



Universidad de San Carlos de Guatemala  
Facultad de Ingeniería  
Escuela de Estudios de Postgrado  
Maestría en Estadística Aplicada

**EVALUACIÓN DE MODELOS ALOMÉTRICOS PARA ESTIMAR EL CARBONO FIJADO EN  
LA BIOMASA DE BOSQUES NATURALES EN LA REPÚBLICA DE GUATEMALA**

**Blga. Rosa Delfina Sunum Orellana**  
Asesorado por el Mtro. Adonai Navas García

Guatemala, septiembre de 2023



UNIVERSIDAD DE SAN CARLOS DE GUATEMALA



FACULTAD DE INGENIERÍA

**EVALUACIÓN DE MODELOS ALOMÉTRICOS PARA ESTIMAR EL CARBONO FIJADO EN  
LA BIOMASA DE BOSQUES NATURALES EN LA REPÚBLICA DE GUATEMALA**

TRABAJO DE GRADUACIÓN

PRESENTADO A LA JUNTA DIRECTIVA DE LA  
FACULTAD DE INGENIERÍA  
POR

**BLGA. ROSA DELFINA SUNUM ORELLANA**  
ASESORADO POR EL MTRO. ADONAI NAVAS GARCÍA

AL CONFERÍRSELE EL TÍTULO DE  
**MAESTRA EN ESTADÍSTICA APLICADA**

GUATEMALA, SEPTIEMBRE DE 2023



UNIVERSIDAD DE SAN CARLOS DE GUATEMALA  
FACULTAD DE INGENIERÍA



**NÓMINA DE JUNTA DIRECTIVA**

DECANO	Ing. José Francisco Gómez Rivera (a. i.)
VOCAL II	Ing. Mario Renato Escobedo Martínez
VOCAL III	Ing. José Milton De León Bran
VOCAL IV	Ing. Kevin Vladimir Armando Cruz Lorente
VOCAL V	Br. Fernando José Paz Gonzáles
SECRETARIO	Ing. Hugo Humberto Rivera Pérez

**TRIBUNAL EXAMINADOR DE DEFENSA DE TESIS**

DECANO	Ing. José Francisco Gómez Rivera (a. i.)
DIRECTORA	Inga. Aurelia Anabela Córdova Estrada
EXAMINADOR	Ing. Edwin Adalberto Bracamonte Orozco
EXAMINADOR	Ing. William Eduardo Fagiani Cruz
SECRETARIO	Ing. Hugo Humberto Rivera Pérez



## **HONORABLE TRIBUNAL EXAMINADOR**

En cumplimiento con los preceptos que establece la ley de la Universidad de San Carlos de Guatemala, presento a su consideración mi trabajo de graduación titulado:

### **EVALUACIÓN DE MODELOS ALOMÉTRICOS PARA ESTIMAR EL CARBONO FIJADO EN LA BIOMASA DE BOSQUES NATURALES EN LA REPÚBLICA DE GUATEMALA**

Tema que me fuera asignado por la Dirección de la Escuela de Estudios de Postgrado, con fecha 10 de agosto de 2021.

Rosa Sunum

**Blga. Rosa Delfina Sunum Orellana**

LNG.DECANATO.OI.664.2023

El Decano de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de San Carlos de Guatemala, luego de conocer la aprobación por parte del Director de la Escuela de Estudios de Posgrado, al Trabajo de Graduación titulado: **EVALUACIÓN DE MODELOS ALOMÉTRICOS PARA ESTIMAR EL CARBONO FIJADO EN LA BIOMASA DE BOSQUES NATURALES EN LA REPÚBLICA DE GUATEMALA**, presentado por: **Blga. Rosa Delfina Sunum Orellana**, que pertenece al programa de Maestría en artes en Estadística aplicada después de haber culminado las revisiones previas bajo la responsabilidad de las instancias correspondientes, autoriza la impresión del mismo.

IMPRÍMASE:



Ing. José Francisco Gómez Rivera

Decano a.i.

Guatemala, septiembre de 2023

JFGR/gaac



**Guatemala, septiembre de 2023**

LNG.EEP.OI.664.2023

En mi calidad de Directora de la Escuela de Estudios de Postgrado de la Facultad de Ingeniería de la Universidad de San Carlos de Guatemala, luego de conocer el dictamen del asesor, verificar la aprobación del Coordinador de Maestría y la aprobación del Área de Lingüística al trabajo de graduación titulado:

**“EVALUACIÓN DE MODELOS ALOMÉTRICOS PARA ESTIMAR EL CARBONO FIJADO EN LA BIOMASA DE BOSQUES NATURALES EN LA REPÚBLICA DE GUATEMALA”**

presentado por **Blga. Rosa Delfina Sunum Orellana** correspondiente al programa de **Maestría en artes en Estadística aplicada** ; apruebo y autorizo el mismo.

Atentamente,

*“Id y Enseñad a Todos”*

**Mtra. Inga. Aurelia Anabela Cordova Estrada**  
**Directora**  
**Escuela de Estudios de Postgrado**  
**Facultad de Ingeniería**



Guatemala 7 de julio 2022.

**M.A. Edgar Darío Álvarez Cotí**  
Director  
Escuela de Estudios de Postgrado  
Presente

**M.A. Ingeniero Álvarez Cotí:**

Por este medio informo que he revisado y aprobado el Informe Final del trabajo de graduación titulado **“EVALUACIÓN DE MODELOS ALOMÉTRICOS PARA ESTIMAR EL CARBONO FIJADO EN LA BIOMASA DE BOSQUES NATURALES EN LA REPÚBLICA DE GUATEMALA”** de la estudiante **Rosa Delfina Sunum Orellana** quien se identifica con número de carné **200510517** del programa de Maestría en Estadística Aplicada.

Con base en la evaluación realizada hago constar que he evaluado la calidad, validez, pertinencia y coherencia de los resultados obtenidos en el trabajo presentado y según lo establecido en el *Normativo de Tesis y Trabajos de Graduación aprobado por Junta Directiva de la Facultad de Ingeniería Punto Sexto inciso 6.10 del Acta 04-2014 de sesión celebrada el 04 de febrero de 2014*. Por lo cual el trabajo evaluado cuenta con mi aprobación.

Agradeciendo su atención y deseándole éxitos en sus actividades profesionales me suscribo.

Atentamente,

**MSc. Ing. Edwin Adalberto Bracamonte Orozco**  
Coordinador  
Maestría en Estadística Aplicada  
Escuela de Estudios de Postgrado

Guatemala, 12 de noviembre de 2021

M.A. Ing. Edgar Darío Álvarez Cotí

Director

Escuela de Estudios de

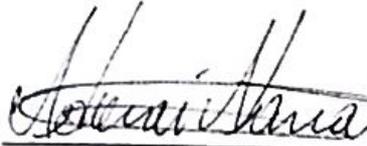
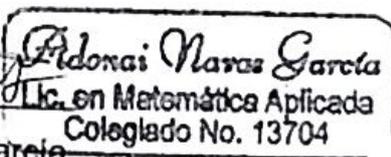
Postgrado Presente

Estimado M.A. Ing. Álvarez Cotí

Por este medio informo a usted, que he revisado y aprobado el Trabajo de Graduación y el Artículo Científico: "EVALUACIÓN DE MODELOS ALOMÉTRICOS PARA ESTIMAR EL CARBONO FIJADO EN LA BIOMASA DE BOSQUES NATURALES EN LA REPÚBLICA DE GUATEMALA" de la estudiante Rosa Delfina Sunum Orellana del programa de Maestría en Estadística Aplicada, identificada con número de carné: 200510571.

Agradeciendo su atención y deseándole éxitos en sus actividades profesionales me suscribo.

Atentamente,

Lic. M.A. Adonai Navas García

Colegiado No. 13704

Asesor de Tesis

## **ACTO QUE DEDICO A:**

### **Dios**

Por darme la existencia y perseverancia que me han permitido alcanzar esta meta.

### **Mi familia**

Porque de ellos vengo y gracias a ellos soy lo que soy. En especial a mi abuela Rosa Catarina, a quien dedico cada aprendizaje adquirido durante la maestría.

### **Mis amigos**

Por la amistad incondicional, por los momentos vividos y por el ánimo que me transmitieron para finalizar esta meta.

### **Mi asesor**

Al maestro Adonai Navas por tenerme paciencia, por compartir sus conocimientos y brindarme valiosa retroalimentación en la elaboración de este trabajo.



## **AGRADECIMIENTOS A:**

**Universidad de San Carlos de Guatemala** Por enseñarme el valor de *“Id y enseñad a todos”*.

**Facultad de Ingeniería** Por aportar a mi crecimiento profesional, y de manera especial a mis profesores de la maestría porque a ellos debo mi formación académica.

**Departamento de Investigación Forestal del Instituto Nacional de Bosques (INAB)** Por su colaboración en la obtención de valiosa información para realizar este trabajo.

**José Luis Morán y Joél Cutzal** Por brindar su tiempo y apoyo en la revisión de análisis y su colaboración en la obtención de valiosas referencias para realizar este trabajo.

**Danger Gómez** Por brindar retroalimentación para los análisis de este trabajo.

A todas las personas que de una y otra forma me apoyaron en la culminación de este trabajo.



# ÍNDICE GENERAL

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES .....	V
LISTA DE SÍMBOLOS .....	IX
GLOSARIO .....	XI
RESUMEN .....	XIII
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA .....	XV
OBJETIVOS .....	XIX
RESUMEN DEL MARCO METODOLÓGICO .....	XXI
INTRODUCCIÓN .....	XXV
1. MARCO REFERENCIAL .....	1
2. MARCO TEÓRICO .....	7
2.1. Modelo alométrico .....	7
2.1.1. Modelo alométrico de biomasa .....	7
2.1.2. Tipos de modelos alométricos de biomasa .....	7
2.2. Modelo de regresión lineal simple .....	9
2.2.1. Evaluación de supuestos de regresión lineal .....	10
2.2.1.1. Normalidad de los residuos .....	10
2.2.1.2. Homocedasticidad .....	12
2.2.1.3. Independencia lineal .....	15
2.2.1.4. Linealidad .....	17
2.2.1.5. Valores atípicos .....	19
2.2.2. Evaluación del ajuste del modelo de regresión lineal .....	20
2.2.2.1. Coeficiente de determinación múltiple $R^2$ .....	20

2.2.2.2. Coeficiente de determinación ajustado ( $R^2$ adj) ....	22
2.2.2.3. Cuadrado Medio del Error (CME) .....	23
2.2.2.4. Raíz del Cuadrado Medio del Error (RCME).....	23
2.2.2.5. Criterio de Información de Akaike (AIC).....	24
2.3. Mercado internacional de carbono.....	25
2.3.1. Estructura del mercado internacional de carbono .....	26
2.3.2. Precio justo en el mercado internacional de carbono .....	27
2.4. Bosques de coníferas en Guatemala.....	27
3. PRESENTACIÓN DE RESULTADOS.....	29
3.1. Preprocesamiento de datos.....	29
3.1.1. Valores faltantes .....	29
3.1.2. Errores en la codificación de variables .....	34
3.1.3. Inconsistencias en los registros .....	35
3.1.4. Valores duplicados.....	35
3.2. Análisis exploratorio de datos .....	37
3.2.1. Análisis exploratorio univariado.....	37
3.3. Objetivo 1. Analizar cuáles son las diferencias en la estimación de carbono fijado en la biomasa de bosques naturales a través de análisis de regresión de modelos alométricos regionales y locales .....	42
3.4. Objetivo 2. Estimar cuáles son los valores de las métricas de desempeño de los modelos alométricos regionales y locales, a través del Coeficiente de Determinación Múltiple ( $R^2$ ), Coeficiente de Determinación Ajustado ( $R^2$ ajustado), Cuadrado Medio del Error (CME), Raíz del Cuadrado Medio de Error (RCME) y el Criterio de Información de Akaike (AIC) .....	44

3.5. Objetivo 3. Evaluar cuál es el aporte de cada una de las variables al modelo alométrico de mejor ajuste para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales .....	46
3.6. Objetivo general. Evaluar los modelos alométricos para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales en la República de Guatemala.....	48
4. DISCUSIÓN DE RESULTADOS .....	51
4.1. Diferencias en la estimación de carbono fijado en la biomasa de bosques naturales.....	51
4.2. Métricas de desempeño de los modelos alométricos regionales y locales.....	54
4.3. Aporte de las variables al modelo alométricos de mejor ajuste para estimar carbono fijado en la biomasa de bosques naturales .....	57
4.4. Modelo alométrico de mejor ajuste para estimar carbono fijado en la biomasa de bosques naturales.....	59
CONCLUSIONES .....	65
RECOMENDACIONES.....	67
REFERENCIAS .....	69
ANEXOS .....	83



## ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

### FIGURAS

<b>Figura 1.</b>	Análisis gráfico de normalidad .....	12
<b>Figura 2.</b>	Análisis de la varianza .....	14
<b>Figura 3.</b>	Regiones de contraste para estadístico el DW .....	16
<b>Figura 4.</b>	Regresión con términos de error autocorrelacionados .....	17
<b>Figura 5.</b>	Análisis del coeficiente de correlación entre dos variables.....	18
<b>Figura 6.</b>	Estructura del mercado internacional de carbono .....	26
<b>Figura 7.</b>	Distribución de bosque de coníferas y mixto en Guatemala.....	28
<b>Figura 8.</b>	Cantidad de valores faltantes identificados por variable .....	30
<b>Figura 9.</b>	Matriz de nulidad identificados por variable .....	30
<b>Figura 10.</b>	Distribución del Altura (m) sin transformación .....	31
<b>Figura 11.</b>	Distribución de la Altura (m) con transformación de logaritmo natural .....	32
<b>Figura 12.</b>	Distribución de la Altura (m) con transformación Box-Cox .....	33
<b>Figura 13.</b>	Distribución del DAP (cm) sin transformación .....	33
<b>Figura 14.</b>	Distribución del DAP (cm) con transformación de logaritmo natural .....	33
<b>Figura 15.</b>	Distribución del DAP (cm) con transformación Box-Cox .....	34
<b>Figura 16.</b>	Valores duplicados en los periodos de medición .....	36
<b>Figura 17.</b>	Limpieza de valores duplicados en los periodos de medición .....	37
<b>Figura 18.</b>	Diagrama de caja del DAP (cm) en bosque natural de coníferas .....	38
<b>Figura 19.</b>	Diagrama de caja de la Altura (m) en bosque natural de coníferas.....	39

<b>Figura 20.</b>	Diagrama de caja de la Densidad ( $t/m^3$ ) en bosque natural de coníferas .....	39
<b>Figura 21.</b>	Gráfico de densidad del DAP (cm) en bosque natural de coníferas .....	40
<b>Figura 22.</b>	Gráfico de densidad de la Altura (m) en bosque natural de coníferas .....	41
<b>Figura 23.</b>	Gráfico de densidad de la Densidad ( $t/m^3$ ) en bosque natural de coníferas.....	41
<b>Figura 24.</b>	Diagrama de correlación entre las variables .....	47

## TABLAS

<b>Tabla 1.</b>	Operacionalización de las variables .....	XXII
<b>Tabla 2.</b>	Modelos alométricos genéricos para estimación de biomasa .....	9
<b>Tabla 3.</b>	Variables de estudio transformadas .....	35
<b>Tabla 4.</b>	Especies de coníferas consideradas para el análisis.....	36
<b>Tabla 5.</b>	Estadísticas descriptivas de las variables independientes .....	38
<b>Tabla 6.</b>	Forma y distribución de las variables independientes .....	40
<b>Tabla 7.</b>	Modelos alométricos para estimar AGB seleccionados .....	42
<b>Tabla 8.</b>	Estimación de AGB y contenido de carbono .....	43
<b>Tabla 9.</b>	Estadísticas descriptivas de la AGB en bosque natural de coníferas.....	43
<b>Tabla 10.</b>	Forma y distribución de AGB en bosque natural de coníferas.....	44
<b>Tabla 11.</b>	Métricas de desempeño de los modelos alométricos.....	45
<b>Tabla 12.</b>	Pruebas realizadas a los 4 modelos alométricos .....	48





## LISTA DE SÍMBOLOS

<b>Símbolo</b>	<b>Significado</b>
<b>H</b>	Altura
<b>A</b>	Área
<b>cm</b>	Centímetros
<b>cm<sup>3</sup></b>	Centímetros cuadrados
<b>R<sup>2</sup> adj</b>	Coefficiente de determinación ajustado
<b>R<sup>2</sup></b>	Coefficiente de determinación múltiple
<b>k</b>	Constante de nivel de confianza
<b>S</b>	Densidad de la madera, gravedad específica de la Madera
<b>z</b>	Desviación estándar de una variable
<b>D</b>	Diámetro
<b>Dt</b>	Diámetro de copa
<b>CO<sup>2</sup></b>	Dióxido de carbono
<b>CO<sup>2</sup>e</b>	Dióxido de carbono equivalente
<b>ε</b>	Error
<b>Ei</b>	Error aleatorio
<b>e<sub>t</sub> y e<sub>t-1</sub></b>	Errores (contemporáneo y rezagado)
<b>e</b>	Error muestral
<b>D</b>	Estadístico de prueba Kolmogorov-Smirnov
<b>W</b>	Estadístico de prueba Shapiro-Wilk
<b>GtonC</b>	Gigatonelada de carbono
<b>g</b>	Gramo
<b>dL</b>	Límite inferior
<b>dU</b>	Límite superior

<b>Ln</b>	Logaritmo natural
<b>m</b>	Metro
<b>m<sup>3</sup></b>	Metro cúbico
<b>mg</b>	Miligramo
<b>ml</b>	Mililitro
<b>T</b>	Número de casos
<b>N</b>	Número de la población
<b>n</b>	Número de muestra
<b>p</b>	Número de parámetros del modelo
<b>α</b>	Nivel de significancia alfa
<b>K</b>	Número de variables independiente
<b>β0 + β1</b>	Parámetros de la regresión lineal estimados
<b>D</b>	Suma de las diferencias corregidas
<b>Ton</b>	Tonelada
<b>ŷ</b>	Valor predicho
<b>σ<sup>2</sup></b>	Varianza poblacional
<b>q</b>	Variabilidad negativa en el cálculo de muestra
<b>p</b>	Variabilidad positiva en el cálculo de muestra
<b>y</b>	Variable dependiente
<b>x</b>	Variable independiente
<b>S<sup>2</sup></b>	Varianza muestral

## GLOSARIO

<b>Biomasa</b>	Masa total de organismos vivos en una zona o volumen determinado; a menudo se incluyen los restos de plantas que han muerto recientemente
<b>Comercio de derechos de emisiones</b>	Enfoque basado en el mercado para lograr objetivos ambientales que permiten a los países que reduzcan las emisiones de gases de efecto invernadero por debajo de los niveles requeridos, utilizar o comercializar el remanente de derechos de emisión para compensar las emisiones en otra fuente dentro o fuera del país. En general, el comercio puede ocurrir entre empresas o a nivel nacional o internacional.
<b>CO<sub>2</sub>e Dióxido de carbono equivalente</b>	Concentración de dióxido de carbono que podría causar el mismo grado de forzamiento radiactivo que una mezcla determinada de dióxido de carbono y otros gases de efecto invernadero.
<b>Gas de efecto invernadero</b>	Gases integrantes de la atmósfera, de origen natural y antropogénico, que absorben y emiten radiación en determinadas longitudes de ondas del espectro de radiación infrarroja emitido por superficie de la Tierra, la atmósfera, y las nubes. Esta propiedad causa el efecto invernadero. El vapor de agua, dióxido de carbono, óxido nitroso, metano y ozono son los

principales gases de efecto invernadero en la atmósfera terrestre.

**Modelo alométrico**

Ecuación matemática desarrollada para describir el comportamiento de una variable (dependiente) como el volumen, biomasa o carbono en árboles individuales. Los modelos alométricos son una herramienta útil para obtener estimaciones de la biomasa aérea total y del carbono almacenado en sistemas forestales y agroforestales.

## RESUMEN

El presente estudio tiene como propósito identificar el modelo alométrico de mejor ajuste para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales para acceder a un precio justo dentro del mercado internacional de carbono en la República de Guatemala.

Para validar los objetivos planteados la metodología incluyó un muestreo probabilístico a la base de datos de la red de parcelas permanentes de muestreo forestal en bosques naturales de coníferas del Instituto Nacional de Bosques (INAB). Para el análisis de la información se realizó el pre procesamiento y análisis exploratorio de datos, y posteriormente la selección y evaluación de modelos alométricos a través de métricas de bondad de ajuste.

Se determinó que el modelo alométrico de mejor ajuste para estimar el carbono fijado en la AGB de bosques naturales es el modelo potencial de aplicación local estimado por CEAB-UVG (2018):  $Y = 0.15991 * DAP^{2.32764}$ , denominado en este estudio Biomasa\_4. El modelo estimó 336.94 Kg de biomasa, considerando el DAP ( $r=0.95$ ) como variable predictora. Este modelo presentó la mejor bondad de ajuste ( $R^2 = 0.970$ ;  $R^2 \text{ adj} = 0.970$ ;  $CME = 0.035$ ;  $RCME = 0.187$ ;  $AIC = 969.2$ ).

Se sugiere continuar analizando modelos alométricos disponibles para la región y seleccionar aquellos a través de los cuales se obtengan estimaciones considerables de volúmenes de biomasa aérea y a la vez proporcionen una magnitud aceptable de error. Esto garantizará el uso de modelos válidos y

aplicables, para acceder a un precio justo dentro del mercado internacional de carbono.

## PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

- Contexto general

La estimación de contenido de carbono en bosques tropicales es uno de los principales temas de interés científico vinculado al cambio climático (Malhi & Phillips, 2004; Chavé et al., 2005; Picard et al., 2012). Esto debido a que los bosques actúan como sumideros de dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>), el principal gas de efecto invernadero causante del cambio climático (Malhi & Phillips, 2004; IPCC, 2007).

El estudio del contenido de carbono en bosques tropicales se torna especialmente preocupante, cuando una revisión general de investigaciones recientes sobre cambio climático evidencia que la deforestación en los trópicos ha contribuido con 20 % de las emisiones globales de gases de efecto invernadero a la atmósfera en las últimas décadas (IPCC, 2007; IPCC, 2014).

Según la Tercera Comunicación Nacional de Cambio Climático de Guatemala, los bosques y cambio de uso de suelo ha sido identificado como principal emisor de gases de efecto invernadero a nivel nacional durante los últimos 25 años. Las emisiones del sector representaron a 2015 el 51.9 % de las emisiones nacionales, las cuales fueron derivadas principalmente de la transformación de bosques a otros usos, principalmente suelo (MARN, 2021).

Los proyectos de compensación por fijación y almacenamiento de carbono en ecosistemas forestales corresponden a herramientas para reducir los gases de efecto invernadero en la atmósfera, la principal causa del cambio climático

(Segura y Andrade, 2008; Chavé et al., 2014; FCPF, 2019). Estos proyectos generalmente incluyen actividades de forestación, reforestación, mejoramiento de manejo forestal sostenible y reducción de emisiones por deforestación y degradación. Los créditos de carbono provenientes de los proyectos de compensación de carbono vinculados al sector forestal en los últimos 5 años representan alrededor del 42 % del mercado global, con un potencial creciente de oportunidades de financiamiento climático asociado a los créditos de carbono (FCPF, 2019).

En dichos proyectos de compensación por fijación y almacenamiento de carbono es fundamental el desarrollo de un sistema de contabilidad de carbono y la aplicación de modelos alométricos para estimar el carbono almacenado en las áreas del proyecto (Angelsen, 2010). En este sentido, los modelos alométricos representan una herramienta esencial para determinar el volumen de carbono almacenado, así como el potencial de reducción de emisiones por ecosistemas forestales específicos (Chave et al., 2014; CEAB-UVG, 2018).

- Descripción del problema

La elección de modelos de biomasa es una de las principales fuentes de incertidumbre en la evaluación de la biomasa forestal (Sileshi, 2014). “La calidad del conjunto de datos usado para desarrollar las ecuaciones, los procedimientos estadísticos utilizados para el modelado y la precisión en el reporte de resultados varía grandemente entre modelos” (Birigazzi et al., 2015, p. 1).

