de 4,14 m (CV = 17%) y 5,91 m (CV = 19%) y un error medio de 0,04 m y -2,81 m, respectivamente.

Zhang et al. (2022) modelaron el volumen forestal con estimación de área pequeña del inventario forestal usando huellas GEDI como información auxiliar. En este estudio, diseñaron un proceso que proporcione mediciones de inventarios forestales a nivel de parcela con información auxiliar de GEDI de huellas cercanas. Demostraron que GEDI RH98 es equivalente a la altura dominante de los inventarios forestales a nivel de parcela. Incidieron en la importancia de emparejar parcelas con huellas GEDI cercanas, en función no solo de la distancia entre ellas sino también de sus similitudes, es decir, alturas y tipos de bosques. Posteriormente, utilizaron para estimaciones de áreas pequeñas siguiendo un esquema de muestreo de dos fases. Evidenciaron que, con un tamaño de muestra adecuado, la estimación de áreas pequeñas con datos auxiliares de GEDI puede mejorar la precisión de las estimaciones de volumen forestal.

Silva et al. (2019) trabajaron con plantaciones comerciales de *Pinus taeda* en Brasil, pero sin datos reales de GEDI: usaron señales simuladas por la NASA, contrastadas contra 100 parcelas de campo donde se había medido la altura máxima del dosel (HMAX, m) y el volumen de madera (V, m³/ha). Las métricas equivalentes a GEDI no salieron del sensor real sino de nubes de puntos LiDAR aerotransportado (ALS), que fue lo que finalmente alimentó los modelos. Ajustaron regresión lineal múltiple para HMAX y V. Lo interesante del resultado es que no hizo falta mucho: tres variables RH98 (el percentil 98 de energía retornada), COV (cobertura del dosel) y FHD (diversidad vertical del follaje) bastaron para lograr un ajuste satisfactorio, con sesgo bajo.

2.2 Base teórica

2.2.1 Bosque

Dentro de un ecosistema, el estrato arbóreo constituye la forma de vida predominante. Se denomina bosque a una superficie de terreno de extensión apreciable donde coexisten árboles, fauna de distintas especies, cuerpos de agua y comunidades microbianas. Abordar las relaciones biológicas que operan a escala amplia exige examinar el bosque en sus múltiples componentes. El ecosistema forestal comprende el conjunto de relaciones que la flora y la fauna establecen entre sí dentro de ese espacio; en él, los intercambios entre componentes bióticos y abióticos ocurren de manera espontánea. Las condiciones del hábitat, entre ellas la temperatura, el régimen climático, la disponibilidad hídrica, la longevidad y la capacidad reproductiva, condicionan el desempeño ecológico de cada especie (Goodman et al. 2019).

2.2.2 Altura de dosel

Un modelo de altura de dosel (CHM) representa estructuras como edificios, vegetación y otras características con respecto a su distancia desde el suelo. La construcción de un CHM se basa en un concepto sencillo: restando el Modelo Digital de Terreno (DTM) de un Modelo Digital de Superficie (MDS), se forma un CHM. El DTM tiene en cuenta el terreno desnudo, y el MDS representa la elevación de todas las características de la superficie, incluida la vegetación. Así, la altura de la vegetación es, de hecho, la diferencia entre ambos.

Los CHMs desempeñan muchos roles importantes en el monitoreo de diversos aspectos de un bosque. Para empezar, monitorear el crecimiento de la vegetación (o la pérdida de vegetación) es trivial con la ayuda de un CHM. Más importante aún, los CHMs ayudan a determinar la biomasa por encima del suelo y son especialmente útiles en lugares donde existe una correlación directa entre la altura de la vegetación y la cantidad de carbono almacenado. Los CHMs también ayudan a determinar el índice de área foliar, que ayuda a

determinar la capacidad de capturar radiación solar de un dosel forestal, así como su capacidad para la fotosíntesis (Bente et al. 2019).

Los CHMs se han vuelto bastante extensibles gracias a los sistemas LiDAR basados en satélite. La razón de esto es que muchas regiones de acceso restringido no disponen de los recursos necesarios para la recopilación de datos de superficie a gran escala (p. ej., bosques tropicales)

2.2.3 Contenido de carbono en biomasa aérea

La biomasa forestal es uno de los indicadores más utilizados para caracterizar la productividad de un ecosistema. A partir de ella es posible cuantificar el aporte de los bosques al ciclo del carbono, evaluar su potencial energético y alimentar los modelos que estiman las reservas de carbono a nivel terrestre, insumo clave para las proyecciones de cambio climático.

Dentro de un ecosistema forestal suelen reconocerse tres grandes compartimentos de biomasa. El primero corresponde a la biomasa viva aérea (AGB), que agrupa fustes, tocones, ramas, corteza, semillas y follaje, es decir, todo aquello que crece por encima del suelo. El segundo es la biomasa viva subterránea (BGB), conformada por las raíces vivas con diámetro superior a 2 mm. El tercero corresponde a la materia muerta, integrada principalmente por la hojarasca fina y gruesa que se acumula sobre el suelo forestal.

De estos tres compartimentos, la mayor parte de la investigación científica se ha concentrado en la AGB. Esto responde a razones prácticas: su medición resulta comparativamente menos compleja que la de los otros dos reservorios, sobre todo porque no requiere excavación ni muestreo destructivo del suelo. Además, la AGB funciona como punto de partida para derivar estimaciones de los demás compartimentos de carbono, mediante relaciones alométricas ya establecidas en la literatura (Galidaki et al. 2017; Bente et al. 2019)

En términos metodológicos, la cuantificación de AGB puede realizarse mediante mediciones directas en campo, como el uso de ecuaciones alométricas específicas por especie, o mediante enfoques indirectos basados en sensores remotos, entre ellos el LiDAR y los datos ópticos y de radar de

satélites como Sentinel. Esta segunda vía ha cobrado especial relevancia en años recientes, dado que permite extender estimaciones puntuales de campo a escalas de paisaje, algo particularmente útil en regiones extensas y de difícil acceso como la Amazonía.

2.2.4 Fundamentos de la percepción remota

La teledetección consiste en registrar y cuantificar la radiación que objetos o materiales situados a distancia reflejan o emiten en distintas longitudes de onda, lo que permite identificarlos y clasificarlos. El proceso se sostiene en cuatro componentes: (i) la fuente de energía, (ii) la trayectoria de transmisión, (iii) el objeto observado y (iv) el sensor.

De estos, la energía electromagnética cumple la función de transportar la información desde el objeto hasta el sensor. Su organización se representa mediante el espectro electromagnético, donde cada región agrupa longitudes de onda con un comportamiento particular: rayos gamma, rayos X, ultravioleta, luz visible, infrarrojo incluido el térmico, microondas y ondas de radio. El espectro describe un continuo que va desde longitudes de onda muy cortas, del orden de los rayos gamma cósmicos, hasta las muy largas, propias de la radio y la televisión; los límites entre regiones no son estrictos y pueden solaparse.

La longitud de onda se expresa en metros (m) en el Sistema Internacional. Las regiones visible e infrarroja, donde se concentra buena parte de la energía aprovechada en teledetección óptica, se manejan en micrómetros ($1\ \mu\text{m} = 10^{-6}\ \text{m} = 10\ 000\ \text{angstroms}$); así, el azul ocupa aproximadamente el intervalo de 0,4 a 0,5 μm . Para longitudes de onda mayores, como las microondas, resultan más prácticos los milímetros o los centímetros. Según la longitud de onda y la posición espectral nominal de cada banda, se seleccionan las combinaciones de bandas satelitales que convienen a cada aplicación de clasificación (Anji-Reddy 2010).

2.2.5 Sensores

Dispositivo que recibe radiaciones electromagnéticas y las convierte en una señal que puede grabarse y mostrarse como datos numéricos o como una imagen (Chuvienco 2016).

2.2.6 Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI)

La misión Global Ecosystem Dynamics Investigation genera observaciones de rango láser con las que se describe la estructura tridimensional de la superficie terrestre. Sus mediciones de altura del dosel, distribución vertical del follaje y elevación del terreno aportan información valiosa para caracterizar procesos ecológicos de gran escala, entre ellos los ciclos del agua y del carbono, la biodiversidad y la disponibilidad de hábitat para distintas especies.

Este tipo de datos sobre estructura superficial tiene aplicaciones que van más allá de la generación de modelos digitales de elevación. Se emplean también en el manejo forestal, en el seguimiento de glaciares y cubiertas de nieve, y en la modelación climática a distintas escalas temporales. Antes de GEDI, el conjunto de plataformas de observación terrestre de la NASA carecía de un componente propiamente tridimensional; con su incorporación, ese vacío quedó cubierto, lo que amplió sustancialmente el entendimiento del funcionamiento del sistema terrestre y, en consecuencia, orienta hoy buena parte de las decisiones sobre conservación de recursos naturales.

Desde el punto de vista técnico, el instrumento opera con tres láseres que, luego de dividirse, producen ocho trayectorias de observación paralelas. Esta configuración lo ubica dentro de la categoría de sistemas lidar de clase geodésica, un estándar reconocido por su alta precisión. Cada láser emite 242 pulsos por segundo, y cada uno de esos pulsos ilumina una huella circular de 25 m de diámetro sobre la superficie. Entre trayectorias contiguas existe una separación transversal cercana a los 600 m, mientras que dentro de una misma trayectoria las huellas se suceden cada 60 m. Considerando un periodo nominal de misión de 24 meses, se estimó una adquisición aproximada de 10 000 millones de observaciones libres de nubosidad, cifra

que refleja la magnitud del volumen de datos que GEDI es capaz de generar en un tiempo relativamente corto.

En cuanto a los productos científicos derivados de esta misión, estos se distribuyen en dos formatos principales: por huella y en malla regular, ambos orientados a describir distintos atributos tridimensionales de la superficie terrestre. A cada producto se le asigna además un nivel de procesamiento, que indica cuánto se ha trabajado el dato desde su adquisición original hasta su forma final. Los productos de nivel L1 y L2 se distribuyen a través del Land Processes Distributed Active Archive Center (LP DAAC) de la NASA, mientras que los de nivel L3 y L4 se encuentran alojados en el ORNL DAAC. En ambos casos, el acceso a la información es completamente abierto para la comunidad científica.

Tabla 2. *Niveles de procesamiento de los productos altimétricos de GEDI*

GEDI	Descripción	Productos de datos
L1A-2A	Transmisión, recepción e interpretación de formas de onda; generación de los productos L1A y L2A	L1A: formas de onda sin procesar. L2A: elevación del terreno, altura del dosel superior y métricas de altura relativa (RH)
L1B	Geolocalización de las formas de onda para los productos L1 y L2	Formas de onda geolocalizadas
L2B	Métricas de cobertura de dosel y perfil vertical	Fracción de cobertura del dosel (CCF), perfil de CCF, índice de área foliar (LAI) y perfil de LAI
L3	Métricas de superficie terrestre en malla regular	Métricas de nivel 2 agregadas en celdas
L4A	Densidad de biomasa aérea a nivel de huella	Densidad de biomasa aérea por huella
L4B	Producto de biomasa en malla regular	Densidad de biomasa aérea (AGBD) agregada en celdas

El flujo completo de los datos comienza en el Centro de Operaciones de la Misión (MOC), ubicado en el Goddard Space Flight Center, donde se define semana a semana la planificación de las adquisiciones. A partir de ahí, el

procesamiento pasa al Centro de Operaciones Científicas (SOC), encargado de generar los productos finales antes de remitirlos a los DAAC correspondientes para su distribución pública (Dubayah et al. 2020).

2.2.7 Google Earth Engine (GEE)

Google Earth Engine es un marco de computación geoespacial gratuito y basado en la nube proporcionado por Google para la investigación académica y científica. Está diseñado para resolver problemas geoespaciales que normalmente tomarían semanas o meses de cómputo en una máquina local al aprovechar la computación distribuida de Google a nivel global.

El marco de programación de Google Earth Engine tiene cuatro secciones principales: un administrador de scripts para supervisar y almacenar códigos, un editor de código para implementar instrucciones en JavaScript o Python, una consola de resultados para mostrar salida y mensajes, y una sección del marco para visualizar la salida del procesamiento geoespacial en un formato interactivo y centrado en capas.

El catálogo de datos de Google Earth Engine es una característica atractiva, ya que contiene nodos mastodónticos de imágenes satelitales y datos geoespaciales procesados que están accesibles para consulta. Este catálogo de datos alberga numerosas colecciones históricas de imágenes satelitales como Landsat, Sentinel y MODIS, y muchas más que se procesan continuamente y se ponen a disposición. Con este catálogo de datos, los usuarios pueden analizar flujos de datos y detectar cambios en la cobertura terrestre, representar datos temporales y cuantificar los cambios que ocurren en la superficie de la Tierra, sin la molestia de descargar cualquier dato a la máquina local para ser procesado. Esto, a su vez, reduce significativamente el almacenamiento y procesamiento local (GEE 2021).

Esta característica es útil para el estudio actual, ya que integra varias fuentes de datos satelitales (Sentinel-1, Sentinel-2, SRTM y GEDI) durante un período de tiempo extendido, ya que todo el procesamiento y la computación pueden realizarse sin infraestructura adicional.

2.3 Definición de términos

GEDI: Misión de la NASA que, mediante altimetría láser, registra la estructura tridimensional de la superficie terrestre con alta resolución (Dubayah et al. 2020).

Sentinel: Satélites de observación terrestre desarrollados por la Agencia Espacial Europea. Forman el segmento espacial del programa Copernicus, impulsado por la Comisión Europea (ESA 2013).

Altura de dosel: Distancia vertical que separa la parte superior de la vegetación o de otro objeto, como una edificación del terreno que tiene debajo (Bente et al. 2019).

Densidad de biomasa: Materia vegetal presente por unidad de superficie, normalmente expresada en Mg/ha. Su cuantificación permite estimar el aporte de los bosques al ciclo del carbono (Bente et al. 2019).

El coeficiente de determinación: Proporción de la variación observada en una variable queda explicada por otra. Su valor se mueve entre 0 y 1: mientras más se acerca a 1, mejor reproduce el modelo los datos medidos (Duncanson et al. 2020).

El error cuadrático medio (MSE): Mide la cantidad de error en los modelos estadísticos. Evalúa la diferencia cuadrática promedio entre los valores observados y predichos (Duncanson et al. 2020).

CAPÍTULO III: METODOLOGÍA DE INVESTIGACIÓN

3.1 Tipo de estudio

La presente investigación se enmarca dentro de un tipo de estudio descriptivo y correlacional. Es descriptiva en la medida en que su propósito inicial consiste en caracterizar la altura del dosel y la biomasa aérea del rodal de *Tectona grandis* L. establecido en la Amazonía de Madre de Dios, sin manipular de forma directa las variables involucradas, sino registrando sus valores tal como se presentan en condiciones naturales de campo.

Al mismo tiempo, el estudio adquiere un carácter correlacional en su segunda etapa, dado que contrasta los atributos estructurales derivados de los productos GEDI (altura del dosel y densidad de biomasa) con las mediciones equivalentes obtenidas directamente en parcelas de campo. El objetivo de esta comparación es determinar el grado de asociación estadística entre ambas fuentes de datos, sin que ello implique establecer relaciones de causa y efecto entre ellas, aspecto que distingue a los estudios correlacionales de los explicativos o experimentales.

Esta combinación de enfoques resulta pertinente para los fines de la investigación, ya que permite, en primer término, generar una descripción precisa de la estructura vertical de la plantación evaluada y, posteriormente, valorar en qué medida los datos satelitales de GEDI logran representar de forma fiable lo observado en campo, lo cual constituye el eje central del problema planteado en este trabajo (Lozano et al. 2025).

3.2 Diseño del estudio

Se trabaja bajo un diseño no experimental de corte transversal. Es no experimental porque las variables de interés (altura del dosel y densidad de biomasa) se registran tal como se presentan en su contexto natural, sin que el investigador intervenga sobre ellas ni las someta a condiciones controladas de laboratorio o campo. En otras palabras, no existe manipulación deliberada de ninguna variable independiente; el papel del investigador se limita a observar, medir y comparar los datos ya existentes, tanto los provenientes de GEDI como los recogidos en parcelas.

El diseño es, además, de corte transversal, dado que tanto la información satelital como la información de campo corresponden a un único momento en el tiempo, específicamente el año 2022. Esto implica que el estudio no contempla un seguimiento longitudinal de los cambios en la altura del dosel o en la biomasa a lo largo de distintos periodos, sino que ofrece una fotografía puntual de la estructura del rodal durante ese año en particular.

Esta elección de diseño resulta coherente con los objetivos planteados, ya que el propósito central de la investigación es evaluar la precisión de GEDI frente a los datos de campo en un periodo definido, y no analizar la evolución temporal de dichas variables, lo cual quedaría abierto como una posible línea de investigación futura (Lozano et al. 2025).

3.3 Delimitación espacial y temporal

El estudio se realiza en un predio de 139,55 ha situado en la provincia de Tahuamanu, Amazonía de Madre de Dios, entre los 11°14'35" y 11°16'30" de latitud sur y los 69°32'23" y 69°34'21" de longitud oeste. La temperatura media anual se mantiene entre 25 °C y 27 °C; los valores más altos se registran de septiembre a abril, y los mínimos, cercanos a 10 °C, corresponden a mayo y agosto. La humedad relativa fluctúa de 63 a 90 %. La precipitación media anual alcanza los 2120 mm y la altitud promedio es de 250 m s. n. m. (GOREMAD y IIAP 2009; SENAMHI 2015; Alarcón et al. 2016; Alarcon et al. 2021). Según la clasificación de zonas de vida, el área corresponde a bosque

húmedo tropical, de clima cálido y húmedo (Holdridge 1967). La red hidrográfica local está dominada por los ríos Tahuamanu, Manuripe y Acre.

