

Técnicas no destructivas para la estimación de la biomasa forestal aérea

Non-destructive techniques for aboveground forest biomass estimation

Elton Tafur¹, Jaris Veneros^{1,2*}, Ligia García¹, Óscar Gamarra¹,
José Farje¹, Mercedes Santistevan³

RESUMEN

El consumo antrópico de los hidrocarburos y la deforestación han incrementado la concentración de CO₂ en la atmósfera, acelerando el cambio climático global. Sin embargo, ante esta problemática, la vegetación se presenta como una barrera natural para la mitigación del cambio climático, puesto que almacena grandes cantidades de carbono en su biomasa forestal aérea (BFA). Por ende, es necesario estimar la BFA mediante técnicas precisas y no destructivas con la naturaleza. En este contexto, el trabajo tuvo como objetivo describir y comparar las técnicas no destructivas: modelos alométricos y sensores remotos, para calcular la BFA. Para ello se realizó una revisión sistemática de la literatura existente sobre estas técnicas. En cuanto a los modelos alométricos, estos son la técnica no destructiva más precisa para estimar la BFA. Esta técnica se fundamenta en modelos de regresión entre la BFA y las variables dasométricas de la vegetación. Por otra parte, la estimación de la BFA mediante sensores remotos se basa en la aplicación de imágenes satelitales y LIDAR. El uso de las imágenes satelitales tiene como finalidad la obtención de índices de vegetación, los cuales son utilizados para calcular la BFA mediante métodos de regresión lineal simple, múltiple, bosques aleatorios, regresión de vectores de soporte, entre otros. En cambio, el uso de las imágenes LIDAR tiene como finalidad la obtención de la estructura tridimensional del bosque, lo cual es utilizado para estimar la BFA mediante los métodos de regresión mencionados. Se concluye que, aunque los modelos alométricos son la técnica no destructiva más precisa para determinar la BFA, la aplicación de sensores remotos presenta mayores ventajas desde la resolución temporal, espacial y libre disponibilidad para estudios de biomasa, dependiendo de la plataforma en que se encuentren.

Palabras clave: ecuaciones alométricas, imágenes multispectrales, LIDAR, teledetección.

ABSTRACT

Anthropic consumption of hydrocarbons and deforestation have increased the concentration of CO₂ in the atmosphere, accelerating global climate change. However, in the face of this problem, vegetation presents itself as a natural barrier to climate change mitigation, since it stores large amounts of carbon in its aboveground forest biomass (AFB). Therefore, it is necessary to estimate the AFB through accurate and non-destructive techniques with nature. In this context, this work aimed to describe and compare non-destructive techniques: allometric models and remote sensing to estimate the AFB. For this purpose, a systematic review of the existing literature on these techniques was carried out. Allometric models are the most accurate non-destructive technique for estimating the AFB. This technique is based on regression models between the AFB and the dasometric variables of the vegetation. On the other hand, the estimation of the AFB by remote sensing is based on the application of satellite images and LIDAR. The use of satellite images is aimed at obtaining vegetation indices, which are used to estimate the AFB by simple linear regression methods, multiple regression, random forest, support vector regression, among others. On the other hand, the use of LIDAR images has the purpose of obtaining the three-dimensional structure of the forest, which is used to estimate the BFA using the regression methods mentioned above. It is concluded that, although allometric models are the most accurate non-destructive technique for estimating the AFB, the application of remote sensing has greater advantages in terms of temporal and spatial resolution and free availability for biomass studies, depending on the platform used.

Keywords: allometric equations, multispectral images, LIDAR, remote sensing.

¹ Instituto de Investigación para el Desarrollo Sustentable de Ceja de Selva (INDES-CES), Universidad Nacional Toribio Rodríguez de Mendoza de Amazonas. Chachapoyas, Perú.

² Departamento de Ecología, Universidad Estatal de Montana. Bozeman, Estados Unidos.