Estudios recientes resaltan que alrededor del 25% de las ecuaciones publicadas contienen errores, omisiones o predicen valores poco realistas (Henry et al., 2011). Considerando que el número de modelos publicados ha experimentado un constante crecimiento en los últimos años, la ausencia de

métodos consistentes puede dificultar la selección del modelo y afectar considerablemente la precisión de las estimaciones. Por lo tanto, antes de elegir y aplicar los modelos, es necesario realizar una evaluación y control de calidad para establecer su grado de confiabilidad (Birigazzi et al., 2015).

Considerando lo anterior, el problema general identificado en este estudio es el desconocimiento de cuál es el modelo alométrico de mejor ajuste para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales, para acceder a un precio justo dentro del mercado internacional de carbono en la República de Guatemala.

- Delimitación del problema

En cuanto a la delimitación espacial y temporal, el estudio se realizó en 31 municipios y 10 departamentos de Guatemala, donde se han registrado parcelas permanentes de medición forestal en bosques naturales de coníferas. Los datos fueron registrados mediante medición directa de variables en campo, durante el período 2002 al 2020.

- Formulación del problema

- Pregunta central

¿Cuál es el modelo alométrico adecuado para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales en la República de Guatemala?

- Preguntas auxiliares

¿Cuáles son las diferencias en la estimación de carbono fijado en la biomasa de bosques naturales en la República de Guatemala?

¿Cuál es la bondad de ajuste de los modelos alométricos regionales para acceder a un precio justo dentro del mercado internacional de carbono en la República de Guatemala?

¿Cuál es el aporte de cada una de las variables al modelo alométrico de mejor ajuste para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales?

## **OBJETIVOS**

### **General**

Determinar el modelo alométrico de mejor ajuste para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales en la República de Guatemala, para acceder a un precio justo dentro del mercado internacional de carbono en la República de Guatemala.

### **Específicos**

1. Analizar las diferencias en la estimación de carbono fijado en la biomasa de bosques naturales a través de análisis de regresión de modelos alométricos regionales y locales, para acceder a un precio justo dentro del mercado internacional de carbono en la República de Guatemala.
2. Estimar la bondad de ajuste de los modelos alométricos regionales y locales, para acceder a un precio justo dentro del mercado internacional de carbono en la República de Guatemala.
3. Evaluar el aporte de cada una de las variables al modelo alométrico de mejor ajuste para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales, para acceder a un precio justo dentro del mercado internacional de carbono en la República de Guatemala.



## RESUMEN DEL MARCO METODOLÓGICO

- Características del estudio

El enfoque de la investigación fue cuantitativo y paramétrico. Se utilizó una base de datos a partir de la cual se realizaron estimaciones y comparaciones. El tipo de estudio fue transversal dado que tiene un tiempo de inicio y fin; y correlacional ya que evaluaron relaciones entre las variables.

El diseño fue no experimental dado que no se manipularon las variables, se enfocó en la observación e interpretación para llegar a una conclusión. El alcance es descriptivo, porque se propone el modelo alométrico de mejor ajuste para estimar carbono en la biomasa de bosques naturales.

- Unidad de análisis

El universo consistió en árboles de bosque natural registrados en la red de parcelas permanentes de medición forestal y la población consistió en árboles de coníferas (INAB, 2020). Se aplicó un muestreo probabilístico a partir de una población finita con un error de 5 % y un nivel de confianza de 95% con proporciones de 50% ajustadas como proporciones teóricas. La población fue de 13,652 árboles y la muestra de 374 árboles.

- Criterios de inclusión

Se consideraron registros de especies de coníferas; registros del período a 2002-2020; última medición, registro de árboles vivos y de parcelas activas.

- Variables

La Tabla 1 describe cada una de las variables consideradas, así como su definición operacional, tipología, escala de medición y dimensión.

**Tabla 1.**

*Operacionalización de las variables*

<b>Variable</b>	<b>Definición operacional</b>	<b>Tipo de variable</b>	<b>Escala de medición</b>	<b>Dimensión</b>
Biomasa	Cálculo de la multiplicación del volumen por la densidad de la madera	Dependiente Cuantitativa	Continua De razón	Kg
Contenido de carbono	Cálculo de la multiplicación de la biomasa total y la fracción de carbono contenida en la biomasa	Dependiente Cuantitativa	Continua De intervalo	Ton CO <sub>2</sub> e
DAP	Diámetro del árbol medido a 1.3 m de altura sobre el terreno	Independiente Cuantitativa	Continua De razón	cm
Altura total	Longitud o distancia vertical de un árbol del terreno a la copa	Independiente Cuantitativa	Continua De razón	m
Densidad de la madera	Masa secada en el horno dividido por el volumen verde	Independiente Cuantitativa	Continua De razón	g cm <sup>3</sup>
Especie	Especie vegetal para cual se realiza el cálculo de contenido de carbono en la biomasa	Independiente Cualitativa	Discreta Nominal	NA
Tipo de bosque	Tipo de bosque para el cual se realiza el cálculo de contenido de carbono en la biomasa	Independiente Cualitativa	Discreta Nominal	NA

Fuente: elaboración propia.

- Fases de la investigación

A continuación, se presentan las fases llevadas a cabo dentro de la investigación.

- Fase I: revisión documental

Se realizó revisión documental para la recolección de datos de relevantes (libros, artículos científicos, informes de tesis) en la construcción de antecedentes, marco teórico e identificar técnicas para el análisis de los datos

- Fase II: recolección de la información

La base de datos fue proporcionada por el Departamento de Investigación Forestal del INAB. La información fue recolectada entre 2002 y 2020, a través de medición en campo con los formularios en Anexo 1, 2 y 3 de la Guía para el establecimiento, monitoreo y rehabilitación de parcelas permanentes de medición forestal en bosques naturales de coníferas. El formulario 1 contiene información general de la parcela; el formulario 2 contiene la localización de los árboles dentro de la parcela; y el formulario 3 contiene el registro de medidas de los árboles. La muestra se obtuvo a partir de muestreo probabilístico de la base de datos.

- Fase III: preprocesamiento y análisis exploratorio de datos

Se empleó el lenguaje de Programación Python y el entorno de Google Colaboratory. El preprocesamiento incluyó la eliminación de registros sin identificación de género o especie, registros duplicados, registros de árboles muertos y de parcelas inactivas.

Se realizó análisis exploratorio de datos en 3 fases: 1) se estimaron medidas de tendencia central, dispersión y asimetría; 2) se realizaron diagramas de dispersión, histogramas y boxplot; y 3) se realizó pruebas de hipótesis de normalidad de Shapiro-Wilk y Kolmogorov-Smirnov.

- Fase IV: selección y evaluación del ajuste de modelos alométricos

Se identificaron los modelos alométricos regionales y locales para estimar biomasa en bosques naturales revisados durante la investigación documental (primer del marco referencial). Se seleccionaron modelos con al menos una variable explicativa y 3 variables como máximo, con estos y los registros de la base de datos se calculó la biomasa por encima del suelo (AGB). A continuación, se evaluaron los supuestos de regresión lineal. La normalidad se evaluó a partir de pruebas de hipótesis de normalidad de Shapiro-Wilk ( $\alpha=0.05$ ), Kolmogorov-Smirnov ( $\alpha=0.05$ ) y de gráficos Q-Q plot. La homocedasticidad se evaluó con la prueba Breusch-Pagan y la independencia se evaluó con la prueba Durbin-Watson. La linealidad se evaluó con el coeficiente de correlación lineal de Pearson. Los valores atípicos se evaluaron a través de la distancia de Cook y gráficos de boxplot. Complementariamente se realizó análisis gráfico de residuos.

El ajuste de los modelos se evaluó estimando y comparando las métricas de bondad de ajuste  $R^2$ ,  $R^2$  ajustado, CME, RCME, AIC. El aporte de cada variable al modelo se evaluó a través del coeficiente de correlación lineal de Pearson. El modelo alométrico de mejor ajuste elegido fue el modelo más parsimonioso basado en la cantidad de biomasa estimada y la bondad de ajuste.

## INTRODUCCIÓN

El presente estudio estimó el contenido de carbono en la biomasa de bosques naturales de coníferas de Guatemala. Los modelos alométricos son una herramienta esencial para determinar el volumen de carbono almacenado y el potencial de reducción de emisiones de los bosques, elementos necesarios para implementar proyectos de compensación de carbono vinculados al mercado internacional de carbono.

La estimación de carbono en bosques tropicales es uno de los principales temas de interés científico vinculado al cambio climático (Malhi y Phillips, 2004; Chavé et al., 2005; Picard et al., 2012). Esto debido a que los bosques actúan como sumideros de dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>), el principal gas de efecto invernadero causante del cambio climático (Malhi y Phillips, 2004; IPCC, 2007).

La importancia del estudio es la validación de modelos alométricos previamente generados a través de análisis estadísticos que incluyen la estimación de carbono fijado en la biomasa y la evaluación de la bondad de ajuste de estos modelos. Dado el creciente interés en participar en el mercado internacional de carbono a través de la venta de emisiones reducidas, contar con modelos válidos y aplicables disminuye la incertidumbre en las estimaciones y promueve el acceso a un precio justo en los mercados de carbono.

La metodología aplicada tuvo un enfoque cuantitativo, descriptivo, con diseño no experimental, de tipo transversal y correlacional. Las técnicas utilizadas fueron la revisión documental; recolección de la información,

preprocesamiento y análisis exploratorio de datos, selección y evaluación del ajuste de los modelos alométricos.

El informe final de la investigación se estructuró en tres capítulos. El primer capítulo incluye el marco referencial con análisis de estudios previos sobre la estimación de modelos alométricos para la estimación de biomasa en Guatemala. El segundo capítulo incluye el marco teórico donde se describe de manera resumida del modelo alométrico de mejor ajuste y su importancia en la estimación de biomasa; la vinculación con el mercado de carbono; y los bosques de coníferas en Guatemala. El tercer capítulo expone los resultados obtenidos del análisis del mejor modelo alométrico para poder acceder a un precio justo del mercado internacional de carbono. El cuarto capítulo presenta la discusión con el análisis interno y externo de la investigación relacionado con diferentes autores. De acuerdo con los objetivos propuestos se presentan las conclusiones y recomendaciones.

## 1. MARCO REFERENCIAL

“El desarrollo de modelos alométricos es la metodología estándar para la estimación de la biomasa arbórea AGB (Aboveground Biomass por sus siglas en inglés) y contenido de carbono en ecosistemas forestales” (GFOI, 2016, p. 98). “Los modelos se obtienen a partir de mediciones que resultan de la medición y pesado directo de árboles en campo” (Chavé et al., 2005, p. 88). Diversos autores han reportado el uso de modelos alométricos, como alternativa para la estimación de AGB dado que la medición y pesado de árboles en campo implica un método destructivo y costoso (Vieira et al., 2008).

A pesar de que los modelos alométricos han sido usados desde la primera mitad del siglo XX (Machado & Figueredo, 2003, como se citó en Vieira et al., 2008), pocos modelos se encuentran disponibles para estimar AGB en bosques naturales tropicales. Se ha experimentado un avance en la metodología para construcción de modelos, pero no en el desarrollo de un modelo alométrico general para árboles tropicales.

“Los modelos alométricos disponibles para bosques naturales tropicales citados en la literatura se pueden agrupar en dos conjuntos, los modelos de aplicación a escala regional y aplicación a escala local” (Vieira et al., 2008, p. 21); (Chavé et al., 2014, p. 6). Modelos regionales han sido reportados por Brown (1997); Brown et al., (1989) y Chavé et al. (2005). Tal es el caso de Brown (1997), que generó modelos alométricos que consideran la vegetación, conteniendo una clasificación de bosque: seco, húmedo y lluvioso. Los modelos obtenidos fueron exponenciales y logarítmicos, y consideraron las variables DAP (D, cm) y altura (H, m), densidad de la madera (S, mg/m<sup>3</sup>) y fueron basados en un estudio previo.

Los modelos fueron seleccionados basados en análisis gráfico de residuos y  $R^2$  adj. (0.84 a 0.97). El análisis estadístico incluyó, la varianza: a) exploración gráfica de la varianza de la Biomasa, b) transformación logarítmica para corregir heterocedasticidad, en casos donde el Cuadrado Medio del Error (CME) no fue demasiado grande, para mejorar el ajuste del modelo. La diferencia en muestras individuales con cada zona de vida: a) análisis de covarianza. Modelos de regresión: a) exploración gráfica y comparación de residuos estudentizado y residuos PRESS, para identificar valores extremos, influencia y ajuste del modelo. Índice de aptitud: a) cálculo del coeficiente de determinación ajustado  $R^2$  adj., para medir la cantidad de variación en la muestra. (Brown et al., 1989, p. 886)

Por otro lado, Chavé et al. (2005) generaron modelos empleando datos de 27 estudios en bosques tropicales (América, Asia y Oceanía), zonas de vida y las variables DAP, altura total (H) y densidad de la madera. El análisis estadístico incluyó modelos de regresión: comparación y selección de un subset de modelos basado en la simplicidad matemática y relevancia de aplicación. Para la selección de modelos emplearon  $R^2$ , AIC y RSE. Según indican Chavé et al. (2005) “a pesar de que la literatura cita diversas metodologías para evaluar el ajuste de modelos, reportar AIC y RSE juntos provee suficiente información sobre el ajuste estadístico de modelos de regresión para especies mixtas” (p. 91).

Para la predicción del modelo propusieron un factor de corrección de primer orden en caso los datos presentaran no normalidad, dado que la transformación logarítmica conlleva un sesgo en la estimación final de biomasa y una biomasa no corregida puede subestimar el valor real (Chave et al., 2005).

Otros estudios han generado modelos a partir de datos de árboles cosechados en un amplio rango vegetación y condiciones climáticas (Hijmans et al., 2005). Por ejemplo, Chavé et al., (2014) consideraron el DAP, altura total (H), densidad específica de la madera y clima. Los modelos fueron separados en función de las preguntas: i) ¿Cuál es la mejor modelo global dada la densidad específica de la madera, DAP y altura total? ii) ¿Cómo se compara el modelo global con los modelos locales?

“El análisis estadístico incluyó error sistemático promedio (RSE y media de la biomasa) y coeficiente de variación (CV)” (Chavé et al., 2014, p. 5); y “AIC para la selección de modelos con mejor ajuste” (Yiu-Kuen, 2009, p. 393).

A pesar del considerable avance logrado con los modelos de Brown (1997) y Chavé et al. (2005, 2014) para los trópicos, se ha evidenciado la necesidad de evaluar dichos modelos y su aplicación a nivel local. Vieira et al. (2008) evaluaron la aplicación de modelos alométricos para bosques tropicales al bosque Atlántico de Sao Paulo, Brasil. Compararon los modelos de 1, 2 y 3 variables de Chavé et al. publicados en 2005, con modelos de bosques de Puerto Rico y la Amazonía Central, y dos modelos locales desarrollados para el bosque Atlántico.

Los modelos fueron comparados a través del grado de ajuste con  $R^2$ , donde los resultados mostraron que los modelos 2 y 3 de Chavé et al. presentaron mejor ajuste con  $R^2=0.996$  y  $0.989$ . Los modelos locales presentaron menor ajuste con  $R^2=0.910$  y  $R^2=-0.915$ .

Návar-Cháidez et al. (2013) desarrollaron “un modelo alométrico actualizado para bosques secos de Sinaloa, México” (p. 348). Ajustaron once modelos incluyendo Chavé et al. (2005); Brown (1997); Návar, (2010); West et al. (1999), y un modelo local desarrollado a partir del método directo destructivo.

Los modelos fueron comparados con el  $R^2$ , la desviación estándar y el coeficiente de variación (cv) (Orrego et al., 2003; Chavé et al., 2014). Los resultados mostraron que: a) el modelo desarrollado incrementó la precisión en contraste con los modelos regionales,  $R^2=0.88$ , error estándar=34.7 % y  $cv=40.62$  %. La desviación estándar y el coeficiente de variación mostraron que los modelos locales proporcionan la mejor bondad de ajuste ( $R^2=0.88$  y  $0.78$  y los  $cv=40.6$  % y  $52.5$  %). b) Las evaluaciones locales de AGB pueden desviarse más del doble cuando se usan modelos regionales.

Siete ecuaciones desarrolladas a escala regional incluidos los modelos de Chavé et al. (2005), sesgaron las estimaciones de AGB para la especie *Leucaena leucocephala*, concluyendo que una posible fuente de variación fue la falta de valores de gravedad específica de la madera medidos a escala local, los cuales pueden variar entre árboles de la misma especie (Návar-Cháidez et al., 2013).

Una de las cuestiones discutidas por Návar-Cháidez et al. (2013) en su estudio fue:

Návar (2010) indica que, en ausencia de modelos locales, la estimación de AGB combinando al menos dos modelos puede mejorar las evaluaciones más allá del modelo regional, estimaron un promedio a través del teorema del límite central a la espera de aumentar la precisión en la estimación de AGB a partir de modelos regionales. (p. 351)

Así mismo, “el análisis estadístico mostró que la bondad de ajuste mejoró cuando se combinaron más de dos ecuaciones, el  $R^2$  aumentó en promedio 25%, la desviación estándar se redujo en un 40 %” (Návar-Cháidez et al., 2013, p. 355).

En cuanto a modelos alométricos locales, para Guatemala se han reportado modelos por tipo de bosque y especie (Castellanos et al., 2007; Castellanos et al., 2010; CEAB-UVG, 2018). Se han reportado modelos exponenciales para bosque local latifoliado y de coníferas, con DAP como variable predictora, obteniéndose  $R^2$  de 0.95 para coníferas y 0.86 para latifoliadas (Castellanos et al., 2010).

También se reportan modelos potenciales para bosque latifoliado y bosque de coníferas con DAP. Los modelos fueron evaluados con datos del Inventario Nacional Forestal (INAB y FAO, 2004) y las parcelas permanentes de medición del Instituto Nacional de Bosques (INAB, 2012). El indicador de ajuste fue  $R^2$ , con valores de 0.966 para coníferas y 0.939 para latifoliadas (CEAB-UVG, 2018).

En cuanto a los modelos por especie en 2005, se generaron dos modelos exponenciales para encino (*Quercus* sp) en Totonicapán, Quetzaltenango y San Marcos (Castellanos et al., 2007). Los modelos consideraron  $DAP^2$  y altura, el ajuste se evaluó con  $R^2$  (Orrego et al., 2003), se obtuvo 0.924 para el modelo con  $DAP^2 * altura$ , y 0.793 para el modelo con  $DAP^2$ . “Emplearon el factor de 0.5 para la conversión de biomasa a carbono” (IPCC, 2006, p. 68). Los resultados también evidenciaron que árboles maduros incrementan su diámetro sin aumentar significativamente la biomasa en ramas y hojas, se obtuvo como resultado una biomasa menor que la estimada para árboles jóvenes, por lo que sugieren desarrollar modelos diferenciados para árboles menores de 40 cm y árboles de diámetros mayores de 40 cm (Castellanos et al., 2007).

Al finalizar la revisión de estos antecedentes, se identificó que los modelos alométricos regionales generados por Brown et al. (1989); Brown (1997) y Chavé et al. (2005), tienen una sólida base estadística aplicada en la evaluación y

selección de los modelos, así como el análisis de la capacidad de predicción de los mismos. “Sin embargo, las especies incluidas en las fórmulas genéricas no siempre son las mismas que las que se miden en el área de interés, por lo que se hace necesario desarrollar modelos a nivel local” (Antepara, 2019, p. 61).

En contraste, los modelos alométricos locales evidencian tener un fundamento estadístico débil para la selección y ajuste de modelos, y a menudo se han limitado al uso del coeficiente de determinación  $R^2$ . “Al considerar que la aplicación de estos modelos es estimar el potencial de reducción de emisiones de CO<sub>2</sub> en proyectos de compensación por fijación y almacenamiento de carbono” (Henry et al., 2011, p. 478) para obtener un precio justo dentro del mercado internacional de carbono, “es necesario evaluar dichos modelos y seleccionar el modelo de mejor ajuste” (Picard et al., 2012, p. 111) a través de la aplicación de sólidas pruebas estadísticas que sirvan de sustento.

Esto permitirá a los potenciales titulares de proyectos de carbono acceder a un precio justo dentro del mercado internacional de carbono (UNFCCC, 2021); así como la construcción de sistemas robustos de monitoreo, reporte y verificación de los programas nacionales de carbono en Guatemala.

## **2. MARCO TEÓRICO**

### **2.1. Modelo alométrico**

Los modelos alométricos son ecuaciones matemáticas desarrolladas para describir el comportamiento de una variable (dependiente) como el volumen, biomasa o carbono en árboles individuales (Sit & Poulin-Costello, 1994).

#### **2.1.1. Modelo alométrico de biomasa**

Los modelos alométricos para estimar biomasa, relacionan la biomasa total con variables dasométricas del árbol (variables independientes), como diámetro del fuste a altura del pecho (DAP), altura total (Ht), altura comercial (Hc), diámetro de copa y densidad de la madera (Picard et al., 2012).

Estos modelos alométricos de biomasa son una herramienta útil para obtener estimaciones de la biomasa aérea total y del carbono almacenado en sistemas forestales (Segura y Andrade, 2008).

#### **2.1.2. Tipos de modelos alométricos de biomasa**

Los modelos comúnmente utilizados para la estimación de biomasa son de tipo polinómico, logarítmico o de potencia (Picard et al., 2012); con una tendencia al uso de funciones logarítmicas, las cuales son recomendadas cuando se tiene datos muy dispersos (Gayoso et al. 2002, como se citó en Álvarez, 2008).

Por su parte las funciones exponenciales entregan estimaciones de biomasa, similares a las linealizadas, pero presentan errores de estimación levemente superiores (Álvarez, 2008).

Estos errores pueden ser corregidos con transformación de variables a ambos lados de la ecuación, con ello se logra obtener estructuras de error más homogéneas sin alterar la forma del modelo (Álvarez, 2008). La ecuación se expresa mediante el modelo alométrico linealizado (Picard et al., 2012):

$$Y = \beta_0 + \beta_1 LN(X) + \varepsilon_i \quad Ec.2$$

Donde:

Y = Biomasa

$\beta_0 + \beta_1$  = Parámetros estimados

x = Variable independiente

$\varepsilon_i$  = Error aleatorio

La literatura también cita los modelos alométricos genéricos más empleados para la estimación de biomasa en árboles, arbustos y palmas (Segura y Andrade, 2008).

**Tabla 2.***Modelos alométricos genéricos para estimación de biomasa*

<b>Tipo de modelo</b>	<b>Modelo alométrico</b>	<b>Autor</b>
Lineal	$Y = a + b * dap$	Berkhout
Lineal	$Y = a + b * dap$	Kopezky
Lineal	$Y = a + b * dap + c * dap$	Hohenadl-Krenn
Logarítmico	$Ln(Y) = a + b * Ln(dap)$	Husch
Lineal	$y = a + b * dap * ht$	Spurr
Lineal	$Y = a + b * dap + c * dap * ht + d * ht$	Stoate
Lineal	$Y = a + b * dap + c * dap * ht + d * dap * ht$	Meyer
Logarítmico	$Ln(Y) = a + b * Ln(dap) + c * Ln(ht)$	Scumacher-Hall

*Nota.* Modelos alométricos genéricos para la estimación de biomasa. Donde Y = Biomasa arriba o abajo del suelo (kg planta<sup>-1</sup>); dap = Diámetro a la altura de pecho (cm); ht = Altura total (m); a,b,c,d = parámetros del modelo; Ln = logaritmo base e. Obtenido de Segura y Andrade (2008). *¿Cómo construir modelos alométricos de volumen, biomasa o carbono de especies leñosas perennes?* ([https://www.worldcocoafoundation.org/wp-content/uploads/files\\_mf/segura2008a.pdf](https://www.worldcocoafoundation.org/wp-content/uploads/files_mf/segura2008a.pdf)). Consultado el 3 de octubre de 2021. De dominio público.

**2.2. Modelo de regresión lineal simple**

La regresión lineal simple es el más simple de los modelos lineales. El adjetivo lineal significa que el modelo depende linealmente de sus coeficientes (Novales, 2010). Por ejemplo,  $Y = a + bX$  y  $Y = a + bLn(X)$  son modelos lineales puesto que la variable dependiente Y depende linealmente de coeficientes a y b, aun cuando Y no depende linealmente de la variable explicativa X (Picard et al., 2012).

