

RESEARCH ARTICLE

Estimación del volumen comercial de laurel (*Cordia alliodora Ruiz & Pav*) en árboles de regeneración en cultivos de Sucumbíos - Ecuador

Pablo Danilo Carrera Oscullo ^{1,2}   Manuel Cabrera Quezada ^{3,4} 

¹ Universidad Politécnica Estatal del Carchi, Posgrado, Av. Universitaria y Antisana, Tulcán – Carchi, Ecuador

² Escuela Superior Politécnica de Chimborazo – Sede Orellana, Research Group YASUNI-SDC, El Coca – Orellana, Ecuador

³ Universidad Estatal Amazónica – Sede Sucumbíos, Nueva Loja – Sucumbíos, Ecuador

⁴ Universidad de Pinar del Río, Pinar del Río, Cuba

 Correspondencia: pablo.carrera@upec.edu.ec  + 593 984522854

DOI/URL: <https://doi.org/10.53313/gwj71108>

Resumen: El laurel (*Cordia alliodora Ruiz & Pav*) es una especie arbórea maderable de excelentes propiedades y de crecimiento rápido, lo que lo hace ideal para la producción comercial. Sin embargo, los modelos de estimación del volumen de esta especie en la Amazonía ecuatoriana son limitados, por lo tanto, el objetivo de esta investigación fue establecer modelos para estimar el volumen comercial de árboles de regeneración de laurel en la provincia de Sucumbíos. Por medio del lenguaje de programación R, se evaluaron 15 modelos mediante un análisis de regresión, donde la variable independiente fue el volumen comercial (V_c) y las variables independientes fueron el diámetro a la altura de pecho (DAP), la altura comercial (hc) y la densidad de la madera (d). La selección de los modelos se realizó analizando el coeficiente de determinación (R^2), la raíz del error cuadrático medio (RMSE) y el criterio de información de Akaike (AIC). Además, se examinó la significancia de los parámetros (β), la presencia de multicolinealidad y la verificación de los supuestos de normalidad, homocedasticidad e independencia. Después del análisis, se seleccionaron tres modelos, que tuvieron un R^2 mayor al 90 %. El mejor modelo fue $\ln(V_c) = \beta_0 + \beta_1 * \ln(DAP^2 * hc)$; además, se observó que la inclusión de la densidad (d) en la variable independiente anterior no mejoró el ajuste. Por otro lado, el peor modelo fue $\ln(V_c) = \beta_0 + \beta_1 * \ln(DAP)$, el cual tiene la ventaja de sólo incluir el DAP en la variable independiente. Estos modelos permitirán estimar de manera indirecta y rápida el volumen comercial de árboles de laurel de regeneración, facilitando un aprovechamiento sostenible de estos recursos.

Palabras claves: Amazonía ecuatoriana, análisis de regresión, biomasa aérea, modelos alométricos, Lago Agrio, Shushufindi, volumen maderable



Cita: Carrera Oscullo, P. D., & Cabrera Quezada, M. (2024). Estimación del volumen comercial de laurel (*Cordia alliodora Ruiz & Pav*) en árboles de regeneración en cultivos de Sucumbíos – Ecuador. Green World Journal, 7(1), 108. <https://doi.org/10.53313/gwj71108>

Received: 14/Jan /2024

Accepted: 16/Mar /2024

Published: 22/Mar /2024

Prof. Carlos Mestanza-Ramón, PhD.
Editor-in-Chief / CaMeRa Editorial
editor@greenworldjournal.com

Editor's note: CaMeRa remains neutral with respect to legal claims resulting from published content. The responsibility for published information rests entirely with the authors.



© 2024 CaMeRa license, Green World Journal. This article is an open access document distributed under the terms and conditions of the license.

Creative Commons Attribution (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

Estimation of the commercial volume of laurel (*Cordia alliodora* Ruiz & Pav) in regeneration trees in crops in Sucumbíos - Ecuador

Abstract: Laurel (*Cordia alliodora* Ruiz & Pav) is a timber tree species with excellent properties and fast growth, which makes it ideal for commercial production. However, volume estimation models for this species in the Ecuadorian Amazon are limited, therefore, the objective of this research was to establish models to estimate the commercial volume of laurel regeneration trees in the province of Sucumbíos. Using the R programming language, 15 models were evaluated through a regression analysis, where the independent variable was commercial volume (V_c) and the independent variables were diameter at chest height (DBH), commercial height (hc) and the density of the wood (d). The selection of the models was carried out by analyzing the coefficient of determination (R^2), the root mean square error (RMSE) and the Akaike information criterion (AIC). In addition, the significance of the parameters (β), the presence of multicollinearity and the verification of the assumptions of normality, homoscedasticity and independence were examined. After the analysis, three models were selected, which had an R^2 greater than 90 %. The best model was $\ln(V_c) = \beta_0 + \beta_1 * \ln(DBH^2 * hc)$. Furthermore, it was observed that the inclusion of density (d) in the previous independent variable did not improve the fit. On the other hand, the worst model was $\ln(V_c) = \beta_0 + \beta_1 * \ln(DBH)$, which has the advantage of only including the DBH in the independent variable. These models will allow the commercial volume of regeneration laurel trees to be estimated indirectly and quickly, facilitating sustainable use of these resources.

Keywords: Ecuadorian Amazon, regression analysis, aboveground biomass, allometric models, Lago Agrio, Shushufindi, timber volume.

1. Introducción

La región Amazónica del Ecuador constituye el 45 % del territorio del país y destaca como uno de los ecosistemas más ricos de Sudamérica [1]. En esta región, el laurel (*Cordia alliodora* Ruiz & Pav) es una de las especies maderables más explotadas por sus excelentes propiedades, tales como su dureza, brillo, buenas condiciones de trabajabilidad y crecimiento rápido [2]. La edad de explotación del laurel es de 25 a 30 años, cuando los árboles alcanzan un diámetro de entre 40 y 50 cm [3].

Cabe destacar que el laurel se regenera abundantemente de manera natural, ya que sus semillas se dispersan ampliamente debido a su forma y peso; sin embargo, se teme una sobreexplotación de esta especie, lo que podría provocar una pérdida de la regeneración natural por la eliminación de los árboles semilleros [4]. Por consiguiente, es imperativo ejecutar acciones que permitan obtener beneficios de este recurso de una manera ordenada, evitando alterar su función ecológica. En este contexto, una característica de vital importancia en el manejo forestal sostenible es el volumen comercial maderable, ya que posibilita la planificación de prácticas silviculturales y permite conocer el valor de las cosechas [5,6].

La determinación del volumen comercial se realiza mediante técnicas tanto destructivas como no destructivas. En los métodos destructivos, se procede a la tala del árbol, seguido del corte del tronco en secciones de longitud predeterminada, y luego se calcula su volumen a partir de métodos geométricos como el de Smalian. Finalmente, se suman los volúmenes de cada sección para obtener el volumen total [7,8]. Por otra parte, los métodos no destructivos se usan cuando no se desea derribar los árboles y consisten en el uso de ecuaciones matemáticas conocidas como modelos alométricos, que relacionan las variables de difícil medición como el volumen o la biomasa, con variables fáciles de medir como el diámetro a la altura de pecho (DAP), la altura total (ht), la altura comercial (hc) y la densidad específica de la madera (d), lo que reduce el tiempo y el costo de la estimación [9,10].

Los modelos alométricos se usan para estimar el volumen de los árboles y son reconocidos por la Organización de las Naciones Unidas (ONU) como una herramienta útil en la implementación de mercados de créditos de carbono, la cual es una iniciativa para disminuir el impacto del cambio

climático [11]. Estos modelos se obtienen a partir de un análisis de regresión, donde la variable dependiente es el volumen, y las variables independientes suelen ser el diámetro a la altura de pecho (DAP) y la altura comercial (hc). Estas variables se obtienen de manera sencilla y se registran en los inventarios forestales [12,13]. Aunque estos modelos son extrapolables a ecosistemas con condiciones de crecimiento similares, su desarrollo es costoso, ya que implica el uso de métodos destructivos para determinar el volumen real de los árboles [14,15].