³ Carrera de Agropecuaria, Facultad de Ciencias Agrarias, Universidad Estatal Península de Santa Elena. Ecuador.

* Autor para correspondencia: jaris.veneros@untrm.edu.pe

Introducción

El consumo antrópico de los combustibles fósiles y la deforestación han incrementado significativamente la emisión de dióxido de carbono (CO₂). Según el IPCC, para las trayectorias de concentración representativas (RCP) para el 2100, en el RCP 2,6 se estima que la concentración de CO₂ atmosférico será de 421 ppm, con un aumento de la temperatura promedio de 1,85 °C; y en el peor de los casos el RCP 8,5 calcula que el CO₂ atmosférico será de 936 ppm, con un aumento de la temperatura promedio de 3,7 °C (IPCC, 2014). Sin embargo, los bosques secuestran y almacenan grandes cantidades de CO₂ en su biomasa forestal aérea (BFA) (T.H. Nguyen *et al.*, 2020), y de esta manera actúan como una barrera natural frente al cambio climático (Lu *et al.*, 2020). Se estima que los bosques a nivel mundial secuestraron 289 gigatoneladas de carbono en su BFA entre 2005 y 2010 (Kiura-Kigomo *et al.*, 2020).

La BFA de un bosque, además, de ser utilizada para predecir el carbono almacenado, sirve para monitorear la regeneración y sucesión forestal, la degradación forestal, el cálculo de energía liberada, y evaluar la productividad forestal (Tetemke *et al.*, 2019). En este contexto, se requiere de técnicas adecuadas para estimar la BFA. Las técnicas más precisas se basan en muestreos terrestres destructivos (Hosseini *et al.*, 2019). Sin embargo, no son adecuadas para calcular la BFA en grandes áreas y en escalas temporales (T.H. Nguyen *et al.*, 2020). Además, son costosas y de difícil acceso en áreas remotas. No obstante, esta técnica crea una ecuación alométrica que establece una relación entre los parámetros físicos de los árboles y la BFA (Loh *et al.*, 2020).

Las técnicas no destructivas para estimar la BFA más utilizadas son los modelos alométricos, la percepción remota y la combinación de ambos (Wulder *et al.*, 2020). En cuanto a los modelos alométricos, estos son ecuaciones matemáticas que relacionan la BFA con variables dasométricas de la vegetación, como el diámetro a la altura del pecho (DAP), la altura total del árbol y la densidad básica de la madera (Tetemke *et al.*, 2019). Las técnicas de percepción remota se basan en la generación de modelos de regresión entre la BFA y las imágenes satelitales e imágenes de detección y rango de imágenes láser (LIDAR) (Loh *et al.*, 2020). Para calcular la BFA mediante imágenes satelitales se

usa la reflectancia de la vegetación captada por el sensor, con el fin de determinar los índices de vegetación (IV), la información de textura y la topografía del área en estudio (Nguyen y Kappas, 2020). Por otro lado, las imágenes LIDAR permiten calcular la altura de la vegetación del bosque (Loh *et al.*, 2020).

Los modelos para estimar la BFA van desde regresiones lineales simples y múltiples hasta métodos sofisticados de aprendizaje automático (Pham *et al.*, 2020). El uso de sensores remotos y la combinación con modelos alométricos ayudan a calcular la BFA con mayor efectividad (Hickey *et al.*, 2018). Existe una variedad de investigaciones de técnicas no destructivas para el cálculo de BFA a nivel mundial. Por ejemplo, en Nepal, estimaron la BFA mediante el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), el índice ratio de la vegetación (RATIO) y el índice de vegetación transformacional (TVI) (Joshi *et al.*, 2019). En Australia utilizaron datos LIDAR y Landsat 8 OLI (Hickey *et al.*, 2018). En Irán emplearon imágenes de satélite estéreo Pléiades de muy alta resolución (Hosseini *et al.*, 2019). En Canadá estudiaron la BFA en una serie de tiempo de 33 años derivada de satélites para cuantificar su dinámica (Wulder *et al.*, 2020). Finalmente, en Etiopía utilizaron modelos alométricos por especie para mejorar la precisión en la estimación de la BFA (Daba y Soromessa, 2019). Por lo expuesto, en este trabajo se describirán las técnicas no destructivas para la estimación de la BFA mediante modelos alométricos y sensores remotos.