Otra propiedad del modelo lineal es que el residuo es aditivo (Novales, 2010). Se escribe explícitamente el residuo  $\epsilon$  en la expresión del modelo (Picard

et al., 2012). Por ejemplo, para una regresión lineal de  $Y$  con respecto a  $X$ , se escribe  $Y = a + bX + \varepsilon$  (López y Gonzáles, 2016). Supone lo siguiente: (i) “no hay más que una variable explicativa  $X$ , (ii) la relación  $Y$  y  $X$  tiene forma recta:  $Y = a + bX + \varepsilon$ ,  $a$  es la intersección de la recta y  $b$  su pendiente, (iii) varianza residual es constante”:  $Var(\varepsilon) = \sigma^2$  (Picard et al., 2012, p. 112).

### **2.2.1. Evaluación de supuestos de regresión lineal**

La correcta aplicación del modelo se evalúa a través de la comprobación del cumplimiento “de los supuestos del modelo de regresión lineal simple: normalidad de los residuos, homocedasticidad, homogeneidad de varianzas, independencia lineal, linealidad y valores atípicos” (Antepara, 2009, p. 46). Esto se realiza a través de pruebas paramétricas y análisis gráfico de residuos, que según Cayuela (2010) se definen como las diferencias entre los valores estimados por el modelo y los valores observados.

#### **2.2.1.1. Normalidad de los residuos**

La normalidad se evalúa con la prueba Shapiro-Wilk, un test estadístico usado para contrastar la normalidad de un conjunto de datos (Shapiro & Wilk, 1965). Shapiro-Wilk utiliza contraste de hipótesis y calcula su estadístico de prueba  $W$ , el cual representa el cociente de dos estimaciones de las varianzas de una distribución normal (Pedrosa et al., 2015), la prueba supone que la muestra aleatoria proviene de una población distribuida normalmente (hipótesis nula).

“Si el valor  $p$  es menor al nivel de significación establecido (convención 0.05) se rechaza la hipótesis nula y se considera que hay evidencia para concluir que la muestra no proviene de una distribución normal” (Crawley, 1996, p. 347).

“Esta prueba ha demostrado resultados adecuados, especialmente cuando se trabaja con distribuciones de colas cortas y tamaño muestral inferior a 30, muestra alta variabilidad cuando se modifican la simetría como el tamaño muestral de la distribución, entre 20-50 datos” (Pedrosa et al., 2015, p. 248).

Contraste de hipótesis:

*Ho: los residuos se distribuyen normalmente*

*Ha: los residuos no se distribuyen normalmente.*

$$W = \frac{D^2}{nS^2} \quad \text{Ec. 4}$$

Donde W es el estadístico de prueba, D representa la suma de las diferencias corregidas, n el número de la muestra y  $S^2$  es la varianza muestral.

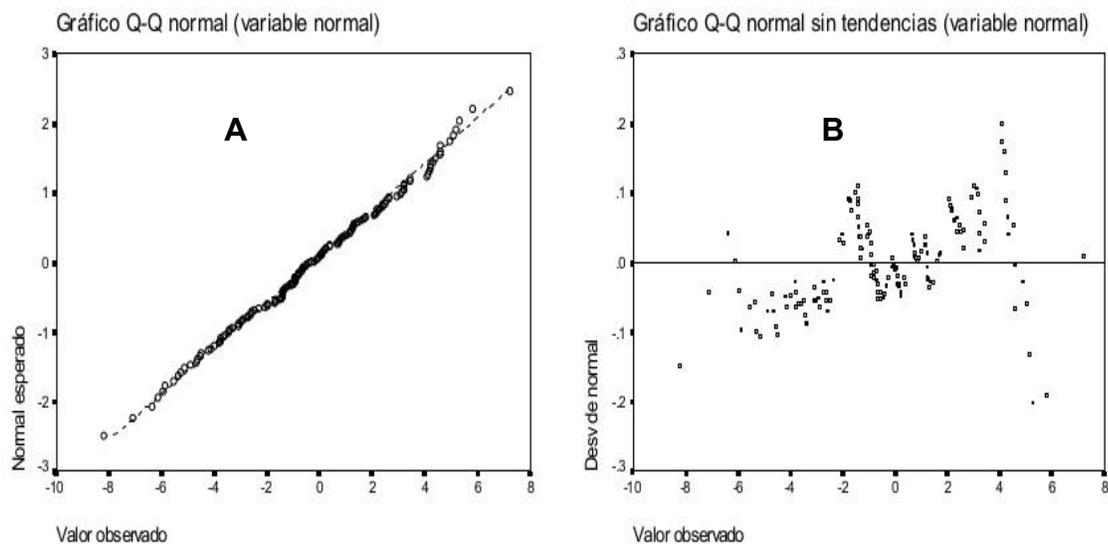
Otro test paramétrico que evalúa la normalidad es Kolmogorov-Smirnov, (Chakravart et al., 1967) este “se basa en el concepto de función de distribución empírica y sus propiedades como aproximación de la función de distribución teórica cuando se trabaja sobre variables continuas y se conocen todos los parámetros muestrales” (Pedrosa et al., 2015, p. 247).

En cuanto al análisis gráfico, el gráfico probabilístico de normalidad cuantil-cuantil (Q-Q plot), es la prueba de normalidad más simple y se basa en la comparación de cuantiles de dos distribuciones (Crawley, 1996).

“El Q-Q plot, representa cuantiles empíricos de los residuos en función de los cuantiles teóricos de la distribución normal estándar. Si la distribución normal de los datos es aceptable, el gráfico será aproximadamente una línea recta” (Picard et al. , 2012, p. 115).

## Figura 1.

### Análisis gráfico de normalidad



*Nota.* Análisis de normalidad a través del gráfico probabilístico de normalidad Q-Q plot. Obtenido de Newsom (2021). *Multiple Regression and Multivariate Quantitative Methods*. ([http://web.pdx.edu/~newsomj/mvclass/ho\\_diagnostics%20examples%20in%20SPSS.pdf](http://web.pdx.edu/~newsomj/mvclass/ho_diagnostics%20examples%20in%20SPSS.pdf)), consultado el 3 de octubre de 2021. De dominio público.

### 2.2.1.2. Homocedasticidad

“En los modelos de biomasa, la hipótesis más importante que a verificar es la constancia de la varianza de los residuos. Hay homocedasticidad cuando la varianza del error residual del modelo es constante” (Picard et al., 2012, p. 115).

La homocedasticidad se evalúa con la prueba de Breusch-Pagan cuya base es un modelo multiplicativo para las varianzas del error, si el valor-p < 0.05 se rechaza la hipótesis de que las varianzas no son iguales (Ludwig, 2013).

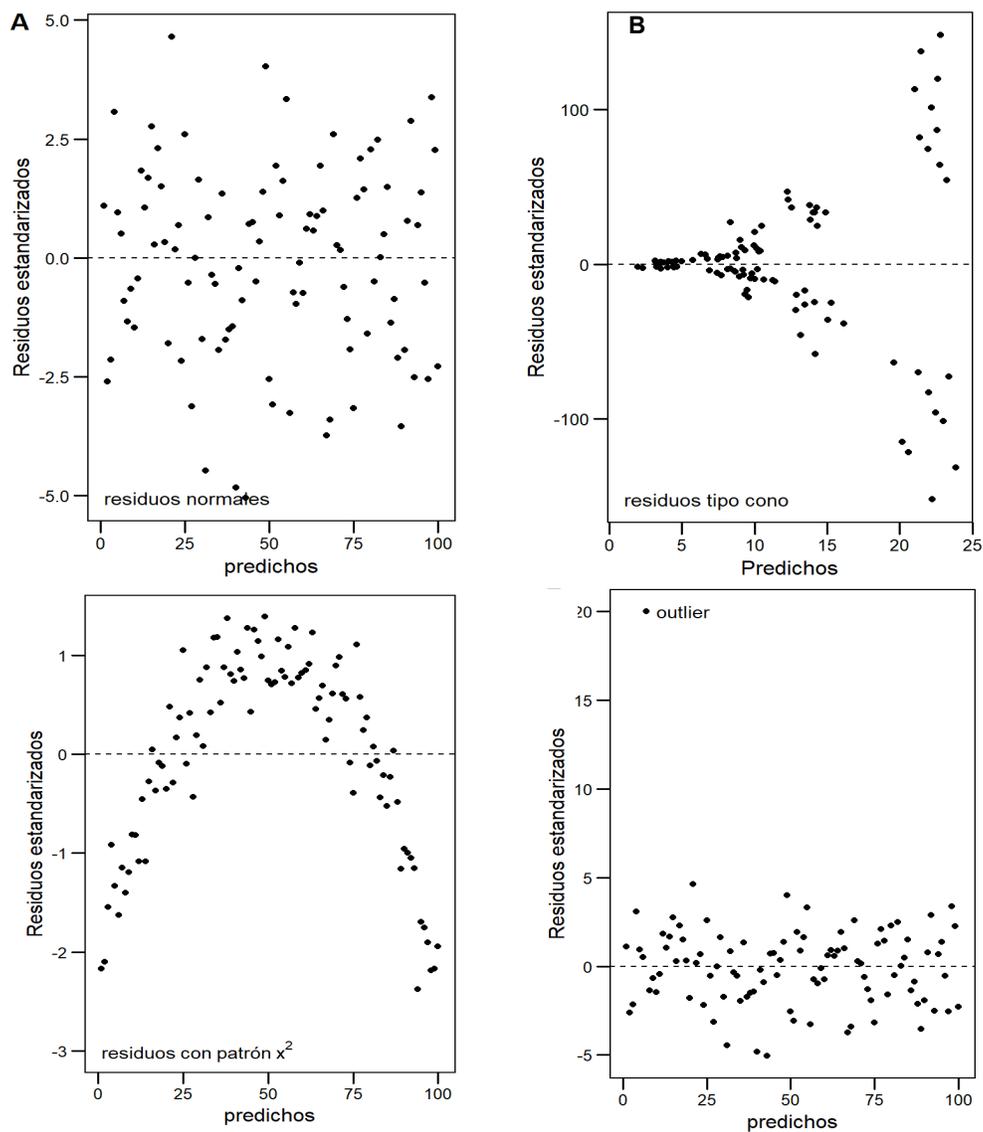
“La homocedasticidad se verifica visualmente con un gráfico de residuos en función de los valores predichos” (Picard et al., 2012, p. 115). “Si la varianza de los residuos es constante, la nube no debe mostrar ninguna tendencia o estructuración particular” (Antepara, 2009, p. 48).

“Por el contrario, si aparece una estructuración particular, cabe replantearse la hipótesis” (Picard et al., 2012, p. 115). En caso de datos biológicos como el volumen de la biomasa de árboles, la heterocedasticidad es regla.

Por tanto, en caso de ajustar modelos de biomasa, la regresión lineal simple que usa biomasa como variable respuesta ( $Y=B$ ) permite resolver este problema, de forma que las regresiones lineales que se usen para ajustar modelos serán casi siempre regresiones sobre datos transformados logarítmicamente, permitiendo estabilizar la varianza residual. (Picard et al., 2012, p. 116)

La Figura 2, muestra el análisis gráfico de residuos estandarizados en función de valores predichos. En el primer caso (A), la dispersión de los residuos y su variabilidad sugiere varianza constante y la presencia de homocedasticidad. En (B), se muestra tendencia a formar un embudo, esta forma es típica de un aumento de la varianza residual con la variable explicativa, hay heterocedasticidad.

**Figura 2.**  
*Análisis de la varianza*



*Nota.* Análisis de la varianza a través del gráfico de residuos estandarizados en función de valores predichos. Obtenido de Picard et al. (2012). *Manual de construcción de ecuaciones alométricas para estimar el volumen y la biomasa de los árboles. Del trabajo de campo a la predicción.* ([http://www.globalometree.org/media/cms\\_page\\_media/6/tarifs\\_sp\\_22mar\\_web.pdf](http://www.globalometree.org/media/cms_page_media/6/tarifs_sp_22mar_web.pdf)), consultado el 3 de octubre de 2021. De dominio público.

Los dos casos siguientes muestran otros ejemplos de heterocedasticidad, en (C) los residuos forman un patrón de  $X^2$ . En (D) se muestra cómo modifica un *outlier* al gráfico de residuos mostrado en A.

### 2.2.1.3. Independencia lineal

“Aunque el modelo de regresión lineal asume que los términos de error aleatorio son variables aleatorias no correlacionadas, es necesario evaluar la correlación entre miembros de series de observaciones ordenadas en el tiempo o en el espacio” (Picard et al., 2012, p. 113).

“Eventualmente, si existiera un orden natural en las observaciones, la autocorrelación se puede detectar mediante el test de Durbin-Watson para probar que los residuos son realmente independientes” (Picard et al., 2012, p. 115).

Según Kutner et al. (2005), el test de Durbin-Watson permite verificar la hipótesis de no autocorrelación frente a la alternativa de autocorrelación (temporal o espacial) de primer orden bajo un esquema autorregresivo. La prueba consiste en determinar si el parámetro  $\rho$  es o no 0, si  $\rho=0$ , entonces  $\varepsilon_1=u_1$ . Por lo tanto, los términos de error  $\varepsilon_1$  son independientes cuando  $\rho=0$ , los términos de perturbación  $u_1$  son independientes.

Contraste de hipótesis:

*Ho: No existe autocorrelación AR(1), donde  $\rho = 0$*

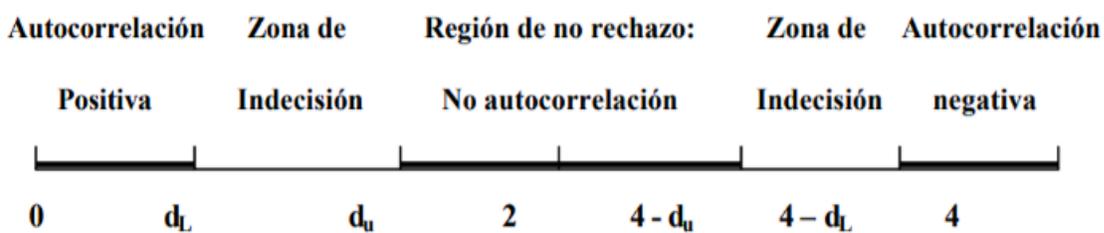
*Ha: Existe autocorrelación AR(1), donde  $\rho \neq 0$*

$$DW = \frac{\sum_{t=2}^T ((e_t - e_{t-1})^2)}{\sum_{t=1}^T e_t^2} \quad Ec. 5$$

Donde, DW es el estadístico de prueba; T es el número de casos y  $e_t$  y  $e_{t-1}$  son los errores contemporáneo y rezagado predichos del modelo original.

**Figura 3.**

*Regiones de contraste para estadístico el DW*

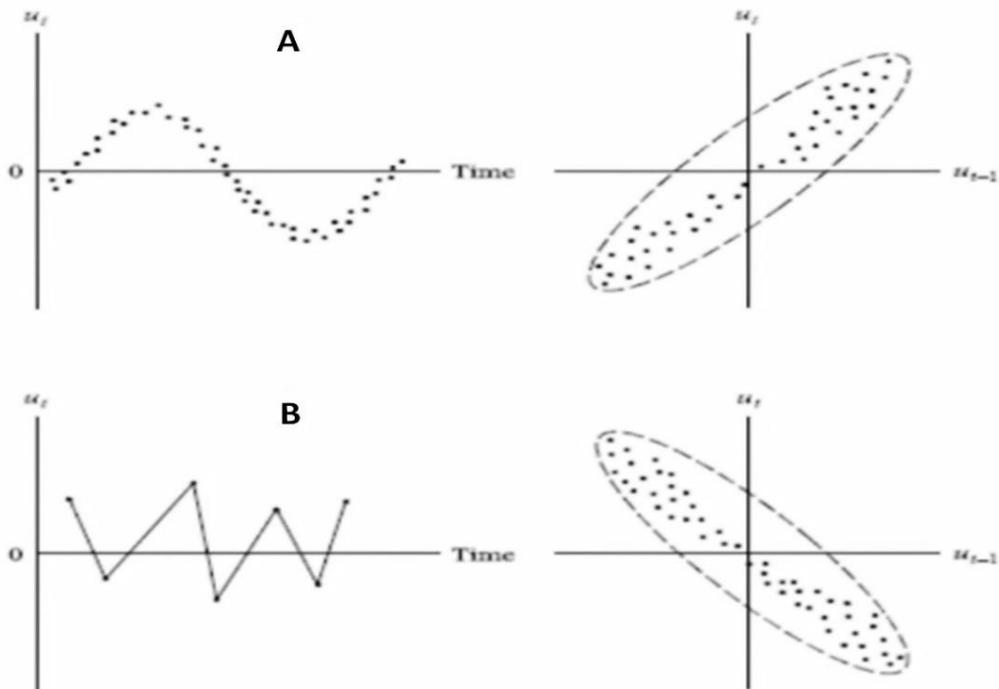


*Nota.* Regiones de contraste para evaluar la independencia lineal a través del estadístico de Durbin-Watson (WD). Obtenido de Kutner et al. (2005). *Applied Linear Statistical Models*. ([https://users.stat.ufl.edu/~winner/sta4211/ALSM\\_5Ed\\_Kutner.pdf](https://users.stat.ufl.edu/~winner/sta4211/ALSM_5Ed_Kutner.pdf)), consultado el 3 de octubre de 2021. De dominio público.

En la Figura 4 se muestran algunas relaciones que pueden observarse en regresión con términos de error autocorrelacionados. El análisis gráfico se realiza al trazar la nube de puntos de los residuos estandarizados en función del tiempo, si se aprecian en el gráfico patrones de comportamiento sistemático; el gráfico sugiere presencia de autocorrelación positiva (A) o negativa (B).

## Figura 4.

Regresión con términos de error autocorrelacionados



*Nota.* Análisis de autocorrelación a través del gráfico de residuos estandarizados en función del tiempo. Obtenido de Kutner et al. (2005). *Applied Linear Statistical Models*. ([https://users.stat.ufl.edu/~winner/sta4211/ALSM\\_5Ed\\_Kutner.pdf](https://users.stat.ufl.edu/~winner/sta4211/ALSM_5Ed_Kutner.pdf)), consultado el 3 de octubre de 2021. De dominio público.

### 2.2.1.4. Linealidad

“La prueba paramétrica para analizar la linealidad corresponde al coeficiente de correlación lineal de Pearson” (López y Gonzáles, 2016, p. 208), que mide el grado de covariación entre distintas variables relacionadas linealmente, cuantitativas y continuas. La medida de la asociación lineal entre X y Y se estima por medio de la siguiente ecuación:

$$r_{xy} = \frac{\sum Z_x Z_y}{N} \quad \text{Ec. 3}$$

Donde:

x = Variable 1

y = Variable 2

Zx = Desviación estándar de la variable 1

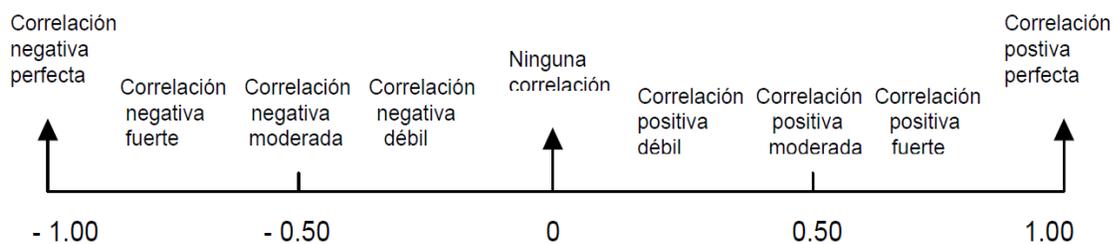
Zy = Desviación estándar de la variable 2

N = Número de datos

La correlación entre dos variables X y Y es perfecta positiva cuando en la medida que aumenta una de ellas, aumenta la otra. Esto sucede cuando la relación entre ambas variables es funcionalmente exacta. Valores cercanos o iguales a +1 indican una relación lineal perfecta positiva (directa), valores cercanos o iguales a -1 indican una relación lineal perfecta negativa (inversa), mientras que valores de 0 indica ausencia de asociación lineal entre variables. (López y Gonzáles, 2016, p. 208)

## Figura 5.

### Análisis del coeficiente de correlación entre dos variables



*Nota.* Análisis de linealidad a través del coeficiente de correlación de Pearson. Obtenido de Vila, Sedano, López, & Juan, (2011). *Correlación lineal y análisis de regresión.* ([https://www.academia.edu/8290949/CORRELACION\\_LINEAL\\_Y\\_ANALISIS\\_DE\\_REGRESION\\_MAPA\\_CONCEPTUAL](https://www.academia.edu/8290949/CORRELACION_LINEAL_Y_ANALISIS_DE_REGRESION_MAPA_CONCEPTUAL)), consultado el 3 de octubre de 2021. De dominio público.

El gráfico de residuos en función de la variable predictora ayuda a identificar falta de linealidad debido a una variable (Cayuela, 2010). Los residuos deben caer dentro de una banda horizontal centrada alrededor de 0, sin mostrar tendencias sistemáticas + o - (Kutner et al., 2005; Cayuela, 2010).

#### **2.2.1.5. Valores atípicos**

Se puede medir la influencia de valores atípicos sobre valores ajustados y coeficientes de regresión estimados a través de la distancia de Cook. La distancia de Cook (1977) mide el cambio producido en las estimaciones de los coeficientes de regresión al eliminar cada caso de la ecuación de regresión (Bouza, 2008).

“Una distancia de Cook grande indica que se tiene peso considerable en la estimación de los coeficientes de regresión” (Bouza, 2008, p. 71). Para evaluarla puede usarse “la distribución F con  $p+1$  y  $n-p-1$  grados de libertad ( $p$  es el número de variables independientes y  $n$  al tamaño de muestra). En un caso con distancia de Cook superior a 1 debe ser revisado” (Pardo y Ruíz, 2005, p. 364).

Valores atípicos residuales pueden identificarse a partir de gráficos de residuos en función de X o Y, gráficos de caja (box-plot) y de puntos. Los residuos semiestudentizados son particularmente útiles para distinguir valores extremos, dado que resulta fácil identificar residuos que se encuentran en muchas desviaciones estándar desde cero.

“Según la regla, cuando el número de casos es grande se consideran residuos semiestudentizados con valor absoluto de cuatro o más para ser considerados valores atípicos” (Kutner et al., 2005, p. 108).

## 2.2.2. Evaluación del ajuste del modelo de regresión lineal

El ajuste del modelo de regresión lineal simple se evalúa a través de una serie de métricas (Stäbler, 2020). “Coeficiente de Determinación Múltiple ( $R^2$ ), Coeficiente de Determinación Ajustado ( $R^2$  Ajustado), Cuadrado Medio del Error (CME), Raíz del Cuadrado Medio del Error (RCME)” (Segura y Andrade, 2008, p. 93) y Criterio de Información de Akaike (AIC) (Akaike, 1993), las cuales se describen a continuación.

### 2.2.2.1. Coeficiente de determinación múltiple $R^2$

Es una medida descriptiva adimensional que evalúa la bondad de ajuste del modelo a los datos, mide la capacidad predictiva del modelo ajustado (Antepara, 2009). Se define como la relación entre la suma de cuadrados explicada por la regresión y la suma de cuadrados total (Stäbler, 2020).

Este representa la proporción de la variación total en Y explicada por el modelo ajustado. Con frecuencia, se reporta el valor de  $R^2 \times 100\%$  e interpreta el resultado como el porcentaje de variación explicado con el modelo propuesto. (Walpole & Myers, 1992, p. 407)

Puede obtenerse mediante la fórmula:

$$R^2 = 1 - \frac{SCR}{SCT} \quad Ec.5$$

Donde,  $R^2$  es el coeficiente de determinación; SCR es la suma de cuadrados de regresión y SCT es la suma de cuadrados total.  $R^2$  mide la correlación entre Y y  $\hat{y}$ , y  $0 < R^2 < 1$ .

De donde su interpretación se deduce de la siguiente manera: Si  $R^2 = 1$ , se tiene un ajuste perfecto de los datos. Cuanto más se acerque  $R^2$  a la unidad, mayor poder explicativo tendrá el modelo de regresión. En la práctica, es improbable obtener  $R^2 = 1$ , pues indicaría la ausencia de residuos y una total dependencia funcional.

Por otro lado, si  $R^2=0$ , X no explica en absoluto ninguna de las variaciones de la variable Y, de modo que el modelo es inadecuado, o bien las variables son independientes. Cuanto más cercano a 0 esté dicho valor, menor poder explicativo tendrá el modelo (Kutner et al., 2005).