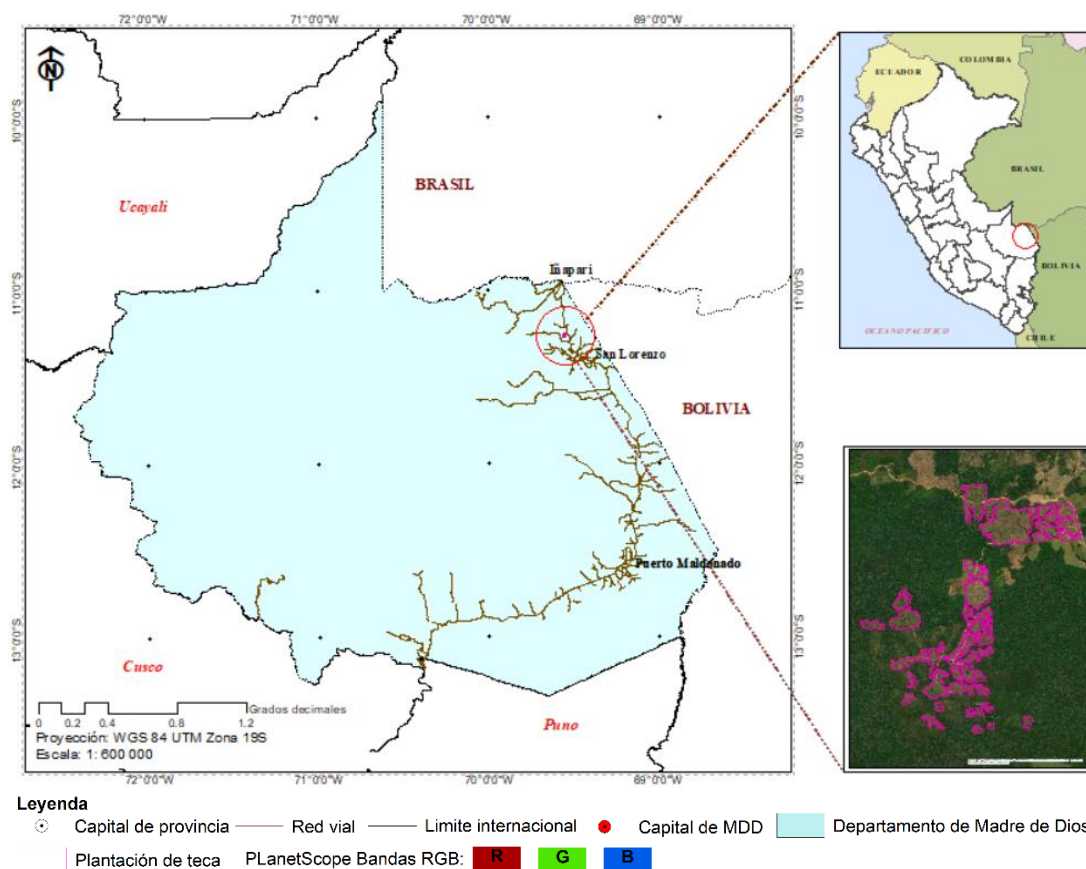


Figura 1. Ubicación del área de estudio, Madre de Dios – Perú.

Fuente: Elaboración propia.

Se consideraron alrededor de cinco (5) tiempos diferentes para la instalación de la plantación objeto de estudio: 1. diciembre de 2012, 2. enero de 2013, 3. abril de 2013, 4. noviembre de 2014, y 5. diciembre de 2014.

3.4 Población y muestra

La población de estudio está constituida por la totalidad de la plantación de *Tectona grandis* L. perteneciente a la empresa de apoyo forestal Inversiones Forestales del Sur SAC, cuya superficie asciende a 139,55 ha. Esta plantación se encuentra ubicada en la región de Madre de Dios, dentro del ámbito de la Amazonía peruana, y constituye el área geográfica de referencia sobre la cual se desarrollan todos los análisis del presente estudio.

En cuanto a la muestra, su tamaño no se definió mediante un cálculo estadístico tradicional basado en niveles de confianza y margen de error, como suele hacerse en estudios con población humana, sino que quedó determinado por un criterio propio de la naturaleza espacial de los datos satelitales empleados. Específicamente, se consideró el número de huellas GEDI correspondientes a los productos L2A y L4B que efectivamente se superponen con el área de la plantación evaluada, ya que solo esas huellas cuentan con información simultánea de altura del dosel y densidad de biomasa dentro del polígono de estudio.

Bajo este criterio de superposición espacial, se identificaron un total de 134 huellas GEDI dentro de los límites de la plantación, las cuales constituyen las unidades de análisis sobre las que se sustenta el estudio. Cada una de estas huellas representa un círculo de 25 m de diámetro, correspondiente al área efectivamente muestreada por el sensor GEDI en cada disparo láser, y sobre ellas se realizaron las comparaciones posteriores frente a los datos recogidos en campo.

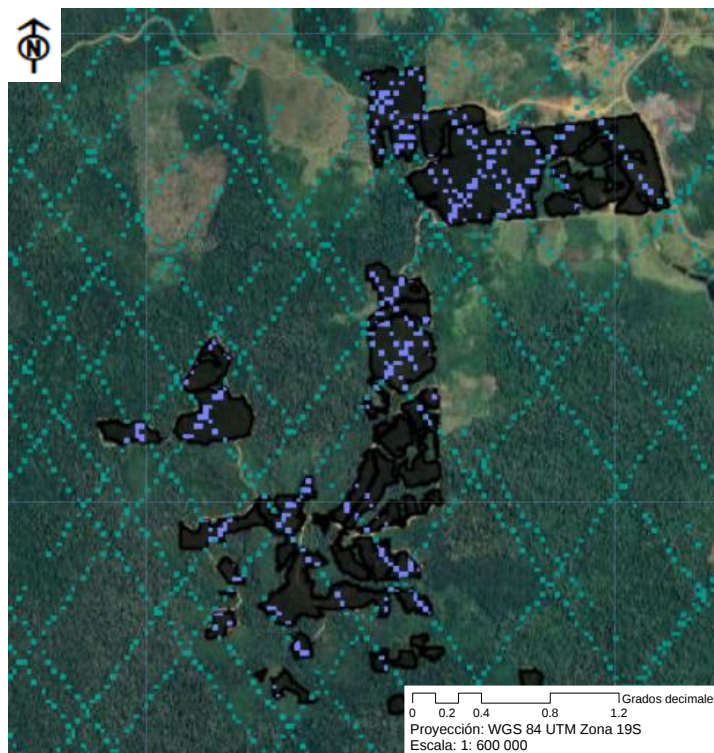


Figura 2. Ubicación de huellas de muestreo.

3.5 Método y técnicas

El procedimiento combina métricas de estructura de la vegetación derivadas de los productos GEDI L2A y L4B con mediciones tomadas en campo durante la estación seca de 2022 en la provincia de Tahuamanu. El procesamiento se ejecutó en Google Earth Engine (GEE) y el análisis posterior en “SigmaPlot 15®, ArcGIS 10.8®, ArcGIS Pro 10.8® y RStudio®”.

El primer paso consistió en aislar las huellas GEDI L2A que intersectan la plantación. Las métricas resultantes se organizaron por “tipo de haz (*beam*), por elevación a nivel de huella y por altura relativa (RH0, RH25, RH50, RH75, RH80, RH85, RH90, RH95 y RH98)”. Entre estos percentiles se retuvo aquel cuyo valor mostró mayor concordancia con las alturas medidas en terreno. En el caso del producto L4B, las celdas se hicieron corresponder con la información de campo; para ello se emplearon variables dasométricas de árboles individuales, específicamente el diámetro a la altura del pecho (DAP) y la altura total. La densidad de biomasa se calculó con un modelo alométrico en función del DAP, previamente validado para la especie (Ecuación 1) (Rodríguez et al. 2018; Marroquín Morales 2019). Como insumo complementario para estimar la altura del dosel y la densidad de biomasa tanto total como promedio del área de estudio, se incorporaron datos de Sentinel-1, Sentinel-2 y el modelo digital de elevación.

La concordancia entre las estimaciones GEDI (L2A y L4B) y los registros de campo se evaluó mediante un conjunto de estadísticos de ajuste: “coeficiente de determinación (R^2 , Ecuación 2), coeficiente de correlación de Pearson (r , Ecuación 3), error cuadrático medio (RMSE, Ecuación 4), error cuadrático medio relativo (rRMSE, Ecuación 5), sesgo (Bias, Ecuación 6) y sesgo relativo (rBias, Ecuación 7)” (Silva et al. 2019; Duncanson et al. 2020; Healey et al. 2020; Duncanson et al. 2022; Kacic y Kuenzer 2022; Torresani et al. 2023).

3.6 Tratamiento de datos

3.6.1 Procesamiento de datos

Para determinar la precisión de los datos GEDI en la estimación de la altura del dosel y la biomasa aérea de una plantación de *Tectona grandis* L. ubicada en la Amazonía de Madre de Dios, se desarrollaron las siguientes etapas:

1. Se descargaron los gránulos GEDI Nivel 2A y 4B (versión 2), que incluyen las métricas de altura relativa (RH) y elevación del nivel de la huella (Dubayah et al. 2022), correspondientes al periodo entre el 01 de junio y el 31 de diciembre de 2022 (Tabla 3). Este conjunto de datos incorpora un número de huellas georreferenciadas dentro del área de estudio, distribuidas espacialmente según las trayectorias ascendentes y descendentes del haz emitido desde la Estación Espacial Internacional, donde se encuentra instalado el sensor GEDI. En cada trayectoria orbital, el sistema registra formas de onda cada 60 m, distribuidas en ocho pistas paralelas separadas 600 m entre sí (Zhang et al. 2022). De cada toma GEDI se extrajeron la latitud, la longitud y las métricas de altura relativa correspondientes a los percentiles 0 a 98 de la energía retornada por el láser, así como el punto de retorno asociado al suelo "(RH0, RH25, RH50, RH75, RH80, RH85, RH90, RH95, RH98)" (Dubayah et al. 2020). Se optó por una métrica robusta, empleada habitualmente para el cálculo de la "altura del dosel y la densidad de biomasa aérea" (Dubayah et al. 2020; Dubayah et al. 2022; Duncanson et al. 2022).
2. Luego se calculó la densidad media de la biomasa utilizando la medida del diámetro a la altura del pecho (DAP) de los puntos que se superponen con las huellas de GEDI. Se utilizará un modelo alométrico establecido (Ecuación 1) para determinar la densidad de biomasa de cada árbol (Rodríguez et al. 2018; Marroquín 2019).

$$B = 7,35^{0,16*d} \quad (\text{Ec. 1})$$

Donde d el diámetro.

3. El grado de ajuste entre los valores observados y los predichos se evaluó a través del “coeficiente de determinación (R^2 , Ecuación 2), el coeficiente de correlación de Pearson (r , Ecuación 3), el error cuadrático medio general (RMSE, Ecuación 4), el error cuadrático medio relativo (rRMSE, Ecuación 5), el sesgo (Ecuación 6) y el porcentaje de sesgo relativo (%rBias, Ecuación 7)” (Silva et al. 2019; Duncanson et al. 2020; Healey et al. 2020; Kacic y Kuenzer 2022; Torresani et al. 2023).
4. Con el fin de obtener la “altura del dosel y la densidad de biomasa total y media” del área de estudio para 2022, se desarrollo el modelo Random Forest (RF) para cada atributo. Las métricas espectrales temporales derivadas de Sentinel-1 y Sentinel-2 (Tabla 4) sirvieron como predictores de los atributos GEDI relacionados con la estructura de la plantación, dentro de los modelos de regresión RF, entrenados bajo la configuración predeterminada disponible en GEE. Para establecer un rango intercuartílico (IQR) en torno a la mediana (percentil 50), las métricas espectrales temporales se calcularon a partir de los percentiles 25 y 75 (Breiman 1996; Breiman 2001; Kacic et al. 2023).

Tabla 3. *Registro de datos GEDI utilizados en el estudio*

Sensor	Fecha de datos	Versión
GED1 2A	2022-09-02 01:59:52 - 2022-09-02 03:32:42	2,0
GED1 4B	2019-04-18 00:00:00 - 2023-03-16 23:59:59	2,0

Tabla 4. *Registro de adquisición de datos Sentinel*

Sensor	Fecha de datos	Nivel de adquisición	Nivel de procesamiento	Orbita
Sentinel-1 (A)	01/06/2022 – 31/09/2022	Interferometric Wide Swath (IW)	Level-1 GRD	Descendente Ascendente
Sentinel-2 (A/B)	01/06/2022 – 31/12/2022		2A	

Todas las etapas del procesamiento de datos se llevaron a cabo bajo el “sistema de proyección World Geodetic System 1984 (WGS 84), zona 19 S”.

3.6.2 Precisión de datos

La precisión de la “altura del dosel y de la densidad de biomasa media” en el área de estudio se determinó mediante dos enfoques. El primero consistió en identificar el percentil de altura relativa con mejor desempeño entre los datos GEDI 2A y la densidad de biomasa de los datos GEDI 4B. El segundo enfoque se basó en la obtención de datos de campo en los puntos donde se superponen la plantación y las huellas GEDI (2A y 4B).

El grado de ajuste entre los valores observados y predichos se evaluó mediante el “coeficiente de determinación (R^2 , Ecuación 2), el coeficiente de correlación de Pearson (r , Ecuación 3), el error cuadrático medio general (RMSE, Ecuación 4), el error cuadrático medio relativo (rRMSE, Ecuación 5), el sesgo (Bias, Ecuación 6) y el porcentaje de sesgo relativo (rBias, Ecuación 7)” (Long et al. 2020). Un valor de “ R^2 más alto indica un mejor ajuste entre el valor observado y el valor predicho”, mientras que un RMSE menor refleja un menor error en la estimación del modelo.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad (\text{Ec. 2})$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n [(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 * \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (\text{Ec. 3})$$

“donde y_i corresponde a los valores medidos de altura del dosel y AGB, $\hat{y}_i$ a los valores estimados, y n al tamaño de la muestra”.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}{n}} \quad (\text{Ec. 4})$$

$$rRMSE = \frac{RMSE}{\bar{x}} \times 100 \quad (\text{Ec. 5})$$

$$Bias = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)}{n} \quad (\text{Ec. 6})$$

$$rBias = \frac{rBias}{\bar{x}} \times 100 \quad (\text{Ec. 7})$$

“donde n es el número de disparos GEDI, x_i representa la métrica de campo (en metros) correspondiente a la huella GEDI de 25 m de diámetro para el disparo i , y_i es la métrica de elevación estimada y AGB obtenida a partir de la huella GEDI de 25 m en los niveles GEDI 2A y 4B, $\bar{x}$ corresponde a los valores medios de elevación observados en campo, y $\bar{y}$ a los valores medios de elevación estimada por GEDI a nivel de huella”.

3.6.4 Análisis estadístico

Debido a que los procedimientos estadísticos aplicados eran específicos a las preguntas de investigación, cada uno se abordó por separado en función de la naturaleza de los datos y del tipo de comparación a realizar.

Para responder a la primera pregunta sobre cómo difieren la confiabilidad de los haces de GEDI Nivel 2A en comparación con los datos de campo para estimar la altura de dosel para la plantación de *Tectona grandis* L. en 2022, el trabajo se realizó comparando las alturas relativas diferentes. Para este trabajo, se utilizaron “SigmaPlot 15®, RStudio® y Google Earth Engine (GEE)”.

Los procedimientos para los segundos y cuartos objetivos son los mismos, ya que ambos buscan determinar la “altura de dosel y la densidad de biomasa a partir de los datos GEDI Nivel 2A y 4B para la plantación de teca”. Este trabajo se realizó dentro de la plataforma Google Earth Engine (GEE) aprovechando su capacidad de procesamiento en la nube.

Los terceros y quintos objetivos involucraron comparar la precisión de las estimaciones de la “altura de dosel y la densidad de biomasa de GEDI 2A y 4B frente a las mediciones de campo”. Para este trabajo se utilizaron “ArcGIS 10.8®, ArcGIS Pro 10.8®, RStudio® y GeoDa®”, y permitieron tanto la manipulación espacial de los datos como los respectivos análisis estadísticos.

CAPÍTULO IV: RESULTADOS Y DISCUSIÓN

4.1 Desempeño de los datos GEDI 2A sobre una plantación de *Tectona grandis* L.

4.1.1 Confiabilidad del haz de GEDI nivel 2A en contraste con los datos de campo

Para comparar los datos de muestras GEDI (observaciones) con la información de campo de la altura del dosel, se emplearon como criterios estadísticos la “correlación de Pearson (r), el coeficiente de determinación (R^2), el error cuadrático medio relativo (RMSE, m), el Bias (m) y el Bias porcentual (%)”. Los errores calculados se agruparon como valores medios, ya que el método de atributos GEDI fue lo que se tomó en cuenta (Figuras 3-5 y Tablas 5).

Al analizar la correlación r , se observó que RH95 mantuvo la relación más consistente con los datos de campo dentro de la plantación de *T. grandis* (Tabla 5): el coeficiente de Pearson alcanzó 0,868 al comparar los valores de campo frente a RH95, cifra superior a la obtenida con el resto de las alturas relativas. En esa misma comparación, el RMSE fue de 2,526 m, con un rRMSE ligeramente inferior. De acuerdo con la Tabla 5, el sesgo se ubicó en -2,340 m, equivalente a un porcentaje de sesgo de -13,716%.