En Ecuador se han realizado varios estudios para obtener modelos alométricos. Por ejemplo, Cuenca *et al.* [16] elaboraron modelos para estimar la biomasa de varias especies en bosques de tierras bajas de la Amazonía ecuatoriana. Por otra parte, Lozano *et al.* [17] desarrollaron modelos de estimación de carbono en bosques montanos bajos del sur del país, mientras que Cañadas *et al.* [18] generaron modelos para estimar el volumen de laurel en sistemas agroforestales en el Bosque Protector Sumaco.

A pesar de los esfuerzos realizados, las investigaciones específicas para estimar el volumen comercial de árboles de laurel son escasas. En este contexto, el objetivo general de esta investigación es evaluar modelos de estimación del volumen comercial de árboles de regeneración de laurel en la provincia de Sucumbíos mediante un análisis estadístico. Los objetivos específicos son los siguientes: i) determinar las variables dasométricas de individuos “típicos” de laurel que se seleccionaron mediante un muestreo polietápico y ii) elegir el mejor modelo mediante un análisis de regresión. Se espera que los resultados de esta investigación faciliten una estimación rápida del volumen comercial de los árboles de regeneración de laurel, además que ofrezcan información crucial para la toma de decisiones que contribuyan a gestionar de manera sostenible estos recursos.

2. Materiales y métodos

2.1 Área de estudio

La investigación se realizó en los cantones Lago Agrio y Shushufindi, provincia de Sucumbíos, al norte de la región Amazónica del Ecuador (Figura 1) [19,20]. El cantón Lago Agrio tiene una extensión de 3151,26 km² y una altitud media de 300 msnm. De acuerdo al Censo de Población del año 2022, es el cantón más poblado de la Amazonía ecuatoriana con 105 044 habitantes [21]. La mayor parte del cantón Lago Agrio tiene un clima megatérmico lluvioso [22,23], con una temperatura media de 26,0 °C y una precipitación anual media de 3251 mm, siendo mayo y junio los meses con más lluvia, mientras que agosto y septiembre son los meses menos lluviosos [24,25]. El 61,52 % del cantón Lago Agrio tiene un relieve con pendientes suaves, especialmente en las parroquias Santa Cecilia, General Farfán y Nueva Loja; mientras que el 19,19 % se encuentra en pendientes abruptas, especialmente en la parroquia Pacayacu y Dureno [22].

Por otra parte, el cantón Shushufindi tiene una extensión de 2506,14 km² y una altitud media de 300 msnm [26]. Es el segundo cantón más poblado de la provincia de Sucumbíos con 50 826 habitantes [21]. Presenta un clima megatérmico lluvioso con una temperatura media de 24,5 °C y una precipitación anual media de 3529 mm [27]. La mayor parte del cantón Shushufindi se caracteriza por tener un relieve con pendientes débiles de 0 al 2 % de inclinación, y sólo en los sectores cercanos a la cabecera cantonal Shushufindi y a la parroquia de Pañacocha se encuentran pendientes ligeras con inclinaciones del 5 al 25 %. El 71,6 % de este cantón tiene suelos con textura franco-arenosa de pendientes suaves, lo cual favorece la realización de prácticas agrícolas [26].

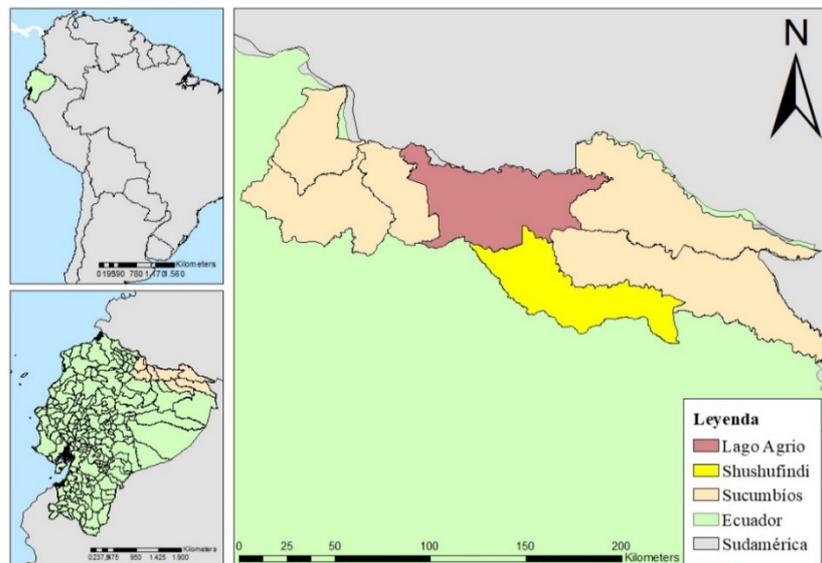


Figura 1. Ubicación de los cantones Lago Agrio y Shushufindi.

2.2 Métodos

La metodología utilizada en esta investigación responde a cada uno de los objetivos específicos. Primero se seleccionaron individuos típicos de laurel a través de un muestreo polietápico y se determinaron las variables dasométricas de los árboles seleccionados. Segundo, se eligió el mejor modelo de estimación del volumen comercial a través de un análisis de regresión.

2.2.1 Determinación de las variables dasométricas de individuos “típicos” de laurel que se seleccionaron mediante un muestreo polietápico

El estudio se realizó en cinco sitios con cultivos de regeneración de laurel, donde los propietarios manifestaron su disposición para participar en la investigación. Las coordenadas de los lugares se detallan en la Tabla 1. Cada lugar tenía un área de 40 a 50 hectáreas (ha). Para elegir los puntos de muestreo, se siguió la metodología descrita por Somarriba *et al.* [28], quienes realizaron un estudio en árboles de laurel de regeneración natural en Costa Rica. Con la asistencia del programa ArcGis, el mapa del área de cada sitio se dividió en parcelas de 100 m x 100 m (1 ha) y luego se realizó un muestreo aleatorio simple para seleccionar tres parcelas.

Tabla 1. Ubicación de los sitios de muestreo

Sitio	Cantón	Parroquia	Sector	Coordenadas	
				Latitud	Longitud
1	Lago Agrio	Nueva Loja	Recinto Unidos Venceremos	0,14274	- 76,94833
2	Lago Agrio	Nueva Loja	Colinas Amazónicas	0,11713	- 76,88902
3	Lago Agrio	10 de Agosto	Recinto Proyecto San Miguel	0,18139	- 76,85085
4	Shushufindi	7 de Julio	San Antonio	-0,12676	- 76,74319
5	Shushufindi	Shushufindi	La Primavera	-0,09699	- 76,64323

A continuación, en las parcelas seleccionadas se registraron todos los árboles “típicos” de laurel con un diámetro a la altura de pecho (DAP) mayor o igual a 20 cm y se elaboró un marco muestral. El término “típico” se refiere a los árboles que manifestaban características fenotípicas y de sanidad de la población muestreada [5,7], por lo que se escogieron individuos con un tronco recto y libre de enfermedades. Luego, a partir del marco muestral de cada sitio se realizó un muestreo aleatorio simple y se seleccionaron 10 árboles. Por lo tanto, en total se seleccionaron 50 árboles para la generación de los modelos alométricos.

En cada árbol en pie, se midió el diámetro a la altura de pecho (DAP) a una altura de 1,3 m del suelo con una cinta diamétrica. Seguidamente, se procedió a la tala del árbol, dejando un tocón de 20 cm. Sobre el árbol derribado se midió la altura comercial (h_c), desde la base del tronco hasta el inicio de las ramas (Figura 2). Luego, el tronco se dividió en secciones de 2,4 m de longitud, siendo la última sección de longitud variable (Figura 3) [4]. Después de esto, en cada sección se realizó la medición de los diámetros ubicados en cada extremo (d_i y d_{i+1}). A continuación, se determinó el volumen de cada sección con la fórmula de Smalian (ecuación 1) y el volumen comercial del tronco se obtuvo sumando los volúmenes de cada sección (ecuación 2) [4,5,29].