Metodología

Biomasa forestal aérea

La biomasa aérea es la cantidad total de materia orgánica viva sobre la superficie terrestre. Sin embargo, el 80% de toda la biomasa sobre la superficie terrestre se concentra en el ecosistema forestal (Poorazimy *et al.*, 2020). Entonces se define a la BFA como el resultado de la suma de la biomasa contenida en las hojas, ramas, tronco y corteza de la vegetación, y se expresa como la cantidad en toneladas del peso seco al horno de los árboles por unidad de área (T.ha⁻¹) (Hernández-Ramos *et al.*, 2017). La BFA está compuesta en un 50% por carbono (Loh *et al.*, 2020). Sin embargo, la cantidad de almacenamiento de carbono varía de acuerdo con el tipo de bosque, la etapa de sucesión,

el rendimiento, la edad, el tipo de manejo y las especies (Mendes *et al.*, 2020).

Importancia de la BFA

Los bosques desempeñan un papel importante en la disminución de la concentración de CO₂ atmosférico y la mitigación de los impactos producidos por el cambio climático (Savari *et al.*, 2020). Los bosques tropicales representan aproximadamente el 70% del sumidero bruto de carbono de todos los bosques a nivel mundial (Michez *et al.*, 2020). Por lo tanto, el monitoreo de la BFA permite obtener información de la magnitud de las perturbaciones, la productividad regional y la gestión de los recursos naturales (Wulder *et al.*, 2020).

El conocimiento de la ganancia o pérdida de la BFA es importante para poder determinar la provisión de hábitat, las oportunidades económicas y el intercambio de carbono entre los bosques y la atmósfera (Wulder *et al.*, 2020). Asimismo, el cálculo de la BFA sirve para la evaluación de las variaciones de algunos elementos bioquímicos y la estimación de la cantidad de energía primaria del bosque (Savari *et al.*, 2020).

Estimación de la BFA mediante modelos alométricos

Los modelos alométricos son ecuaciones lineales, exponenciales o logarítmicas, que relacionan la BFA con la altura de la vegetación (H), el diámetro a la altura del pecho (DAP), el área de la copa (CA) y la densidad básica de la madera (ρ), en función de cada componente, la combinación de ambos o más (Tetemke *et al.*, 2019). Esta técnica se basa en la recolección de datos de campo de las variables mencionadas, en cada sitio de muestreo (Pham *et al.*, 2020).

Si el bosque presenta diversidad de especies se deben seleccionar las que tengan mayor importancia, mediante el índice de valor de importancia (IVI) (Paipa-Rios y Triana-Gómez, 2018). Por último, se seleccionan las ecuaciones alométricas específicas por especie o por multiespecies que mejor se adapten al sitio de estudio (Poorazimy *et al.*, 2020). La exactitud de la estimación de la BFA a través de ecuaciones alométricas depende en su mayoría del uso de modelos adecuados, pueden ser modelos generales para múltiples especies o para una sola especie (Tetemke *et al.*, 2019).

Una de las ventajas de las ecuaciones alométricas es que son consideradas la técnica más apropiada para calcular la BFA, ya que permiten una estimación rápida de esta, especialmente en áreas de conservación clave donde está prohibido talar. Esta técnica es valiosa y altamente precisa para una escala local (López-Serrano *et al.*, 2020).