Los analistas citan con mucha frecuencia los valores de  $R^2$ , quizá debido a su simplicidad. Sin embargo, puede haber errores en su interpretación. La confiabilidad de  $R^2$  depende del tamaño del conjunto de los datos de la regresión y del tipo de aplicación. Resulta claro que  $0 < R^2 < 1$ , y el límite superior se logra cuando el ajuste a los datos es perfecto y todos los residuales son 0 (Walpole et al., 2012).

Como lo indica Kutner et al., (2005), valores grandes de  $R^2$  no necesariamente implican que el modelo es bueno. Adicionar variables al modelo disminuye la Suma de Cuadrados del Error (SCE), lo que incrementa el valor de  $R^2$ , ya sea que las variables contribuyan o no al modelo. Esto implica que  $R^2$  puede volverse artificialmente elevado por medio de la práctica inapropiada de sobreajustar, es decir, incluir demasiados términos en el modelo. Por consiguiente, el incremento de  $R^2$  que se obtiene al agregar términos adicionales no implica que estos modelos sean buenos en la predicción o estimación, al mismo tiempo que sacrifica los grados de libertad del error.

Walpole et al. (2012), indican para seleccionar un modelo, no se debe adoptar un proceso de selección que sólo incluya la consideración de  $R^2$ .

### 2.2.2.2. Coeficiente de determinación ajustado ( $R^2$ adj)

Como alternativa al uso de  $R^2$  como medida de la idoneidad de un modelo, es común que se informe el coeficiente de determinación múltiple ajustado, denotado por  $R^2_{aj}$  (Orrego et al., 2003). “El  $R^2_{aj}$  es una variación de  $R^2$ ” (Segura y Andrade, 2008, p. 93) “que proporciona un ajuste para los grados de libertad, este coeficiente toma en cuenta el tamaño de la muestra ( $n$ ) y el número de parámetros ( $p$ ) del modelo” (Orrego et al., 2003, p. 215).

El  $R^2_{aj}$  no necesariamente aumenta al incluir una variable independiente adicional en el modelo, debido a que penaliza la inclusión de nuevas variables independientes (Stäbler, 2020).

Si la variable independiente ingresada es significativa, el  $R^2_{aj}$  será cercano al  $R^2$ ; en caso contrario, el  $R^2_{aj}$  disminuirá respecto al  $R^2$ . Cuanto más cercano a 1 sean el  $R^2$  y  $R^2_{aj}$ , el ajuste del modelo será mayor. (Segura & Andrade, 2008, p. 93)

$R^2_{aj}$  siempre es menor que  $R^2$  y es forzado hacia 1 con la adición de más variables independientes al modelo. Tanto  $R^2$  y  $R^2_{aj}$  son medidas descriptivas, por lo que se sugiere no depender únicamente de sus valores para decidir si un modelo es útil o no para predecir la variable de respuesta  $Y$  (Orrego et al., 2003).

$$R^2_{aj} = 1 - \left( \frac{n-1}{n-p} \right) (1 - R^2) \quad Ec. 6$$

Donde,  $R^2_{Aj}$  es el coeficiente de determinación ajustado; N es el número total de observaciones y P es el número total de parámetros del modelo ajustado.

### **2.2.2.3. Cuadrado Medio del Error (CME)**

Proporciona una idea general de la magnitud del error. Esta métrica de evaluación asegura que los valores negativos no compensan los positivos. Cuanto menor sea el CME, mejor se ajustará el modelo a los datos. El CME tiene las unidades al cuadrado de lo que se traza en el eje vertical. Como resultado de la cuadratura, asigna más peso a los errores más grandes. Esta métrica de evaluación es importante si los datos a utilizar contienen valores atípicos. No está en la misma unidad de medida que la variable dependiente (Stäbler, 2020).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n (y - \bar{y})^2 \quad Ec. 7$$

Donde,  $y$  es el valor real;  $\bar{y}$  es el valor predicho y  $n$  es el tamaño del conjunto de datos.

### **2.2.2.4. Raíz del Cuadrado Medio del Error (RCME)**

Corresponde a la raíz cuadrada de error cuadrado medio del error CME. El RCME mide la cantidad de error que hay entre dos conjuntos de datos, es decir los valores predichos y los valores observados. Los dos deben ser similares para un ajuste razonable. Si se obtiene un valor menor de RCME, se interpreta que los valores pronosticados están cerca de los valores observados (Stäbler, 2020) cuanto menor sea el RCME, el ajuste del modelo será mayor (Segura y Andrade, 2008).

El RCME se puede interpretar directamente en términos de unidades de medida, por lo que es una mejor medida de bondad de ajuste que un coeficiente de correlación (Stäbler, 2020).

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=0}^n \frac{(y - \bar{y})^2}{n}} \quad EC.8$$

#### 2.2.2.5. Criterio de Información de Akaike (AIC)

Cuando más de un modelo pasa las verificaciones de diagnóstico, la selección del modelo puede requerir criterios adicionales, como el principio de parsimonia y otras consideraciones. Los criterios de selección de información, como los criterios de información de Akaike y Schwarz, proporcionan reglas cuantitativas para la selección del modelo (Yiu-Kuen, 2009). El AIC se utiliza para elegir el mejor entre un conjunto de modelos basado en la distancia de Kullback-Leibler. Si aumenta la complejidad del modelo verdadero con el tamaño del conjunto de datos (Burnham & Anderson, 2002).

Akaike, (1973) introdujo el concepto de Criterio de Información como una herramienta para la selección óptima de modelos. El Criterio de Información de Akaike (AIC del inglés Akaike's Information Criterion), es una medida de bondad de ajuste para el rango de valores de los datos, que propone penalizar modelos grandes a través de la resta del número de parámetros en el modelo de su máxima verosimilitud. El AIC indica: a) el modelo de "mejor" ajuste (Quinn & Keough, 2002) b) la diferencia entre un modelo dado y el modelo subyacente "verdadero" para determinar qué modelo es más probable que sea correcto y c) cuantifica dicha probabilidad (Motulsky & Christopoulos, 2003; Beal, 2005).

El AIC combina la teoría de la máxima verosimilitud, la teoría de la información y el concepto de entropía de la información; y es una función del número de observaciones  $n$ , el SSE y el número de parámetros  $p$  (Akaike, 1973). El AIC, su ecuación matemática es:

$$AIC = -2\ln(L) + 2p \quad EC.8$$

Cuando aumenta el número de parámetros  $p$  incluidos en el modelo, la falta de término de ajuste disminuye mientras que el término de penalización aumenta. Por el contrario, a medida que las variables se eliminan del modelo, la falta de término de ajuste aumenta, mientras que el término de penalización disminuye. El modelo con menor AIC es indicador de mejor ajuste y se considera el “mejor” modelo, dado que minimiza la diferencia entre el modelo dado y el modelo “verdadero” (Burnham & Anderson, 2002; Crawley, 1996).

### **2.3. Mercado internacional de carbono**

De acuerdo a la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre Cambio Climático (ONU, 1992), se define mercado de carbono al sistema de comercio a través del cual los países pueden comprar o vender unidades de emisiones de gases de efecto invernadero en un esfuerzo por cumplir con sus límites nacionales de emisiones (UNFCCC, 2021).

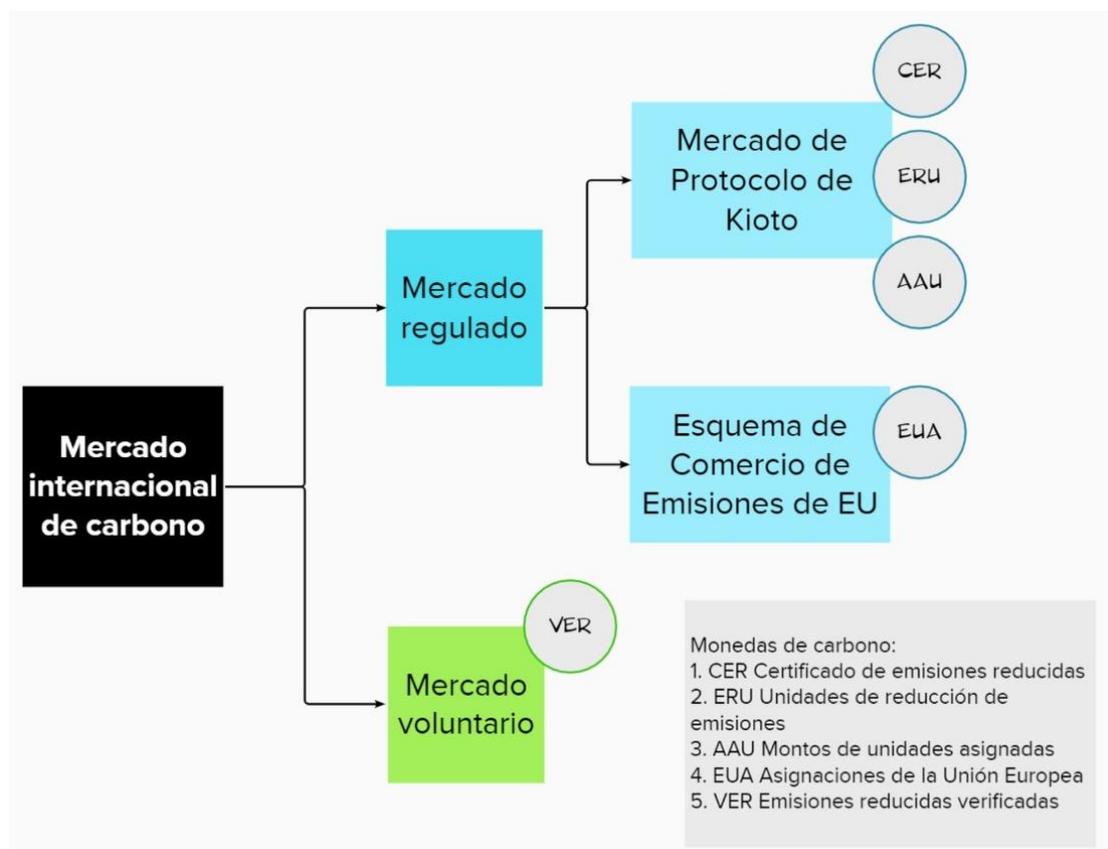
De acuerdo con Eguren, (2004) “el término proviene del hecho de que el dióxido de carbono es el GEI predominante. Banco Mundial indica que un mercado de carbono es un conjunto de transacciones en donde cantidades de reducciones de emisiones de GEI se intercambian” (p. 17).

### 2.3.1. Estructura del mercado internacional de carbono

Actualmente puede distinguirse dos grandes esferas para las transacciones del mercado internacional de carbono, los mercados regulados y los voluntarios (Eguren, 2004) (Figura 6).

**Figura 6.**

*Estructura del mercado internacional de carbono*



*Nota.* Elaboración propia con base en la información obtenida de Eguren (2004). *El mercado de carbono en América Latina y el Caribe: balance y perspectivas.* ([https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/5620/1/S043136\\_es.pdf](https://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/5620/1/S043136_es.pdf)), consultado el 3 de octubre de 2021. De dominio público.

### **2.3.2. Precio justo en el mercado internacional de carbono**

La fijación del precio del carbono consiste en establecer una tarifa sobre las emisiones de GEI para incentivar la reducción de las emisiones de carbono. El objeto es internalizar los costos de los daños ambientales al poner un precio a las emisiones de GEI. (ParlAmericas, 2018, p. 1)

De acuerdo con FCPF (2019), la fijación del precio del carbono ha ganado cada vez más aceptación a nivel mundial. A 2019 se contaba con 61 iniciativas de establecimiento de precios de carbono y 78 jurisdicciones aplican programas de comercio o impuestos sobre el carbono.

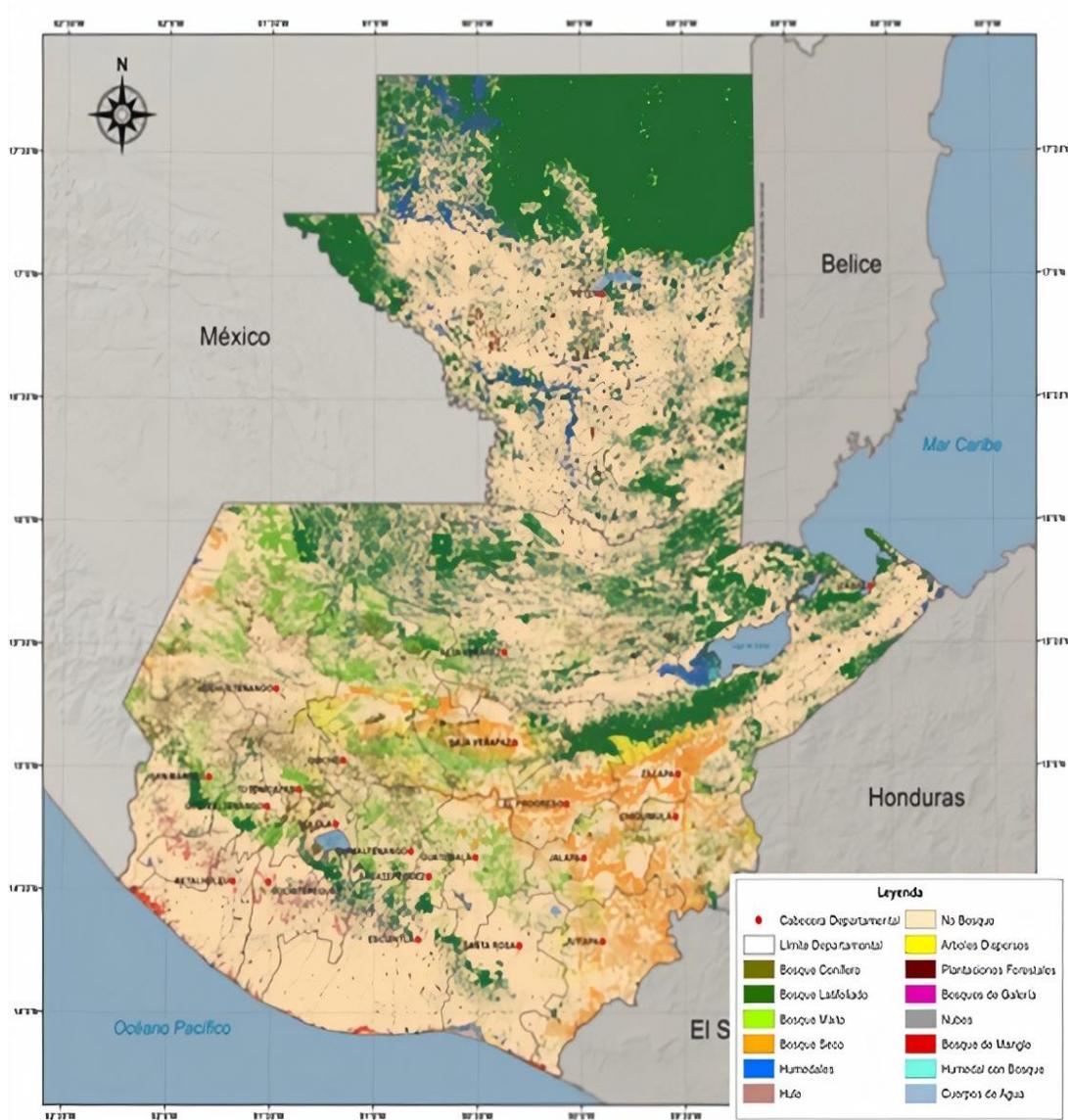
“Se sabe que 90 países, ya han desarrollado o se encuentran en preparación para un precio del carbono y han empezado a vincular sus mercados. El valor del mercado mundial del carbono es de 52 mil millones de dólares” (ParlAmericas, 2018, p. 1).

### **2.4. Bosques de coníferas en Guatemala**

Los bosques de conífera abarcan 297,982 ha, representan un 2.76 % de la superficie forestal del país. De acuerdo con INAB-CONAP (2015), la distribución abarca desde los 500 msnm a los 3,000 msnm con excepción de *Pinus caribaea*, localizado de 0-500 msnm; son árboles maduros, con gran variación de diámetro. Se encuentran principalmente en los departamentos de Quiché (58,090 ha) y Huehuetenango (47,608 ha). Las especies representativas son: *Pinus oocarpa*, *P. pseudostrobus*, *P. maximinoi*, *P. caribaea*; *Cupressus lusitánica*; y *Abies guatemalensis*.

**Figura 7.**

*Distribución de bosque de coníferas y mixto en Guatemala*



*Nota.* Mapa de distribución de bosque de coníferas y mixto en Guatemala. Obtenido de INAB-CONAP (2015). *Mapa Forestal por Tipo y Subtipo de Bosque, 2012.* (<https://chm.cbd.int/api/v2013/documents/7023F81E-EFBD-F578-8B84-4E4045E2E8A3/attachments/209763/Cobertura%20forestal%20por%20tipo%20y%20subtipo%20de%20bosque.pdf>), consultado el 3 de octubre de 2021. De dominio público.

### **3. PRESENTACIÓN DE RESULTADOS**

De acuerdo con los objetivos propuestos se presentan los siguientes resultados.

#### **3.1. Preprocesamiento de datos**

Se analizó la base de datos de la red de parcelas permanentes de medición forestal en bosques naturales de coníferas del INAB del período 2012 a 2020, consistente en 150,172 datos agrupados en 13,652 observaciones y 11 variables. El análisis mostró que la base presentaba valores faltantes, errores en la codificación de variables, inconsistencias en los registros y valores duplicados, por lo cual se realizó el preprocesamiento de los datos.

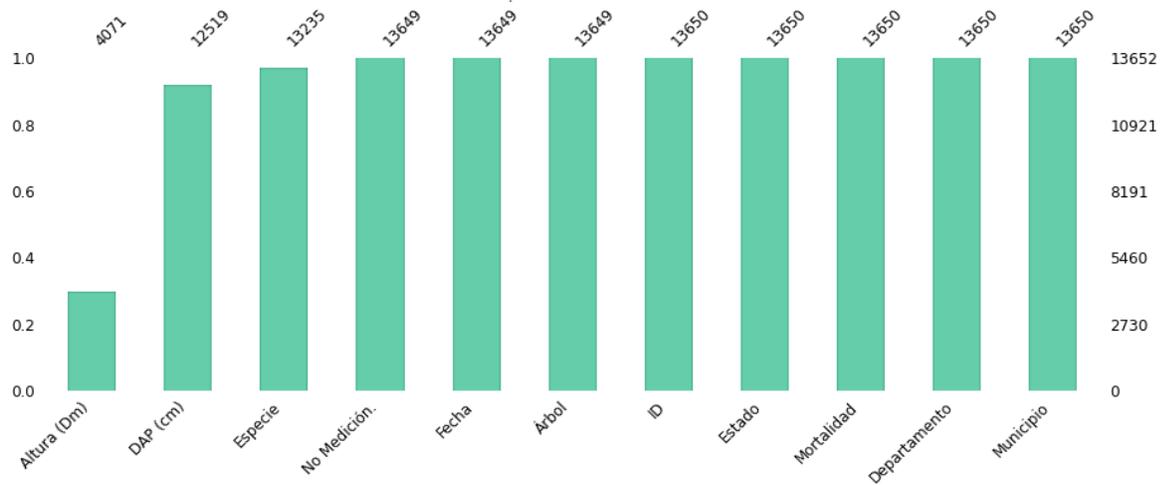
##### **3.1.1. Valores faltantes**

Los valores faltantes representaron el 7.42% de los datos. De estos la Altura registró 9,581 valores faltantes, seguida del DAP con 1,133 y la Especie con 417 valores (Figura 8).

Para identificar la existencia de patrones en los valores faltantes, su ocurrencia y extensión se generó una matriz de nulidad. Se observó que existe una relación entre los valores faltantes de la Altura y el DAP, de manera que donde se registró la ausencia de Altura también se registró la ausencia de DAP. (Figura 9).

**Figura 8.**

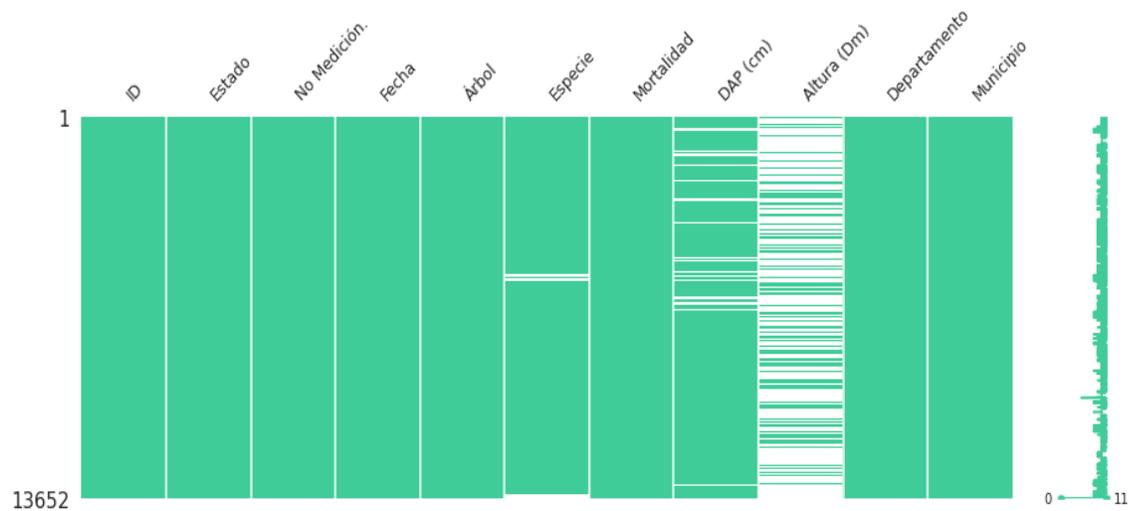
*Cantidad de valores faltantes identificados por variable*



*Nota.* Se muestra la cantidad de valores faltantes, siendo los mayores para las variables altura, DAP y especie. Elaboración propia, realizado con Python.

**Figura 9.**

*Matriz de nulidad identificados por variable*



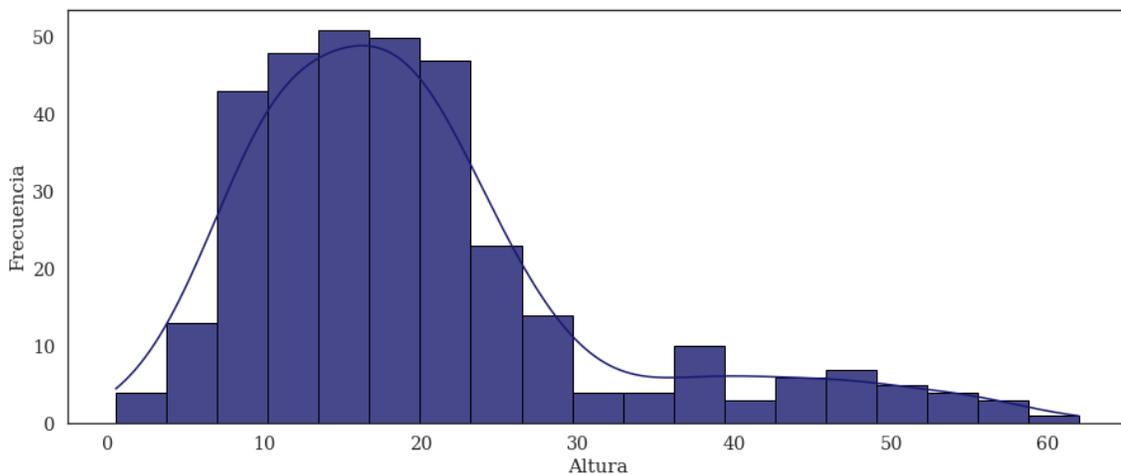
*Nota.* Matriz de nulidad identificando una mayor cantidad de valores faltantes para las variables altura y DAP. Elaboración propia, realizado con Python.

Identificadas las variables y patrones de datos faltantes, se realizaron pruebas de normalidad para determinar el método apropiado para la imputación de datos faltantes. Dado que Altura y DAP no evidenciaron una distribución normal (Figuras 10 y 13), se aplicaron transformaciones de logaritmo natural (Figuras 11 y 14) y de Box-Cox (Figuras 12 y 15), y posteriormente se aplicaron pruebas de hipótesis de normalidad Shapiro-Wilk y Kolmogorov-Smirnov, sin embargo, no fue posible normalizar los datos.