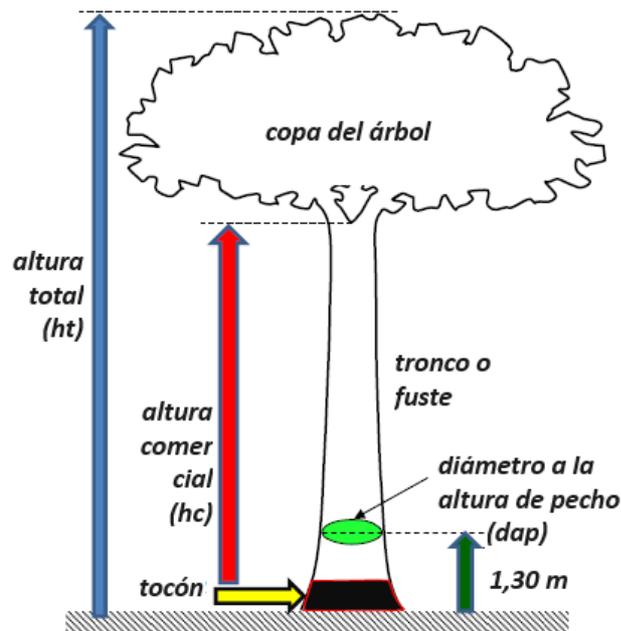


Figura 2. Partes de un árbol [30].

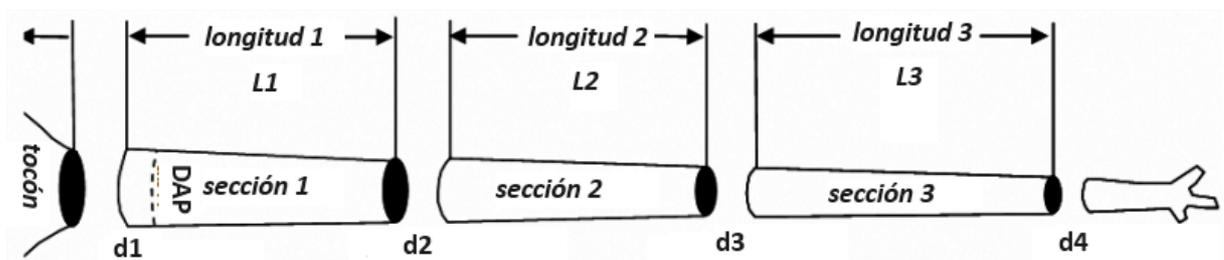


Figura 3. Corte del tronco en secciones de 2,4 m de longitud

$$V_i = \left(\frac{\pi}{4}\right) x \left(\frac{d_i^2 + d_{i+1}^2}{2}\right) x L_i \quad (\text{ecuación 1})$$

$$V = \sum_{i=1}^n V_i \quad (\text{ecuación 2})$$

Donde:

V_i = volumen de la i -ésima sección (m^3)

d_i = diámetro mayor de la i -ésima sección (m)

d_{i+1} = diámetro menor de la i -ésima sección (m)

L_i = longitud de la i -ésima sección (m)

n = número de secciones del tronco

V = volumen comercial del tronco (m^3)

Finalmente, usando un barrenado de incremento, se extrajo una muestra del tronco de cada árbol a una altura de 1,1 m y se determinó su densidad en el laboratorio [16]. Para determinar el volumen, se sumergió la muestra en agua y se midió el desplazamiento del líquido; posteriormente, la masa se determinó después de secar la muestra a 60 °C hasta alcanzar un peso constante [15,31].

2.2.2 Elección del mejor modelo mediante un análisis de regresión

Para seleccionar el mejor modelo de estimación del volumen comercial de laurel, se realizó un análisis de regresión por el método de mínimos cuadrados, utilizando como variable dependiente el volumen comercial (V_c) y como variables independientes el diámetro a la altura de pecho (DAP), la altura comercial (hc) y la densidad de la madera (d). Se utilizó el lenguaje de programación R y el software RStudio versión 4.2.2 para evaluar 15 modelos que se muestran en la Tabla 2.

Tabla 2. Modelos alométricos de estimación del volumen de especies arbóreas

Número	Modelo
1	$Vc = \beta_0 + \beta_1 * DAP$
2	$Vc = \beta_0 + \beta_1 * DAP^2$
3	$Vc = \beta_0 + \beta_1 * DAP + \beta_2 * DAP^2$
4	$\ln(Vc) = \beta_0 + \beta_1 * \ln(DAP)$
5	$Vc = \beta_0 + \beta_1 * DAP^2 * hc$
6	$\ln(Vc) = \beta_0 + \beta_1 * \ln(DAP) + \beta_2 * \ln(hc)$
7	$Vc = \beta_0 + \beta_1 * DAP^2 + \beta_2 * DAP * hc + \beta_3 * DAP^2 * hc$
8	$Vc = \beta_0 + \beta_1 * DAP^2 + \beta_2 * DAP^2 * hc + \beta_3 * hc$
9	$Vc = \beta_0 + \beta_1 * DAP^2 * hc + \beta_2 * DAP^2$
10	$\ln(Vc) = \beta_0 + \beta_1 * \ln(DAP) + \beta_2 * \ln(hc) + \beta_3 * \ln(d)$
11	$\ln(Vc) = \beta_0 + \beta_1 * \ln(DAP^2 * hc)$
12	$\ln(Vc) = \beta_0 + \beta_1 * \ln(DAP^2 * hc * d)$
13	$Vc = \beta_0 + \beta_1 * DAP + \beta_2 * hc$
14	$Vc = \beta_0 + \beta_1 * DAP + \beta_2 * \ln(hc)$
15	$Vc = \beta_0 + \beta_1 * DAP^2 + \beta_2 * hc$

Fuente: Ramírez et al. [33], Revilla et al. [4], Segura & Andrade [7], Telles et al. [5].

Donde:

Vc = volumen comercial del tronco (m^3).

DAP = diámetro a la altura de pecho medido a 1,3 m del suelo (m)

hc = altura comercial (m)

$\beta_0, \beta_1, \beta_2$ y β_3 = parámetros del modelo

En los modelos previos, se analizó la bondad de ajuste utilizando el coeficiente de determinación (R^2), la raíz del error cuadrático medio (RMSE) y el criterio de información de Akaike (AIC) [10]. Además, se analizó la significancia de los parámetros (β) del modelo mediante pruebas de hipótesis, la presencia de multicolinealidad a través del factor de inflación de varianza (VIF), y el cumplimiento de los supuestos de normalidad, homocedasticidad e independencia mediante las pruebas de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan, y Durbin-Watson, respectivamente [34]. El análisis estadístico se realizó a un nivel de confianza del 95 % ($\alpha = 0,05$).

El mejor modelo alométrico fue el que tuvo el valor más alto del R^2 , el valor más bajo de la RMSE y el valor más bajo del AIC [10,15]. Se descartaron los modelos que tuvieron algún parámetro (β) no significativo, los que presentaron multicolinealidad y los que no cumplieron los supuestos de la regresión [12,32].

Posteriormente, se realizó un análisis detallado de los modelos que no fueron descartados. Para ello se analizó la presencia de valores atípicos e influyentes, mediante la evaluación de los residuos estudentizados y las distancias de Cook, respectivamente [35]. Además, con base en las sugerencias de Piñeiro *et al.* [36] y Sileshi [35], se elaboraron diagramas de dispersión de los valores observados en el eje de las ordenadas (eje y) y de los valores predichos en el eje de las abscisas (eje x), con el objetivo de identificar posibles discrepancias entre los datos reales y las predicciones de los modelos. Luego, se realizó un análisis de regresión lineal de los valores observados versus los valores predichos y se probó si los interceptos eran iguales a cero y si las pendientes eran iguales a uno. En la Tabla 3 se presentan las funciones y librerías que se utilizaron en el lenguaje de programación R.

Tabla 3. Funciones y librerías de R utilizadas en el análisis de regresión

Prueba	Función	Librería
Coeficiente de determinación (R^2)	lm	
Raíz del error cuadrático medio (RMSE)	rmse	Metrics
Criterio de información de Akaike (AIC)	AIC	
Significancia de los parámetros (β)	lm	
Factor de inflación de varianza (VIF)	vif	car
Shapiro-Wilk	shapiro.test	
Breusch-Pagan	bptest	lmtest
Durbin-Watson	dwtest	lmtest
Residuos estudentizados	rstudent	
Distancias de Cook	cooks.distance	

A continuación, se proporciona una descripción breve de los criterios citados anteriormente, con el objetivo de facilitar la comprensión de los resultados.