Sin embargo, una de las desventajas de las ecuaciones alométricas es que son de un lugar o de una especie, por lo que es casi imposible aplicarla de forma global (Hickey *et al.*, 2018). Asimismo, presenta limitaciones de tiempo y accesibilidad en áreas remotas. Del mismo modo, la vegetación que tiene DAP menor a 10 cm presenta limitaciones debido a la baja disponibilidad de ecuaciones alométricas (López-Serrano *et al.*, 2020).

Aplicación de los modelos alométricos para la estimación de la BFA

Las ecuaciones alométricas desarrolladas para la estimación de la BFA se basan en modelos específicos por especie, lo que dificulta su uso a escalas regionales o nacionales. Sin embargo, en este estudio se identificaron distintos modelos alométricos generados para la estimación de la BFA y el carbono almacenado en diferentes especies, tanto a nivel local (Amazonas, Tabla 1) como a nivel nacional (Perú, Tabla 2) y a nivel internacional (Tabla 3).

Estimación de BFA mediante sensores remotos

Principio de percepción remota

La percepción remota o teledetección es definida como la ciencia de adquirir información sobre la superficie terrestre y los fenómenos atmosféricos, mediante sensores que se encuentran instalados en plataformas espaciales (Chuvieco, 1995). La interacción que se origina entre el sensor y el objeto en estudio es producida por un flujo de energía conocido como radiación electromagnética (López-Montecinos, 2019).

Sensores remotos

Los sensores remotos son un sistema de teledetección que mide, recolecta y registra la energía que ha sido dispersada o emitida por

Tabla 1. Ecuaciones alométricas en la Región Amazonas, Perú.

Especie	Ecuación alométrica	R ²	Lugar	Referencia
<i>Alnus acuminata</i>	$C = -22.695 + 1.5085DAP$	0,911	Ocol	
<i>Baccharis</i> sp	$BFA = 3.796 + 2.485AF - 3.737AF^2$	0,607	Tozan	
<i>Dodonaea viscosa</i>	$BFA = 3,7 + 6,511AF - 0,265DAP$	0,673		
<i>Ceroxylon peruvianum</i>	$BFA = 0,008 DAP^{2,8449} AF^{0,4620}$	0,966	San Pablo de Valera	Tafur <i>et al.</i> , 2022
<i>Coffea</i> spp	$BFA = 14,928 - 5,319DAP + 0,598DAP^2 - 0.019DAP^3$	0,947	Vilaya	
<i>Parkinsonia praecox</i>	$C = -4,3317 + 1,422DAP - 0,0214DAP^2$	0,734	El Milagro	
<i>Pinus patula</i>	$BFA = 0,6575DAP^{1,1794}$	0,915	Ocol	

Nota: AF = altura del fuste, BFA = biomasa forestal aérea, C = carbono, DAP = diámetro a la altura del pecho.

Tabla 2. Ecuaciones alométricas en Perú.

Especie	Ecuación alométrica	R ²	Lugar	Referencia
<i>Eucalyptus globulus</i>	$BFA = 90,45675 + 0,00071005DAP^2 H^2$	0,997	Huertas (Junín)	
<i>Eucalyptus torelliana</i>	$\ln(BFA) = -4,7947 + 3,2034 \ln(DAP)$	0,988	Moyobamba (San Martín)	
<i>Guazuma crinita</i>	$BFA = 0,048DT^{2,78}$	0,985	Luyando (Huánuco)	
<i>Grevillea robusta</i>	$\ln(BFA) = -2,0082 + 2,3293 \ln(DAP)$	0,99	La Molina (Lima)	Tafur <i>et al.</i> , 2022
<i>Schinus molle</i>	$\ln(BFA) = -3,3201 + 1,4834 \ln(DAP*H)$	0,99		
<i>Tecoma stans</i>	$\ln(BFA) = -2,9409 + 2,6925 \ln(DAP)$	0,93		
<i>Theobroma cacao</i>	$BFA = 0,16 - 2,74H^2 + 1,52H^3$	0,856	San Lucas y San Juan Bautista (Loreto)	
<i>Theobroma grandiflorum</i>	$BFA = 0,62 + 4,04H - 0,49H^2 + 2,062H^3$	0,98		
<i>Polylepis incana</i>	$BFA = 0,118DAP^{2,0078}$	0,929	Ticapampa (Ancash)	
<i>Polylepis sericea</i>	$BFA = 0,1135DAP^{2,025}$	0,94		