Dado el alto número de registros de la población, se procedió a eliminar los registros con datos faltantes.

**Figura 10.**

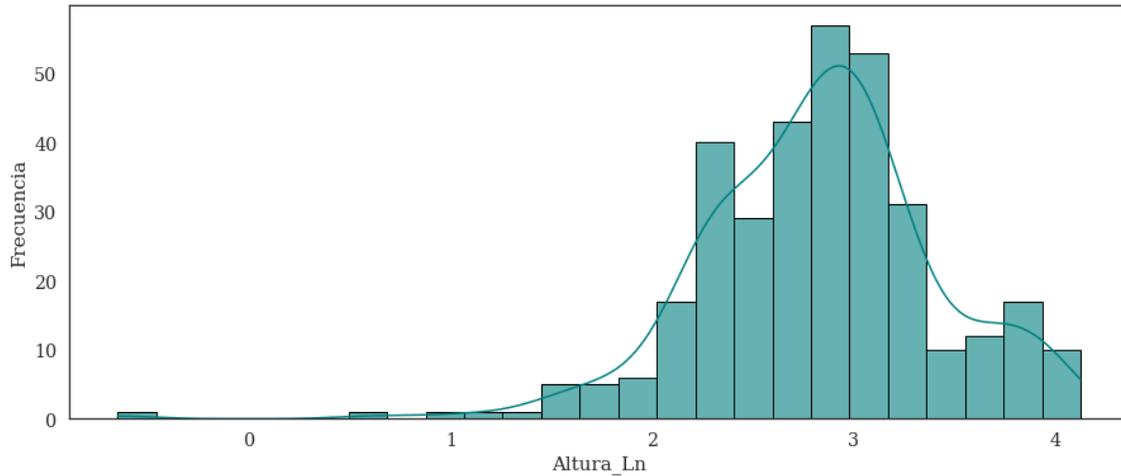
*Distribución del Altura (m) sin transformación*



*Nota.* Histograma de la variable altura, que muestra una distribución de datos no normal. Elaboración propia, realizado con Python.

**Figura 11.**

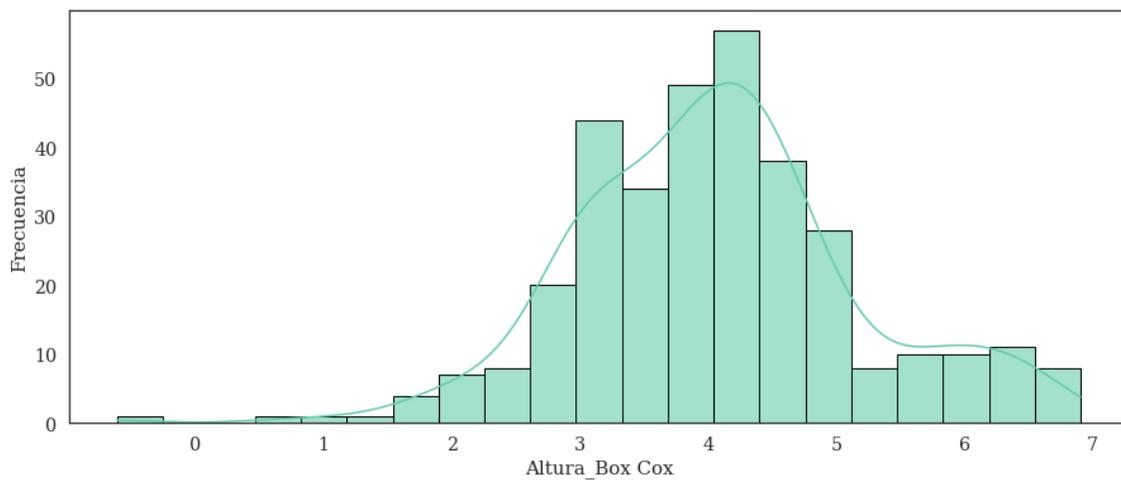
*Distribución de la Altura (m) con transformación de logaritmo natural*



*Nota.* Histograma de la variable altura transformada utilizando el método de logaritmo natural, se muestra una distribución de datos no normal. Elaboración propia, realizado con Python.

**Figura 12.**

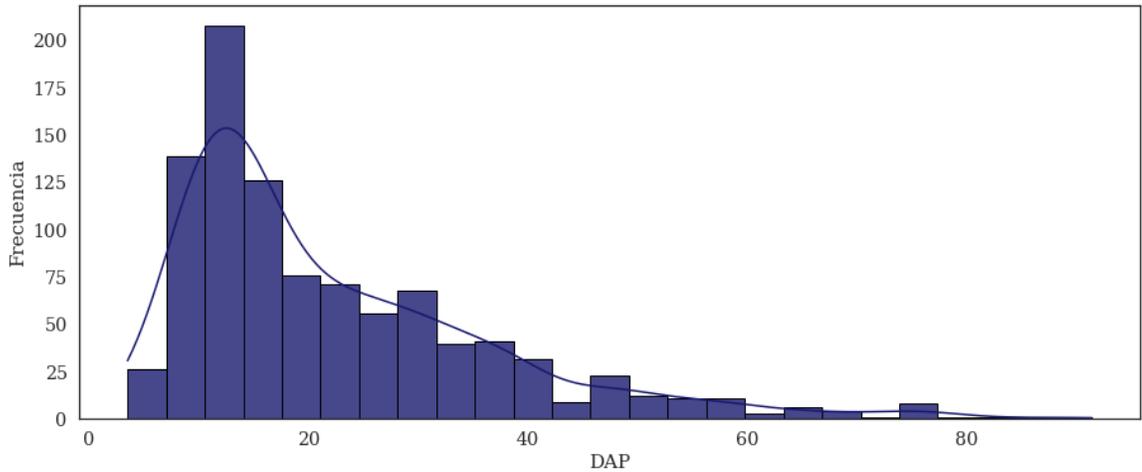
*Distribución de la Altura (m) con transformación Box-Cox*



*Nota.* Histograma de la variable altura transformada utilizando el método de Box-Cox, se muestra una distribución de datos no normal. Elaboración propia, realizado con Python.

**Figura 13.**

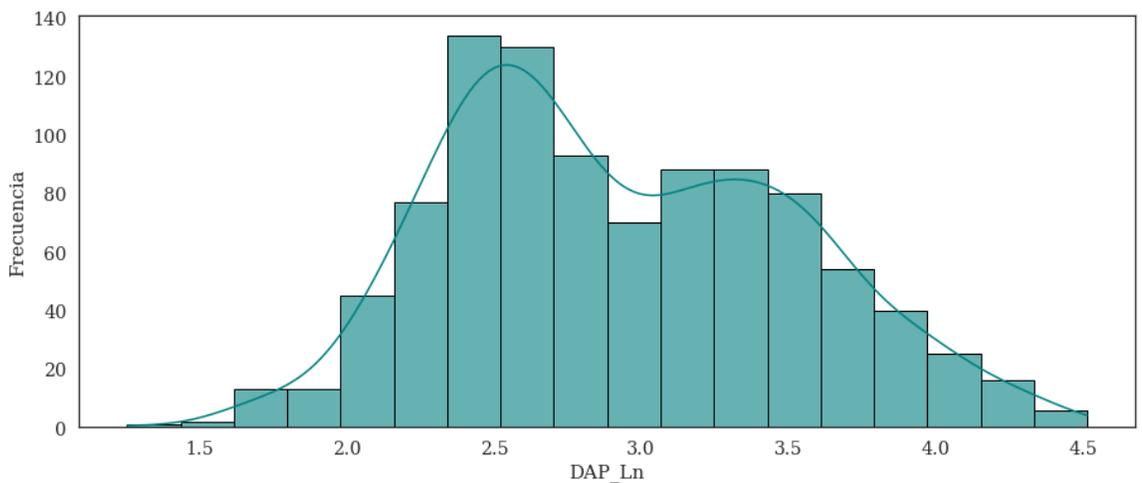
*Distribución del DAP (cm) sin transformación*



*Nota.* Histograma de la variable DAP, que muestra una distribución de datos no normal. Elaboración propia, realizado con Python.

**Figura 14.**

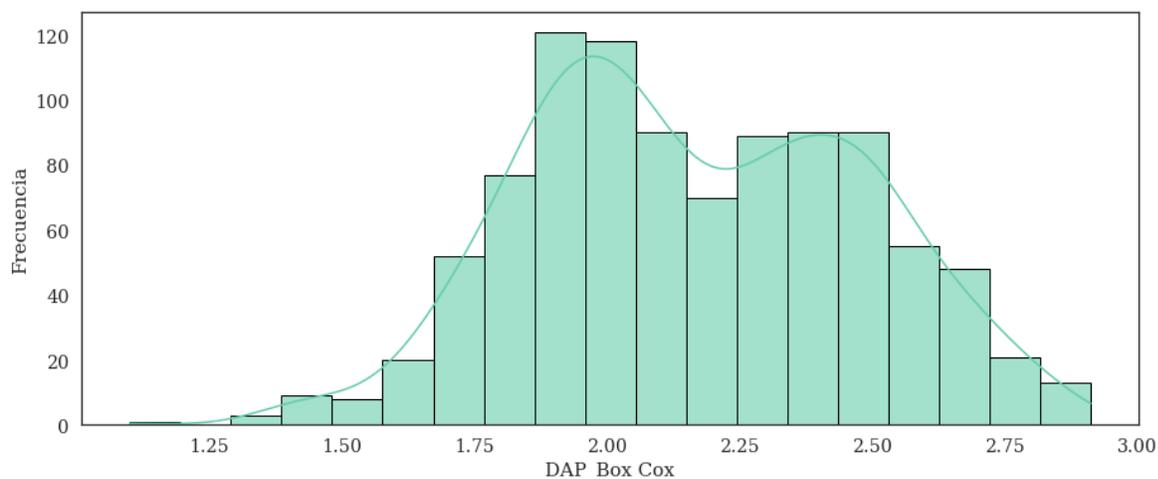
*Distribución del DAP (cm) con transformación de logaritmo natural*



*Nota.* Histograma de la variable DAP transformada utilizando el método de logaritmo natural, se muestra una distribución de datos no normal. Elaboración propia, realizado con Python.

**Figura 15.**

*Distribución del DAP (cm) con transformación Box-Cox*



*Nota.* Histograma de la variable DAP transformada utilizando el método de Box-Cox, se muestra una distribución de datos no normal. Elaboración propia, realizado con Python.

### 3.1.2. Errores en la codificación de variables

8 de las 11 variables consideradas requirieron ser transformadas para ser analizadas. Estas transformaciones incluyeron cambios en el tipo de variable, en la escala de medición o su dimensión.

El ID, Medición y Árbol, variables cuantitativas de razón fueron transformadas en su escala de medición de decimal a entero. El DAP y Densidad, variables cuantitativas de razón requirieron transformación del tipo de variable, de texto a decimales. La Altura una variable cuantitativa de razón fue transformada en dimensión de decímetros a centímetros. Árbol y Mortalidad que corresponden a variables cualitativas nominales, fueron transformadas en su escala de medición, de decimal a entero y texto, respectivamente (Tabla 3).

**Tabla 3.***Variables de estudio transformadas*

<b>Nombre de la variable</b>	<b>Tipo de variable</b>	<b>Escala de medición</b>	<b>Tipo de dato</b>	<b>Tipo de dato transformado</b>
ID	Cuantitativa	De razón	Decimal	Entero
Medición	Cuantitativa	De razón	Decimal	Entero
Fecha	Cuantitativa	De razón	Texto	Fecha
Árbol	Cualitativa	Nominal	Decimal	Entero
Mortalidad	Cualitativa	Nominal	Decimal	Texto
DAP	Cuantitativa	De razón	Texto	Decimal
Altura	Cuantitativa	De razón	Decímetros	Centímetros
Densidad	Cuantitativa	De razón	Texto	Decimal

*Nota.* Variables consideradas y su transformación. Elaboración propia, realizando con Excel.

### **3.1.3. Inconsistencias en los registros**

Algunas variables contenían registros que no serían de utilidad para el análisis por lo que se filtraron las características deseadas. Para la variable ID, se filtraron los registros de parcelas activas y para la Mortalidad, se filtraron los registros de árboles vivos. Para la variable Especie, que se refiere al nombre de la especie registrada, se filtraron los registros de 12 especies de coníferas (Tabla 4). Para evitar sesgos en los modelos alométricos, se removieron registros de 4 especies arbustivas y 22 especies latifoliadas (árboles de hoja ancha y plana).

### **3.1.4. Valores duplicados**

Para la variable Medición se identificaron diferentes periodos de medición, siendo estos de 1 a 5 mediciones (Figura 16). Se seleccionó la última medición para registrar el carbono almacenado por especie (Figura 17).

**Tabla 4.**

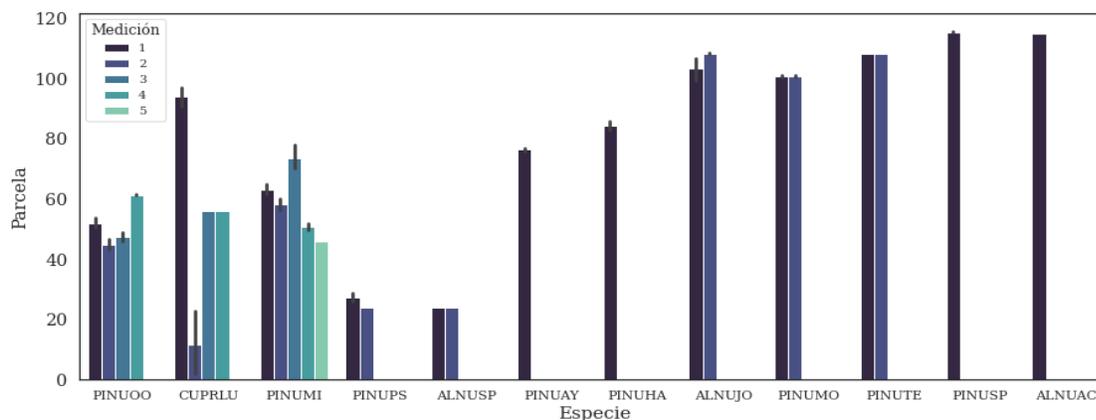
*Especies de coníferas consideradas para el análisis*

No.	Código	Especie
1	ALNUAC	<i>Alnus acuminata</i> Kunth
2	ALNUJO	<i>Alnus jorullensis</i> Kunth
3	ALNUSP	<i>Alnus sp.</i>
4	CUPRLU	<i>Cupressus lusitánica</i> Mill.
5	PINUAY	<i>Pinus ayacahuite</i> C.Ehrenb. ex Schltld.
6	PINUHA	<i>Pinus hartwegii</i> Lindl.
7	PINUMI	<i>Pinus maximinoi</i> H.E. Moore
8	PINUMO	<i>Pinus montezumae</i> Lamb.
9	PINUOO	<i>Pinus oocarpa</i> Schiede ex Schltld.
10	PINUPS	<i>Pinus pseudostrobus</i> Lindl.
11	PINUTE	<i>Pinus tecunumanii</i> F.Schwerdtf. ex Eguluz & J.P.Perry
12	PINUSP	<i>Pinus sp.</i>

*Nota.* Listado de especies de coníferas seleccionadas. Elaboración propia, realizando con Python.

**Figura 16.**

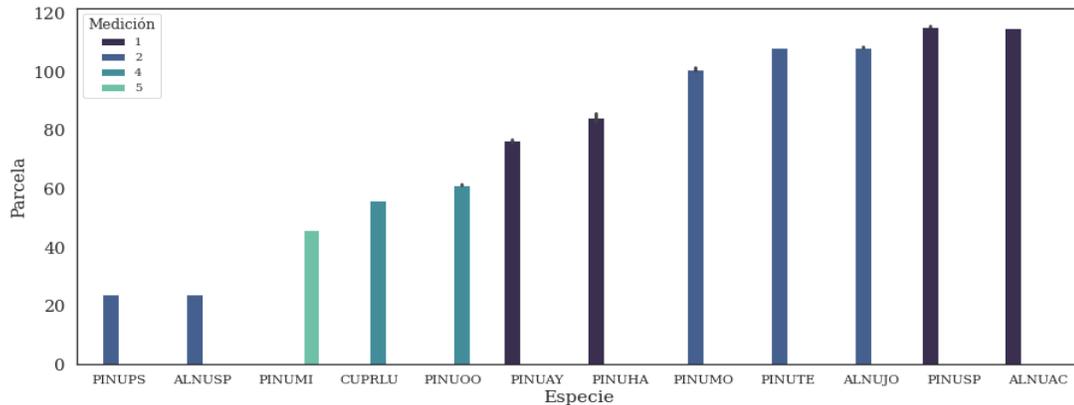
*Valores duplicados en los periodos de medición*



*Nota.* Gráfico que muestra las series de mediciones duplicadas para cada especie de conífera. Elaboración propia, realizado con Python.

**Figura 17.**

*Limpieza de valores duplicados en los periodos de medición*



*Nota.* Gráfico que muestra la serie de mediciones seleccionada para cada especie de conífera. Elaboración propia, realizado con Python.

### **3.2. Análisis exploratorio de datos**

Se analizó una muestra aleatoria de 374 árboles de la red de parcelas permanentes de medición forestal en bosques naturales de coníferas del INAB.

#### **3.2.1. Análisis exploratorio univariado**

En cuanto a las estadísticas descriptivas, el DAP registró diámetros de 5.10 a 76.80 cm, media de 21.40 cm, desviación estándar de 13.71, coeficientes de asimetría  $CA=1.57$  y curtosis de  $K=2.43$  (Tabla 5, Figura 18). La Altura registró mediciones de 0.52 a 56 m con media 16.38 m, desviación estándar de 8.18,  $CA=1.93$  y  $K=5.54$  (Tabla 5, Figura 19). La Densidad de la madera registró valores de 0.41  $t/m^3$  a 0.55  $t/m^3$  con media 0.50  $t/m^3$  y desviación estándar de 0.01. La variación fue mínima, indicando que el conjunto de datos está agrupado en torno a su media. Se obtuvieron  $CA=0.05$  y  $K=10.70$  (Tabla 5, Figura 20).

**Tabla 5.**

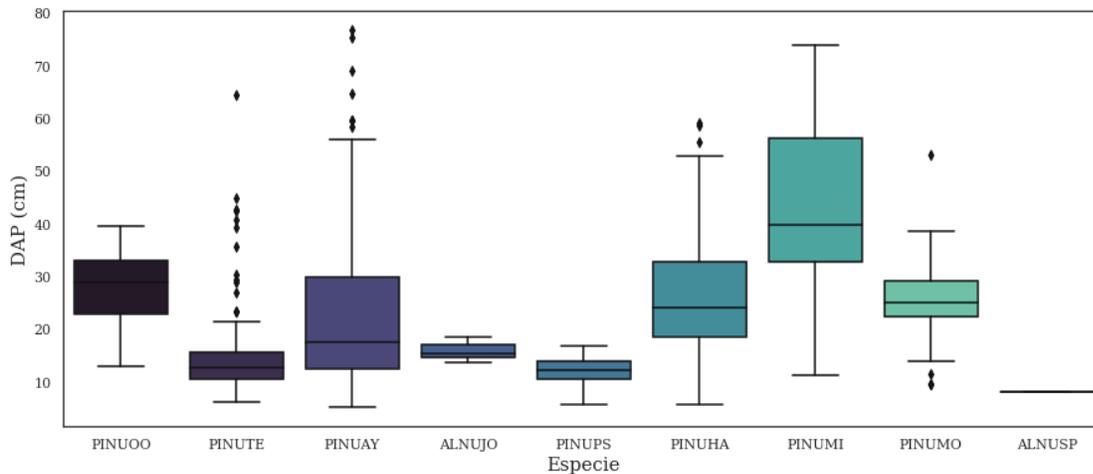
*Estadísticas descriptivas de las variables independientes*

Descriptor	Variables		
	DAP (cm)	Altura (m)	Densidad (t/m <sup>3</sup> )
Conteo	374	374	374
Media	21.40	16.38	0.50
Desviación estándar	13.71	8.17	0.01
Valor min	5.10	0.52	0.41
Valor max	76.80	56.00	0.55

*Nota.* Estadísticas descriptivas (media, desviación estándar, valor mínimo y máximo) obtenidos para el DAP, altura y densidad de la madera. Elaboración propia, realizando con Python.

**Figura 18.**

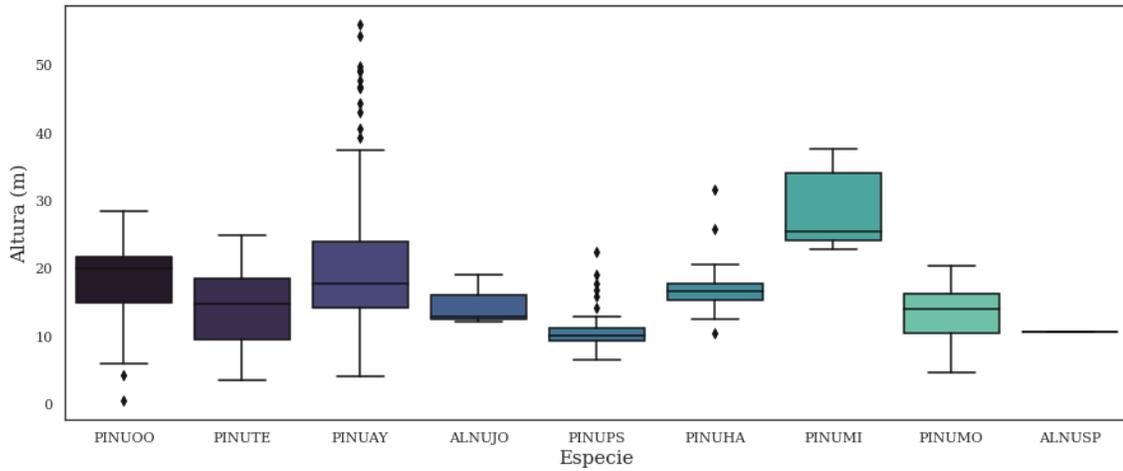
*Diagrama de caja del DAP (cm) en bosque natural de coníferas*



*Nota.* Distribución estadística del DAP en una muestra de especies de coníferas registradas en la red de parcelas permanentes de medición forestal. Elaboración propia, realizado con Python.

**Figura 19.**

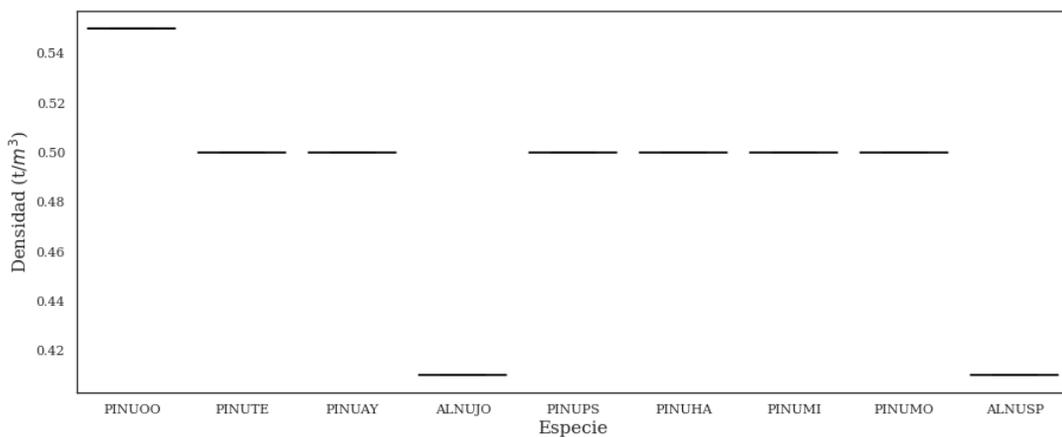
*Diagrama de caja de la Altura (m) en bosque natural de coníferas*



*Nota.* Distribución estadística de altura en una muestra de especies de coníferas registradas en la red de parcelas permanentes de medición forestal. Elaboración propia, realizado con Python.

**Figura 20.**

*Diagrama de caja de la Densidad (t/m<sup>3</sup>) en bosque natural de coníferas*



*Nota.* Distribución estadística de la densidad de la madera en una muestra especies de coníferas registradas en la red de parcelas permanentes de medición forestal. Elaboración propia, realizado con Python.