El coeficiente de determinación (R^2) indica la proporción de la variabilidad de la variable dependiente que es explicada por el modelo; además, se utiliza para evaluar la bondad de ajuste, es decir, que tan próximos están los valores observados de la variable dependiente de los valores predichos por el modelo [37]. El R^2 puede tomar valores de cero a uno. Un valor cercano a uno señala que la mayoría de la variabilidad del modelo es explicada por las variables independientes, indicando así un ajuste adecuado. No obstante, es crucial destacar que el R^2 por sí solo, no proporciona información sobre la validez del modelo, por lo que es necesario analizar otros aspectos [38].

La raíz del error cuadrático medio (RMSE) proporciona una estimación de cuánto difieren los valores observados de la variable dependiente de los valores predichos por el modelo, por lo que mientras más bajo sea este indicador, mejor será la bondad de ajuste del modelo [39].

El criterio de información de Akaike (AIC) facilita la selección de modelos que tengan una buena bondad de ajuste con un número menor de parámetros, para evitar el sobreajuste. Esta medida es útil para comparar modelos estadísticos, favoreciendo al que tenga el valor más bajo de AIC, ya que eso indica un buen equilibrio entre ajuste y complejidad [34].

Los parámetros (β) del modelo son los coeficientes asociados con las variables independientes que se utilizan para predecir la variable de respuesta. La existencia de una relación significativa entre la variable dependiente y las variables independientes se determina mediante una prueba de hipótesis, donde la hipótesis nula plantea que los parámetros no son significativos ($\beta = 0$) [37]. En consecuencia, se busca rechazar la hipótesis nula para que los parámetros sean significativos, lo cual se logra cuando el valor p es menor al nivel de significancia (α) [38].

La multicolinealidad se presenta cuando dos o más variables independientes están altamente correlacionadas entre sí, lo que dificulta la interpretación de los coeficientes de la regresión al incrementar su varianza. Para identificar la presencia de multicolinealidad, se recurre al factor de inflación de varianza (VIF), el cual al superar el umbral de 5, señala la existencia de este fenómeno [35,40].

El supuesto de normalidad señala que los residuos (errores) de la regresión siguen una distribución en forma de campana simétrica. La elección de la prueba para verificar este supuesto depende del tamaño de la muestra. Se suele optar por la prueba de Shapiro-Wilk cuando existen hasta 50 observaciones, caso contrario se usa la prueba de Kolmogorov-Smirnov [41]. En ambos casos, la hipótesis nula plantea que los residuos se distribuyen de manera normal. Por ende, se busca no rechazar la hipótesis nula, lo cual se logra cuando el valor p es mayor al nivel de significancia (α). Adicionalmente, es común utilizar un gráfico de probabilidad normal, en el que la cercanía de los puntos a la diagonal, sugiere que los residuos siguen una distribución aproximadamente normal [42].

El supuesto de homocedasticidad en el análisis de regresión implica que la dispersión de los residuos se mantiene constante a lo largo de todos los valores de las variables independientes. Una prueba común para evaluar este supuesto es la prueba de Breusch-Pagan, donde la hipótesis nula plantea que la varianza de los residuos es constante [34]. Por ende, se busca no rechazar la hipótesis nula. Adicionalmente, se emplea frecuentemente un gráfico de residuos (eje y) versus valores predichos (eje x), donde la disposición aleatoria de los puntos dentro de una banda horizontal, sin formar una estructura de una corneta, sugiere el cumplimiento de este supuesto [10,42].

El supuesto de independencia en el análisis de regresión implica que los residuos no exhiben correlación entre sí. Una prueba frecuentemente utilizada para evaluar este supuesto es la prueba

de Durbin-Watson, en la cual la hipótesis nula establece que la correlación entre los residuos sucesivos es nula [34]. En consecuencia, se busca no rechazar la hipótesis nula. Además, se recurre comúnmente a un gráfico de residuos (eje y) versus orden de la corrida (eje x), donde la distribución aleatoria de los puntos, sin presentar ningún patrón, sugiere el cumplimiento de este supuesto [42].

Los residuos estudentizados evalúan la diferencia entre los valores observados y los valores predichos por el modelo de regresión. Su cálculo implica la normalización de los residuos no estandarizados mediante la división por la desviación estándar de los residuos. Además, en el denominador se incorpora un término que cuantifica la influencia de cada observación, lo que facilita la identificación de valores atípicos. Estos últimos, por encontrarse fuera del intervalo $[-2, 2]$, pueden ser discernidos de manera más simple [35,37].

Las distancias de Cook se utilizan para evaluar la influencia de cada observación en la estimación de los parámetros del modelo de regresión. Según algunos autores, cuando la distancia de Cook de una observación es superior a 1, dicha observación ejerce una influencia desproporcionada en la estimación de los parámetros y su exclusión puede tener un impacto significativo en los resultados [43].

3. Resultados y discusión

3.1 Determinación de las variables dasométricas de individuos "típicos" de laurel que se seleccionaron mediante un muestreo polietápico

Se seleccionaron 10 árboles en cada sitio de estudio, por lo que en total se escogieron 50 árboles. Esta elección se alinea con las recomendaciones de Forrester *et al.* [44] y Roxburgh *et al.* [14], quienes sugieren un mínimo de 50 individuos para el desarrollo de los modelos alométricos. En los árboles seleccionados se midieron las siguientes variables: diámetro a la altura de pecho (DAP), altura comercial (hc), densidad de la madera (d) y volumen comercial (Vc). A continuación, se presentan los resultados obtenidos.

El diámetro a la altura de pecho (DAP) tomó valores entre 0,22 y 0,52 m, con una media de 0,35 m y un coeficiente de variación de 21,51 %. El histograma del DAP (Figura 4) muestra una distribución sesgada a la derecha con forma de J invertida (muchos árboles pequeños y pocos árboles grandes), lo que es típico en poblaciones que se reproducen de manera exitosa en una región [28]. La altura comercial (hc) tomó valores entre 4,8 y 16,8 m, con una media de 11,3 m y un coeficiente de variación de 27,42 %. El histograma de la hc (Figura 4) muestra que los datos siguen una distribución aproximadamente normal.

La densidad de la madera (d) tomó valores entre 0,390 y 0,500 g/cm³, con una media de 0,460 g/cm³ y un coeficiente de variación de 5,38 %. El histograma de la d (Figura 4) muestra una distribución sesgada a la izquierda. Finalmente, el volumen comercial (Vc) tomó valores entre 0,18 y 2,60 m³, con una media de 0,93 m³ y un coeficiente de variación de 71,41 %, lo que indica una alta variabilidad. El histograma del Vc (Figura 4) muestra una distribución sesgada hacia la derecha.

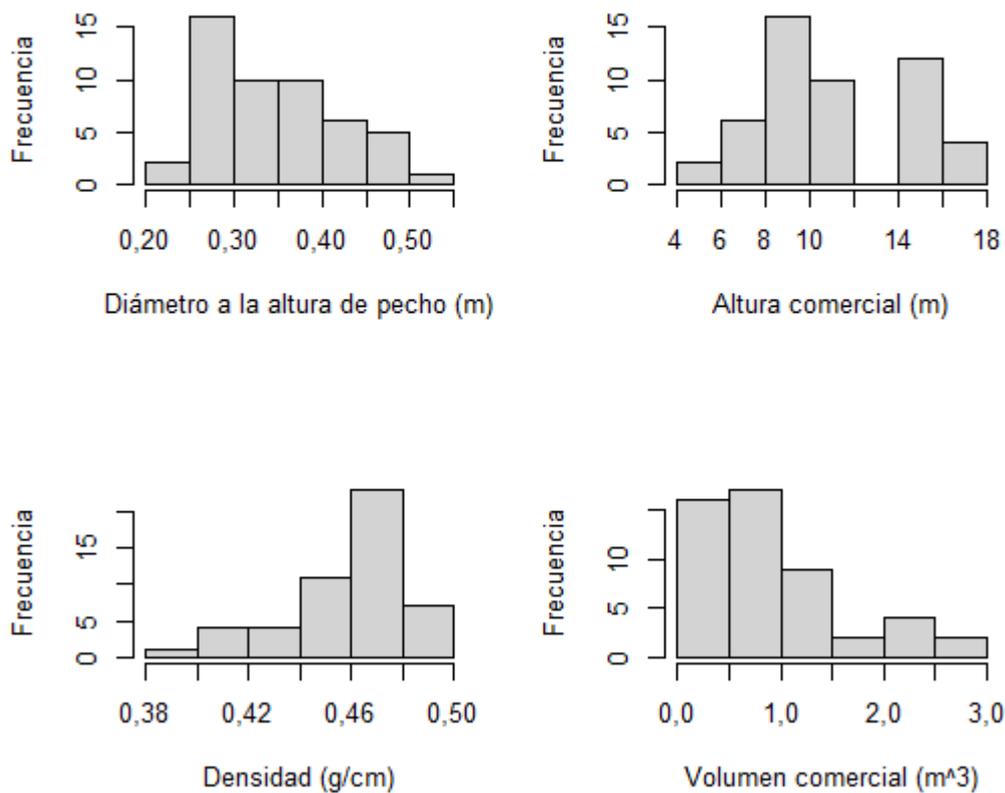


Figura 4. Histogramas del diámetro a la altura de pecho (DAP), altura comercial (hc), densidad (d) y volumen comercial (Vc)