Tabla 5. Métricas de la “altura del dosel (campo) y la altura relativa (RH) de GEDI; r , R^2 , RMSE, rRMSE, Bias y rBias”

Comparación de métricas	Correlación de Pearson (r)	El coeficiente de determinación ajustado (R^2)	Error cuadrático medio (RMSE, m)	Error cuadrático medio relativo (rRMSE, %)	Bias (m)	rBias (%)
Campo-RH0	0,050	-0,005	5,087	29,815	-21,907	-128,410

Campo-RH25	0,620	0,379	3,997	23,430	-15,545	-91,113
Campo-RH50	0,670	0,445	3,780	22,156	-11,671	-68,408
Campo-RH75	0,789	0,620	3,128	18,337	-7,254	-42,520
Campo-RH80	0,819	0,668	2,924	17,137	-6,202	-36,352
Campo-RH85	0,842	0,706	2,750	16,117	-5,078	-29,765
Campo-RH90	0,859	0,735	2,611	15,307	-3,899	-22,852
Campo-RH95	0,868	0,752	2,526	14,803	-2,340	-13,716
Campo-RH98	0,863	0,743	2,571	15,068	-1,066	-6,251
Campo-RH100	0,861	0,739	2,593	15,199	0,479	2,807

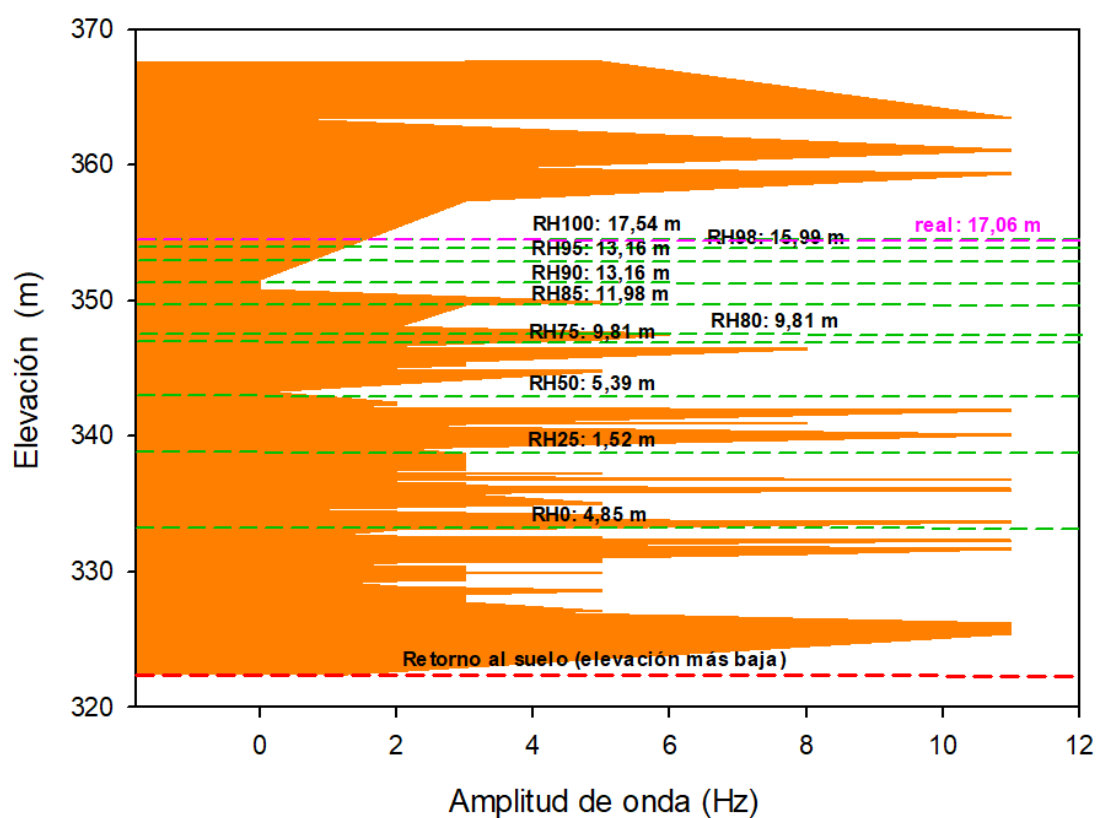


Figura 3. Datos estadísticos de la altura del dosel de datos GEDI 2A con datos de campo.

En conjunto, las Figuras 3, 4 y 5 muestran tanto la discrepancia media como la dispersión entre las mediciones de altura relativa y los datos de campo. Se aprecia que la mayoría de estas discrepancias resultan negativas en la plantación estudiada, lo que indica que GEDI tiende a subestimar la altura del dosel en el rango RH0-98 y a sobreestimarla en RH100. Para RH95, las alturas derivadas de GEDI resultaron menores que las registradas en campo sobre la cobertura del dosel; no obstante, este percentil se considera el más

adecuado de utilizar, dado que presenta el coeficiente de determinación más alto y la mejor correlación entre ambas fuentes de datos. Esta tendencia a la subestimación podría estar relacionada con limitaciones propias del sensor GEDI al momento de captar información en zonas con cobertura fragmentada, características comunes en la Amazonía, por lo, debe plantearse mayores investigaciones en diferentes tipos de formaciones forestales.

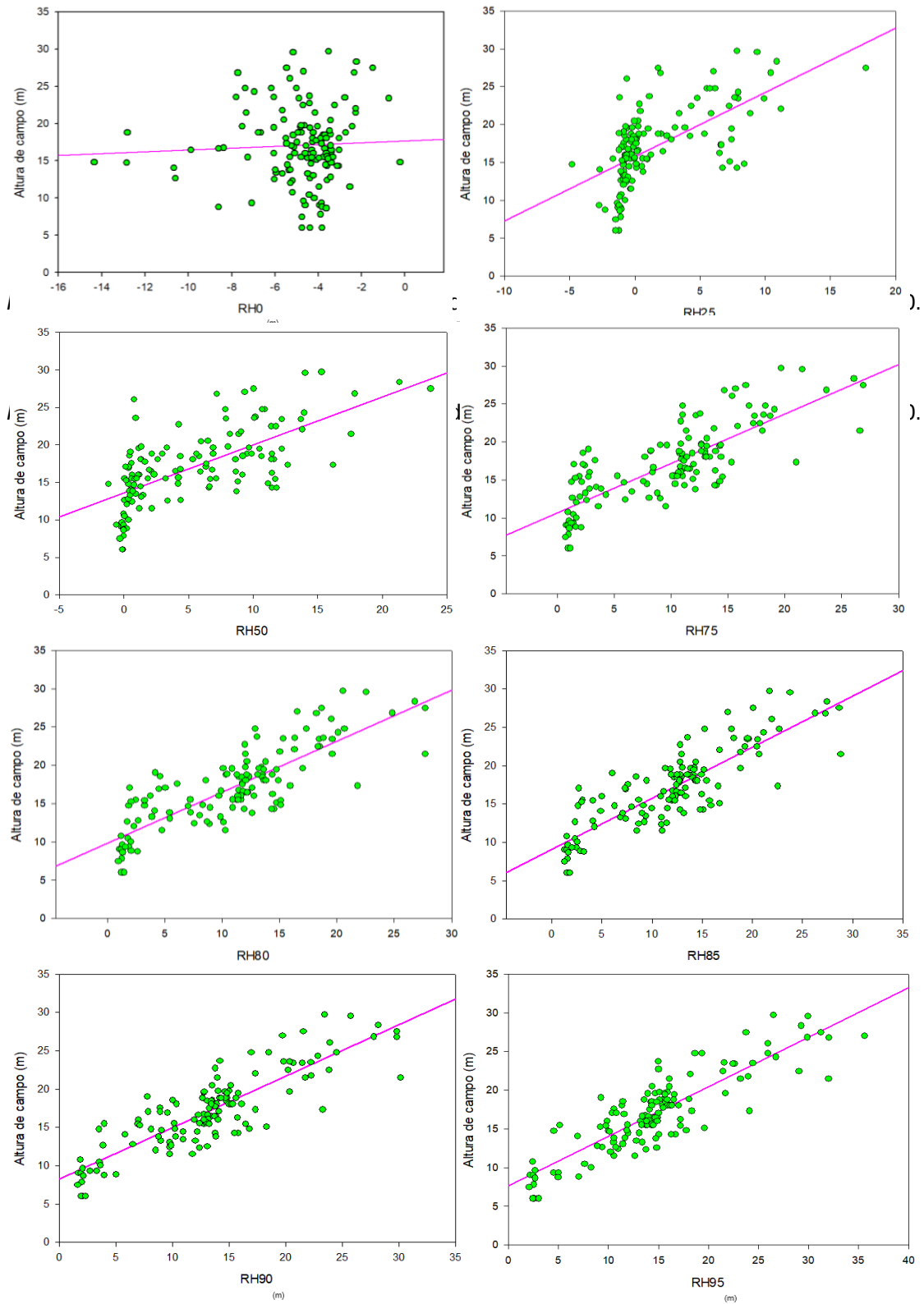


Figura 4. Relación de dispersión entre datos de campo y las métricas GEDI (RH0-RH98).

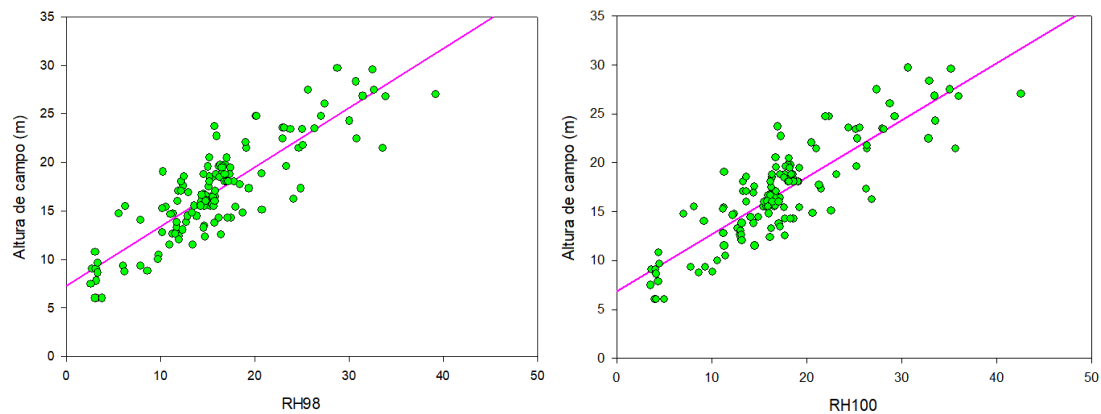


Figura 5. Relación de dispersión entre datos de campo y las métricas GEDI (RH98-RH100).

De acuerdo con Li et al. (2023), los datos GEDI aportan una métrica de humedad relativa que no guarda una relación directa con la altura del dosel. La métrica RH abarca la totalidad de los retornos LiDAR, incluyendo dosel, sotobosque y suelo, por lo que no constituye una medida definitiva y requiere evaluación particular en cada área de estudio, aunque suele emplearse comúnmente como indicador de la altura del bosque (Dorado-Roda et al. 2021; Lahssini et al. 2022). Al examinar el comportamiento de esta métrica en distintos niveles de RH (0%-100%), se encontró que RH95 constituye una opción más adecuada que RH100. No obstante, RH98 presenta menor sensibilidad al ruido, razón por la cual se emplea con mayor frecuencia en la literatura científica (Breidenbach et al. 2018; Bente et al. 2019; Silva et al. 2019; Hofton et al. 2020; Long et al. 2020; Adrah et al. 2021; Di Tommaso et al. 2021; Dorado-Roda et al. 2021; Kacic et al. 2021; Jiang et al. 2022; Milenković et al. 2022; Zhang et al. 2022; Chen et al. 2023; Hoffrén et al. 2023; Huo et al. 2023; Li et al. 2023).

En esa misma línea, Kacic et al. (2021) plantean que la sensibilidad relativa a los datos de campo calculada mediante R^2 varía según los valores propios de cada parámetro. Como ejemplo, en el Gran Chaco Americano, segunda región de cobertura boscosa continua más extensa de Sudamérica después de la Amazonía, la cantidad de árboles incidió directamente en la precisión de las estimaciones. Dicho estudio evidenció que el ajuste óptimo se alcanzaba, en

promedio, con 250 árboles, cifra que contrasta con la que emplea el presente trabajo, basado en una superposición de 134 huellas. Aun así, se optó por recomendar el uso de RH95 como indicador para estimar la altura del dosel. Por consiguiente, el análisis desarrollado en esta investigación se centra en el empleo de RH95 obtenido mediante GEDI (altura del dosel) como variable de entrada.

4.1.2 Estimación de la altura del dosel a partir de GEDI Nivel 2A

La Tabla 6 permite observar cómo se comportan las diferencias entre los datos de campo y los distintos grupos de sensibilidad de GEDI. El razonamiento detrás de esta comparación parte de una premisa técnica: el parámetro haz funciona como estimador de la cobertura máxima del dosel, es decir, indica con qué probabilidad el sensor logra detectar la superficie vegetal. De ahí se desprende una relación esperable: cuanto más alto sea ese parámetro, mayor será también la capacidad del haz para penetrar zonas donde el dosel presenta mayor densidad.

Los datos de la Tabla 6 confirman esta lógica. El punto de partida es negativo, con una mediana de diferencia de RH de -4,395 m, cifra que va subiendo de forma constante conforme crece el nivel de sensibilidad: 14,38 m, luego 15,54 m y finalmente 16,815 m, para los niveles 0,95, 0,98 y 1,00 respectivamente.

Tabla 6. Estadística descriptiva de la distribución de altura del dosel por nivel de altura relativa (RH) de GEDI (m)

Variable	Obs	Promedio	Mediana	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
RH0	134	-4,847	-4,395	2,113	-14,340	-0,220
RH25	134	1,516	-0,090	3,707	-4,790	17,750
RH50	134	5,390	4,210	5,308	-1,190	23,740
RH75	134	9,806	10,875	6,151	0,740	26,930
RH80	134	10,859	11,660	6,238	0,970	27,710
RH85	134	11,983	12,470	6,418	1,270	28,840
RH90	134	13,162	13,315	6,483	1,610	30,150
RH95	134	14,721	14,380	6,870	2,090	35,650
RH98	134	15,994	15,540	7,161	2,620	39,210

RH100	134	17,539	16,815	7,484	3,550	42,580
Campo	134	17,061	16,697	5,074	6,003	29,709
Elevación	134	338,526	336,552	8,943	322,343	367,611

La tabla 6 muestra que no hay menos variación en los valores medios de las diferencias de RH de los puntos GEDI cuando se utiliza RH95. Sin embargo, habría que hacer otras consideraciones como la correlación, el coeficiente de determinación y el sesgo, así como comparaciones con otras formas vegetales para determinar la eficacia del parámetro de sensibilidad debido a la uniformidad de la cobertura del dosel sobre el sitio de estudio o a la estructura vertical simple, que permite una mejor penetración del haz a través del dosel.

Investigaciones desarrolladas (Tomppo 2006; Breidenbach et al. 2018; Dubayah et al. 2020; Healey et al. 2020; Hofton et al. 2020; Adrah et al. 2021; Di Tommaso et al. 2021; Dorado-Roda et al. 2021; Kacic et al. 2021; Dubayah et al. 2022; Jiang et al. 2022; Kacic y Kuenzer 2022; Lahssini et al. 2022; Milenković et al. 2022; Stitt et al. 2022; Chen et al. 2023; Dwiputra et al. 2023; Hoffrén et al. 2023; Huo et al. 2023; Kacic et al. 2023; Torresani et al. 2023; Zhou et al. 2023); presentan hallazgos de que la cobertura media de dosel en los bosques de hoja acicular llega cerca de 60%, situándose la mayoría de los datos entre el 40% y el 90%. La distribución de la cobertura de dosel en los bosques latifoliados y mixtos es bimodal, teniendo los primeros una cobertura en torno al 90% y los segundos en torno al 30%.

4.1.3 Exactitud del modelo de altura del dosel mediante Random Forest

Se construyó un CHM para 2022 cuando se apartó el 70% de los datos para entrenamiento, usando la métrica de punto de corte del percentil 95. El modelo obtuvo un RMSE de 4,442 m, un valor que es una estimación aceptable para el ajuste RMSE entre los valores predichos y medidos. Además, el modelo fue capaz de generar un R^2 de +0,8030, lo que significa que el modelo pudo explicar +80,30% de la variabilidad de los datos.