Para todas las variables, las pruebas de hipótesis de normalidad indicaron no normalidad ( $p=0.000$ ) (Tabla 6, Figuras 21 a 23).

**Tabla 6.**

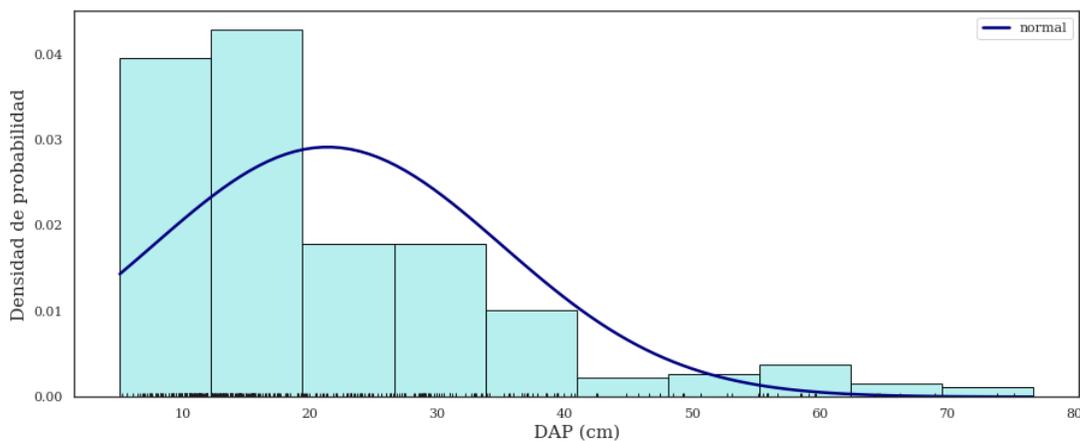
*Forma y distribución de las variables independientes*

Variable	Test de Normalidad					
	Medidas de Forma		Shapiro-Wilk		Kolmogorov-Smirnov	
	Coef. Asimetría	Curtosis	Estadístico	valor p	Estadístico	valor p
DAP (cm)	1.57	2.43	0.837	0.000	1.000	0.000
Altura (m)	1.93	5.54	0.844	0.000	0.997	0.000
Densidad ( $t/m^3$ )	0.05	10.70	0.382	0.000	0.680	0.000

*Nota.* Análisis cuantitativo de forma (asimetría y curtosis) y distribución (normalidad) obtenidos para el DAP, altura y densidad de la madera. Elaboración propia, realizando con Python.

**Figura 21.**

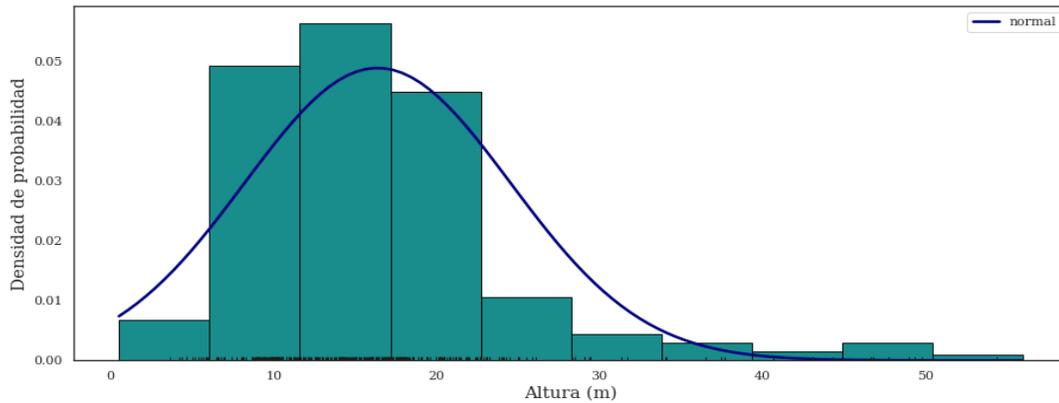
*Gráfico de densidad del DAP (cm) en bosque natural de coníferas*



*Nota.* Gráfico de densidad de la variable DAP, que muestra una distribución de datos no normal. Elaboración propia, realizado con Python.

**Figura 22.**

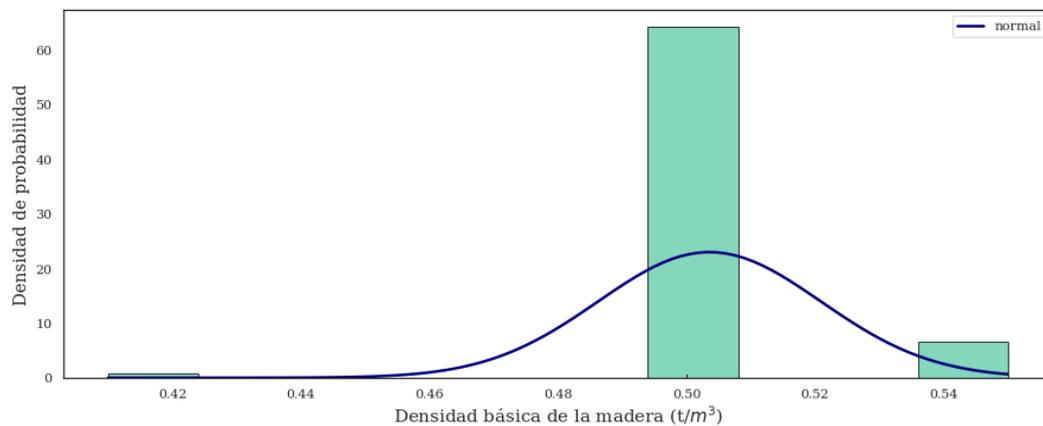
*Gráfico de densidad de la Altura (m) en bosque natural de coníferas*



*Nota.* Gráfico de densidad de la variable altura, que muestra una distribución de datos no normal. Elaboración propia, realizado con Python.

**Figura 23.**

*Gráfico de densidad de la Densidad ( $t/m^3$ ) en bosque natural de coníferas*



*Nota.* Gráfico de densidad de la variable densidad de la madera, que muestra una distribución de datos no normal. Elaboración propia, realizado con Python.

### 3.3. Objetivo 1. Analizar cuáles son las diferencias en la estimación de carbono fijado en la biomasa de bosques naturales a través de análisis de regresión de modelos alométricos regionales y locales

Se seleccionaron 4 modelos alométricos para estimar el carbono en la biomasa arbórea (AGB) en bosque natural de coníferas (Tabla 7).

**Tabla 7.**

*Modelos alométricos para estimar AGB seleccionados*

Tipo de bosque	Ámbito del modelo	Tipo de modelo	Modelo alométrico AGB	Rango DAP (cm)	Ajuste	Autor
Conífera	Regional	Exponencial	$Y = \exp \{-1.170 + 2.119 * \ln (DAP)\}$	2-52	0.98*	Brown (1997)
Tropical	Regional	Potencial	$Y=0.0673 * (\rho DAP^2H)^{0.976}$	-----	3130**	Chavé et al. (2014)
Conífera	Local	Potencial	$Y= 0.1377 * (DAP)^{2.4038}$	5-52	0.95***	Castellanos et al. (2010)
Conífera	Local	Potencial	$Y = 0.15991 * DAP^{2.32764}$	65 max.	0.96***	CEAB-UVG (2018)

*Nota.* Modelos alométricos para la estimación de la biomasa aérea (AGB) seleccionados en este estudio. Se detalla el tipo de bosque y ámbito del modelo, naturaleza matemática del modelo, ecuación matemática, rango de medición de la variable predictora, ajuste evaluado a partir de: \*R<sup>2</sup> ajustado \*\* AIC \*\*\*R<sup>2</sup>, y autor. Elaboración propia, realizando con Excel.

Con los registros de las variables independientes y los modelos seleccionados se calculó la AGB. Se estima que alrededor del 50% de la biomasa vegetal corresponde a carbono, por lo que, para estimar el carbono de la AGB, se multiplicó la AGB por un factor de 0.5, posteriormente se realizó la conversión de kilogramos (Kg) a toneladas (Ton) y la estimación del volumen de carbono por área de 0.1 ha a 1 ha (Tabla 8). Se muestra que la mayor estimación se obtuvo con el modelo Biomasa\_2 (394.38 Kg), seguido de Biomasa\_3 (383.49 Kg), Biomasa\_4 (336.94 Kg) y Biomasa\_1 (306.94 Kg). Las mayores diferencias en las estimaciones se identificaron entre Biomasa\_2 y Biomasa\_1, con 87.44 Kg.

**Tabla 8.***Estimación de AGB y contenido de carbono*

<b>Autor</b>	<b>Código de modelo</b>	<b>Biomasa Kg</b>	<b>Carbono Ton/ ha</b>
Brown (1997)	Biomasa_1	306.94	1.70
Chavé et al. (2014)	Biomasa_2	394.38	2.17
Castellanos et al. (2010)	Biomasa_3	383.49	2.11
CEAB-UVG (2018)	Biomasa_4	336.94	1.85

*Nota.* Volúmenes de biomasa aérea (AGB) y carbono estimado a partir de los cuatro modelos alométricos seleccionados. Elaboración propia, realizando con Python.

Las estimaciones con Biomasa\_2 y 3 presentan alta dispersión de datos (Tabla 9). En forma y distribución, los cuatro modelos registraron coeficientes de asimetría y curtosis  $> 1$ , evidenciando distribución leptocúrtica con asimetría altamente positiva de datos respecto a la media. Los resultados de las pruebas de normalidad muestran una distribución no normal ( $p=0.000$ ) (Tabla 10).

**Tabla 9.***Estadísticas descriptivas de la AGB en bosque natural de coníferas*

<b>Descriptor</b>	<b>AGB</b>			
	<b>Biomasa_1 (Kg)</b>	<b>Biomasa_2 (Kg)</b>	<b>Biomasa_3 (Kg)</b>	<b>Biomasa_4 (Kg)</b>
Conteo	374	374	374	374
Media	306.94	394.38	383.49	336.94
DS	468.65	823.71	679.34	574.71
Valor min	9.80	5.15	6.91	7.09
Valor max	3,068.71	7,151.21	4,687.76	3,911.27

*Nota.* Estadísticas descriptivas (media, desviación estándar DS, valor mínimo y máximo) obtenidos para la biomasa aérea (AGB). Elaboración propia, realizando con Python.

**Tabla 10.***Forma y distribución de AGB en bosque natural de coníferas*

Variable	Test de Normalidad					
	Medidas de Forma		Shapiro-Wilk		Kolmogorov-Smirnov	
	Coef.	Curtosis	Estadístico	valor	Estadístico	valor
	Asimetría			p		p
Biomasa_1 (Kg)	3.08	10.96	0.605	0.000	1.000	0.000
Biomasa_2 (Kg)	4.45	23.83	0.464	0.000	1.000	0.000
Biomasa_3 (Kg)	3.46	13.90	0.551	0.000	1.000	0.000
Biomasa_4 (Kg)	3.36	13.09	0.565	0.000	1.000	0.000

*Nota.* Análisis cuantitativo de forma (asimetría y curtosis) y distribución (normalidad) obtenidos para la biomasa aérea (AGB). Elaboración propia, realizando con Python.

**3.4. Objetivo 2. Estimar cuáles son los valores de las métricas de desempeño de los modelos alométricos regionales y locales, a través del Coeficiente de Determinación Múltiple ( $R^2$ ), Coeficiente de Determinación Ajustado ( $R^2$  ajustado), Cuadrado Medio del Error (CME), Raíz del Cuadrado Medio de Error (RCME) y el Criterio de Información de Akaike (AIC)**

Se evaluó la bondad de ajuste a través de métricas de desempeño. El mayor coeficiente de determinación  $R^2$  lo obtuvo el modelo de Biomasa\_1 ( $R^2=0.974$ ), seguido de Biomasa\_4 ( $R^2=0.970$ ) y Biomasa\_3 ( $R=0.967$ ), respectivamente. El menor valor de  $R^2$  se obtuvo a partir de Biomasa\_2 ( $R^2=0.772$ ). Los  $R^2$  ajustados obtenidos fueron semejantes a lo observado para  $R^2$ , siendo el mayor Biomasa\_1 ( $R^2_{adj}=0.974$ ), seguido de Biomasa\_4 ( $R^2_{adj}=0.970$ ), Biomasa\_3 ( $R^2_{adj}=0.967$ ) y Biomasa\_2 ( $R^2_{adj}=0.771$ ) (Tabla 11).

**Tabla 11.***Métricas de desempeño de los modelos alométricos*

<b>Métricas de desempeño del modelo</b>					
<b>Modelo</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>R<sup>2</sup> adj</b>	<b>CME</b>	<b>RCME</b>	<b>AIC</b>
Biomasa_1 (Kg)	0.974	0.974	0.021	0.145	920.5
Biomasa_2 (Kg)	0.772	0.771	0.203	0.451	1729.0
Biomasa_3 (Kg)	0.967	0.967	0.041	0.204	1017.0
Biomasa_4 (Kg)	0.970	0.970	0.035	0.187	969.2

Nota. Resultados del análisis de bondad de ajuste (R<sup>2</sup>, R<sup>2</sup> adj, CME, RCME y AIC) obtenidos para los modelos alométricos de medición de la biomasa aérea AGB). Elaboración propia, realizando con Python.

En cuanto a las métricas de magnitud del error, el menor CME y RCME los obtuvo Biomasa\_1 (CME=0.021, RCME=0.145), seguido de Biomasa\_4 (CME=0.035, RCME=0.187). Los mayores valores los obtuvieron Biomasa\_3 (CME=0.041, RCME=0.204) y Biomasa\_2 (CME=0.203, RCME=0.451). El menor AIC lo obtuvo Biomasa\_1 (AIC=920.5), seguido de Biomasa\_4 (AIC=969.2), Biomasa\_3 (AIC=1,017.0) y Biomasa\_2 (AIC=1,729.0) (Tabla 11).

Complementariamente se evaluaron los supuestos de normalidad, homocedasticidad, linealidad, valores atípicos e independencia lineal a través de pruebas paramétricas y análisis de residuos. La normalidad se evaluó a través de pruebas de hipótesis de Shapiro-Wilk ( $\alpha=0.05$ ) y Kolmogorov-Smirnov ( $\alpha=0.05$ ), donde los modelos obtuvieron valor  $p=0.000$  indicando no normalidad.

En relación al supuesto de homocedasticidad, se evaluó con la prueba Breusch-Pagan y gráficos de residuos estandarizados. Los modelos mostraron que los residuos excedían valores absolutos de 2, evidenciando una distribución

heterocedástica. La linealidad se evaluó por medio del coeficiente de correlación lineal de Pearson y gráficos de residuos estandarizados, evidenciando una tendencia de los residuos no lineal.

La presencia de valores atípicos fue evaluada a través de gráficos de residuos estandarizados, donde los residuos excedieron valores absolutos de 3, evidenciando valores atípicos residuales. La influencia de estos valores atípicos sobre los valores ajustados se midió a través de la distancia de Cook, confirmado la presencia de observaciones potencialmente influyentes.

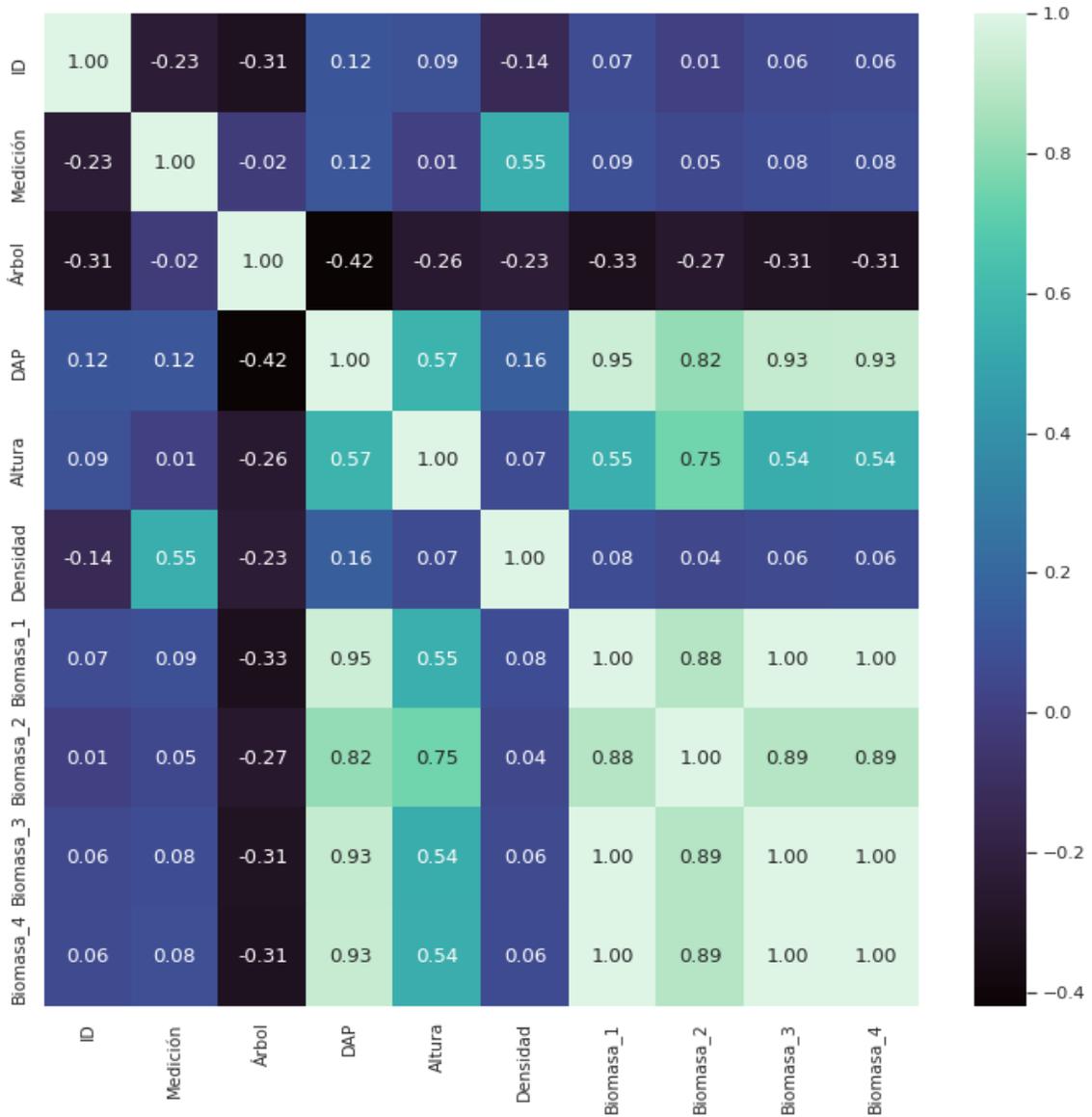
El supuesto de independencia fue evaluado a través de la prueba de Durbin-Watson (WD), para la cual se obtuvieron los siguientes valores, para el modelo Biomasa\_1 se obtuvo  $WD = 1.993$ , para el modelo Biomasa\_2 se obtuvo  $WD = 1.229$ , para el modelo Biomasa\_3 se obtuvo  $WD = 1.861$  y para el modelo Biomasa\_4 se obtuvo  $WD = 1.881$ . Los estadísticos de WD obtenidos fueron menores a 2, mostrando correlación positiva. Los resultados indicaron no cumplimiento de los supuestos estadísticos de la regresión lineal.

### **3.5. Objetivo 3. Evaluar cuál es el aporte de cada una de las variables al modelo alométrico de mejor ajuste para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales**

Se realizó un diagrama de correlación que estima los coeficientes de correlación de Pearson entre las variables explicativas y la biomasa estimada a partir de cada modelo (Figura 24).

**Figura 24.**

*Diagrama de correlación entre las variables*



*Nota.* Matriz de correlación de Pearson que muestra la relación entre las variables independientes DAP, altura y densidad de la madera con la variable dependiente biomasa aérea (AGB). Elaboración propia, realizado con Python.

En la Figura 24 se identifican correlaciones altamente positivas entre la Biomasa y DAP, siendo Biomasa\_1 ( $r=0.95$ ), Biomasa\_2 ( $r=0.82$ ), Biomasa\_3 ( $r=0.93$ ), Biomasa\_4 ( $r=0.93$ ). Por otro lado, las correlaciones entre Biomasa y Altura fueron moderadamente positivas, Biomasa\_1 (0.55), Biomasa\_2 (0.75), Biomasa\_3 (0.54), y Biomasa\_4 (0.54).

### 3.6. Objetivo general. Evaluar los modelos alométricos para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales en la República de Guatemala

El modelo potencial de CEAB-UVG (2018) Biomasa\_4 corresponde al modelo alométrico de mejor ajuste para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales de Guatemala.

**Tabla 12.**

*Pruebas realizadas a los 4 modelos alométricos*

Modelo	Métricas de desempeño del modelo					
	AGB	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup> adj	CME	RCME	AIC
Biomasa (Kg) (1)	306.94	0.974	0.974	0.021	0.145	920.5
Biomasa (Kg) (2)	394.38	0.772	0.771	0.203	0.451	1729.0
Biomasa (Kg) (3)	383.49	0.967	0.967	0.041	0.204	1017.0
Biomasa (Kg) (4)	336.94	0.970	0.970	0.035	0.187	969.2

*Nota.* Análisis del volumen de biomasa aérea (AGB) y la bondad de ajuste ( $R^2$  = Coeficiente de determinación múltiple;  $R^2$  adj = Coeficiente de determinación ajustado; CME = Cuadrado medio del error; RCME = Raíz del cuadrado medio del error; AIC = Criterio de Información de Akaike) obtenidos para la biomasa aérea (AGB) a partir de los cuatro modelos seleccionados. Elaboración propia, realizando con Python.

Dicho modelo: (1) predice un volumen mayor de biomasa en comparación con otros modelos, (2) presenta mayor bondad de ajuste con las métricas evaluadas, (3) es un modelo desarrollado localmente, (4) considera DAP una variable altamente correlacionada para la estimación de AGB y (5) reporta rangos de medición de hasta 65 cm de DAP (Tabla 12).



## **4. DISCUSIÓN DE RESULTADOS**

A continuación, se interpretan los resultados obtenidos de la presente investigación. Se seleccionaron 4 modelos alométricos para estimar el carbono en la biomasa arbórea (AGB) en bosques naturales de coníferas en Guatemala. El modelo Biomasa\_1 fue reportado por Brown (1997) para bosque de coníferas, es un modelo regional, exponencial, que considera el logaritmo natural de DAP como variable predictora. Por otro lado, el modelo Biomasa\_2 generado por Chavé et al. (2014) para bosque tropical, es un modelo regional, potencial, que considera el producto del DAP, altura y densidad de la madera como variables explicatorias. El modelo Biomasa\_3 fue generado por Castellanos et al. (2010) para bosque de conífera, es un modelo local, potencial que considera el producto del DAP como variable explicatoria. El modelo Biomasa\_4 reportado por CEAB-UVG (2018) para bosque de conífera es local, potencial y considera el producto del DAP.

Los 4 modelos se ajustaron a una muestra de 374 árboles de la red de parcelas permanentes de INAB para estimar el carbono fijado en la biomasa de bosques naturales de coníferas.

### **4.1. Diferencias en la estimación de carbono fijado en la biomasa de bosques naturales**

Los cuatro modelos presentaron diferente estimación de biomasa arbórea y contenido de carbono. De estos, las mejores estimaciones se obtuvieron a partir de Chavé et al. (2014) y Castellanos et al. (2010), respectivamente. El modelo regional desarrollado por Chavé et al. (2014) estimó el mayor volumen de

biomasa arbórea con 394.38 Kg, mostrando que el efecto multiplicativo de las variables DAP<sup>2</sup>, altura y densidad de la madera estima de mejor manera el volumen de biomasa. En contraste, el modelo local generado por Castellanos et al. (2010) el cual considera el DAP como principal variable predictora ha generado la segunda mejor estimación de biomasa con 383.49 Kg. Esto hace fundamental comprender el aporte de cada variable considerada en la estimación de biomasa.

La cantidad de biomasa arbórea es importante en la evaluación de otros depósitos de biomasa ya que se correlaciona con la ubicada bajo el suelo, raíces, hojarasca y necro-masa (Cairns et al., 1997; Mokany et al., 2006). Sin embargo, los volúmenes estimados por sí solos no pueden ser utilizados como único criterio para la selección del mejor modelo alométrico.