3.2 Elección del mejor modelo mediante un análisis de regresión

Se realizó un análisis de regresión por el método de mínimos cuadrados a un nivel de confianza del 95 % ($\alpha = 0,05$), cuyos resultados se presentan en la Tabla 4. Se presentan los valores del coeficiente de determinación (R^2), la raíz del error cuadrático medio (RMSE), el criterio de información de Akaike (AIC), los estimadores de los parámetros (β) con sus valores p, el factor de inflación de varianza (VIF), y los valores p de las pruebas de Shapiro-Wilk, Breusch-Pagan y Durbin-Watson.

En la Tabla 4 se observa que el modelo 1 tiene estimadores significativos de los parámetros ($p < 0,05$), pero no cumple con los supuestos de normalidad, homocedasticidad e independencia ($p < 0,05$), por lo que se descarta este modelo. El modelo 2 exhibe estimadores significativos de los parámetros ($p < 0,05$), sin embargo, no cumple con los supuestos de normalidad y homocedasticidad ($p < 0,05$), por lo que también se excluye este modelo. El modelo 3 tiene algunos estimadores no significativos de los parámetros ($p > 0,05$), presenta multicolinealidad ($VIF > 5$), y además no cumple con los supuestos de normalidad y homocedasticidad ($p < 0,05$), por lo que igualmente se descarta este modelo.

El modelo 4 exhibe estimadores significativos de los parámetros ($p < 0,05$) y cumple con los supuestos de normalidad, homocedasticidad e independencia ($p > 0,05$), por lo que este modelo se analizará con más detalle posteriormente. El modelo 5 tiene estimadores significativos de los parámetros ($p < 0,05$), pero no cumple con el supuesto de homocedasticidad ($p < 0,05$), por lo que se descarta este modelo. El modelo 6 tiene un estimador no significativo de un parámetro ($p > 0,05$), por lo que se también se excluye este modelo, a pesar de que no presenta multicolinealidad ($VIF < 5$) y cumple con los supuestos de la regresión ($p > 0,05$).

Los modelos 7, 8 y 9 exhiben algunos estimadores no significativos de los parámetros ($p > 0,05$), presentan multicolinealidad ($VIF > 5$), y además no cumplen con el supuesto de homocedasticidad ($p < 0,05$), por lo que se descartan estos modelos. El modelo 10 tiene un estimador no significativo de un parámetro ($p > 0,05$), por lo que también se excluye este modelo, a pesar de que no presenta multicolinealidad ($VIF < 5$) y cumple con los supuestos de la regresión ($p > 0,05$).

Los modelos 11 y 12 tienen estimadores significativos de los parámetros ($p < 0,05$) y cumplen con los supuestos de normalidad, homocedasticidad e independencia ($p > 0,05$), por lo que estos modelos se analizarán con más detalle posteriormente. Finalmente, los modelos 13, 14 y 15 tienen estimadores significativos de los parámetros ($p < 0,05$) y no presentan multicolinealidad ($VIF < 5$), pero no cumplen con los supuestos de normalidad y homocedasticidad ($p < 0,05$), por lo que se excluyen estos modelos.

Tabla 4. Resultados de los criterios analizados para la selección del mejor modelo

Modelo	R ²	RMSE	AIC	Parámetro	Estimador	Valor p estimado	VIF	Valor p Shapiro-Wilk	Valor p Breusch-Pagan	Valor p Durbin-Watson
1	0,870	0,238	4,302	β_0	-1,959	0,000		0,042	0,008	0,043
				β_1	8,298	0,000				
2	0,896	0,213	-6,598	β_0	-0,515	0,000		0,016	0,004	0,108
				β_1	11,412	0,000				
3	0,903	0,206	-8,141	β_0	0,793	0,269	96,426	0,007	0,008	0,242
				β_1	-7,380	0,069				
				β_2	21,364	0,000				
4	0,912	0,205	-	β_0	3,090	0,000		0,648	0,265	0,139
				β_1	3,154	0,000				
5	0,951	0,146	-	β_0	-0,081	0,045		0,302	0,000	0,887
				β_1	0,652	0,000				
6	0,965	0,129	-	β_0	0,339	0,322	2,141	0,474	0,734	0,193
				β_1	2,341	0,000				
				β_2	0,786	0,000				
7	0,957	0,137	-	β_0	0,232	0,166	23,543	0,072	0,000	0,717
				β_1	-1,653	0,360				
				β_2	-0,183	0,019				
				β_3	1,068	0,000				
8	0,957	0,137	-	β_0	0,324	0,123	30,175	0,124	0,000	0,763
				β_1	-2,375	0,248				
				β_2	0,887	0,000				
				β_3	-0,041	0,024				
9	0,952	0,145	-	β_0	-0,129	0,091	14,073	0,194	0,000	0,849
				β_1	0,593	0,000				
				β_2	1,098	0,453				

10	0,972	0,115	-	β_0	-0,692	0,114	0,422	0,666	0,203		
					64,396						
					β_1	2,295				0,000	2,168
					β_2	0,844				0,000	2,228
11	0,960	0,138	-	β_0	-0,542	0,000	0,412	0,253	0,363		
				50,288							
				β_1	1,016	0,000					
12	0,939	0,171	-	β_0	0,236	0,000	0,136	0,709	0,143		
				28,949							
13	0,894	0,215	-4,013	β_0	-2,002	0,000	0,007	0,033	0,328		
				β_1	6,854	0,000				2,090	
				β_2	0,048	0,002				2,090	
14	0,882	0,227	1,474	β_0	-2,440	0,000	0,003	0,040	0,162		
				β_1	7,328	0,000				1,995	
				β_2	0,343	0,034				1,995	
15	0,923	0,184	-	β_0	-0,828	0,000	0,005	0,013	0,448		
				19,543							
				β_1	9,460	0,000				1,971	
				β_2	0,049	0,000					

En el análisis previo se determinó que únicamente los modelos 4, 11 y 12 presentaron estimadores significativos de todos los parámetros y cumplieron con los supuestos de la regresión. En la Tabla 5, se muestra que el análisis de regresión de estos modelos se realizó utilizando el logaritmo natural de las variables dasométricas, lo que concuerda con las sugerencias de Bueno-López *et al.* [31] y Roxburgh *et al.* [14], quienes señalan que una estrategia útil para cumplir con los supuestos de la regresión, es obtener el logaritmo natural de las variables. Además, se obtuvieron valores de R^2 superiores al 90 %, lo que difiere con otros estudios realizados en la Amazonía ecuatoriana como los de Cuenca *et al.* [16] y Lozano *et al.* [17], quienes obtuvieron valores de R^2 menores al 90 %. Lo anterior puede explicarse por el hecho de que en esos estudios se generaron los modelos utilizando datos de individuos de distintas especies, lo que reafirma la importancia de realizar estudios específicos para cada especie.