Nota: BFA = biomasa forestal aérea, DAP = diámetro a la altura del pecho, DT = diámetro del tocón, H = altura del árbol, Ln = logaritmo natural.

un objetivo (Veneros *et al.*, 2020). Se clasifican principalmente, según su fuente de emisión de energía, en sensores pasivos y activos.

En cuanto a los sensores pasivos, estos captan la energía electromagnética reflejada por la cobertura terrestre proveniente de los rayos solares o emitida por los objetos de la superficie terrestre como producto de su propia temperatura (Chuvienco, 1995). Podemos encontrar este tipo de sensores en los satélites Landsat, Sentinel, Modis, Ikonos, entre otros.

Por su parte, los sensores activos emiten su propia energía hacia el objeto en estudio y miden la energía reflejada por el objeto (Chuvienco, 1995). Forma parte de los sensores activos el

sistema LIDAR, un ejemplo de este sistema es el sensor GEDI, que fue instalado recientemente en la Estación Espacial Internacional. Otro sensor activo es el Radar de Apertura Sintética (SAR) como ERS-SAR, RADARSAT, ALOS-PALSAR2.

Firma espectral de la vegetación

La firma espectral describe el porcentaje de radiación reflejada respecto a la radiación incidente en las distintas bandas de espectro electromagnético, constituyendo una marca de identificación de los objetos (López-Montecinos, 2019). Al comparar los patrones de las respuestas espectrales de las diferentes coberturas (tipos de suelo y vegetación,

Tabla 3. Ecuaciones alométricas a nivel Internacional.

Especie	Ecuación alométrica	R ²	Lugar	Referencia
<i>Alchornea latifolia</i>	$BFA = e^{(-3,363DAP^{2,2714} H^{0,4984})}$	0,985	Pluma Hidalgo (México)	Tafur <i>et al.</i> , 2022
<i>Cupania dentata e Inga punctata</i>	$BFA = e^{(-3,363 DAP^{2,4809} H^{0,4984})}$	0,986		
<i>Avicennia germinans</i>	$Ln (BFA) = -1,96 + 2,45 Ln (DAP)$	0,990	Bahía de Cispatá (Colombia)	
<i>Rhizophora mangle</i>	$Ln (BFA) = -1,91 + 2,59 Ln (DAP)$	0,990		
<i>Hieronyma alchorneoides</i>	$BFA = e^{(-2,12607 + 1,69594DAP^{0,5})}$	0,978	Zona Caribe (Costa Rica)	
<i>Multiespecie</i>	$Ln (BFA) = -1,180246 + 2,28927 Ln (DAP)$	0,957		
<i>Vochysia guatemalensis</i>	$BFA = e^{(-1,44742 + 1,3308DAP^{0,5})}$	0,980	Bosque Seco Afromontano (Etiopía)	
<i>Juniperus procera</i>	$BFA = 0,095DSH^{2,250}$	0,982		
<i>Multiespecie</i>	$BFA = 0,213DSH^{1,965} CA^{0,164} \rho^{0,624}$	0,952	República Dominicana	
<i>Olea europaea</i>	$BFA = 0,173 (DSH)^{2,250}$	0,968		
<i>Pinus occidentalis</i>	$BFA = 0,00115 + 2,469 \times 10^5 (DAP)^2 \times (H)$	0,947	México	
<i>Prosopis laevigata</i>	$BFA = 0,056 (DAP)^{2,383}$	0,980	Paraná (Argentina)	
<i>Prosopis nigra</i>	$Ln (BFA) = -2,40 + 2,49 Ln (DAP)$	0,980	Morelos (México)	
<i>Quercus magnoliaefolia</i>	$BFA = 0,0345 (DAP)^{2,9334}$	0,980		