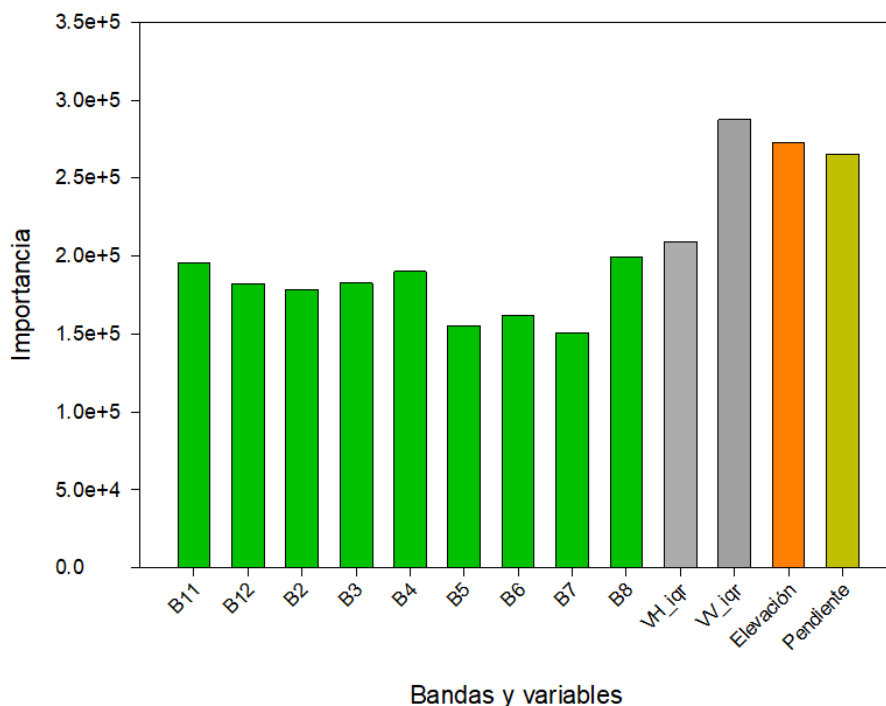


Figura 6. Jerarquía de importancia de las variables predictoras del modelo de altura del dosel

La figura 6 permite jerarquizar el peso de cada variable dentro del modelo desarrollado para estimar la altura del dosel en 2022. Sentinel-1, específicamente su polarización VV, se posicionó como la variable con mayor influencia sobre el resultado final. Detrás de ella, en segundo y tercer lugar, aparecieron dos variables derivadas de SRTM: elevación y pendiente del terreno. Entre las bandas espectrales de Sentinel-2, únicamente el infrarrojo cercano (B8) logró posicionarse dentro de las cinco variables más influyentes, mientras que Borde Rojo 3 (B7) quedó relegada al último lugar de la jerarquía.

Kacic et al. (2021) documentan un patrón parecido en su trabajo: según estos autores, ampliar la proporción de la muestra usada para entrenar el modelo tiende a reforzar las correlaciones obtenidas. Traducido a términos prácticos, esto sugiere que un modelo entrenado con más variables y más datos suele terminar siendo más certero.

Ya en la etapa de validación, que utilizó el 30% de datos no empleados durante el entrenamiento, el modelo de altura de dosel para 2022 (basado en el percentil 95 de la métrica de altitud de GEDI L2A) arrojó un margen de error de 5,838 m (RMSE). El comportamiento del coeficiente de determinación fue

positivo y lineal, con un poder explicativo del 30,10% atribuible a las variables independientes incluidas.

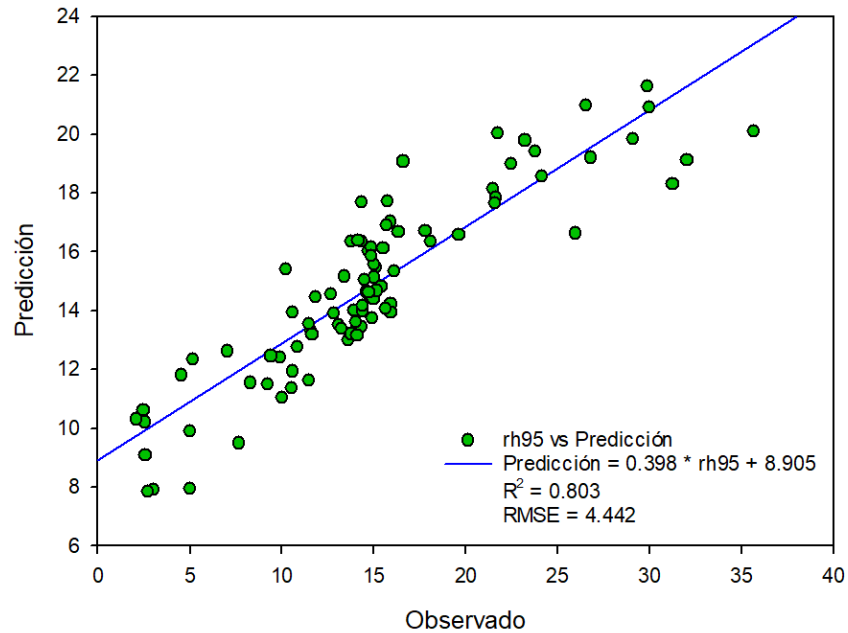


Figura 7. Predicción de datos entrenamiento versus datos observados.

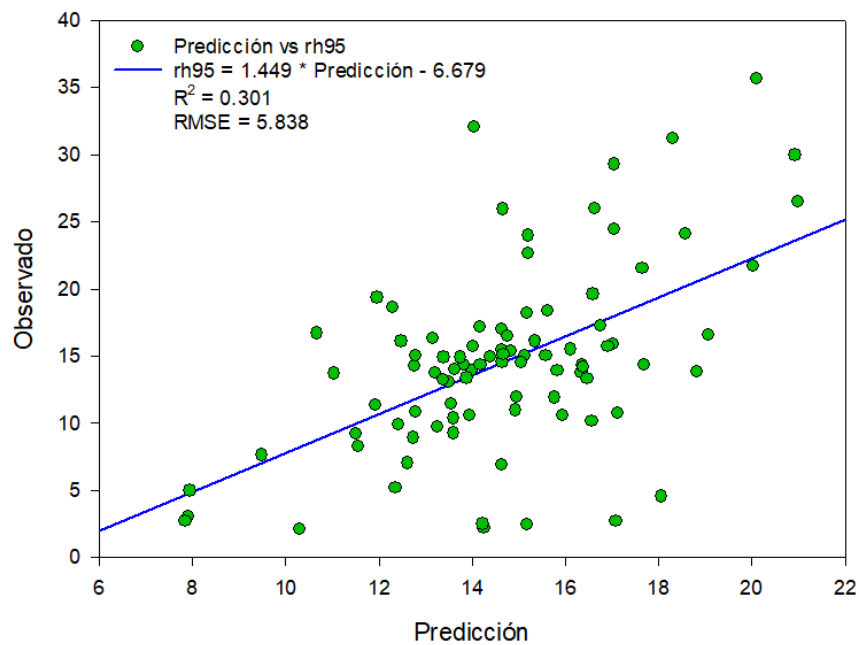


Figura 8. Predicción de datos de prueba versus datos observados.

Aunque GEDI se diseñó originalmente para el monitoreo forestal, todavía existe incertidumbre respecto a su capacidad para distinguir con igual grado de precisión las diferencias de altura entre tipos de vegetación distintos entre sí. Frente a esa duda, este estudio puso a prueba específicamente qué tan bien logran las formas de onda del sensor reconocer la altura característica de una plantación de *T. grandis*.

Con ese propósito, la métrica GEDI RH sirvió como insumo para entrenar un clasificador basado en bosque aleatorio, aplicado directamente sobre el área de estudio. Los resultados de este clasificador se compararon luego contra un segundo modelo, tomado como referencia, entrenado esta vez a partir de una combinación de datos Sentinel-1, Sentinel-2 y modelos digitales de elevación.

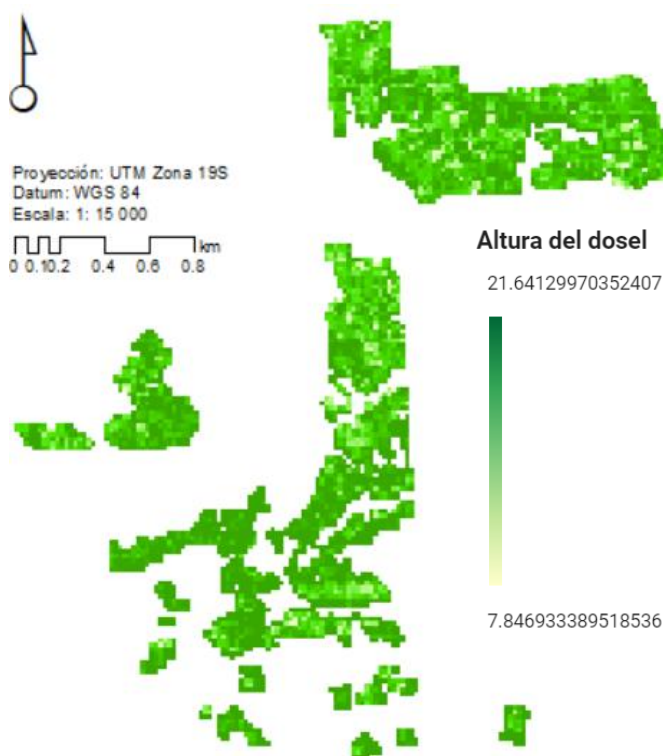


Figura 9. Modelo de altura del dosel obtenido mediante Random Forest, combinando GEDI 2A con Sentinel-1, -2 y datos de elevación digital.

“La altura del dosel modelada varió entre 7,846 y 21,641 m”, con un valor medio cercano a 15,256 m (Figura 9). “La resolución geométrica de 10 m

permitió reconocer objetos individuales y ofreció una caracterización más detallada de la zona donde se ubica la plantación”. Cabe señalar, de manera general, que el patrón de altura del dosel modelado (Figura 9) refleja un incremento progresivo de la cobertura global del dosel en dirección noreste-oeste.

Este estudio evalúa además la selección de características a partir del modelo de bosque aleatorio, con el propósito de comprender mejor su capacidad predictiva. Las bandas ópticas resultaron predominantes entre las características más relevantes (Figura 6), lo cual coincide con lo reportado como indicadores adecuados para la estimación de variables biofísicas del dosel en estudios previos (Tomppo 2006; Breidenbach et al. 2018; Dubayah et al. 2022).

De forma poco habitual, los elementos seleccionados incluyeron también indicadores de radar, lo cual se atribuye principalmente a los altos valores de biomasa presentes en las zonas de estudio. La banda C de Sentinel-1 (~5,5 cm) presenta limitaciones para penetrar la cobertura forestal, dado que las señales de radar se atenúan conforme aumenta la densidad de vegetación (Di Tommaso et al. 2021; Dorado-Roda et al. 2021; Kacic et al. 2021).

Los Bosques Aleatorios se han convertido en un conjunto de herramientas clave para realizar clasificaciones predictivas y comprender la importancia de las características en la teledetección contemporánea. En este estudio, adopto bosques aleatorios debido a sus fortalezas para la selección de características en conjuntos de datos complejos y su importancia relativa para clasificar variables.

Al considerar las características del conjunto de datos, los modelos RF asignan una clasificación o puntuación a cada atributo individual en relación con la cantidad de información o contribución que cada atributo tiene para predecir la clase o el valor continuo de interés. Por defecto, los modelos RF asignan mayor importancia a los atributos con una mayor ganancia de información. En el contexto de este estudio, clasificar la importancia de los atributos se utilizó tanto para determinar las características altamente

relevantes como para estimar la altura de la copa, reduciendo así el volumen de datos GEDI necesarios para análisis posteriores.

Donde el algoritmo RF es superior a otros algoritmos es en la selección de características y en datos de alta dimensión, donde es capaz de distinguir qué variables son los verdaderos determinantes y, por lo tanto, facilita una mejor interpretación de los resultados obtenidos. Con el fin de maximizar este enfoque, las características del conjunto de datos utilizadas para resolver el problema fueron tanto reducidas como optimizadas (Silva et al. 2019; Long et al. 2020; Di Tommaso et al. 2021; Dorado-Roda et al. 2021; Hill et al. 2021; Kacic et al. 2021; Potapov et al. 2021; Schlund et al. 2022; Xi et al. 2022; Zhang et al. 2022; Dwiputra et al. 2023; Rajab Pourrahmati et al. 2023; Tang et al. 2023; Zhou et al. 2023).

Al observar cómo se comporta espacialmente la vegetación modelada, aparece un patrón claro de correlación positiva con las condiciones climáticas propias de la plantación de *T. grandis* ubicada en Madre de Dios, específicamente en Tahuamanu. Este patrón se manifiesta de forma concreta: los campos agrícolas presentan tanto menor altura como menor cobertura de dosel, si se les compara con la vegetación no deforestada que los rodea.

Un factor que contribuyó a mejorar las clasificaciones fue la combinación de datos de altura de vegetación provenientes de GEDI junto con Sentinel-1, Sentinel-2 y el modelo digital de elevación, integrados en conjunto dentro del análisis.

Por otro lado, al observar el comportamiento de los principales ríos de la Amazonía peruana, se hace evidente que donde hay mayor disponibilidad de agua y suelos con tendencia a inundarse, la vegetación tiende a crecer más alta y más densa. Sin embargo, y a pesar de esta relación observable, la estructura específica de los bosques amazónicos sigue siendo un tema poco explorado desde la teledetección, ya que hasta ahora no existen estudios que se hayan enfocado puntualmente en ese aspecto (Lefsky et al. 2002; Breidenbach et al. 2018; Silva et al. 2019; Long et al. 2020; Dorado-Roda et al. 2021; Hill et al. 2021; Kacic et al. 2021; Potapov et al. 2021; Schlund et al.

2022; Xi et al. 2022; Zhang et al. 2022; Rajab Pourrahmati et al. 2023; Tang et al. 2023; Zhou et al. 2023).

Otra consideración es que la huella de 25 m de GEDI puede presentar un desafío para abordar la precisión debido a la coexistencia de diferentes estructuras vegetativas dentro de la misma huella. Por lo tanto, un solo píxel de Sentinel-1 y Sentinel-2 combinaría estas estructuras. En este caso, el modelo se vería obligado a construir predicciones utilizando una submuestra de GEDI. Por lo tanto, el modelo quedaría restringido en su capacidad para caracterizar la variabilidad espectral de la región.

Dos estudios realizados de forma independiente muestran los mismos resultados (Dorado-Roda et al. 2021; Kacic et al. 2023). Estos estudios respaldan que, aunque GEDI puede proporcionar información valiosa para analizar algunos bosques, GEDI tiene algunas limitaciones en la altura de medición de los doseles y en su geolocalización. Sin embargo, deberíamos decir que estas limitaciones no son tan generalizadas como podría pensarse. Estas limitaciones son específicas de bosques con estructuras verticales muy definidas, que solo componen una pequeña parte de los bosques existentes (Lefsky et al. 2002; Breidenbach et al. 2018; Di Tommaso et al. 2021; Dorado-Roda et al. 2021; Hill et al. 2021; Potapov et al. 2021; Xi et al. 2022; Zhang et al. 2022; Kacic et al. 2023; Li et al. 2023; Tang et al. 2023). Otro hallazgo relevante del estudio es que “el número reducido de muestras GEDI en las regiones occidental y oriental se traduce en un menor equilibrio espacial y temporal”. En consecuencia, estos modelos podrían resultar menos precisos que aquellos que cuentan con muestras equilibradas tanto en el espacio como en el tiempo, dado que es posible que no logren capturar toda la variedad de estructuras vegetales, a causa de la heterogeneidad propia de la distribución del muestreo (Silva et al. 2019; Healey et al. 2020; Di Tommaso et al. 2021; Dorado-Roda et al. 2021; Kacic et al. 2021; Potapov et al. 2021; Schlund et al. 2022; Xi et al. 2022; Chen et al. 2023; Kacic et al. 2023; Li et al. 2023; Tang et al. 2023; Zhou et al. 2023).

4.2 Fiabilidad de datos GEDI 4B en una plantación de *Tectona grandis* L.

El conjunto independiente de muestras (observaciones) GEDI se contrastó con los datos de campo mediante la “correlación de Pearson (r), el coeficiente de determinación (R^2), el error medio cuadrático (RMSE, Mg/ha), el error medio cuadrático relativo (rRMSE, %), el sesgo (Mg/ha) y el rBias (%)”. Estos criterios de error se calcularon y agruparon como valores medios, siguiendo el enfoque de atributos GEDI. Al comparar los datos de campo con el AGBD (MU), la correlación de Pearson (r) resultó de 0,5482, mientras que el RMSE alcanzó 36,599 Mg/ha, equivalente a un rRMSE de 17,345%. Por su parte, el sesgo porcentual se ubicó en -105,154%, con un valor de sesgo de -49,836 Mg/ha

Tabla 7. *Métricas de validación estadística para la densidad de biomasa (AGBD) estimada por GEDI*

Ecuación	Correlación de Pearson (r)	El coeficiente de determinación ajustado (R^2)	Error cuadrático medio (RMSE, Mg/ha)	Error cuadrático medio relativo (rRMSE, %)	Bias (Mg/ha)	rBias (%)
AGBD=7,35 ^{0,16*d}	0,5482	0,300	36,599	17,345	-105,154	-49,836

Un patrón claro emerge de los resultados: cuando la cobertura del dosel se mantenía entre 50% y 100%, las estimaciones de altura resultaron notablemente más confiables. ¿Por qué ocurre esto por debajo de ese umbral? La explicación tiene que ver con la física misma del sensor: en zonas donde la cobertura cae por debajo del 50%, buena parte de la energía de onda completa (FW) que capta GEDI termina rebotando en el suelo en lugar del dosel, lo que obliga a extremar la precisión al momento de calcular la altura.

El problema, curiosamente, no desaparece en el extremo opuesto. En doseles muy densos, con cobertura de copas superior al 90%, ocurre justo lo contrario: la señal proveniente del suelo llega tan débil que se vuelve difícil distinguirla de la señal del dosel, y ese solapamiento introduce errores propios en la medición de altura. Ambos escenarios, ya sea escasa o excesiva cobertura,

comparten una misma consecuencia: las métricas RH corren el riesgo de estar sesgadas justamente en esas condiciones extremas

Hay todavía un tercer factor que complica el panorama, particularmente relevante para un ecosistema disperso como el de *T. grandis*: basta un desplazamiento horizontal de apenas 10 a 20 m para que se generen errores de altura de varios metros, con el consiguiente impacto sobre la calibración y validación del modelo (Lefsky et al. 2002; Silva et al. 2019; Kacic et al. 2023).