Tabla 5. Modelos que cumplieron con los requerimientos del análisis de regresión

Número	Modelo	R^2	RMSE	AIC
4	$\ln(Vc) = 3,090 + 3,154 * \ln(DAP)$	0,912	0,205	-10,527
11	$\ln(Vc) = -0,542 + 1,016 * \ln(DAP^2 * hc)$	0,960	0,138	-50,288
12	$\ln(Vc) = 0,236 + 0,992 * \ln(DAP^2 * hc * d)$	0,939	0,171	-28,949

En la Tabla 5 se observa que el mejor modelo es el 11, debido a que presenta el valor más alto de R^2 y los valores más bajos de RMSE y AIC [12,32]. En este modelo, la variable independiente es el logaritmo natural del producto del DAP^2 y hc , lo que concuerda con lo que sugieren Kaushal *et al.* [11] y Puc-Kauil *et al.* [32], quienes mencionan que el ajuste mejora cuando se utiliza como variable independiente la variable combinada $DAP^2 * hc$. Además, Ramírez *et al.* [33] también mencionan que en bosques tropicales, es frecuente que los modelos que incluyen el DAP^2 tengan un buen ajuste. Igualmente, otros autores como Kangkuso *et al.* [8] y Ramírez *et al.* [33], mencionan

que la inclusión de hc como parte de la variable combinada DAP^2*hc , mejora el ajuste de los modelos.

El segundo mejor modelo es el 12, pero este incluye a la densidad de la madera (d) en la variable independiente, lo cual dificulta su aplicación en el campo debido a la complejidad que conlleva su medición. Algunos autores como Nath *et al.* [10] y Stegen *et al.* [45], sugieren que la densidad tiene una influencia relativamente débil en el volumen y su relación con esta variable es inconsistente. Además, Cuenca *et al.* [16] mencionan que la altura ejerce una influencia más significativa en el volumen en comparación con la densidad. En ese contexto, de acuerdo a Forrester *et al.* [44], la incorporación de la densidad en los modelos alométricos es poco común, ya que el 75 % de los investigadores optan por utilizar sólo una variable independiente, generalmente el DAP.

Por otro lado, el peor modelo es el 10, ya que tiene el valor de R^2 más bajo y los valores de RMSE y AIC más altos. Sin embargo, este modelo sólo contiene el diámetro a la altura de pecho (DAP) en la variable independiente, lo que permitiría estimar el volumen de manera fácil. Algunos autores como Forrester *et al.* [44] y Revilla *et al.* [4] resaltan la importancia de utilizar modelos que sólo contengan el DAP, ya que es de fácil y rápida medición; además, presenta menor error de muestreo y se registra en la mayoría de inventarios forestales. Sin embargo, Puc-Kauil *et al.* [32] mencionan que el uso del DAP como única variable independiente es insuficiente para explicar la variabilidad total del volumen comercial, ya que no expresa las características funcionales y ecológicas de los árboles.

En ese contexto, otros autores como Kusmana *et al.* [15] y Roxburgh *et al.* [14], mencionan que la adición de la altura y la densidad puede incrementar la precisión de los modelos, pero los resultados no son significativamente diferentes de los modelos que sólo tienen el DAP como variable independiente. Phalla *et al.* [13] mencionan que los investigadores deben decidir si utilizan los modelos que incluyen o no a la altura y a la densidad, considerando las dificultades que conllevan su medición.

Luego, en los modelos 4, 11 y 12 se analizó la presencia de valores atípicos e influyentes, obteniéndose los siguientes resultados. El modelo 4 tuvo tres valores atípicos cuyos residuos estudentizados fueron -2,037, 2,177 y 2,322. El modelo 11 tuvo dos valores atípicos con residuos estudentizados de -2,121 y 2,516, y el modelo 12 tuvo un valor atípico con un residuo estudentizado de 2,412. Se debe destacar que ningún modelo presentó valores influyentes con distancias de Cook superiores a 1.

Posteriormente, en las Figuras 5, 6 y 7 se presentan los diagramas de dispersión que comparan los valores observados con los valores predichos de los modelos 4, 11 y 12, respectivamente. Se esperaría que la distribución de puntos siguiera una línea recta $y = x$. Para facilitar la evaluación de las predicciones, se ha incluido una diagonal que representa la ecuación $y = x$. Con base en la metodología de Puc-Kauil *et al.*[32], es posible identificar si los valores predichos tienden a subestimar (puntos por arriba de la diagonal) o sobreestimar (puntos por debajo de la diagonal) los valores reales u observados.

La Figura 5 muestra que en el modelo 4, la nube de puntos sigue la diagonal, sin embargo, al incrementar el volumen, la dispersión aumenta. Por otro lado, las Figuras 6 y 7 muestran que las nubes de puntos de los modelos 11 y 12 siguen la diagonal a valores bajos del volumen. No obstante, al incrementar el volumen, algunos puntos se sitúan por arriba de la diagonal, indicando una subestimación del volumen en esos casos [32].

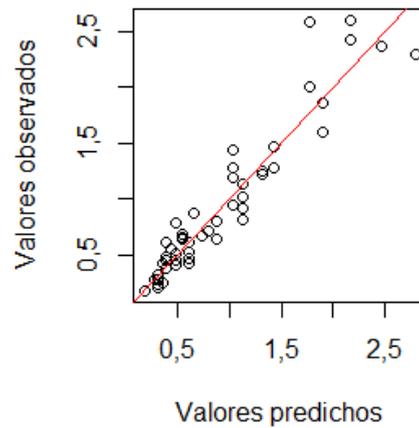


Figura 5. Valores observados vs valores predichos del modelo 4

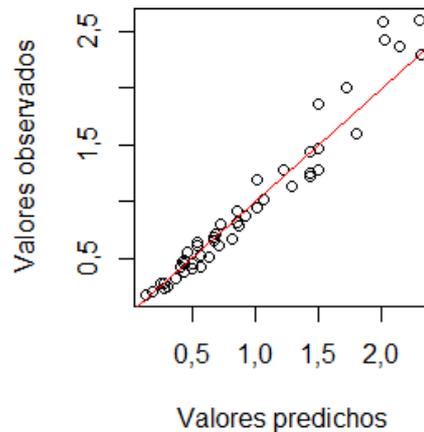


Figura 6. Valores observados vs valores predichos del modelo 11

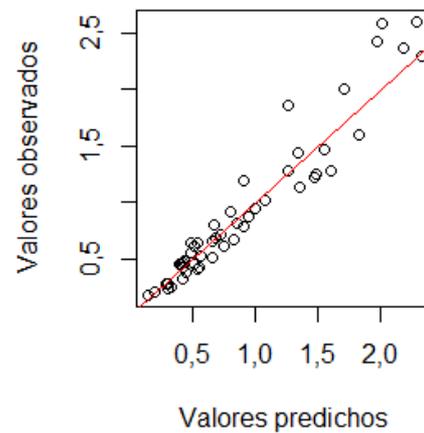


Figura 7. Valores observados vs valores predichos del modelo 12

A continuación, se realizó un análisis de regresión lineal de los valores observados versus los valores predichos de los modelos 4, 11 y 12. El propósito era evaluar si los interceptos con el eje de las ordenadas eran distintos de cero y determinar si las pendientes eran diferentes de uno.

En la Tabla 6 se muestran los valores de los interceptos y las pendientes de la regresión lineal. Se observa que los interceptos de todos los modelos no son significativamente diferentes de cero, ya que los intervalos de confianza contienen al cero. Por otro lado, las pendientes de los modelos

4 y 12 no son significativamente diferentes de uno, ya que los intervalos de confianza contienen ese valor. En cambio, la pendiente del modelo 11 es significativamente diferente de uno. Los resultados anteriores muestran que los modelos predicen adecuadamente los valores observados, excepto en el modelo 11, en donde el valor de la pendiente ligeramente superior a uno, sugiere una subestimación del volumen [32].

Tabla 6. Interceptos y pendientes de la regresión lineal de los valores observados vs valores predichos de los modelos 4, 11 y 12

Modelo	Intercepto		Pendiente	
	Estimador	Intervalo de confianza al 95 %	Estimador	Intervalo de confianza al 95 %
4	0,019	-0,088; 0,126	0,997	0,901; 1,092
11	-0,067	-0,145; 0,010	1,094	1,023; 1,165
12	-0,049	-0,147; 0,050	1,076	0,985; 1,166

Adicionalmente, se realizó un análisis de regresión lineal de los valores predichos versus los valores observados de los modelos 4, 11 y 12. El propósito fue validar la afirmación de Piñeiro *et al.* [36] y Sileshi [35], quienes destacan que un error común al estudiar los modelos alométricos es realizar una regresión lineal de los valores predichos (eje y) versus los valores observados (eje x), en lugar de analizar correctamente los valores observados (eje y) versus los valores predichos (eje x). Este análisis mostró resultados contradictorios en comparación con los obtenidos anteriormente, por ejemplo, se encontró que las pendientes de todos los modelos eran significativamente diferentes de uno, validando así la importancia de seguir las recomendaciones propuestas por estos autores.