Nota: *AF* = altura del fuste, *BFA* = biomasa forestal aérea, *CA* = área de la copa, *DAP* = diámetro a la altura del pecho, *DSH* = diámetro a la altura del muñón, *H* = altura del árbol, *Ln* = logaritmo natural, ρ = densidad de la madera.

cuerpos de agua, incendios forestales, entre otros), se abre la posibilidad de distinguirlos (Chuvieco, 1995; López-Montecinos, 2019).

La vegetación absorbe la radiación electromagnética de forma selectiva, debido a los pigmentos fotosintéticos de las hojas. En las bandas del visible, la clorofila absorbe en gran cantidad la energía del área roja y azul para el proceso de fotosíntesis y refleja casi en su totalidad el área verde, por lo que se percibe en nuestros ojos la vegetación de color verde (Silleos *et al.*, 2008). Con respecto a la región del infrarrojo, esta presenta la mayor proporción de energía reflejada por la vegetación (López-Montecinos, 2019).

Imágenes satelitales

Las imágenes satelitales son una matriz numérica de la respuesta espectral y datos espaciales de los objetos registrados en una escena (López-Montecinos, 2019). Se clasifican según el número de bandas en imágenes pancromáticas (1 banda), multispectrales (3 a 15 bandas) e hiperespectrales (15 a más bandas) (Chuvieco, 1995; Veneros *et al.*, 2020).

Las estimaciones más recientes de la BFA se basan en índices de vegetación (IV) obtenidos de las imágenes satelitales. Estos IV permiten identificar las propiedades de las plantas a través de una combinación de bandas en dos regiones

del espectro electromagnético. En la Tabla 4 se describen algunos de los IV más utilizados para el cálculo de la BFA.

Imágenes LIDAR

Las imágenes LIDAR (Light Detection and Ranging) son obtenidas mediante la emisión de pulsaciones de luz láser capturadas por los receptores de un sensor. Estos receptores miden con gran precisión el tiempo del láser cuando deja y regresa al sistema, y de esta manera se puede estimar la distancia entre el objeto y el sensor (Chuvieco, 1995). Por lo tanto, al combinar los datos LIDAR con los datos espaciales obtenemos puntos tridimensionales (3D) reales del objeto estudiado.

LIDAR permite caracterizar la estructura de la vegetación, debido a que puede medir directamente la altura del suelo y de los árboles. Por esta razón, la misión de Investigación de la Dinámica Global de los Ecosistemas (GEDI) de la NASA colocó un sistema LIDAR en la Estación Espacial Internacional, el cual a partir del 2021 brinda datos de estructura tridimensional de bosques templados y tropicales. Con estos datos se podrá estimar la BFA y sus cambios a nivel global como componente clave de la calidad del hábitat y la biodiversidad a escala local y regional (Dubayah *et al.*, 2020).

Tabla 4. Índices utilizados en la estimación de biomasa forestal aérea.