Cuando la precisión de GEDI AGBD se refuerza mediante ecuaciones alométricas calculadas a nivel de huella, es posible construir modelos AGBD sólidos a partir de las relaciones campo-GEDI, con aplicación directa en plantaciones amazónicas. El reto, sin embargo, aparece en la etapa siguiente: contrastar esas estimaciones espaciales de biomasa contra datos de referencia sigue siendo complicado, principalmente porque buena parte de esos mismos datos de referencia arrastra errores propios (Silva et al. 2019).

Comparar el AGBD estimado con lo medido en campo deja una conclusión razonablemente clara: los modelos basados en GEDI, sobre todo cuando se usa la métrica RH-superior, sí logran capturar de forma cuantitativa cómo está estructurada la plantación amazónica de Madre de Dios. Esto se sostiene incluso considerando que la huella GEDI trabajada tiene apenas 25 m de diámetro. Pero hay que matizar esa conclusión. Al mirar de cerca el RMSE (36,599 Mg/ha) y el rRMSE (17,345 Mg/ha), queda claro que la precisión no es suficientemente buena, al menos no para *T. grandis* (Silva et al. 2019). Y el rBias confirma esa misma debilidad: el sesgo porcentual llegó a -49,836%, una diferencia nada despreciable frente a los datos de campo (Silva et al. 2019).

Kacic et al. (2021) aportan un hallazgo relacionado, esta vez centrado en la sensibilidad de los datos de campo, medida a través del R^2 frente a distintas variaciones de parámetros. Su caso de estudio es revelador: en el Gran Chaco Americano, la segunda masa boscosa continua más grande de Sudamérica después de la Amazonía, encontraron que la cantidad de árboles considerados influye directamente en qué tan preciso resulta el modelo, con 250 árboles funcionando como umbral mínimo recomendable. Más

interesante aún es lo que revela su análisis de sensibilidad: cuando se permiten poblaciones de árboles más pequeñas dentro de la decisión del modelo, la precisión no baja, sino que sube, llegando hasta un 57% de mejora en las inferencias sobre densidad de biomasa.

104.2.1 Cuantificación de la densidad de biomasa con datos GEDI nivel 4B

En la Tabla 8 se presenta la relación de disparidad entre los datos procedentes de campo y los datos de haz GEDI. Dado que el parámetro haz ofrece una estimación de la cobertura máxima del dosel a través de la cual GEDI logra detectar la superficie con cierta probabilidad, cabe esperar que valores más elevados de este parámetro permitan una mayor penetración en zonas con densidad de dosel más alta. Al respecto, se observa que la mediana de los datos GEDI 4B correspondiente al AGBD alcanza 96,077 Mg/ha, valor superior a los 80,517 Mg/ha registrados en campo, con una diferencia de -13867,090 Mg entre los valores totales. Cabe destacar que los datos GEDI subestiman la densidad de biomasa en comparación con los datos de campo (Tabla 8).

Tabla 8. *Valores de la estadística descriptiva de la distribución de la densidad de biomasa (AGBD) de GEDI*

Variable	Obs	Total (Mg)	Promedio (Mg/ha)	Mediana (Mg/ha)	Desviación estándar
Campo	134	27852,010	211,000	80,517	468,952
AGBD GEDI	134	13984,920	105,946	96,077	43,593

De acuerdo con la Tabla 8, la densidad de biomasa AGBD medida en campo presenta una variabilidad considerable. No obstante, sería necesario medir y comparar el parámetro de sensibilidad MU del GEDI 4B frente a otras formas vegetales, con el fin de determinar su eficacia. Una estructura vertical más simple, por ejemplo, con un bajo número de estratos verticales facilita una mejor penetración del haz a través del dosel, así como una mayor homogeneidad en la cobertura del dosel dentro del área de estudio. Según

diversos estudios (Lefsky et al. 2002; Dubayah et al. 2020; Healey et al. 2020; Hofton et al. 2020; Adrah et al. 2021; Di Tommaso et al. 2021; Kacic et al. 2021; Dubayah et al. 2022; Jiang et al. 2022; Kacic y Kuenzer 2022; Lahssini et al. 2022; Stitt et al. 2022; Zhang et al. 2022; Dwiputra et al. 2023; Hoffrén et al. 2023; Kacic et al. 2023; Tang et al. 2023; Torresani et al. 2023; Zhou et al. 2023), en bosques de hoja acicular la cobertura mediana del dosel se sitúa en 60%, concentrándose la mayoría de los registros entre 40% y 90%. En los bosques latifoliados y mixtos, en cambio, la cobertura del dosel presenta una distribución bimodal, alcanzando aproximadamente 90% en los primeros y 30% en los segundos.

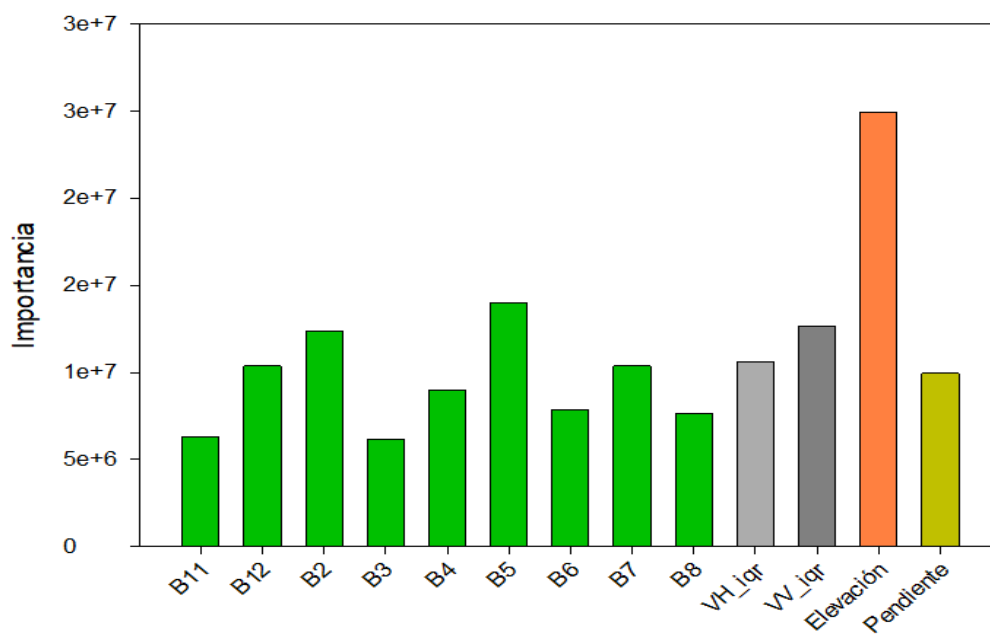
4.2.2 Exactitud del modelo mediante Ramdon Forest para la densidad de biomasa

Cuando se entrenó el 70% de la muestra total, el mejor ajuste RMSE logrado por el modelo AGBD 2022 utilizando GEDI L4B MU fue 28,408 Mg/ha. Hubo una relación lineal positiva; el coeficiente de determinación, R^2 , reportó que las variables independientes explicaron el 74.10% del comportamiento del modelo generalizado.

La Figura 10 permite visualizar las puntuaciones de importancia del modelo AGBD correspondiente a la plantación de 2022, lo que ayuda a entender qué variables predictivas pesan más en el resultado final. La información de elevación proveniente del SRTM resultó ser, con diferencia, la más determinante. Dentro del espectro de Sentinel-2, destacó especialmente la “longitud de onda del Borde Rojo 1 (B5), mientras que la banda del Verde (B3) apenas tuvo peso en la predicción”. En el caso de Sentinel-1, tanto la polarización VV como la VH quedaron rezagadas frente al resto de variables, con los valores de importancia más bajos del conjunto.

Kacic et al. (2021) ya habían planteado algo similar: la fracción de muestra utilizada también influye en la solidez de las correlaciones obtenidas, lo que a su vez repercute en la precisión final de los datos. Esto coincide con lo observado, a medida que se amplía el número de variables incluidas y crece

la proporción de muestra dedicada al entrenamiento, el modelo gana en precisión de forma notable.



Bandas y variables

Figura 107. Jerarquía de importancia de las variables predictoras del modelo AGBD.

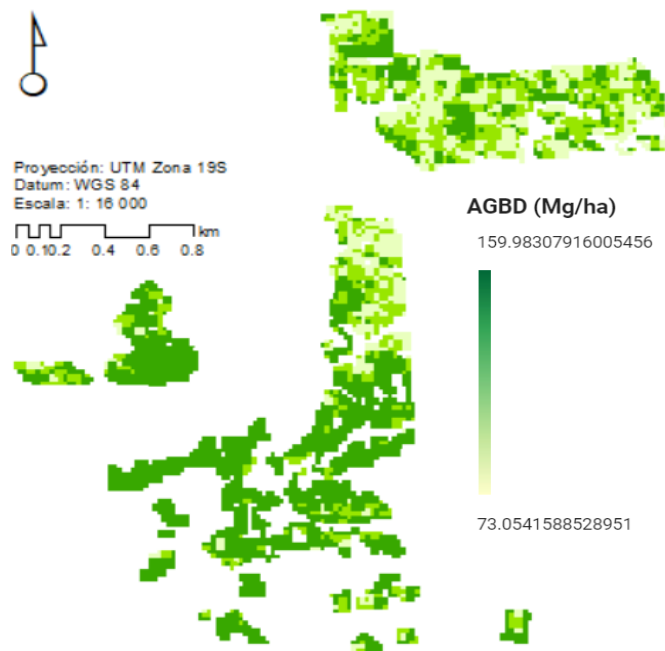


Figura 11. Mapa de densidad de biomasa generado por Random Forest a partir de la fusión de GEDI 4B, Sentinel-1, Sentinel-2 y modelo digital de elevación.

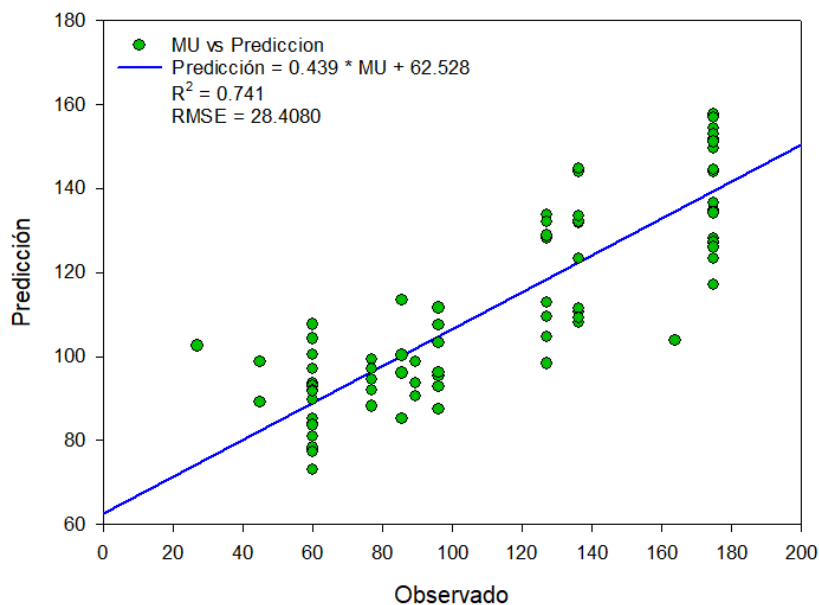


Figura 12. Mapa de densidad de biomasa generado por Random Forest a partir de la fusión de GEDI 4B, Sentinel-1, Sentinel-2 y modelo digital de elevación.

Para la El 30% restante de la muestra quedó reservado para la fase de evaluación. Al validar el modelo AGBD 2022, tomando como base MU de GEDI L4B, se obtuvo un RMSE de 31,4883 Mg/ha. El coeficiente de determinación (R^2), por su lado, sí mostró una relación lineal de signo positivo, aunque bastante débil: las variables independientes apenas lograron explicar un 48,90% del comportamiento del modelo.

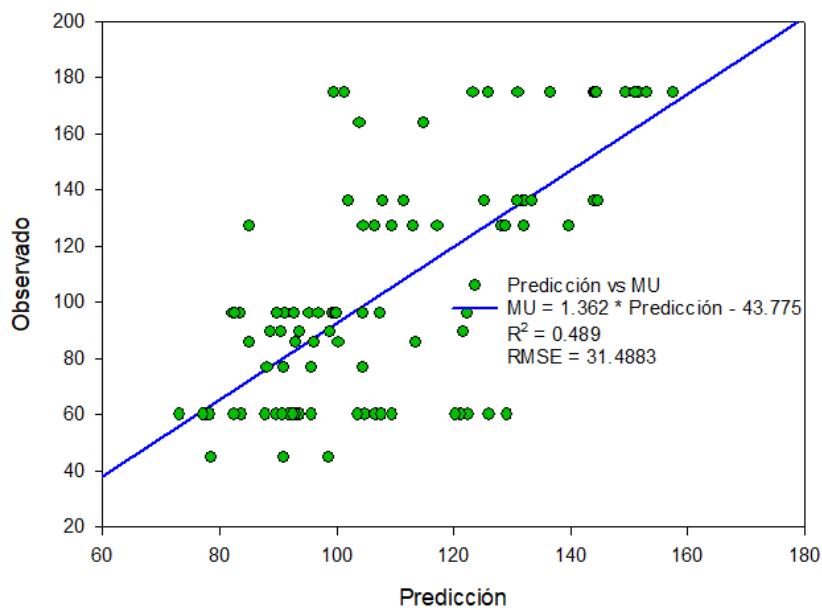


Figura 13. Regresión de predicción de datos de validación versus datos observados.

Para este estudio se recurrió a la métrica GEDI MU con el fin de entrenar un sistema de clasificación basado en bosque aleatorio, aplicado sobre el área evaluada. Ese modelo se puso a prueba contra un segundo sistema, tomado como referencia, construido esta vez a partir de Sentinel-1, Sentinel-2 y modelos de elevación digital. Del primero se obtuvo un AGBD medio de 73,054 Mg/ha, con un valor máximo que llegó hasta 159,983 Mg/ha.

Gracias a una resolución geométrica de 10 m, fue posible distinguir objetos de forma individual, lo que se tradujo en una caracterización considerablemente más detallada del área de plantación. Al revisar el AGBD modelado en la Figura 11, destaca sobre todo un patrón: su valor aumenta de manera progresiva conforme se avanza de norte a sur.

En este sentido, los modelos de AGBD derivados de GEDI 4B presentan un sesgo marginal respecto a los datos de campo. Estos hallazgos indican que las estimaciones de AGBD obtenidas mediante GEDI tienden a sobreestimar los valores reales bajo condiciones de baja cobertura de copas, situación que se replica en el caso de la plantación de *T. grandis* analizada aquí. Aun así, al fusionar los datos de GEDI con Sentinel-1, Sentinel-2 y SRTM mediante modelación RF, se obtiene un valor de ajuste marginalmente superior ($R^2 = 0,741$) frente al reportado por Silva et al. (2021), cuyo R^2 osciló entre 0,46 y 0,51 en el condado de Sonoma, California, EE. UU. zona cuya vegetación está compuesta principalmente por coníferas, bosques caducifolios y mixtos, humedales y pastizales, y que se toma como referencia comparativa para el estudio de plantaciones en bosques de la Amazonía.

Cabe destacar que los esfuerzos recientes del equipo científico de GEDI por ampliar su misión cuya adquisición de datos concluyó en marzo de 2023 representarían un aporte significativo para el análisis de la dinámica forestal, incluyendo procesos de recuperación tras perturbaciones y la elaboración de mapas globales de AGBD.

Vale la pena también analizar cómo ha cambiado el ecosistema forestal a lo largo del tiempo, algo que este trabajo aborda de forma parcial y que otros estudios han desarrollado con mayor profundidad, reconstruyendo condiciones históricas del bosque, por ejemplo, a partir de imágenes de años anteriores. Ese tipo de mirada retrospectiva ayudaría a entender mejor cómo han evolucionado las emisiones de carbono con el paso de los años, y cómo se ha ido modificando el equilibrio del ecosistema dentro del contexto más amplio de la historia del uso de la tierra en la zona

Hay algo más que vale la pena mencionar antes de cerrar esta sección: cuando se logra caracterizar mejor la estructura del bosque, eso termina abriendo una puerta hacia el estudio de la biodiversidad misma. No es casualidad. Gran parte de lo que hoy se hace en teledetección bajo el nombre de "biodiversidad espectral" depende, en el fondo, de información multiespectral bien aprovechada.

¿Por qué funciona así? Porque distintas especies de plantas, distintos niveles de estrés, incluso distintas edades del bosque, dejan huellas espectrales que un sensor puede leer. Ahí es donde entra GEDI: al sumar la dimensión estructural (altura, densidad, estratos) a esa información espectral, el resultado deja de ser solo un mapa de colores y se convierte en algo más cercano a un indicador real de biodiversidad, uno que refleja tanto qué especies hay como qué tan compleja es la estructura donde viven. Y en un lugar como la Amazonía esto no es un detalle menor. La biodiversidad ahí es enorme, pero llegar físicamente a cada rincón para medirla es, en la práctica, casi imposible.

CONCLUSIONES

Primera. De las métricas del producto GEDI L2A analizadas, RH95 fue la que mejor se ajustó a los datos de campo al estimar la altura del dosel, superando al resto en correlación y en coeficiente de determinación. Al revisar las diferencias de altura relativa entre los distintos niveles GEDI, se observó un patrón creciente: RH95 registró 14,38 m, seguido por RH98 con 15,54 m y RH100 con 16,815 m.