Es importante señalar que los modelos de estimación del volumen comercial (V_c), se deben utilizar sólo con valores de las variables que estén dentro del rango de los datos utilizados en esta investigación [7,15]. Finalmente, los autores pretenden que los modelos obtenidos faciliten la medición del volumen comercial de árboles de laurel en cultivos de regeneración de la provincia de Sucumbíos, ya que el uso de modelos generados en regiones diferentes es una fuente de incertidumbre significativa [35]. Asimismo, se anticipa que este estudio no sólo contribuirá al conocimiento en el campo de los modelos alométricos, sino que también proporcionará una base estadística sólida para aquellos investigadores que están iniciando en esta área.

4. Conclusión

Se seleccionaron con éxito 50 individuos de laurel en cultivos de regeneración mediante un muestreo polietápico. En los árboles se midieron las variables dasométricas más relevantes, lo que permitió la recolección de información detallada sobre sus características estructurales y dimensiones.

Mediante un análisis de regresión, se evaluaron 15 modelos teóricos, revelando que aquellos que incorporaban transformaciones logarítmicas arrojaron mejores resultados. Se seleccionaron tres modelos que tuvieron todos los parámetros significativos y que cumplieron con los supuestos de la regresión. Estos modelos tuvieron valores del coeficiente de determinación (R^2) superiores al 90 %.

El mejor modelo alométrico fue $\ln(V_c) = \beta_0 + \beta_1 * \ln(DAP^2 * hc)$, el cual contiene la variable combinada $DAP^2 * hc$ en la variable independiente. Además, se observó que la inclusión de la densidad (d) en esta variable no mejoró el ajuste. Por otro lado, el peor modelo fue $\ln(V_c) = \beta_0 + \beta_1 * \ln(DAP)$, el cual tiene la ventaja de contener únicamente el DAP en la variable independiente.

Finalmente, los autores consideran que, para confirmar la robustez de los modelos desarrollados, se requiere una validación independiente utilizando datos de campo adicionales, lo cual puede ser un desafío logístico y financiero, pero es crucial para garantizar la fiabilidad de los modelos. Como perspectiva a futuro, se sugiere explorar el uso de modelos más complejos que incluyan una mayor cantidad de variables. Esto proporcionaría una mejor comprensión del crecimiento de los árboles y mejoraría la capacidad predictiva de los modelos.

Contribución de autores: Los autores contribuyeron en todos los apartados investigativos.

Financiamiento: Los autores financiaron a integridad el estudio.

Conflictos de interés: Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

Referencias

1. Sinche, F.; Cabrera, M.; Vaca, L.; Segura, E.; Carrera, P. Determination of the Ecological Water Quality in the Orienco Stream Using Benthic Macroinvertebrates in the Northern Ecuadorian Amazon. *Integr. Environ. Assess. Manag.* **2022**, *19*, 615–625, doi:<https://doi.org/10.1002/ieam.4666>.
2. Fernandez, F.; León, J.; Huaccha, A.; Aguirre, F. Propiedades Organolépticas, Físicas y Mecánicas de La Madera de Cordia Alliodora (R. y P.) Oken de Parcelas Agroforestales En Jaén, Cajamarca. *Rev. Científica Pakamuros* **2019**, *7*, 80–91, doi:10.37787/PAKAMUROS-UNJ.V7I1.78.
3. Ecuador Forestal Ficha Técnica N°8 Laurel Available online: <http://ecuadorforestal.org/wp-content/uploads/2010/08/LAUREL.pdf> (accessed on 24 July 2022).
4. Revilla, J.; Abanto, C.; Guerra, W.; García, D.; Guerra, H.; Domínguez, G.; Da Silva, I. Modelos Alométricos Para Estimar El Volumen de Madera de Guazuma Crinita En Plantaciones Forestales. *Sci. Agropecu.* **2021**, *12*, 25–31.
5. Telles, R.; Gómez, M.; Alanís, E.; Aguirre, O.A.; Jiménez, J. Ajuste y Selección de Modelos Matemáticos Para Predecir El Volumen Fustal de Tectona Grandis L. f. En Nuevo Urecho, Michoacán, México. *Madera y bosques* **2018**, *24*, doi:10.21829/MYB.2018.2431544.
6. Correia, J.; Fantini, A.; Piazza, G. Equações Volumétricas e Fator de Forma e de Casca Para Florestas Secundárias Do Litoral de Santa Catarina. *Floresta e Ambient.* **2017**, *24*, doi:10.1590/2179-8087.023715.
7. Segura, M.; Andrade, H.J. ¿ Cómo Construir Modelos Alométricos de Volumen , Biomasa o Carbono de Especies Leñosas Perennes ? *Agroforesteria en las Américas* **2008**, *46*, 89–96.
8. Kangkuso, A.; Jamili, J.; Septiana, A.; Raya, R.; Sahidin, I.; Rianse, U.; Rahim, S.; Alfirman, A.; Sharma, S.; Nadaoka, K. Allometric Models and Aboveground Biomass of Lumnitzera Racemosa Willd. Forest in Rawa Aopa Watumohai National Park, Southeast Sulawesi, Indonesia. *Forest Sci. Technol.* **2016**, *12*, 43–50, doi:10.1080/21580103.2015.1034191.
9. Mensah, S.; Veldtman, R.; Seifert, T. Allometric Models for Height and Aboveground Biomass of Dominant Tree Species in South African Mistbelt Forests. *South. For. a J. For. Sci.* **2017**, *79*, 19–30, doi:10.2989/20702620.2016.1225187.
10. Nath, A.J.; Tiwari, B.K.; Sileshi, G.W.; Sahoo, U.K.; Brahma, B.; Deb, S.; Devi, N.B.; Das, A.K.; Reang, D.; Chaturvedi, S.S.; et al. Allometric Models for Estimation of Forest Biomass in North East India. *Forests* **2019**, *10*.
11. Kaushal, R.; Islam, S.; Tewari, S.; Tomar, J.M.S.; Thapliyal, S.; Madhu, M.; Trinh, T.L.; Singh, T.; Singh, A.; Durai, J. An Allometric Model-Based Approach for Estimating Biomass in Seven Indian Bamboo Species in Western Himalayan Foothills, India. *Sci. Rep.* **2022**, *12*, 1–16, doi:10.1038/s41598-022-11394-3.
12. Mugasha, W.A.; Mwakalukwa, E.E.; Luoga, E.; Malimbwi, R.E.; Zahabu, E.; Silayo, D.S.; Sola, G.; Crete, P.; Henry, M.; Kashindye, A. Allometric Models for Estimating Tree Volume and Aboveground Biomass in Lowland Forests of Tanzania. *Int. J. For. Res.* **2016**, *2016*, 8076271, doi:10.1155/2016/8076271.
13. Phalla, T.; Ota, T.; Mizoue, N.; Kajisa, T.; Yoshida, S.; Vuthy, M.; Heng, S. The Importance of Tree Height in Estimating Individual Tree Biomass While Considering Errors in Measurements and Allometric