En el caso de los modelos generados por Chavé et al. (2005), varios estudios han sugerido su uso confiable en la estimación de biomasa arbórea (Vieira et al., 2008; Chavé et al., 2014), mientras que otros sugieren la sobreestimación (Palqui et al., 2014) y subestimación (Goodman et al., 2014) de biomasa.

Vieira et al. (2008), compararon tres modelos alométricos regionales basados en datos de bosques de Puerto Rico, la Amazonía central, el área pan-tropical y un modelo local para el Bosque Atlántico localizado al suroeste de Brasil. De acuerdo con los resultados, las estimaciones de biomasa obtenidas a partir del modelo de Chavé et al. (2005), que emplea DAP, altura y densidad de la madera fueron las más confiables para la estimación de biomasa del Bosque Atlántico (Vieira et al., 2008).

Por otro lado, Pallqui et al. (2014), evaluaron los cambios en la biomasa arbórea almacenada en 9 parcelas permanentes de la red de parcelas de RAINFOR ubicadas en el bosque húmedo tropical de la Reserva Nacional Tambopata en Perú. En el estudio la biomasa fue estimada a partir del modelo para bosques húmedos tropicales de Chave et al. (2005), obteniendo un volumen promedio de  $296.2 \pm 33.9$  t ha<sup>-1</sup> de biomasa almacenada, el cual fue comparado con estudios previos que reportan rangos de biomasa para bosques amazónicos de Perú de 216.96 y 299.20 t ha<sup>-1</sup> (Baker et al., 2004);  $252.2 \pm 11.04$  t ha<sup>-1</sup> y para los bosques de Tambopata 216.19 y 270.89 t ha<sup>-1</sup> (Lopez-Gonzalez et al., 2012).

Estos hallazgos sumados al análisis de la estructura del bosque, los llevaron a sugerir que el modelo de Chavé et al. (2005), sobrestima la biomasa aérea. Así mismo, resaltan la necesidad de generar modelos alométricos que relacionen el diámetro y la altura en base a mediciones directas.

Así mismo, en un estudio reciente Goodman et al. (2014), enfatizaron que los modelos alométricos regionales de Chavé et al., (2005) pueden subestimar la biomasa arbórea de árboles muy grandes en áreas donde los árboles son más cortos pero tienen grandes copas. Detectaron una desviación entre las observaciones y las predicciones de árboles individuales, donde se subestimó la biomasa arbórea con un promedio de 20%.

Estudios recientes resaltan que alrededor del 25% de las ecuaciones publicadas contienen errores, omisiones o predicen valores poco realistas (Henry et al., 2011). Por lo tanto, antes de elegir y aplicar los modelos, es necesario realizar una evaluación y control de calidad para establecer su grado de confiabilidad (Birigazzi et al., 2015).

## 4.2. Métricas de desempeño de los modelos alométricos regionales y locales

El ajuste y validez de los modelos alométricos se evaluó a través de 5 métricas de desempeño: Coeficiente de Determinación Múltiple ( $R^2$ ), Coeficiente de Determinación Ajustado ( $R^2$  Ajustado), Cuadrado Medio del Error (CME), Raíz del Cuadrado Medio del Error (RCME) y Criterio de Información de Akaike (AIC).

Los modelos de Brown (1997) y CEAB-UVG (2018) obtuvieron las mejores métricas y son capaces de explicar de mejor manera el volumen de biomasa. En cuanto a las dos primeras métricas, el modelo regional de Brown (1997) obtuvo un coeficiente de determinación  $R^2=0.974$  y un coeficiente de determinación ajustado  $R^2_{adj}=0.974$ , lo que indica que 97.4% de la variación de la biomasa es explicada por el DAP usando este modelo. Por otro lado, el modelo local de CEAB-UVG (2018) obtuvo un  $R^2= 0.970$  y  $R^2_{adj}=0.970$ , lo que indica que 97.0% de la variación de la biomasa es explicada por el DAP usando este modelo.

En este estudio la interacción del DAP con las variables altura y densidad la madera evidenció no ejercer un efecto significativo en la estimación de la biomasa. El modelo de Chavé et al. (2014), obtuvo un  $R^2 = 0.772$ , indicando que 77.2% de la variación de la biomasa es explicada por la interacción DAP \* altura \* densidad de la madera. En contraste, los modelos alométricos que consideraron DAP como única variable predictora, obtuvieron valores de  $R^2$  más altos.

La tercera y cuarta métrica evaluadas fueron el CME y RCME, para las cuales el modelo regional de Brown (1997) obtuvo CME = 0.021 y RCME = 0.145, indicando mayor ajuste del modelo al conjunto de datos. A continuación, el modelo local de CEAB-UVG (2018) con CME = 0.035 y RCME = 0.187, también mostró un buen grado de ajuste del modelo.

Al comparar los cuatro modelos alométricos a través del AIC, se identificaron diferencias en valores de  $AIC > 10$ , lo cual indica que el grado de ajuste entre modelos es diferente. El menor valor lo obtuvo el modelo regional de Brown (1997) con  $AIC = 920.5$ , seguido del modelo local de CEAB-UVG (2018) con  $AIC = 969.2$ , lo que indica que estos modelos presentan mejor ajuste y explican la biomasa arbórea.

La interacción DAP \* altura \* densidad de la madera no logró explicar de manera robusta las estimaciones de biomasa. Los valores de AIC obtenidos mostraron que cuando se incluye esta interacción, el AIC de los modelos se incrementa entre 712 a 809 unidades (Tabla 11). Al parecer la biomasa en bosque natural de coníferas no está determinada por la altura y la densidad de la madera, se registraron diferentes volúmenes de biomasa a lo largo de los rangos de altura y densidad de la madera que fueron registrados. Si bien en este estudio la interacción de estas variables no tuvo un efecto en la estimación de biomasa, es posible que analizando otros aspectos e incluso utilizando otras técnicas se obtenga un valor significativo para esta interacción.

Es importante resaltar que si bien Chavé et al. (2014), y Castellanos et al. (2010), estimaron los mayores volúmenes de carbono fijado en la biomasa, la bondad de ajuste de estos modelos es baja. Estos resultados muestran que para la selección del modelo alométrico es importante considerar el grado de ajuste del modelo al conjunto de datos, más allá que el volumen estimado de biomasa.

Esto se debe a que las métricas de desempeño proveen información sobre la capacidad de predicción, grado de error y validez de los modelos (Segura y Andrade, 2008; Stäbler, 2020).

En cuanto a la aplicación de las métricas de desempeño, diversos estudios emplean el coeficiente de determinación  $R^2$  para explicar el ajuste de modelos alométricos (Chavé et al., 2005; Vieira et al., 2008; Castellanos et al., 2010; Návar-Cháidez et al., 2013; CEAB-UVG, 2018), sin embargo, “este tiene la capacidad de aumentar su valor como resultado de la adición de variables a los modelos” (Segura y Andrade, 2008, p. 93), por lo tanto se sugiere estimar complementariamente el  $R^2$  ajustado (Orrego et al., 2003). Así mismo, se sugiere que su uso sea complementado con indicadores de la cantidad del error en el conjunto de datos como el CME y RCME.

El CME proporciona una idea general de la magnitud del error y asegura que los valores negativos no compensan los positivos (Stäbler, 2020). El RCME es una buena medida de la precisión con que el modelo predice la respuesta, y es el criterio más importante para ajustar si el propósito principal del modelo es la predicción (Cuevas et al., 2017).

Los resultados indicaron no cumplimiento de los supuestos estadísticos de regresión. En el caso del supuesto de normalidad, Picard et al., (2012), indican que, para datos de biomasa, la hipótesis de normalidad no es en absoluto restrictiva. En el caso poco probable que la distribución de los residuos se alejara de una distribución normal, puede considerarse el ajuste de otros tipos de modelos, como el modelo lineal generalizado.

En datos biológicos como el volumen de la biomasa, la heterocedasticidad es regla y la homocedasticidad la excepción. Esto tiene poca influencia sobre el valor de los parámetros estimados, cuanto mayor sea el número de árboles del muestreo, más rápida será la convergencia hacia los verdaderos parámetros (Kelly & Beltz, 1987).

No corregir estos problemas de heterocedasticidad tiene pocas consecuencias sobre la estimación del valor medio de la biomasa. Por el contrario, es absolutamente necesario hacer la corrección para obtener los intervalos de confianza correctos para las predicciones (Picard et al., 2012).

La biomasa evidenció una distribución leptocúrtica con asimetría altamente positiva en la distribución de datos respecto a la media. En este caso, los valores extremos representaron los árboles más grandes, con mayor capacidad de almacenar de biomasa, por lo cual fueron considerados en el estudio.

#### **4.3. Aporte de las variables al modelo alométricos de mejor ajuste para estimar carbono fijado en la biomasa de bosques naturales**

Para identificar el aporte de cada variable al modelo alométrico, se estimó el coeficiente de correlación de Pearson entre el DAP, altura y densidad de la madera con la biomasa estimada a partir de los cuatro modelos seleccionados. Se consideró como relevantes los coeficientes de correlación superiores a 0.80.

Se observó que el DAP está altamente correlacionado con el volumen de biomasa. Esta variable registró correlaciones altamente positivas con  $r=0.95$  para el modelo de Brown (1997),  $r=0.93$  para los modelos de Castellanos et al. (2010) y CEAB-UVG (2018), y  $r=0.82$  para Chavé et al. (2014), respectivamente.

Esto coincide con muchos de los trabajos realizados en zonas tropicales y templadas, donde “la variable independiente que mejor explica la biomasa es el DAP” (Regina, como se citó por Álvarez, 2009, p. 130). Segura y Andrade (2008), indicaron que “para la selección del mejor modelo alométrico, generalmente se espera una alta correlación entre el DAP y la biomasa de fustes y ramas” (p.92).

Por otro lado, CEAB-UVG (2018), compararon modelos alométricos de biomasa internacionales y locales con el objeto de evaluar cuál modelo se ajusta mejor a los datos de biomasa colectados a nivel nacional. De acuerdo con sus resultados, “todos los modelos reflejaron una buena correlación entre el DAP y la biomasa, presentando coeficientes de  $R^2$  mayores a 0.90” (CEAB-UVG, 2018, p. 31).

Fonseca et al. (2009), generaron modelos alométricos es especies nativas costarricenses, de bosque secundario y plantaciones donde los modelos seleccionados contienen el DAP como variable predictora con ajustes superiores al 82.6%, resaltando que contar con el DAP como variable predictora representa una ventaja dada su fácil medición en campo.

En general, estos resultados evidencian que el modelo alométrico seleccionado debe considerar dentro de sus variables el DAP y que el rango de medición empleado debe ser lo más cercano al reportado por dicho modelo. En este estudio, el DAP registró diámetros que van de 5.10 a 76.80 cm, y que se acoplan al valor máximo de 65 cm reportado por el modelo local de CEAB-UVG (2018). La ventaja de los modelos que emplean solo el DAP como variable independiente, es que “son fáciles de obtener ya que no requieren invertir mucho tiempo en mediciones, por lo que el costo de inventario para estimar la biomasa es reducido” (Winck et al., 2015, p. 602).

En este estudio, la altura registró correlaciones moderadamente positivas y la densidad de la madera no evidenció tener correlaciones significativas con la biomasa. Es posible que la forma en como fueron medidas y registradas estas variables generó un sesgo en la información. En condiciones donde el sotobosque imposibilita la vista y libre acceso para la medición de la altura de los

árboles, los registros reflejan aproximaciones del valor real. Vieira et al. (2008), indican que mientras que la mayoría de los modelos alométricos para biomasa en bosques tropicales se basan únicamente en DAP, se debe considerar la altura del árbol porque varía con el relieve, el tipo de suelo y la historia de vida de los árboles. Sin embargo, la mayoría de los inventarios no incluyen la altura de los árboles porque lleva mucho tiempo medir con precisión en el campo, y si se usa se requiere de medidas precisas.

Para el caso de la densidad de la madera, es importante considerar que se emplearon los valores por defecto del IPCC (2016) los cuales oscilaron entre 0.41 y 0.55. Diversos autores han documentado que la densidad de la madera varía de acuerdo con la especie (Sterck et al., 2001; Swaine & Whitmore, 1988), edad del árbol (Fujimoto et al., 2006), historia de vida de los árboles (King et al., 2005) y factores ambientales (Hultine et al., 2005).

Baker et al. (2004), evidenciaron que ignorar variaciones en densidad de la madera podría resultar en predicciones débiles de biomasa. Estimaron que la variación regional en densidad de madera promedio para una comunidad representó el 29.7 % o 45.4 % de la variación total de biomasa. Estudios sobre árboles cosechados mediante el método directo indican que la densidad de la madera (Vieira et al., 2008) es el segundo parámetro más importante para predecir la masa de un árbol de forma precisa, después del diámetro, y más importante que la altura (Chave et al., 2014).

#### **4.4. Modelo alométrico de mejor ajuste para estimar carbono fijado en la biomasa de bosques naturales**

Existen pocos datos sobre la biomasa de árboles de coníferas en bosques tropicales (Brown, 1997). Los modelos generados a nivel local se han enfocado

en plantaciones de especies forestales de alto valor comercial (INAB, 2014), con escasas publicaciones de modelos que estiman el carbono en la biomasa de bosques naturales con potencial de acceder a proyectos de compensación por fijación y almacenamiento de carbono (Castellanos et al., 2007; Castellanos et al., 2010; CEAB-UVG, 2018).

El modelo alométrico de mejor ajuste fue seleccionado considerando los siguientes criterios: (1) estimación del volumen de carbono fijado en la biomasa, (2) bondad de ajuste del modelo reportado a través de las métricas  $R^2$ ,  $R^2_{adj}$ , CME, RCME y AIC, (3) aplicabilidad del modelo a nivel local, (4) número y tipo de variables explicatorias y (5) rango de medición de la variable explicatoria reportado para el modelo.

El modelo seleccionado fue el modelo local generado por CEAB-UVG (2018):  $Y = 0.15991 * DAP^{2.32764}$ , donde: DAP = Diámetro a la altura del pecho. En cuanto al primer criterio, el modelo estimó 336.94 Kg de biomasa, y considera el DAP como principal variable predictora. Si bien este modelo se ubica en el tercer lugar de las mejores estimaciones de biomasa, y fue seleccionado basado en el análisis general de los criterios evaluados en este estudio.

La bondad de ajuste reportada para este modelo muestra las mejores métricas y su alta capacidad de explicar el volumen de biomasa. Por un lado, este modelo explica el 97.0% ( $R^2=0.970$ ,  $R^2_{adj}=0.970$ ) de la variación de la biomasa a través del DAP como variable predictora, evidenciando un alto grado de ajuste del modelo al conjunto de datos y capacidad explicativa de la biomasa arbórea (CME = 0.035 y RCME = 0.187, AIC=969.2). Los resultados obtenidos mostraron que con este estudio se incrementó el  $R^2$  del modelo, el cual inicialmente fue reportado por CEAB-UVG como 96.0% (Tabla 7). Así mismo, se

amplió la evidencia estadística sobre la aplicación de otras métricas de desempeño aplicables para evaluar la bondad de ajuste del mismo.

La selección de un modelo alométrico está basada en la utilización de una o varias métricas de error de estimación que incluyen entre otras el  $R^2$ ,  $R^2$  adj, AIC, error estándar residual. De acuerdo con Paz-Pellat y Velásquez-Rodríguez (2021), la selección del modelo alométrico es una de las principales fuentes de error. Diversos estudios muestran que la selección del modelo alométrico puede explicar un error mayor del 20% en las estimaciones de biomasa arbórea (Clark y Clark, 2000; Chavé et al., 2004; Picard et al., 2014) y se puede incrementar cuando los árboles grandes son numerosos (Kirby y Potvin, 2007).

Pelletier et al. (2010), estimaron las reservas de carbono a partir de 5 modelos alométricos en bosques de Panamá, y analizaron la significancia económica de las diferentes estimaciones bajo el contexto de REDD. Proyectaron una reducción de deforestación anual del 10% equivalente a 2,170 ha de bosque maduro a ser conservada anualmente, por un período de 8 años. De acuerdo con sus resultados, el punto de equilibrio en el cual el costo total de implementación de REDD iguala a los ingresos obtenidos a partir de pago por resultados difiere de US\$ 6.74 a US\$ 16.58 por tonelada de CO<sub>2</sub>e entre la estimación más alta y la más baja. Resaltan que la mejora en el análisis de errores y mitigación de las principales fuentes de error tiene un efecto positivo en la calidad de las estimaciones de carbono, incidiendo positivamente en los ingresos económicos derivados de la implementación del mecanismo.

En relación a la aplicabilidad del modelo a nivel local (Chavé et al., 2005; Návar-Cháidez et al., 2013; Antepara, 2019), sugirieron desarrollar modelos a nivel local. Modelos locales podrían presentar mayor precisión, ya que los modelos regionales han sido generados con datos a nivel global, condiciones

climáticas diferentes y algunas especies que posiblemente no se encuentran en Guatemala y no han sido validadas para el país (CEAB-UVG, 2018; Antepara, 2019).

La aplicación de modelos regionales también puede implicar una alta incertidumbre, dado que los parámetros de los modelos son dependientes de múltiples factores entre los cuales están el tipo de vegetación, clima, estructura de la población arbórea, arquitectura de los árboles, condición de sitio, ontogenia, entre otros (Genet et al., 2011; Chavé et al., 2014; Forrester et al., 2017).

Návar y Cháidez (2013), mostraron que el uso de modelos alométricos locales incrementa la precisión en contraste con modelos regionales. Los modelos regionales estiman valores de biomasa que pueden desviarse cerca del doble de las mediciones, las estimaciones a nivel local también pueden desviarse más del doble cuando se usan modelos desarrollados regionalmente.

El modelo seleccionado considera el diámetro a la altura del pecho DAP como única variable explicatoria. En este estudio, al igual que otros se evidencia la importancia del DAP en la estimación de carbono en la biomasa, dada su alta correlación (Brown, 1997; Regina, como se citó por Álvarez, 2009; CEAB-UVG, 2018). Así mismo, cabe resaltar la ventaja de seleccionar modelos de pocas variables y de fácil medición en campo. Muchos autores consideran el DAP por ser una variable de fácil medición (Álvarez, 2008), se mide a 1.30m por encima de la base del árbol con cinta diamétrica, forcípula o cinta métrica (Segura & Andrade, 2008). Además, lo utilizan al multiplicarlo por otras variables o expresado bajo algún tipo de transformación (Álvarez, 2008).

Finalmente, respecto al rango de medición de la variable explicatoria reportado para el modelo, CEAB-UVG (2018) reporta rangos de medición de DAP

de hasta 65 cm para el modelo seleccionado, indicando que la varianza se dispersa a partir de DAP mayores de 65 cm. Así mismo, sugiere recolectar más información de campo para diámetros mayores o complementar con datos regionales, ya que el modelo considera registros de Baja Verapaz y Poptún.

En este estudio, el DAP registró valores de 5.10 a 76.80 cm, y se complementaron datos a nivel regional con registros de 5 nuevas localidades: Alta Verapaz, Jalapa, Quiché, Totonicapán y Chimaltenango; y 9 especies de coníferas que no habían sido consideradas en el modelo inicial, lo cual representa una mejora al modelo de CEAB-UVG reportado en 2018.



## CONCLUSIONES

1. Se analizaron las diferencias en la estimación de carbono en la biomasa arbórea (AGB) de bosques naturales a través de análisis de regresión de modelos alométricos regionales y locales. El modelo de Chavé et al. (2014) obtuvo la mejor estimación de biomasa arbórea 394.38 Kg y contenido de carbono 2.17 TonCO<sup>2</sup>e/ha a partir del producto del DAP, altura y densidad de la madera como variables explicatorias. La mayor diferencia estimada fue de 88.38 Kg entre el modelo de Chavé et al. (2014) y Brown (1997).
2. Se estimaron las métricas de desempeño, determinando que los modelos de Brown (1997) ( $R^2 = 0.974$ ;  $R^2 \text{ adj} = 0.974$ ; CME = 0.021; RCME = 0.145; AIC = 920.5); y CEAB-UVG (2018) ( $R^2 = 0.970$ ;  $R^2 \text{ adj} = 0.970$ ; CME = 0.035; RCME = 0.187; AIC = 969.2) obtuvieron las mejores métricas, presentan la mejor bondad de ajuste, y tienen el mejor poder predictivo del volumen de AGB de bosques naturales.
3. Se evaluó el aporte de cada una de las variables al modelo alométrico de mejor ajuste y se obtuvo que el diámetro a la altura del pecho (DAP) está altamente correlacionado con el volumen de biomasa ( $r=0.95-0.82$ ), aportando positivamente a la estimación de AGB. En contraste, cuando se consideró la interacción del DAP con altura y densidad de la madera, la correlación y bondad de ajuste disminuyeron considerablemente.
4. El modelo alométrico de mejor ajuste para estimar el carbono fijado en la AGB de bosques naturales es el modelo potencial de aplicación local

estimado por CEAB-UVG (2018):  $Y = 0.15991 * DAP^{2.32764}$ , denominado en este estudio Biomasa\_4. El modelo estimó 336.94 Kg de biomasa, considerando el DAP ( $r=0.95$ ) como variable predictora. Este modelo presentó la mejor bondad de ajuste ( $R^2 = 0.970$ ;  $R^2 \text{ adj} = 0.970$ ; CME = 0.035; RCME = 0.187; AIC = 969.2).

5. A través del presente estudio se mejoraron los parámetros del modelo CEAB-UVG (2018) dado que: 1) se incrementó el  $R^2$  e incluyeron nuevas métricas para la medición de la bondad de ajuste del modelo; 2) se incrementaron las mediciones de DAP > 65 cm; 3) se incluyeron registros de 5 nuevas localidades y 4) se incluyeron 9 especies de coníferas que no habían sido consideradas en el modelo inicial.

## RECOMENDACIONES

1. Continuar analizando modelos alométricos disponibles para la región y seleccionar aquellos a través de los cuales se obtengan estimaciones considerables de volúmenes de biomasa aérea y a la vez proporcionen una magnitud aceptable de error. Esto garantizará el uso de modelos válidos y aplicables, para acceder a un precio justo dentro del mercado internacional de carbono.
2. Estimar la biomasa arbórea a nivel de especie y considerando los rangos de DAP referenciales, sobre los cuales fueron construidos los modelos alométricos. Esto permitirá determinar si existe cambio en el cumplimiento de supuestos de regresión y bondad de ajuste de los modelos.
3. Realizar el análisis utilizando otras técnicas como modelos lineales generalizados (GLM) o algoritmos de Machine Learning. Esto permitirá tomar en cuenta la naturaleza de la distribución de los datos, tener un mejor ajuste de estos y mejorar las estimaciones de biomasa aérea, en caso de posibles sesgos.
4. Aplicar otros tipos de transformaciones a los datos utilizados, esto incluye transformaciones logarítmicas de base 10 o logaritmo natural y verificar si tiene un efecto positivo en la estimación de la biomasa aérea aplicando la técnica de regresión lineal propuesta en este estudio.

5. Complementar este estudio con el análisis de la significancia económica de las estimaciones realizadas. Esto permitirá determinar el costo de oportunidad para acceder a un precio justo en el mercado de carbono considerando los costos de implementación de proyectos de compensación por fijación y almacenamiento de carbono.

## REFERENCIAS

- Akaike, H. (1993). Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle. *2nd International Symposium on Information Theory*, 267-281.
- Alvarez, D. (2009). Módulo 5: Mercados Voluntarios. *ECOSECURITIES*.
- Álvarez, G. (2008). Modelos alométricos para la estimación de biomasa aérea de dos especies nativas en plantaciones forestales del trópico de Cochabamba, Bolivia. Biomasa forestal (Tesis de Maestría). Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza CATIE, Turrialba.
- Angelsen, A. (2010). La implementación de REDD+. Estrategia nacional y opciones de política. Bogor, Indonesia: CIFOR.
- Antepara, J. (2009). *Modelo alométrico mediante técnicas de simulación para estimar biomasa aérea vegetal (Tesis de Maestría)*. España: Universidad Internacional de la Rioja (UNIR).
- Baker, T., Phillips, O., Malhi, Y., Almeida, S., Arroyo, L., Di Fiore, A., . . . Vásquez, R. (2004). Variation in wood density determines spatial patterns in Amazonian forest biomass. *Global Change Biology*, 545-562. doi:10.1111/j.1529-8817.2003.00751.x
- Beal, D. (2005). SAS Code to Select the Best Multiple Linear Regression Model for Multivariate Data Using Information Criteria. *Science Applications International Corporation*.