Segunda. El modelo de altura del dosel construido mediante Random Forest mostró un buen desempeño general, con una concordancia de 4,442 m y un R^2 de 80,30%, alcanzando un valor medio de 15,256 m. Entre las variables utilizadas, la polarización VV de Sentinel-1 fue la de mayor peso, seguida por la banda del Infrarrojo Cercano (B8) de Sentinel-2; la banda Borde Rojo 3, en cambio, apenas influyó en el resultado.

Tercera. Al comparar el AGBD con los datos de campo, la correlación fue moderada ($r = 0,548$), pero el resto de indicadores de error, RMSE, rRMSE, sesgo y %sesgo, mostraron bastante dispersión, lo cual apunta a cierta inconsistencia en las estimaciones.

Cuarta. La densidad de biomasa derivada de GEDI tendió a sobrestimar de forma notable los valores reales registrados en campo, con una diferencia de -13867,090 Mg.

Quinta. El modelo de densidad de biomasa, también basado en Random Forest, alcanzó 28,408 Mg/ha de concordancia general y un R^2 de 74,10%. Aquí, la variable más determinante fue SRTM, seguida por la banda Borde Rojo 1 (B5) de Sentinel-2, mientras que la banda Verde (B3) resultó la de menor peso.

SUGERENCIAS

La misión GEDI (“Investigación de la Dinámica del Ecosistema Global”), impulsada por la NASA, ha significado un salto importante en la disponibilidad de datos LIDAR a escala espacial, reuniendo mediciones de la superficie terrestre entre abril de 2019 y marzo de 2023. Gracias a ello, hoy se cuenta con mapas tridimensionales globales que describen suelo desnudo, topografía del subdosel, perfiles de altura del dosel, área foliar y biomasa aérea. A partir de los resultados obtenidos en este estudio y del potencial que ofrece este tipo de información, se plantean las siguientes líneas de trabajo futuro:

Primera. Ampliar el análisis hacia otras especies forestales de interés comercial y ecológico en la Amazonía de Madre de Dios, con el fin de evaluar si el comportamiento de GEDI observado en *Tectona grandis* L. se replica en plantaciones con estructuras de dosel distintas.

Segunda. Incorporar datos de campo levantados en distintas épocas del año, de manera que sea posible evaluar el efecto de la estacionalidad sobre la precisión de las estimaciones de altura del dosel y densidad de biomasa derivadas de GEDI.

Tercera. Explorar el uso combinado de GEDI con series temporales más extensas de Sentinel-1 y Sentinel-2, en lugar de un único periodo anual, con el objetivo de mejorar la robustez de los modelos de fusión basados en Random Forest.

Cuarta. Orientar futuras investigaciones hacia el estudio de mercados de carbono, modelación de riesgo de incendios y gestión del uso de la tierra, aprovechando la capacidad de GEDI para generar información estructural a gran escala en ecosistemas forestales priorizados de la Amazonía.

Quinta. Profundizar en el análisis de la estructura multitemporal del bosque mediante la reconstrucción de condiciones históricas del ecosistema, por ejemplo, a través de imágenes satelitales de años anteriores, lo cual permitiría estudiar la dinámica de las emisiones de carbono y los cambios en el uso del suelo a lo largo del tiempo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ADRAH, E., MOHD JAAFAR, W. S. W., BAJAJ, S., OMAR, H., LEITE, R. V., SILVA, C. A., CARDIL, A. Y MOHAN, M. Analyzing canopy height variations in secondary tropical forests of Malaysia using NASA GEDI. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2021/10/01 2021, 880(1), 012031. doi:<https://doi.org/10.1088/1755-1315/880/1/012031>

BENTE, E., SHANE, W., ZACHARY, D., PETE, D., DEMETRIOS, P., BARRY, C., PETE, M., JOHN, H., PATRICK, T., LUIS, R.-I. Y BRYAN, B. Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) instrument alignment and test. In *Proc.SPIE*. 2019, vol. 11103, p. 1110308.

BREIDENBACH, J., MAGNUSSEN, S., RAHLF, J. Y ASTRUP, R. Unit-level and area-level small area estimation under heteroscedasticity using digital aerial photogrammetry data. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 212, 199–211. doi:10.1016/j.rse.2018.04.028

BREIMAN, L. Bagging predictors. *Machine learning*, 1996/08/01 1996, 24(2), 123–140. doi:10.1007/BF00058655

BREIMAN, L. Random Forests. *Machine learning*, 2001/10/01 2001, 45(1), 5–32. doi:10.1023/A:1010933404324

CHEN, C., YANG, X., JIANG, S. Y LIU, Z. Mapping and spatiotemporal dynamics of land-use and land-cover change based on the Google Earth Engine cloud platform from Landsat imagery: A case study of Zhoushan Island, China. *Heliyon*, 2023/09/01/ 2023, 9(9), e19654. doi:<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e19654>

CHUVIECO, E. *Fundamentals of satellite remote sensing: An environmental approach*. Edition ed.: CRC press, 2016. ISBN 1498728073.

DI TOMMASO, S., WANG, S. Y LOBELL, D. B. Combining GEDI and Sentinel-2 for wall-to-wall mapping of tall and short crops. *Environmental Research Letters*, 2021/11/18 2021, 16(12), 125002. doi:10.1088/1748-9326/ac358c

DORADO-RODA, I., PASCUAL, A., GODINHO, S., SILVA, C. A., BOTEQUIM, B., RODRÍGUEZ-GONZÁLVEZ, P., GONZÁLEZ-FERREIRO, E. Y GUERRA-HERNÁNDEZ, J. Assessing the Accuracy of GEDI Data for Canopy Height and Aboveground Biomass Estimates in Mediterranean Forests. *Remote Sensing*, 2021, 13(12). doi:10.3390/rs13122279

DUBAYAH, R., ARMSTON, J., HEALEY, S. P., BRUENING, J. M., PATTERSON, P. L., KELLNER, J. R., DUNCANSON, L., SAARELA, S., STÅHL, G., YANG, Z., TANG, H., BLAIR, J. B., FATOYINBO, L., GOETZ, S., HANCOCK, S., HANSEN, M., HOFTON, M., HURTT, G. Y LUTHCKE, S. GEDI launches a new era of biomass inference from space. *Environmental Research Letters*, 2022/08/18 2022, 17(9), 095001. doi:10.1088/1748-9326/ac8694

DUBAYAH, R., BLAIR, J. B., GOETZ, S., FATOYINBO, L., HANSEN, M., HEALEY, S., HOFTON, M., HURTT, G., KELLNER, J., LUTHCKE, S., ARMSTON, J., TANG, H., DUNCANSON, L., HANCOCK, S., JANTZ, P., MARSELIS, S., PATTERSON, P. L., QI, W. Y SILVA, C. The Global Ecosystem Dynamics Investigation: High-resolution laser ranging of the Earth's forests and topography. *Science of Remote Sensing*, 2020/06/01/ 2020, 1, 100002. doi:<https://doi.org/10.1016/j.srs.2020.100002>

DUNCANSON, L., KELLNER, J. R., ARMSTON, J., DUBAYAH, R., MINOR, D. M., HANCOCK, S., HEALEY, S. P., PATTERSON, P. L., SAARELA, S., MARSELIS, S., SILVA, C. E., BRUENING, J., GOETZ, S. J., TANG, H., HOFTON, M., BLAIR, B., LUTHCKE, S., FATOYINBO, L., ABERNETHY, K., ALONSO, A., ANDERSEN, H.-E., APLIN, P., BAKER, T. R., BARBIER, N., BASTIN, J. F., BIBER, P., BOECKX, P., BOGAERT, J., BOSCHETTI, L., BOUCHER, P. B., BOYD, D. S., BURSLEM, D. F. R. P., CALVO-RODRIGUEZ, S., CHAVE, J., CHAZDON, R. L., CLARK, D. B., CLARK, D. A.,

COHEN, W. B., COOMES, D. A., CORONA, P., CUSHMAN, K. C., CUTLER, M. E. J., DALLING, J. W., DALPONTE, M., DASH, J., DE-MIGUEL, S., DENG, S., ELLIS, P. W., ERASMUS, B., FEKETY, P. A., FERNANDEZ-LANDA, A., FERRAZ, A., FISCHER, R., FISHER, A. G., GARCÍA-ABRIL, A., GOBAKKEN, T., HACKER, J. M., HEURICH, M., HILL, R. A., HOPKINSON, C., HUANG, H., HUBBELL, S. P., HUDAK, A. T., HUTH, A., IMBACH, B., JEFFERY, K. J., KATOH, M., KEARSLEY, E., KENFACK, D., KLJUN, N., KNAPP, N., KRÁL, K., KRŮČEK, M., LABRIÈRE, N., LEWIS, S. L., LONGO, M., LUCAS, R. M., MAIN, R., MANZANERA, J. A., MARTÍNEZ, R. V., MATHIEU, R., MEMIAGHE, H., MEYER, V., MENDOZA, A. M., MONERRIS, A., MONTESANO, P., MORSDORF, F., NÆSSET, E., NAIDOO, L., NILUS, R., O'BRIEN, M., ORWIG, D. A., PAPATHANASSIOU, K., PARKER, G., PHILIPSON, C., PHILLIPS, O. L., PISEK, J., POULSEN, J. R., PRETZSCH, H., RÜDIGER, C., SAATCHI, S., SANCHEZ-AZOFEIFA, A., SANCHEZ-LOPEZ, N., SCHOLLES, R., SILVA, C. A., SIMARD, M., SKIDMORE, A., STEREŃCZAK, K., TANASE, M., TORRESAN, C., VALBUENA, R., VERBEECK, H., VRSKA, T., WESSELS, K., WHITE, J. C., WHITE, L. J. T., ZAHABU, E. Y ZGRAGGEN, C. Aboveground biomass density models for NASA's Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) lidar mission. *Remote Sensing of Environment*, 2022/03/01/ 2022, 270, 112845. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112845>

DUNCANSON, L., NEUENSCHWANDER, A., HANCOCK, S., THOMAS, N., FATOYINBO, T., SIMARD, M., SILVA, C. A., ARMSTON, J., LUTHCKE, S. B., HOFTON, M., KELLNER, J. R. Y DUBAYAH, R. Biomass estimation from simulated GEDI, ICESat-2 and NISAR across environmental gradients in Sonoma County, California. *Remote Sensing of Environment*, 2020/06/01/ 2020, 242, 111779. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111779>

DWIPUTRA, A., COOPS, N. C. Y SCHWARTZ, N. B. GEDI waveform metrics in vegetation mapping—a case study from a heterogeneous tropical forest landscape. *Environmental Research Letters*, 2023/01/11 2023, 18(1), 015007. doi:10.1088/1748-9326/acad8d

GEE. Google Earth Engine. In. Estados Unidos de America, 2021, vol. 2021, p. A planetary-scale platform for Earth science data & analysis – Powered by Google's cloud infrastructure.

GOODMAN, R. C., ARAMBURU, M. H., GOPALAKRISHNA, T., PUTZ, F. E., GUTIÉRREZ, N., ALVAREZ, J. L. M., AGUILAR-AMUCHASTEGUI, N., ELLIS, P. W. J. F. E. Y MANAGEMENT Carbon emissions and potential emissions reductions from low-intensity selective logging in southwestern Amazonia 2019, 439, 18–27. doi:<https://doi.org/10.1016/j.foreco.2019.02.037>

HEALEY, S. P., YANG, Z., GORELICK, N. Y ILYUSHCHENKO, S. Highly Local Model Calibration with a New GEDI LiDAR Asset on Google Earth Engine Reduces Landsat Forest Height Signal Saturation. Remote Sensing, 2020, 12(17). doi:10.3390/rs12172840

HILL, A., MASSEY, A. Y MANDALLAZ, D. The R Package forestinventory: Design-Based Global and Small Area Estimations for Multiphase Forest Inventories. Journal of Statistical Software, 01/14 2021, 97(4), 1 – 40. doi:10.18637/jss.v097.i04

HOFFRÉN, R., LAMELAS, M. T., DE LA RIVA, J., DOMINGO, D., MONTEALEGRE, A. L., GARCÍA-MARTÍN, A. Y REVILLA, S. Assessing GEDI-NASA system for forest fuels classification using machine learning techniques. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2023/02/01/ 2023, 116, 103175. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103175>

HOFTON, M. A., BLAIR, J. B., STORY, S., TANG, H., SILVA, C. E., ARMSTON, J. D. Y DUBAYAH, R. GEDI Measurements of Topography, Height and 3D Structure Measurements. In., 2020, vol. 2020, p. B029–003.

HOLDRIDGE, L. R. Life zone ecology. Life zone ecology., 1967, (rev. ed.)).

HUO, L., STRENGBOM, J., LUNDMARK, T., WESTERFELT, P. Y LINDBERG, E. Estimating the conservation value of boreal forests using airborne laser scanning. *Ecological Indicators*, 2023/03/01/ 2023, 147, 109946. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.109946>

JIANG, F., DENG, M., TANG, J., FU, L. Y SUN, H. Integrating spaceborne LiDAR and Sentinel-2 images to estimate forest aboveground biomass in Northern China. *Carbon Balance and Management*, 2022/09/01 2022, 17(1), 12. doi:10.1186/s13021-022-00212-y

KACIC, P., HIRNER, A. Y DA PONTE, E. Fusing Sentinel-1 and -2 to Model GEDI-Derived Vegetation Structure Characteristics in GEE for the Paraguayan Chaco. *Remote Sensing*, 2021, 13(24). doi:10.3390/rs13245105

KACIC, P. Y KUENZER, C. Forest Biodiversity Monitoring Based on Remotely Sensed Spectral Diversity—A Review. *Remote Sensing*, 2022, 14(21). doi:10.3390/rs14215363

KACIC, P., THONFELD, F., GESSNER, U. Y KUENZER, C. Forest Structure Characterization in Germany: Novel Products and Analysis Based on GEDI, Sentinel-1 and Sentinel-2 Data. *Remote Sensing*, 2023, 15(8). doi:10.3390/rs15081969

LAHSSINI, K., BAGHDADI, N., LE MAIRE, G. Y FAYAD, I. Influence of GEDI Acquisition and Processing Parameters on Canopy Height Estimates over Tropical Forests. *Remote Sensing*, 2022, 14(24). doi:10.3390/rs14246264

LEFSKY, M. A., COHEN, W. B., HARDING, D. J., PARKER, G. G., ACKER, S. A. Y GOWER, S. T. Lidar remote sensing of above-ground biomass in three biomes. *Global Ecology and Biogeography*, 2002, 11(5), 393–399. doi:10.1046/j.1466-822x.2002.00303.x

LI, X., WESSELS, K., ARMSTON, J., HANCOCK, S., MATHIEU, R., MAIN, R., NAIDOO, L., ERASMUS, B. Y SCHOLE, R. First validation of GEDI canopy

heights in African savannas. *Remote Sensing of Environment*, 2023/02/01/ 2023, 285, 113402. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113402>

LONG, J., LIN, H., WANG, G., SUN, H. Y YAN, E. Estimating the Growing Stem Volume of the Planted Forest Using the General Linear Model and Time Series Quad-Polarimetric SAR Images. *Sensors* [Type of Work]. 2020, vol. 20, no. 14. ISSN 1424-8220. doi:10.3390/s20143957.

LOZANO, N. S. M., BAQUE, D. L. Z., TERÁN, A. B. I., PARRALES, R. A. Á., ALCÍVAR, H. A. G., BRAVO, H. M. T., BRAVO, B. J. P. Y ROBLES, N. A. P. Metodología de la Investigación Científica: Diseño de Investigaciones Cuantitativas. Editorial Internacional Alema, 2025.

MARROQUÍN, P. Ajuste de ecuaciones alométricas para estimar biomasa aérea en una plantación de teca (*Tectona grandis* Lf) en Yucatán, México 2019.

MILENKOVIĆ, M., REICHE, J., ARMSTON, J., NEUENSCHWANDER, A., DE KEERSMAECKER, W., HEROLD, M. Y VERBESSELT, J. Assessing Amazon rainforest regrowth with GEDI and ICESat-2 data. *Science of Remote Sensing*, 2022/06/01/ 2022, 5, 100051. doi:<https://doi.org/10.1016/j.srs.2022.100051>

POTAPOV, P., LI, X., HERNANDEZ-SERNA, A., TYUKAVINA, A., HANSEN, M. C., KOMMAREDDY, A., PICKENS, A., TURUBANOVA, S., TANG, H., SILVA, C. E., ARMSTON, J., DUBAYAH, R., BLAIR, J. B. Y HOFTON, M. Mapping global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 2021/02/01/ 2021, 253, 112165. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112165>

RAJAB POURRAHMATI, M., BAGHDADI, N. Y FAYAD, I. Comparison of GEDI LiDAR Data Capability for Forest Canopy Height Estimation over Broadleaf and Needleleaf Forests. *Remote Sensing*, 2023, 15(6). doi:10.3390/rs15061522

RODRÍGUEZ, M., ARIAS, D., VALVERDE, J. C. Y CAMACHO, D. Ecuaciones alométricas para la estimación de la biomasa arbórea a partir de residuos de plantaciones de *Gmelina arborea* Roxb. y *Tectona grandis* Lf en Guanacaste, Costa Rica. *Revista Forestal Mesoamericana Kurú*, 2018, 15, 61–68. doi:<http://dx.doi.org/10.18845/rfmk.v15i1.3723>

SCHLUND, M., WENZEL, A., CAMARRETTA, N., STIEGLER, C. Y ERASMI, S. Vegetation canopy height estimation in dynamic tropical landscapes with TanDEM-X supported by GEDI data. *Methods in Ecology and Evolution*, 2022/07/04 2022, n/a(n/a). doi:<https://doi.org/10.1111/2041-210X.13933>

SILVA, C. A., DUNCANSON, L., HANCOCK, S., KLAUBERG, C., HUDAK, A. T. Y DUBAYAH, R. Estimating forest attributes in industrial *Pinus taeda* L. Forest plantations in Brazil using simulated NASA's GEDI spaceborne Lidar Data. In *Anais do XIX Simposio Brasileiro de Sensoramento Remoto*. INPE - Santos-SP, Brasil, 2019.