- Models. *AGRIVITA, J. Agric. Sci.* **2018**, *40*, 131–140, doi:10.17503/AGRIVITA.V40I1.1730.
14. Roxburgh, S.H.; Paul, K.I.; Clifford, D.; England, J.R.; Raison, R.J. Guidelines for Constructing Allometric Models for the Prediction of Woody Biomass: How Many Individuals to Harvest? *Ecosphere* **2015**, *6*, art38, doi:<https://doi.org/10.1890/ES14-00251.1>.
 15. Kusmana, C.; Hidayat, T.; Tiryana, T.; Rusdiana, O.; Istomo Allometric Models for Above- and below-Ground Biomass of *Sonneratia* Spp. *Glob. Ecol. Conserv.* **2018**, *15*, e00417, doi:<https://doi.org/10.1016/j.gecco.2018.e00417>.
 16. Cuenca, M.E.; Jadan, O.; Cueva, K.; Aguirre, C. Carbono y Ecuaciones Alométricas Para Grupos de Especies y Bosque de Tierras Bajas, Amazonía Ecuatoriana. *CEDAMAZ* **2014**, *4*.
 17. Lozano, D.; Palacios, B.; Aguirre, Z. Modelos Alométricos Para Estimar El Almacenamiento de Carbono de Bosques Montanos Bajos En El Sur Del Ecuador. *Cienc. Florest.* **2018**, *28*, 1328–1339, doi:10.5902/1980509833464.
 18. Cañadas, Á.; Vilcko, F.; Rade, D.; Zambrano, C.; Molina, C. Hacia Una Descripción de Fuste Para El Laurel *Cordia Alliodora* En Sistemas Agroforestales En El Bosque Protector Sumaco, Ecuador. *ACI Av. en Ciencias e Ing.* **2014**, *6*, doi:10.18272/aci.v6i1.157.
 19. Mestanza-Ramón, C.; Cuenca-Cumbicus, J.; D'Orío, G.; Flores-Toala, J.; Segovia-Cáceres, S.; Bonilla-Bonilla, A.; Straface, S. Gold Mining in the Amazon Region of Ecuador: History and a Review of Its Socio-Environmental Impacts. *Land* **2022**, *11*.
 20. Guamán, G.; Andrade, M.; Carrera, P.; Taco, M. Aplicación Integral de Herbicidas Mediante Selector En Cultivos de Cacao En Sucumbíos - Ecuador. *Green World J.* **2022**, 018–018, doi:10.53313/gwj520018.
 21. Instituto Nacional de Estadística y Censos [INEC] Resultados Censo Ecuador Available online: <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/estadisticas/> (accessed on 26 September 2023).
 22. Gobierno Autónomo Descentralizado Municipal del Cantón Lago Agrio [GADMLA] Actualización Del Plan De Desarrollo Y Ordenamiento Territorial 2019–2023. **2021**.
 23. Mestanza-Ramón, C.; Mora-Silva, D.; D'Orío, G.; Tapia-Segarra, E.; Gaibor, I.D.; Esparza Parra, J.F.; Chávez Velásquez, C.R.; Straface, S. Artisanal and Small-Scale Gold Mining (ASGM): Management and Socioenvironmental Impacts in the Northern Amazon of Ecuador. *Sustainability* **2022**, *14*.
 24. Ministerio de Agricultura y Ganadería [MAG] Boletín de Precipitación y Temperatura Nacional 2021 Available online: <https://fliphtml5.com/ijia/pxhw> (accessed on 26 September 2023).
 25. Carrera, P.; Vaca, L.; Segura, E.; Taco, M. Análisis de Lluvia Ácida En La Ciudad de Nueva Loja, Provincia de Sucumbíos. *Green World J.* **2021**, *4*, 002, doi:10.53313/gwj43002.
 26. Gobierno Autónomo Descentralizado Municipal del Cantón Shushufindi Plan de Desarrollo y Ordenamiento Territorial (PDOT) 2019 – 2032. **2022**.
 27. Climate-Data.org Clima: Ecuador Available online: <https://es.climate-data.org/america-del-sur/ecuador-63/> (accessed on 19 February 2023).
 28. Somarriba, E.; Suárez, A.; Calero, W.; Botina, A.; Chalaca, D. Aprovechamiento , Rendimiento Maderable y Carbono Perdido En Los Residuos de *Cordia Alliodora* de Regeneración Natural En Cacaotales (*Theobroma Cacao*) y Bananales (*Musa AAA Cv . Agroforesteria en las Américas* **2008**, *46*, 34–39.
 29. Scolforo, J.R.; Rios, M.S.; Oliveira, A.D.; Mello, J.M.; Maestri, R. Acuracidade de Equações de Afilamento Para Representar o Perfil de *Pinus Elliottii*. *Cerne* **1998**, *4*, 100–122.
 30. Reynaga, M. Criterios En La Medición Del Árbol En Pie Available online: <http://www3.vivienda.gob.pe/dnc/archivos/difusion/Tallares/6-Criterios-medicion-arbol-en-Pie .pdf> (accessed on 1 November 2023).
 31. Bueno-López, S.W.; García-Lucas, E.; Caraballo-Rojas, L.R. Allometric Equations for Total Aboveground Dry Biomass and Carbon Content of *Pinus Occidentalis* Trees. *Madera y Bosques* **2019**, *25*, doi:10.21829/myb.2019.2531868.
 32. Puc-Kauil, R.; Ángeles-Pérez, G.; Valdez-Lazalde, J.R.; Reyes-Hernández, V.J.; Dupuy-Rada, J.M.; Schneider, L.; Pérez-Rodríguez, P.; García-Cuevas, X. Species-Specific Biomass Equations for Small-Size Tree Species in Secondary Tropical Forests. *Trop. Subtrop. Agroecosystems* **2019**, *22*, 735–754.
 33. Ramírez, J.; Córdova, M.; Imbaquingo, J.; Chagna, E.; Ramírez, J.; Córdova, M.; Imbaquingo, J.; Chagna, E. Modelos Alométricos Para Estimar Biomasa Aérea En Bosques Secundarios Montanos Del

- Noroccidente de Ecuador. *Caldasia* **2022**, *44*, 82–94, doi:10.15446/CALDASIA.V44N1.88198.
34. Hernández, F.; Usuga, O.; Mazo, M. Modelos de Regresión Con R Available online: https://fhernanb.github.io/libro_regresion/index.html (accessed on 24 January 2024).
35. Sileshi, G.W. A Critical Review of Forest Biomass Estimation Models, Common Mistakes and Corrective Measures. *For. Ecol. Manage.* **2014**, *329*, 237–254, doi:<https://doi.org/10.1016/j.foreco.2014.06.026>.
36. Piñeiro, G.; Perelman, S.; Guerschman, J.P.; Paruelo, J.M. How to Evaluate Models: Observed vs. Predicted or Predicted vs. Observed? *Ecol. Modell.* **2008**, *216*, 316–322, doi:<https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2008.05.006>.
37. Anderson, D.; Sweeney, D.; Williams, T. *Estadística Para Negocios y Economía*; 11th ed.; Cengage Learning: México D.F., 2012;
38. Triola, M. *Estadística*; 12th ed.; Pearson Educación: Ciudad de México, 2018;
39. Claverol, J. Modelización: Modelos de Regresión Available online: http://rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com/414722_238f86e615c444a1bcc25b88b3d6f35f.html (accessed on 24 January 2024).
40. Minitab Soporte Técnico de Minitab 20 Available online: <https://support.minitab.com/es-mx/minitab/20/> (accessed on 24 January 2024).
41. Yap, B.W.; Sim, C.H. Comparisons of Various Types of Normality Tests. *J. Stat. Comput. Simul.* **2011**, *81*, 2141–2155, doi:10.1080/00949655.2010.520163.
42. Gutiérrez, H.; De la Vara, R. *Análisis y Diseño de Experimentos*; 3rd ed.; Mc Graw-Hill: México D.F., 2012;
43. Amat-Rodrigo, J. Introducción a La Regresión Lineal Múltiple Available online: https://rpubs.com/Joaquin_AR/226291.
44. Forrester, D.I.; Tachauer, I.H.H.; Annighoefer, P.; Barbeito, I.; Pretzsch, H.; Ruiz-Peinado, R.; Stark, H.; Vacchiano, G.; Zlatanov, T.; Chakraborty, T.; et al. Generalized Biomass and Leaf Area Allometric Equations for European Tree Species Incorporating Stand Structure, Tree Age and Climate. *For. Ecol. Manage.* **2017**, *396*, 160–175, doi:<https://doi.org/10.1016/j.foreco.2017.04.011>.
45. Stegen, J.C.; Swenson, N.G.; Valencia, R.; Enquist, B.J.; Thompson, J. Above-Ground Forest Biomass Is Not Consistently Related to Wood Density in Tropical Forests. *Glob. Ecol. Biogeogr.* **2009**, *18*, 617–625, doi:<https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2009.00471.x>.



© 2024 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>