- Birigazzi, L., Gamarra, J., Sola, G., Giaccio, S., Donegan, E. M., & Picard, N. (2015). *Toward a transparent and consistent quality control procedure for tree biomass allometric equations*. Durban, Sudáfrica: XIV World Forestry Congress.
- Bouza, C. (2008). *Modelos de regresión y sus aplicaciones*. Facultad de Matemática y Computación, Universidad de la Habana.
- Brown, S. (1997). *Estimating biomass and biomass change of tropical forests. Forest Resources Assessment Publication*. Rome, Italy: FAO.
- Brown, S., Gillespie, A., & Lugo, A. (1989). Biomass estimation methods for tropical forest with applications to forest inventory data. *Forest Science*, 35(4), 81-902.
- Burnham, K., & Anderson, D. (2002). *Model Selection and Multimodel Inference. A practical Information-Theoretic Approach*. New York: Springer Science+Business Media.
- Cairns, M., Brown, S., Helmer, E. & Baumgardner, G. (1997). Root biomass allocation in the world's upland forests. *Oecologia*, 111, 1-11.
- Castellanos, E., Bonilla, C., y Quilo, A. (2007). *Cuantificación de carbono capturado por bosques comunales y municipales de cinco municipios en los departamentos de San Marcos y Huehuetenango. Informe Final Proyecto AGROCYT-51-2004*. Guatemala: Centro de Estudios Ambientales, Universidad del Valle de Guatemala.

- Castellanos, E., Quilo, A., y Mato, R. (2010). *Metodología para la estimación del contenido de carbono en bosques y sistemas agroforestales en Guatemala*. Guatemala: Centro de Estudios Ambientales y de Biodiversidad de la Universidad del Valle de Guatemala y CARE-Guatemala.
- Cayuela, L. (2010). *Modelos lineales generalizados GLM*. Granada: EcoLab, Centro Andaluz de Medio Ambiente, Universidad de Granada.
- CEAB-UVG. (2018). *Protocolos metodológicos para el cálculo de emisiones por deforestación, medición y cuantificación de carbono en sistemas terrestres y análisis de causas y agentes de la deforestación*. Guatemala: USAID.
- Chakravart, I., Laha, R., & Roy, J. (1967). *Komogorov-Smirnov (K-S) test*. In *Handbook of Methods of Applied Statistics* (Vol. I). New York: Wiley.
- Chave, J., Andalo, C., Brown, M., Cairns, M., Chambers, J., Eamus, D., . . . Yamakura, T. (2005). Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia*, 145, 87-99. doi:10.1007/s00442-005-0100-x
- Chave, J., Réjou, M., Burquez, A., Chidumayo, E., Colgan, M., Delitti, W., . . . Vieilledent, G. (2014). Improved allometric models to estimate the aboveground biomass of tropical trees. *Global Change Biology*. doi:10.1111/gcb.12629
- Ciesla, W. (1996). *Cambio climático, bosques y ordenación forestal. Una visión de conjunto*. Estudio FAO Montes No. 126. Roma, Italia: FAO.

- Clark, D., & Clark, D. (2000). Landscape-scale variation in forest structure and biomass in a tropical rain forest. *Forest Ecology and Management*, 137, 185-198.
- Crawley, M. (1996). *The R Book*. United Kingdom: John Wiley & Sons.
- Cuevas, X., Hernández, J., Hernández, A., Quiñónez, G., Tamarit, J., y García, G. (2017). Predicción del diámetro normal, altura y volumen a partir del diámetro del tocón en especies tropicales. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 8(43), 90-116.
- Easton, V., & McColl, J. (2014). *Random variables and probability distributions*. Recuperado el noviembre de 2021, de Statistics Glossary: [http://www.stats.gla.ac.uk/steps/glossary/probability\\_distributions.html#qqplot](http://www.stats.gla.ac.uk/steps/glossary/probability_distributions.html#qqplot)
- Eguren, L. (2004). *El mercado de carbono en América Latina y el Caribe: balance y perspectivas*. Santiago de Chile: CEPAL.
- FCPF. (2019). Annual Report. *Forest Carbon Partnership Facility*, 88.
- FCPF. (2019). *Emission Reductions Program Document (ER-PD)*. Guatemala: Programa Nacional de Reducción y Remoción de Emisiones en Guatemala.
- Fonseca, W., Alice, F., y Rey, J. (2009). Modelos para estimar la biomasa de especies nativas en plantaciones y bosques secundarios en la zona Caribe de Costa Rica. *Bosque*, 30(1), 36-47.

- Forrester, D., Tachauer, I., Annighoefer, P., Barbeito, I., Pretzsch, H., Ruiz, R., Sileshi, G. (2017). Generalized biomass and leaf area allometric equations for European tree species incorporating stand structure, tree age and climate. *Forest Ecology and Management*, 396, 160-175. doi: 10.1016/j.foreco.2017.04.011
- Fujitomo, T., Kita, K., Uchiyama, K., Kuromaru, M., Akutsu, H., & Oda, K. (2006). Age trends in the genetic parameters of wood density and the relationship with growth rates in hybrid larch (*Larix gmelinii* var. *japonica* L. kaempferi) F1. *Japan Journal of Research* 11(3), 157-163.
- Gayoso, J., Guerra, J., y Alarcón, D. (2002). *Contenido de carbono y funciones de biomasa en especies nativas y exóticas*. Valdivia, Chile.
- Genet, A., Wernsdörfer, H., Jonard, M., Pretzsch, H., Rauch, M., Ponette, Q., ... Saint-André, L. (2011). Ontogeny partly explains the apparent heterogeneity of published biomass equations for *Fagus sylvatica* in central Europe. *Forest Ecology and Management*, 261(7), 1188-1202. doi: 10.1016/j.foreco.2010.12.034
- GFOI. (2016). *Integration of remote-sensing and ground-based observations for estimation of emissions and removals of greenhouse gases in forests: Methods and Guidance from the Global Forest Observations initiative* (2.0 ed.). Rome: Food and Agriculture Organization.
- Goodman, R., Phillips, O., & Baker, T. (2014). *The importance of crown dimensions to improve tropical tree biomass estimates*. *Ecological Applications*, in press, doi: 10.1890/13-0070.1.

- Greenhill, K. (2013). *Estudio del mercado del carbono en Chile (Tesis de Maestría)*. Chile: Universidad de Chile.
- Gutiérrez, E., Moreno, R., y Villota, N. (2013). *Guía de cubicación de madera No. 01*. Colombia: Gráfica Budas S.A.S. Pereira.
- Henry, M., Picard, N., Trotta, C., Manlay, R., Valentini, R., Bernoux, M., & Saint-Andre, L. (2011). Estimating tree biomass of sub-Saharan African forests: a review of available allometric equations. *Silva Fennica*, 45(3B), 477-569. doi:10.14214/sf.38
- Hijmans, R., Cameron, S., Parra, J., Jones, P., & Jarvis. (2005). Very high resolution interpolated climate surfaces for global land areas. *International Journal of Climatology*, 167-197.
- Hultine, K., Koepke, D., Pockman, W., Fravolini, A., Sperry, J., & Williams, D. (2005). Influence of soil texture on hydraulic properties and water relations of a dominant warm-desert phreatophyte. *Tree Physiology* 26(3), 313-323.
- Ibarra, D., y Escobar, L. (2004). *Mercado de Bonos de Carbono*. Recuperado el noviembre de 2021, de Tiempo Economico: Mercado de Bonos de Carbono.
- Imaña-Encinas, J., Jiménez, J., Rezende, A., Rainier, C., Antunes, O., & Serpa de Meria, M. (2014). *Conceptos dasométricos en los inventarios fitosociológicos*. Brasilia, Brasil / Linares, México: Universidade de Brasilia / Universidad Autónoma de Nuevo León.

Instituto Nacional de Bosques (INAB) y Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y Agricultura (FAO). (2004). *Inventario Nacional Forestal*. Guatemala: INAB.

Instituto Nacional de Bosques (INAB). (2012). *Guía para el establecimiento, monitoreo y rehabilitación de parcelas permanentes de medición forestal en bosques naturales de coníferas*. Guatemala: INAB.

Instituto Nacional de Bosques (INAB). (2020). REd de parcelas permanentes de medición forestal en bosques naturales de coníferas (base de datos).

Instituto Nacional de Bosques (INAB). (2014). *Dinámica de crecimiento y productividad de 28 especies forestales en plantaciones en Guatemala, Serie Técnica No. DT-002(2015)*. Guatemala 212 p.

Instituto Nacional de Bosques y Consejo Nacional de Áreas Protegidas. (2015). *Mapa de Cobertura Forestal por Tipo y Subtipo de Bosques para la República de Guatemala*. Guatemala.

IPCC. (2006). *IPCC archive*. Recuperado el noviembre de 2021, de Tercer Informe de Evaluación: <https://archive.ipcc.ch/pdf/glossary/tar-ipcc-terms-sp.pdf>

IPCC. (2007). *Climate change: the physical science basis*. Cambridge, UK: Cambridge University Press.

IPCC. (2014). Recuperado el noviembre de 2021, de Cambio climático 2014. Informe de síntesis: Resumen para responsables de políticas.: <https://>

www.ipcc.ch/site/assets/uploads/2018/02/AR5\_SYR\_FINAL\_SPM\_es.pdf

Kelly, J.F. & Beltz, R.C. (1987). A comparison of tree volume estimation models for forest inventory. *Research Paper SO-233*, U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Southern Forest Experiment Station, New Orleans.

King, D., Davis, S., Supardi, M., & Tan, S. (2005). Tree growth is related to light interception and wood density in two mixed dipterocarp forests of Malaysia. *Functional Ecology* 19(3), 445-453.

Kirby, K., & Potvin, C. (2007). Variation in carbon storage among tree species: implications for the management of a small-scale carbon sink project. *Forest Ecology and Management*, 246, 208-221.

Kutner, M., Nachtsheim, C., Neter, J., & Li, W. (2005). *Applied Linear Statistical Models* (5th ed.). New York: MacGraw-Hill.

Londoño, A. (2008). *Manual de anatomía de maderas*. Universidad de Tolima, Ibagué.

López-Gonzalez, G., Lewis, S., & Burkitt, M. (2012). Forest Plots Database. Obtenido de Forestplots: [www.forestplots.net](http://www.forestplots.net)

López, E., y Gonzáles, B. (2016). *Estadística. Fundamentos y aplicaciones en agronomía y ciencias afines*. Guatemala: Facultad de Agronomía, Universidad de San Carlos de Guatemala.

- López, R., Crespo, T., Franco, M., Fadul, J., Capa, L., García, M., . . . Palmero, D. (2017). *Análisis exploratorio de datos con SPSS*. (U. Sur, Ed.) Cuba.
- Malhi, Y., & Phillips, O. (2004). Tropical forests and global atmospheric change: a synthesis. *Philosophical Transactions of the Royal Society. Biological Sciences*, 549-555.
- MARN. (2021). *Tercera Comunicación Nacional sobre Cambio Climático*. Guatemala: Gobierno de Guatemala.
- Mokany, K., Raison, R., & Prokushkin, S. (2006). *Critical analysis of root:shoot ratios in terrestrial biomes*. *Global Change Biology*, 11, 1-13.
- Motulsky, H., & Christopoulos, A. (2003). *Fitting Models to Biological Data using Linear and Nonlinear Regression. A practical guide to curve fitting*. San Diego: GraphPad Software Inc.
- Motulsky, H., & Christopoulos, A. (2003). *Fitting Models to Biological Data using Linear and Nonlinear Regression. A practical guide to curve fitting*. San Diego: GraphPad Software Inc.
- Nájera, J. (1999). *Ecuaciones para estimar biomasa, volumen y crecimiento en biomasa y captura de carbono en diez especies típicas del Matorral Espinoso Tamaulipeco del nordeste de México (Tesis de Maestría)*. Nuevo León, México: Facultad de Ciencias Forestales, Universidad Autónoma de Nuevo León.
- Návar, J. (2010). Measurement and assessment methods of forest aboveground biomass: A literature review and the challenges ahead. En L. Momba, & F.

Bux, *Biomass* (págs. 27-64). Sciyo Open Access to Knowledge. Intechopen.

Návar-Cháidez, J., Rodríguez, F., y Domínguez, P. (2013). Ecuaciones alométricas para árboles tropicales: aplicación al inventario forestal de Sinaloa, México. *Agronomía Mesoamericana*, 24(2), 347-356.

Newsom, J. (2021). *Psy 522/622 Multiple Regression and Multivariate Quantitative Methods*. Recuperado el noviembre de 2021, de Jason T. Newsom PhD:  
[http://web.pdx.edu/~newsomj/mvclass/ho\\_diagnosticsexamples%20in%20SPSS.pdf](http://web.pdx.edu/~newsomj/mvclass/ho_diagnosticsexamples%20in%20SPSS.pdf)

Novales, A. (2010). *Análisis de Regresión*. Departamento de Economía Cuantitativa, Universidad Complutense.

Organización de las Naciones Unidas (ONU). (1992). Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático. *Naciones Unidas*, 1-27.

Organización de las Naciones Unidas (ONU). (1998). *Protocolo de Kioto de la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático*. Japón: Naciones Unidas.

Orrego, S., del Valle, J., y Moreno, F. (2003). *Medición de la captura de carbono en ecosistemas forestales tropicales de Colombia, contribuciones para la mitigación del cambio climático*. Medellín, Colombia: Universidad Nacional de Colombia.

- Pallqui, C., Monteagudo, A., Phillips, O., Lopez-Gonzales, G., Cruz, L., Galiano., W., ... Vasquez, R. (2014). Dinámica, biomasa aérea y composición florística en parcelas permanentes Reserva Nacional Tambopata, Madre de Dios, Perú. *Revista Peruana de Biología*, 21(3), 235-242.
- Pardo, A., y Ruíz, M. (2005). *Probabilidad y Estadística. Análisis de datos con SPSS 13 Base*. España: McGraw-Hill.
- ParlAmericas. (2018). *Manual sobre la fijación del precio del carbono*. Canada.
- Paz-Pellat, F., y Velásquez-Rodríguez, A. (2021). Equivalencia entre modelos alométricos y alometría pantropical flexible. *Madera y Bosques*, 27(4), 1-17.
- Pedrosa, I., Juarros, J., Robles, A., Basteiro, J., y García, E. (2015). Pruebas de bondad de ajuste en distribuciones simétricas, ¿qué estadístico utilizar? *Universitas Psychologica*, 12(1), 245-254.
- Pelletier, J., Kirby, K., & Potvin, C. (2010). Significance of carbon stock uncertainties on emission reductions from deforestation and forest degradation in developing countries. *Forest Policy and Economics*. doi:10.1016/j.forpol.2010.05.005
- Picard, N., Saint-André, L., y Henry, M. (2012). *Manual de construcción de ecuaciones alométricas par estimar el volumen y la biomasa de los árboles: del trabajo de campo a la predicción*. Roma, Italia: FAO.

Posada, S., Zoot, M., y Rosero, R. (2007). Comparación de modelos matemáticos: una aplicación en la evaluación de alimentos para animales. *Revista Colombiana de Ciencias Pecuarias*, 20, 141-148.

Quinn, G., & Keough, M. (2002). *Experimental Design and Data Analysis for Biologist*. Cambridge, United Kingdom: Cambridge University Press.

Rojo, J. (2006). *Análisis descriptivo y exploratorio de datos*. Madrid: Instituto de Economía y Geografía, Consejo Superior de Investigaciones Científicas.

Romero-Saldaña, M. (2016). Pruebas de bondad de ajuste a una distribución normal. *Revista Enfermería del Trabajo*, 6, 105-114.

Schlegel, B. (2001). Estimación de la biomasa y carbono en bosques del tipo forestal siempreverde. *Simposio Internacional Medicion y Monitoreo de la Captura de carbono en Ecosistemas Forestales*.

Segura, M., y Andrade, H. (2008). ¿Cómo hacerlo? ¿Cómo construir modelos alométricos de volumen, biomasa o carbono de especies leñosas perennes? *Agroforestería de las Américas*, 89-96.

Shapiro, S., & Wilk, M. (1965). *An Analysis of Variance Test for Normality (Complete Samples)* (Vol. 52). *Biometrika*.

Sileshi, G. (2014). A Critical Review of Forest Biomass ESTimation Models, Common Mistakes and Corrective Measures. *Forest Ecology and Management*, 237-254.

- Sit, V., & Poulin-Costello, M. (1994). *Catalogue of curves for fitting. Biometrics information. Handbook No. 4*. British Columbia: Ministry of Forest Research Program.
- Stäbler, M. (30 de diciembre de 2020). *Towards AI*. Recuperado el noviembre de 2021, de Data Science Evaluation Metrics-Unravel Algorithms for Regression [Part 2]: <https://towardsai.net/p/data-science/data-science-evaluation-metrics%E2%80%8A-%E2%80%8Aunravel-algorithms-for-regression-part-2>
- Sterck, F., Bongers, F., & Newbery, D. (2001). Tree architecture in a Bornean lowland rain forest: intraspecific and interspecific patterns. *Plant Ecology*, *153*(1-2), 279-292.
- Swaine, M., & Whitmore, T. (1988). On the definition of ecological species groups in tropical rain forest. *Vegetatio* *75*(1-2), 81-86.
- Thadewald, T., & Buning, H. (2007). Jarque-Bera Test and its Competitors for Testing normality -A power comparison. *Journal of Applied Statistics*, *34*(1), 87-105.
- UNFCCC. (2021). *United Nations, Climate Change*. Recuperado el noviembre de 2021, de Emissions trading: <https://unfccc.int/process/the-kyoto-protocol/mechanisms/emissions-trading>
- Vidal, A., Benítez, J., Rodríguez, J. C., y Gra, H. (2003). Estimación de la biomasa de copa para árboles en pie de *Pinus caribea* var *caribea* en la EEI, La Palma de la provincia de Pinar del Río, Cuba. *Quebracho*, *11*, 60-66.

- Vieira, S., Ferreira, L., Aidar, M., Spinelli, L., Baker, T., Ferreira, J., . . . Trumbore, S. (2008). Estimation of biomass and carbon stocks> the case of the Atlantic Forest. *Biota Neotropica*, 21-29.
- Vila, A., Sedano, M., López, A., & Juan, A. (2011). *Correlación lineal y análisis de regresión*. UOC.
- Walpole, R., y Myers, R. (1992). *Probabilidad y estadística*. España: McGraw-Hill.
- Walpole, R., Myers, R., Myers, S., y Ye, K. (2012). *Probabilidad y estadística para ingeniería y ciencias*. México: Pearson.
- Winck, R., Fassola, H., Barth, S., Crechi, E., Keller, A., Videla, D., ... Zaderenko, C. (2015). Modelos predictivos de biomasa aérea de *Eucalyptus grandis* para el Noreste de Argentina. *Ciência Florestal, Santa Maria*, 25(3), 595-606.
- Yiu-Kuen, T. (2009). Nonlife Actuarial Models, Theory, Methods and Evaluation. *Annals of Actuarial Science*, 4(2), 342-343.
- Zobel, B., & Jett, J. (1995). *The importance of wood density (specific gravity) and its component parts*. In *Genetics of Wood Production*. Springer, Berlin, Heidelberg: Springer Series in Wood Science.
- Zuur, A., Ieno, E., & Smith, G. (2007). *Analysis Ecological Data*. USA: Springer.

# ANEXOS

## Anexo 1.

### *Instrumento para recolección de datos*



**(FORMULARIO 1)**  
**RED DE PARCELAS PERMANENTES DE MEDICIÓN FORESTAL  
EN BOSQUES NATURALES DE CONÍFERAS**

**DESCRIPCIÓN GENERAL DE LA PARCELA**

Parcela No. \_\_\_\_\_ Nombre de la Finca: \_\_\_\_\_  
Región: \_\_\_\_\_ Sub Región: \_\_\_\_\_ Establecida por: \_\_\_\_\_  
Fecha de establecimiento: (dd/mm/aaaa): \_\_\_\_\_  
Especie dominante: \_\_\_\_\_  
Modelo de corteza: \_\_\_\_\_  
Hoja cartográfica: \_\_\_\_\_ Elevación (msnm): \_\_\_\_\_  
Latitud: \_\_\_\_\_ Longitud: \_\_\_\_\_  
Calidad de sitio: \_\_\_\_\_ Índice de sitio: \_\_\_\_\_  
Aspecto: \_\_\_\_\_ Pendiente (%): \_\_\_\_\_  
Tipo de suelo: \_\_\_\_\_ pH: \_\_\_\_\_  
Pedregosidad: \_\_\_\_\_ Drenaje: \_\_\_\_\_  
Tipo de tenencia: \_\_\_\_\_ Propietario: \_\_\_\_\_  
Zona de vida: \_\_\_\_\_

Croquis de ubicación de la parcela

Observaciones: \_\_\_\_\_





## Anexo 2.

### Carta acuerdo de uso de datos e información



#### CARTA ACUERDO DE USO DE DATOS E INFORMACIÓN

Basado en la solicitud NO.\_\_\_\_, realizada por \_\_\_\_\_ el (\_\_\_\_\_) a través de la presente, hago constar que acepto ante el Departamento de Investigación Forestal del Instituto Nacional de Bosques –INAB–, la responsabilidad del manejo de los entregables que me serán brindados.

1. Acepto las **Condiciones de Intercambio y distribución de datos**, con la finalidad de hacer buen uso de ellos, bajo el consentimiento del departamento que me los proporciona.
2. Los entregables a recibir son los siguientes (indicar tipo de datos y especie o especies involucradas):  
Metadatos \_\_\_\_\_  
Base de datos \_\_\_\_\_  
Análisis de datos \_\_\_\_\_  
Mapas e Imágenes \_\_\_\_\_
3. Acepto que dichos entregables son propiedad intelectual del Instituto Nacional de Bosques -INAB- y acepto hacer las referencias necesarias y otorgar los créditos de autor que se generen por su análisis y posibles publicaciones.
4. Los Entregables serán utilizados para realizar el siguiente trabajo/estudio/investigación: \_\_\_\_\_ del cual se derivarán inicialmente los siguientes productos: \_\_\_\_\_

De los productos arriba indicados, la institución tiene la potestad de ser coautora y/o tener el reconocimiento debido por la información brindada.

5. El intercambio se da bajo el espíritu de una abierta colaboración científica entre la Institución y el investigador, éste tiene como fin brindar información de alta calidad para la gestión de los ecosistemas forestales.
6. Los entregables recibidos y detallados en el punto 2, serán utilizados exclusivamente por mi persona para lo indicado en el punto 4. Por lo tanto, tengo claro que **NO** estoy autorizado para distribuir y/o utilizar los entregables más allá de esta esfera.

## Continuación del anexo 2.



De necesitar la autorización del INAB, para proporcionar información a otros, realizaré los trámites correspondientes.

7. Al momento de citar en los productos generados según el punto 4, los entregables indicados en el punto 2 quedarán de la siguiente forma:  
\_\_\_\_\_
8. Por otra parte, me comprometo a darle el reconocimiento respectivo en los productos generados (punto 4), por haber apoyado institucionalmente y financieramente el establecimiento y mantenimiento de las parcelas permanentes que generó los entregables otorgados en el punto 2. A las siguientes organizaciones: Departamento de Investigación Forestal, Instituto Nacional de Bosques
9. Y, por último me comprometo a notificarle a la institución, sobre cualquier producto que se derive de los **entregables del punto 2** (publicaciones, presentaciones, modelos), incluyendo una explicación de cómo se han utilizado. Para ello se hará entrega de dos impresiones de cualquier publicación, o bien se proporcionará por escrito el acceso en línea del producto digital que se genere.

Conforme a lo indicado en los nueve puntos anteriores, firmo en la ciudad de Guatemala  
\_\_\_\_\_.

*Nota.* Ejemplo de carta acuerdo de uso de datos e información. Obtenido del Instituto Nacional de Bosques (2012). Metodología PPMF Bosque de Coníferas y Mixtos. ([http://ppm.inab.gob.gt/docs/boletas\\_de\\_campo\\_coniferas.pdf](http://ppm.inab.gob.gt/docs/boletas_de_campo_coniferas.pdf)) consultado el 3 de octubre de 2021.