SILVA, R. G. D., SANTOS, A. R. D., PELÚZIO, J. B. E., FIEDLER, N. C., JUVANHOL, R. S., SOUZA, K. B. D. Y BRANCO, E. R. F. Vegetation trends in a protected area of the Brazilian Atlantic forest. *Ecological Engineering*, 2021/04/01/ 2021, 162, 106180. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2021.106180>

STITT, J. M., HUDAK, A. T., SILVA, C. A., VIERLING, L. A. Y VIERLING, K. T. Evaluating the Use of Lidar to Discern Snag Characteristics Important for Wildlife. *Remote Sensing* [Type of Work]. 2022, vol. 14, no. 3. ISSN 2072-4292. doi:10.3390/rs14030720.

TANG, H., STOKER, J., LUTHCKE, S., ARMSTON, J., LEE, K., BLAIR, B. Y HOFTON, M. Evaluating and mitigating the impact of systematic geolocation error on canopy height measurement performance of GEDI. *Remote Sensing of Environment*, 2023/06/01/ 2023, 291, 113571. doi:<https://doi.org/10.1016/j.rse.2023.113571>

TOMPPU, E. The Finnish multi-source national forest inventory—small area estimation and map production. Forest inventory—methodology and applications. Springer, Netherlands, 2006, 195–224. doi:https://doi.org/10.1007/1-4020-4381-3_12.

TORRESANI, M., ROCCHINI, D., ALBERTI, A., MOUDRY, V., HEYM, M., THOUVERAI, E., KACIC, P. Y TOMELLERI, E. LiDAR GEDI derived tree canopy height heterogeneity reveals patterns of biodiversity in forest ecosystems. Ecological Informatics, 2023/09/01/ 2023, 76, 102082. doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2023.102082>

XI, Y., TIAN, Q., ZHANG, W., ZHANG, Z., TONG, X., BRANDT, M. Y FENSHOLT, R. Quantifying understory vegetation density using multi-temporal Sentinel-2 and GEDI LiDAR data. GIScience & Remote Sensing, 2022/12/31 2022, 59(1), 2068–2083. doi:10.1080/15481603.2022.2148338

ZHANG, S., VEGA, C., DELEUZE, C., DURRIEU, S., BARBILLON, P., BOURIAUD, O. Y RENAUD, J.-P. Modelling forest volume with small area estimation of forest inventory using GEDI footprints as auxiliary information. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2022/11/01/ 2022, 114, 103072. doi:<https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103072>

ZHOU, X., HAO, Y., DI, L., WANG, X., CHEN, C., CHEN, Y., NAGY, G. Y JANCSO, T. Improving GEDI Forest Canopy Height Products by Considering the Stand Age Factor Derived from Time-Series Remote Sensing Images: A Case Study in Fujian, China. Remote Sensing, 2023, 15(2). doi:10.3390/rs15020467

ANEXOS

Anexo 1. Matriz de Operacionalización de las variables.

Título: Evaluación de la precisión de datos de GEDI para la altura del dosel y estimación de biomasa aérea en una plantación *Tectona grandis* L. en la Amazonia de Madre de Dios.

Biomasa aérea en una plantación <i>Tectona grandis</i> L. en la Amazonia de Madre de Dios.				
Definición conceptual	Definición operacional	Dimensión	Indicadores	Ítems
Variable independiente				
Las mediciones tomadas en el rodal de <i>Tectona grandis</i> L. sirven de referencia para reconocer qué tipo de haz del producto GEDI 2A entrega el ajuste más cercano a la realidad.	Definir qué cuantil de altura relativa (RH) reproduce mejor la altura del dosel.	Tipos de haz disponibles en el producto GEDI 2A.	Métricas RH en distintos percentiles; coeficiente de determinación (R²); correlación de Pearson (r); RMSE; rRMSE; sesgo (Bias) y sesgo relativo (rBias).	P.E.1
El producto GEDI 2A ofrece información suficiente para derivar la “altura del dosel” del rodal de <i>Tectona grandis</i> L.	Derivar la “altura del dosel” a partir del cuantil seleccionado en el producto 2A.	“Altura del dosel” correspondiente al cuantil seleccionado.	Valores medio, máximo y mínimo de altura.	P.E.2
	Evaluar el ajuste de la altura obtenida mediante un modelo Random Forest que integra “GEDI 2A, Sentinel-1, Sentinel-2 y el modelo digital de elevación”.		RMSE y rRMSE.	P.E.3
La carga de biomasa del rodal de <i>Tectona grandis</i> L. puede cuantificarse a partir del producto GEDI 4B.	Cuantificar la “densidad de biomasa con el producto GEDI 4B”.	Densidad de biomasa.	Valores medio, máximo y mínimo de densidad de biomasa.	P.E.4
	Evaluar el ajuste de la “densidad de biomasa mediante un modelo Random Forest que integra GEDI 4B, Sentinel-1, Sentinel-2 y el modelo digital de elevación”.		RMSE y rRMSE.	P.E.5
Variable dependiente				
Exactitud con que los productos GEDI 2A y 4B representan la “altura del dosel y la carga de biomasa del rodal de <i>Tectona grandis</i> L”.	Contrastar las estimaciones de altura y biomasa de GEDI 2A y 4B contra los registros levantados en parcelas.	Correspondencia espacial entre las huellas GEDI y las parcelas de campo.	Exactitud de altura y de biomasa expresada mediante el “coeficiente de determinación y el error cuadrático medio”.	P.E.1 a P.E.5

Anexo 2. Matriz de consistencia.

Título: Evaluación de la precisión de datos de GEDI para la altura del dosel y estimación de biomasa aérea en una plantación *Tectona grandis* L. en la Amazonia de Madre de Dios.

PROBLEMA GENERAL	OBJETIVO GENERAL	HIPOTESIS GENERAL	VARIABLES/INDICADORES	METODOLOGÍA
Frente a una plantación forestal de <i>Tectona grandis</i> L. situada en la Amazonía de Madre de Dios, surge la siguiente interrogante: ¿hasta qué punto el sensor GEDI logra estimar con precisión tanto la altura del dosel como la densidad de biomasa presentes en ese ecosistema?	Determinar con qué exactitud el sensor GEDI permite estimar la altura del dosel y la densidad de biomasa correspondientes a una plantación forestal de <i>Tectona grandis</i> L. establecida en la Amazonía de Madre de Dios.	En la plantación de <i>Tectona grandis</i> L. situada en la Amazonía de Madre de Dios, no existe un grado de correspondencia aceptable entre las estimaciones de altura del dosel y densidad de biomasa obtenidas mediante los productos GEDI 2A y 4B, y los datos recogidos directamente en las parcelas de campo.	Variable Dependiente: Grado de exactitud con que se representan la altura del dosel y la carga de biomasa del rodal de <i>Tectona grandis</i> L. Indicadores: Exactitud de altura y de biomasa expresada mediante el "coeficiente de determinación y el error cuadrático medio". Variable Independiente: Estimaciones de altura y de carga de biomasa provenientes del sensor GEDI, correspondientes a 2022. y 2. ☐ Registros de altura y de carga de biomasa tomados directamente en las parcelas del rodal durante 2022. Indicadores: - Métricas RH en distintos percentiles. - Valores medio, máximo y mínimo de altura. - RMSE y rRMSE. - Valores medio, máximo y mínimo de densidad de biomasa.	Diseño: Transversal. Tipo: descriptiva y correlacional. Método: - Análisis de métrica de datos GEDI 2A y 4B de 2022. - Estimar y cuantificar la altura de dosel y densidad de biomasa con datos de campo. - Determinar la altura del dosel y densidad de biomasa con datos GEDI nivel 2A y 4B en una plantación de <i>T. grandis</i>. - Fiabilidad del modelo mediante el coeficiente de determinación y error cuadrático. Población y muestra: La población de estudio está constituida por la totalidad de la plantación de <i>Tectona grandis</i> L. En cuanto a la muestra, estará en función a la superposición de huellas de datos GEDI con los individuos de la plantación.
PROBLEMAS ESPECIFICOS	OBJETIVOS ESPECÍFICOS			
P.E.1 De los distintos haces disponibles en GEDI Nivel 2A, ¿cuál demuestra mayor grado de fiabilidad al contrastarse con mediciones tomadas en campo, en lo referente a la altura del dosel dentro de una plantación de <i>Tectona grandis</i> L.?	O.E.1 Reconocer, entre los haces que ofrece GEDI Nivel 2A, aquel que presenta mayor confiabilidad frente a los datos recabados en campo para estimar la altura del dosel en una plantación de <i>Tectona grandis</i> L.			
P.E.2 Tomando como base los datos que ofrece GEDI Nivel 2A, ¿qué magnitud alcanza la altura del dosel en una plantación de <i>Tectona grandis</i> L.?	O.E.2 Obtener el valor de la altura del dosel a partir de los registros de GEDI Nivel 2A correspondientes a una plantación de <i>Tectona grandis</i> L.			
P.E.3 Al integrar, a través de un modelo Random Forest, información de GEDI Nivel 2A junto con Sentinel-1, Sentinel-2 y datos de elevación digital, ¿qué tan precisas resultan las estimaciones de altura del dosel obtenidas para una plantación de <i>Tectona grandis</i> L.?	O.E.3 Establecer el nivel de precisión alcanzado en la estimación de la altura del dosel al fusionar, bajo un modelo Random Forest, los datos GEDI Nivel 2A con información de Sentinel-1, Sentinel-2 y elevación digital, en una plantación de <i>Tectona grandis</i> L.			
P.E.4 Empleando los registros de GEDI Nivel 4B, ¿en qué cantidad se estima la biomasa existente en una plantación de <i>Tectona grandis</i> L.?	O.E.4 Calcular la cantidad de biomasa presente en una plantación de <i>Tectona grandis</i> L., a partir de los datos proporcionados por GEDI Nivel 4B.			
P.E.5 Cuando se combinan, mediante Random Forest, los datos de GEDI Nivel 4B con Sentinel-1, Sentinel-2 y elevación digital, ¿qué grado de precisión se logra al estimar la densidad de biomasa de una plantación de <i>Tectona grandis</i> L.?	O.E.5 Establecer el nivel de precisión alcanzado en la estimación de la densidad de biomasa al fusionar, bajo un modelo Random Forest, los datos GEDI Nivel 4B con información de Sentinel-1, Sentinel-2 y elevación digital, en una plantación de <i>Tectona grandis</i> L.			

Anexo 3. Data de GEDI L2A y datos de campo en la plantación de *Tectona gradis*.

N.	Beam	RH0	RH25	RH50	RH75	RH80	RH85	RH90	RH95	RH98	RH100	Elevacion	Elevación baja	Campo
1	1	-3,890	-1,080	-0,030	1,010	1,270	1,570	1,980	2,540	3,220	4,380	332,676	339,942	17,000
2	8	-4,080	7,300	8,830	11,940	14,750	16,770	18,310	19,620	20,780	22,580	331,319	323,348	18,000
3	3	-6,060	-0,740	0,630	2,840	3,740	4,980	7,000	9,890	11,830	13,630	332,529	325,278	14,000
4	8	-5,160	0,220	5,840	10,780	11,490	12,240	13,070	14,230	15,580	17,860	336,045	330,046	15,500
5	8	-3,400	6,510	11,490	13,890	14,410	14,980	15,760	17,190	24,150	26,850	336,045	332,140	23,000
6	3	-3,590	0,140	6,590	11,200	11,950	12,810	13,780	15,060	16,220	17,720	332,529	330,706	17,500
7	8	-4,830	-0,590	1,160	9,660	10,860	11,830	12,800	13,930	15,050	16,770	336,121	332,483	17,000
8	3	-4,790	-0,780	0,590	5,310	7,230	8,690	10,150	11,910	13,560	15,470	337,582	334,357	16,000
9	1	-3,820	-1,190	-0,070	1,040	1,310	1,640	2,020	2,580	3,140	4,000	336,999	346,757	10,000
10	3	-5,310	-0,590	0,780	15,390	19,550	21,950	23,930	25,960	27,420	28,770	337,582	335,180	23,000
11	2	-3,670	-0,330	1,870	10,520	11,310	12,020	12,770	13,740	14,680	15,800	337,654	336,606	14,500
12	1	-4,380	-1,230	-0,110	0,930	1,190	1,490	1,910	2,470	3,070	4,190	336,407	344,090	8,000
13	0	-10,670	-2,690	0,560	3,440	4,150	4,900	5,800	6,920	7,900	9,210	333,941	348,472	12,000
14	3	-4,270	-0,820	0,590	3,330	6,100	7,600	8,870	10,560	12,430	14,490	337,146	334,648	14,000
15	2	-4,230	2,020	9,550	12,990	13,520	14,120	14,790	15,690	16,480	17,750	337,146	333,986	17,000
16	3	-3,630	2,470	9,210	11,870	12,360	12,920	13,520	14,340	15,200	16,360	335,730	335,190	17,000
17	1	-4,600	-1,310	-0,220	0,780	1,040	1,310	1,680	2,170	2,730	3,670	336,407	343,869	12,000
18	5	-5,500	-0,590	1,340	11,160	12,020	12,840	13,890	15,430	16,970	19,140	334,176	327,834	18,000
19	3	-5,130	-1,080	0,370	2,430	4,490	7,380	9,550	11,570	12,990	14,380	337,146	333,204	13,000
20	2	-4,640	0,260	8,050	12,690	13,440	14,230	14,980	15,910	16,850	18,270	337,146	332,594	17,000
21	0	-2,770	4,790	7,900	12,200	15,350	19,690	22,240	24,450	26,360	27,970	337,232	348,681	20,500
22	2	-2,280	5,880	8,910	11,340	12,050	12,950	13,960	16,100	19,130	21,040	339,087	340,233	22,000
23	1	-4,750	-1,460	-0,110	1,160	1,460	1,830	2,320	3,030	3,820	5,010	333,974	339,497	12,000
24	11	-6,060	7,450	12,240	14,300	14,750	15,200	15,800	16,590	17,410	19,210	340,164	340,978	18,000
25	5	-7,520	-0,180	3,330	9,060	10,110	11,350	12,810	14,680	16,220	18,160	331,091	326,630	17,000
26	2	-4,270	-0,630	1,310	7,710	8,610	9,470	10,330	11,340	12,210	13,290	333,133	330,673	12,000
27	3	-5,240	-0,780	0,410	2,280	5,050	7,300	8,870	10,370	11,910	13,330	333,133	329,978	14,000
28	1	-3,930	-1,080	-0,070	0,970	1,190	1,490	1,910	2,500	3,140	4,110	333,974	337,159	10,000
29	3	-5,350	0,630	8,720	12,130	12,620	13,180	13,820	14,750	15,730	17,080	328,361	327,655	17,000
30	0	-3,400	0,180	4,000	11,160	12,090	12,920	13,810	14,900	15,840	17,000	337,232	350,794	16,000
31	2	-6,660	-0,290	2,990	8,200	10,330	12,800	14,150	15,390	16,400	17,710	330,677	343,146	17,000
32	11	-3,780	4,260	10,670	12,990	13,510	14,040	14,750	15,720	16,740	18,530	340,164	337,001	17,500
33	5	-4,300	-0,410	2,130	10,900	11,680	12,470	13,410	14,570	15,580	16,850	331,091	326,182	16,000
34	1	-4,680	-1,340	-0,140	1,040	1,310	1,640	2,050	2,690	3,370	4,530	336,766	338,434	5,000
35	0	-3,780	2,800	11,640	14,410	14,900	15,460	16,100	17,000	17,820	19,060	334,603	353,294	18,000
36	11	-4,710	7,260	11,420	17,820	18,530	19,280	20,220	21,490	22,950	25,350	336,102	329,164	24,500
37	3	-2,730	5,350	11,490	13,930	14,380	14,940	15,610	16,510	17,380	18,540	327,045	327,074	21,000
38	5	-3,780	-0,030	3,250	10,300	11,270	12,210	13,180	14,310	15,320	16,590	327,045	325,012	18,500
39	1	-5,200	-1,040	-0,030	0,930	1,190	1,490	1,870	2,430	3,070	4,410	336,102	337,088	12,000
40	0	-4,410	1,120	10,180	12,580	13,070	13,590	14,190	14,980	15,720	16,960	343,318	357,301	15,000
41	3	-4,790	-0,710	1,380	10,860	12,020	13,030	14,010	15,130	16,370	18,050	329,412	326,191	15,500
42	11	-9,880	2,170	8,680	11,680	12,240	12,800	13,440	14,380	15,350	17,180	336,766	339,577	16,000

43	3	-4,790	0,670	9,880	12,660	13,100	13,670	14,270	15,090	15,910	17,190	331,943	328,526	14,000
44	1	-4,750	-1,460	-0,290	0,740	0,970	1,270	1,610	2,090	2,620	3,550	337,779	336,898	8,000
45	0	-3,070	6,740	11,490	14,000	14,530	15,130	15,800	16,700	17,520	18,610	351,632	354,785	17,300
46	11	-5,580	0,260	6,510	11,570	12,170	12,800	13,480	14,380	15,200	16,740	341,894	341,147	16,000
47	3	-4,410	0,370	4,270	10,890	11,980	12,840	13,780	15,020	15,990	17,260	327,730	325,514	18,000
48	11	-8,380	-0,520	4,380	10,820	11,450	12,090	12,800	13,700	14,560	16,140	341,894	338,484	13,300
49	1	-7,070	-2,730	-0,590	1,420	1,910	2,500	3,290	4,530	6,060	7,820	337,779	339,857	13,000
50	0	-2,280	11,230	13,810	15,870	16,320	16,770	17,340	18,200	19,060	20,480	350,818	350,503	20,000
51	3	-3,700	-0,070	4,380	10,970	11,720	12,510	13,440	14,830	16,250	17,640	329,826	326,607	18,500
52	0	-3,140	7,860	11,830	13,850	14,340	14,830	15,460	16,290	17,110	18,270	340,826	353,656	16,000
53	11	-6,170	5,540	7,860	11,040	12,880	15,270	16,960	18,650	20,110	22,390	331,672	324,155	21,500
54	1	-7,790	-1,160	0,930	11,010	16,360	18,200	19,810	21,610	22,950	24,410	330,159	343,932	23,000
55	1	-4,040	3,100	6,920	14,380	17,040	18,870	20,370	21,720	23,330	25,240	330,159	344,673	19,500
56	11	-3,890	7,450	11,420	13,400	13,850	14,340	14,980	15,910	16,850	18,610	331,672	328,308	17,000
57	3	-3,700	0,290	6,850	11,270	11,830	12,430	13,100	14,000	14,830	15,950	330,159	329,877	16,000
58	1	-6,770	1,790	5,650	10,710	12,130	13,520	14,680	15,880	16,850	18,380	322,343	338,864	17,000
59	11	-5,460	6,590	12,690	15,350	15,950	16,590	17,330	18,350	19,390	21,530	325,487	322,181	20,500
60	3	-3,850	-1,190	0,000	1,230	1,570	2,020	2,690	5,010	7,900	9,320	333,870	332,442	11,000
61	11	-5,950	-0,930	0,930	6,590	8,050	9,400	10,930	12,800	14,680	17,220	326,190	324,720	16,000
62	11	-4,940	0,330	6,920	10,740	11,310	11,900	12,620	13,590	14,600	16,360	333,738	330,406	16,200
63	11	-5,280	-0,860	0,440	2,840	7,260	9,020	10,290	11,640	12,730	14,410	332,339	335,315	18,000
64	11	-5,010	6,170	10,930	16,890	17,370	17,930	18,530	19,360	20,180	21,980	336,038	328,053	21,000
65	3	-3,670	0,560	6,660	10,370	10,930	11,530	12,210	13,070	13,850	14,940	329,878	326,506	17,500
66	2	-4,420	-1,160	0,070	1,420	1,790	2,360	3,520	7,640	9,810	11,460	334,426	331,134	17,500
67	2	-5,200	-0,740	0,410	2,580	8,910	10,930	12,400	13,780	14,760	16,140	334,426	335,037	17,000
68	3	-3,330	0,590	7,150	11,040	11,640	12,240	12,960	13,890	14,680	15,730	329,965	330,766	14,000
69	3	-2,240	10,890	21,340	26,100	26,810	27,450	28,200	29,280	30,780	32,920	345,255	340,358	25,000
70	2	-3,820	-1,010	0,220	1,640	2,090	2,880	4,980	7,040	8,610	10,110	336,485	336,533	9,000
71	3	-4,230	-0,710	1,190	8,390	9,730	10,860	11,910	13,220	14,380	15,540	336,485	334,413	14,500
72	3	-7,340	3,400	8,200	18,050	19,620	20,710	21,760	23,220	24,710	26,330	340,947	343,626	25,000
73	3	-3,030	0,180	5,950	11,490	12,210	12,920	13,700	14,720	15,580	16,590	336,485	336,539	15,400
74	2	-3,400	-0,820	0,370	2,170	3,250	6,250	8,090	10,000	11,310	12,360	336,485	335,363	15,000
75	2	-3,440	-0,780	0,440	2,280	4,600	8,420	10,000	11,460	12,510	13,630	336,619	333,555	12,000
76	3	-5,460	1,790	10,030	16,590	18,680	20,110	21,570	23,780	25,690	27,370	340,855	342,931	31,000
77	3	-3,630	-0,260	2,350	10,890	11,640	12,390	13,180	14,080	14,870	15,880	340,855	338,883	15,000
78	3	-3,250	4,340	11,790	17,260	18,380	20,480	23,820	29,060	30,820	32,840	340,855	340,469	28,000
79	2	-3,970	-0,710	0,860	2,730	3,250	4,120	6,930	9,740	10,600	11,270	328,865	327,812	12,000
80	3	-4,340	-0,860	0,820	5,880	7,040	8,010	9,020	10,150	11,080	12,210	340,855	337,615	13,000
81	3	-3,520	7,860	15,310	19,700	20,560	21,720	23,440	26,510	28,800	30,670	330,303	345,976	29,000
82	3	-2,430	3,850	9,700	12,660	13,250	13,850	14,600	15,610	16,630	17,790	338,690	332,324	19,200
83	3	-0,740	9,920	13,700	18,720	19,620	20,520	21,490	22,650	23,780	25,200	330,303	355,803	22,300
84	2	-3,590	0,000	4,230	10,600	11,380	12,170	13,070	14,380	15,500	16,700	342,520	334,312	15,000
85	2	-3,440	-0,110	6,360	11,980	12,620	13,330	14,080	15,020	15,800	16,780	348,077	335,755	15,000
86	2	-3,030	0,110	8,650	13,030	13,670	14,380	15,170	16,140	17,040	18,050	348,077	334,853	16,000
87	3	-3,850	6,660	16,210	21,040	21,830	22,580	23,290	24,120	24,900	26,290	332,341	351,717	24,200
88	5	-7,370	5,760	10,710	18,310	20,670	22,730	24,530	25,950	27,080	29,290	349,903	337,151	29,000

89	2	-4,490	0,970	11,720	14,530	15,130	15,760	16,440	17,230	17,970	19,250	349,903	332,020	20,100
90	3	-2,350	10,440	17,860	23,670	24,860	26,290	27,820	29,880	31,490	33,480	337,146	347,572	31,000
91	5	-4,150	8,870	17,600	26,630	27,710	28,840	30,150	32,020	33,590	35,690	349,903	336,852	33,700
92	0	-4,570	-1,010	0,140	1,460	1,940	2,730	7,860	10,820	12,210	13,630	340,938	325,245	12,000
93	8	-4,110	-0,290	1,640	10,930	11,790	12,650	13,780	15,500	18,420	21,310	340,938	324,714	22,000
94	2	-3,440	-0,030	5,990	13,140	13,780	14,380	15,130	16,100	17,040	18,120	345,397	329,848	17,800
95	5	-1,490	17,750	23,740	26,930	27,710	28,690	29,850	31,230	32,660	35,090	344,803	337,689	28,000
96	8	-4,380	1,040	10,520	13,140	13,630	14,190	14,830	15,690	16,550	18,200	346,435	327,841	20,000
97	0	-4,380	-1,080	0,070	1,340	1,760	2,320	3,850	9,400	11,270	12,990	346,435	327,813	15,000
98	2	-3,630	0,030	5,350	13,100	13,820	14,530	15,310	16,330	17,190	18,160	342,419	326,820	20,900
99	8	-7,710	1,980	7,220	14,710	18,230	27,300	29,810	32,050	33,930	35,990	346,435	330,913	33,000
100	3	-4,980	0,110	6,400	11,120	11,790	12,470	13,220	14,150	15,090	16,290	340,994	337,323	15,000
101	3	-12,840	-4,790	-1,190	1,270	1,870	2,620	3,480	4,560	5,580	7,040	349,727	354,432	11,000
102	3	-5,650	0,440	9,100	13,780	15,050	18,870	22,280	23,970	25,130	26,360	357,373	354,341	25,000
103	1	-2,540	-0,330	1,230	3,630	4,750	8,500	9,770	10,560	10,970	11,310	344,888	338,109	12,000
104	3	-3,630	-0,220	2,650	11,420	12,060	12,730	13,440	14,340	15,170	16,180	359,719	356,805	16,000
105	5	-6,960	7,940	13,970	19,100	20,110	21,160	22,880	26,780	30,070	33,560	367,611	341,010	30,000
106	11	-5,090	-0,590	1,120	10,670	11,380	12,050	12,800	13,810	14,790	16,400	361,111	350,204	15,000
107	3	-3,970	-0,290	2,170	9,550	10,300	11,040	11,760	12,660	13,440	14,530	367,611	355,792	14,000
108	0	-3,590	-0,670	0,630	5,990	7,600	8,690	9,770	10,970	11,950	13,070	363,475	349,603	12,000
109	11	-5,310	-0,670	1,010	10,140	10,930	11,680	12,390	13,330	14,260	15,910	363,475	349,943	14,000
110	5	-8,610	-1,190	1,980	8,460	9,920	11,190	12,280	13,400	14,380	16,210	367,611	354,277	16,000
111	1	-3,480	-0,820	0,520	2,770	4,190	6,060	7,750	9,250	10,300	11,310	346,555	341,412	12,000
112	11	-4,300	0,930	6,700	10,560	11,420	12,280	13,220	14,490	15,650	17,600	359,380	348,743	17,800
113	5	-7,260	-1,680	0,070	1,940	2,470	3,100	3,970	5,160	6,250	8,160	347,203	357,122	10,000
114	5	-0,220	8,390	11,190	14,300	15,130	15,910	16,780	17,790	18,760	20,630	347,203	349,012	17,300
115	1	-6,030	-0,180	3,400	9,060	10,150	11,460	13,070	14,830	16,400	17,710	342,147	335,916	16,000
116	5	-5,160	9,400	14,040	21,570	22,580	23,780	25,770	29,960	32,550	35,200	335,023	347,533	31,000
117	1	-3,440	-0,890	0,370	2,020	2,690	4,120	6,480	8,910	10,220	11,230	333,835	334,775	12,000
118	5	-4,900	7,940	12,240	17,340	18,460	19,550	20,710	22,470	25,020	28,160	335,023	353,019	26,000
119	5	-5,650	-0,820	1,490	8,800	9,880	10,930	12,020	13,370	14,570	16,290	332,488	332,044	17,300
120	1	-4,490	-0,740	0,480	2,500	3,890	6,890	8,950	10,520	11,720	12,770	333,835	333,131	14,000
121	1	-4,230	-0,520	1,380	4,270	5,460	7,410	9,770	11,460	12,360	13,030	329,239	328,425	16,900
122	5	-4,600	1,230	9,170	12,240	12,770	13,370	14,040	14,900	15,770	17,080	332,488	330,615	17,300
123	3	-5,430	-0,440	1,310	7,900	8,980	10,000	10,930	11,980	12,880	14,120	337,834	336,332	15,000
124	5	-10,600	-0,670	4,420	8,090	8,690	9,250	9,880	10,750	11,610	13,140	328,648	328,825	14,000
125	5	-8,610	-2,280	-0,030	2,130	2,650	3,220	3,930	4,980	6,210	8,650	337,263	363,438	11,000
126	5	-5,990	-1,080	0,710	3,850	5,430	7,080	8,760	10,560	11,720	13,180	330,759	331,160	12,000
127	5	-14,340	0,110	4,190	7,560	8,310	9,130	10,180	11,830	13,370	15,990	337,263	355,660	17,000
128	1	-5,280	-0,860	0,260	1,680	2,320	4,270	8,500	10,220	11,980	13,180	330,434	329,847	12,000
129	0	-4,190	-0,740	0,370	1,680	2,060	2,580	3,630	8,270	9,740	10,630	337,277	332,030	11,000
130	6	-12,810	-1,190	2,170	8,240	10,450	12,540	14,300	18,090	20,750	23,110	347,509	346,576	25,600
131	0	-3,550	-0,970	0,180	1,610	2,090	2,990	7,110	9,210	10,220	11,160	335,754	329,506	12,000
132	0	-3,630	-1,160	-0,030	1,080	1,340	1,680	2,090	2,690	3,330	4,150	332,485	331,028	8,000
133	5	-6,060	7,670	10,110	18,160	18,840	19,550	20,330	21,570	23,140	25,620	329,893	333,668	24,000
134	5	-4,680	6,060	9,360	15,690	16,550	17,600	19,730	35,650	39,210	42,580	333,880	338,138	32,000

Anexo 4. Densidad de biomasa AGBD GEDI L4B y datos de campo en la plantación de *Tectona gradis*.

Numero	DAP Promedio (cm)	Biomasa (Mg/ha)	AGBD (Mg/ha)
1	2,300	1,477	44,916
2	2,700	1,901	44,916
3	2,800	2,444	44,916
4	2,800	2,444	44,916
5	2,900	2,533	44,916
6	2,900	2,533	44,916
7	3,200	2,533	60,090
8	3,500	2,533	60,090
9	3,500	2,533	60,090
10	3,500	3,463	60,090
11	3,800	4,645	60,090
12	4,200	4,645	60,090
13	4,400	4,645	60,090
14	4,500	5,112	60,090
15	4,900	5,112	60,090
16	5,000	5,112	60,090
17	5,100	5,112	60,090
18	5,100	5,112	60,090
19	5,400	5,112	60,090
20	5,600	5,112	60,090
21	6,000	5,112	60,090
22	6,300	5,112	60,090
23	6,400	5,161	60,090
24	6,600	6,726	60,090
25	6,900	6,791	60,090
26	7,200	6,791	60,090
27	7,400	6,791	60,090
28	7,700	6,791	60,090
29	8,100	6,791	60,090
30	8,400	6,791	60,090
31	8,500	6,791	60,090

32	8,800	6,791	60,090
33	8,800	7,033	60,090
34	8,900	7,033	60,090
35	9,000	7,033	60,090
36	9,000	7,033	60,090
37	9,600	7,033	60,090
38	9,700	7,033	60,090
39	9,700	7,033	60,090
40	10,000	7,033	60,090
41	10,000	7,033	60,090
42	10,500	7,642	60,090
43	10,500	7,642	60,090
44	10,700	7,642	76,952
45	10,700	7,642	76,952
46	10,800	7,642	76,952
47	10,800	7,642	76,952
48	10,900	7,642	76,952
49	11,000	9,225	76,952
50	11,400	9,225	76,952
51	11,500	9,225	76,952
52	11,700	9,225	85,578
53	11,800	9,225	85,578
54	11,900	9,225	85,578
55	11,900	9,225	85,578
56	12,100	9,802	85,578
57	12,100	10,448	89,588
58	12,300	10,448	89,588
59	12,400	10,448	89,588
60	12,400	10,448	89,588
61	12,500	10,448	89,588
62	13,300	11,535	96,077
63	13,300	11,535	96,077
64	13,400	11,535	96,077
65	13,400	11,535	96,077
66	13,500	11,535	96,077

67	13,700	11,535	96,077
68	13,700	11,535	96,077
69	13,800	11,535	96,077
70	13,900	12,816	96,077
71	13,900	12,816	96,077
72	14,000	12,816	96,077
73	14,100	12,816	96,077
74	14,300	12,816	96,077
75	14,300	12,816	96,077
76	14,400	12,816	96,077
77	14,500	12,816	96,077
78	14,500	13,748	96,077
79	14,600	13,748	96,077
80	14,600	13,748	96,077
81	14,800	13,748	127,142
82	14,800	13,748	127,142
83	14,800	13,748	127,142
84	14,800	13,748	127,142
85	15,300	14,422	127,142
86	15,400	14,422	127,142
87	15,400	14,422	127,142
88	15,600	14,422	127,142
89	15,700	14,422	127,142
90	15,700	14,422	127,142
91	15,800	14,422	127,142
92	15,900	14,422	127,142
93	15,900	15,620	136,119
94	16,000	15,620	136,119
95	16,000	15,620	136,119
96	16,300	15,620	136,119
97	16,300	16,544	136,119
98	16,500	16,544	136,119
99	16,600	16,544	136,119
100	16,800	16,544	136,119
101	16,900	16,544	136,119

102	16,900	16,597	136,119
103	16,900	16,597	136,119
104	16,900	16,597	136,119
105	17,200	16,597	136,119
106	17,300	16,597	136,119
107	17,300	16,597	136,119
108	17,300	16,597	163,890
109	17,400	16,597	163,890
110	17,600	16,703	174,790
111	17,700	16,703	174,790
112	17,800	16,703	174,790
113	17,900	16,703	174,790
114	17,900	16,703	174,790
115	18,200	35,815	174,790
116	18,200	35,815	174,790
117	18,800	35,815	174,790
118	18,800	35,815	174,790
119	19,000	51,696	174,790
120	19,200	51,696	174,790
121	19,400	51,696	174,790
122	19,400	51,696	174,790
123	19,500	51,696	174,790
124	19,600	51,696	174,790
125	19,800	51,696	174,790
126	20,500	51,696	174,790
127	20,600	1096,265	174,790
128	20,600	1096,265	174,790
129	20,900	1096,265	174,790
130	21,800	1096,265	174,790
131	22,600	1096,265	174,790
132	22,700	1096,265	174,790
133	24,600	1096,265	174,790
134	26,100	1096,265	174,790

Anexo 5. Panel fotográfico.



Foto 1. Acesso al área de estudio.



Foto 2. Plantación de *Tectona grandis*.



Foto 3. Ubicación de individuos seleccionados para la muestra.



Foto 4. Medición del DAP de los individuos considerados en la muestra.



Foto 5. Medición de la distancia para el uso y aplicación del clinómetro.



Foto 6. Medición de la altura del árbol con el uso del clinómetro.



Foto 7. Parcelas en las que se intervinio para la toma de datos.