Índices de Vegetación	Fórmula	Característica o Aplicación	Referencia
Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI)	$\text{NDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{red}}{\text{NIR} + \text{red}}$	NDVI < 0,1 (roca, arena o nieve); NDVI de 0,2 a 0,3 (arbustos y pastizales), NDVI de 0,6 a 0,8 (bosques lluviosos templados y tropicales).	
Índice de proporción de vegetación (RVI).	$\text{RVI} = \frac{\text{NIR}}{\text{red}}$	Este índice es muy sensible a la vegetación y tiene una buena correlación con la biomasa vegetal.	
Índice de vegetación ajustado por el suelo (SAVI)	$\text{SAVI} = \frac{\text{NIR} - \text{red}}{\text{NIR} + \text{red} + L} \times (1 + L)$	Permite estimar la densidad de la vegetación.	
Índice de vegetación transformacional (TVI).	$\text{TVI} = \left(\text{NDVI}^{0,5} \right) + 0,5$	Transforma el NDVI a valores positivos.	
Índice de vegetación triangular modificado (MTVI2)	$= 1,5 \times 1,2 \left(\text{NIR} - \text{green} \right) - 2,5 \left(\text{red} - \text{green} \right) / \sqrt{\left(2\text{NIR} + 1 \right)^2 - 6\text{NIR} - 5\sqrt{\text{red}}} - 0,5$	Permite calcular el índice de área foliar.	Tafur <i>et al.</i> , 2022
Índice de vegetación mejorado (EVI).	$\text{EVI} = Gx \frac{\text{NIR} - \text{red}}{\text{NIR} + C_1\text{red} - C_2\text{blue}} (1 + L)$	Corrige simultáneamente los efectos atmosféricos y del suelo.	
Índice de vegetación optimizado ajustado al suelo (OSAVI)	$\text{OSAVI} = \frac{\text{NIR} - \text{red}}{\left(\text{NIR} + \text{red} + 0,5 \right) \times 1,5}$	Elimina la influencia del fondo del suelo de manera efectiva.	
Proporción Simple (SR)	$\text{SR} = \frac{\text{NIR}}{\text{red}}$	Permite calcular el índice de área foliar.	
Índice de diferencia de vegetación (DVI).	$\text{DVI} = \text{NIR} - \text{red}$	Este índice es sensible a los cambios en el fondo del suelo.	
Índice de vegetación de diferencia re-normalizada (RDVI)	$\text{RDVI} = \frac{\text{NIR} - \text{red}}{\sqrt{\text{NIR} + \text{red}}}$	Menos sensible a los efectos de interferencia del suelo.	

Nota: Blue = Banda Azul, C1 y C2 = Constantes, L = Índice de acondicionamiento del suelo, Green = Banda Verde, NIR = Infrarrojo cercano, Red = Banda Roja.

Estimación de la BFA mediante imágenes satelitales

Esta técnica combina datos de campo para validar la BFA estimada mediante las imágenes satelitales. En este sentido, la primera etapa es la selección de las ecuaciones alométricas apropiadas para las especies en estudio.

En segundo lugar tenemos la fase de campo, donde se recolecta información de las especies en cada unidad muestral que por lo general son de 10 m x 10 m (Hosseini *et al.*, 2019; Lu *et al.* 2020). Para ello se mide principalmente el DAP y las demás variables en función del modelo alométrico (Nguyen y Kappas, 2020).

Con respecto a las imágenes satelitales, una vez adquiridas pasan por un pretratamiento para la corrección atmosférica, radiométrica y geométrica, con la finalidad de tener una imagen

con valores confiables (Joshi *et al.*, 2019). El siguiente paso consiste en el procesamiento de las imágenes satelitales calculando los distintos IV (López-Serrano *et al.*, 2020). Sin embargo, algunos estudios también utilizan la información de las polarizaciones de imágenes de radar para discriminar las diferentes áreas boscosas (Pham *et al.*, 2020). Existen otros estudios que usan las imágenes estereoscópicas para determinar un modelo digital de superficie y de esta manera calcular la biomasa forestal aérea (Hosseini *et al.*, 2019).

Posteriormente se generan modelos de regresión entre la biomasa forestal y los IV, los datos de las polarizaciones o los modelos digitales de superficie (Hosseini *et al.*, 2019; Pham *et al.*, 2020). Los modelos de regresión comúnmente utilizados son la regresión lineal y múltiple, aprendizaje automático como regresión de aumento de gradiente (GBR),

regresión de vector de soporte (SVR), regresión de proceso gaussiano (GPR) y regresión de bosques aleatorios (RF) (López-Serrano *et al.*, 2020; Nguyen y Kappas, 2020). Por último se realiza una validación entre los resultados obtenidos en el modelo alométrico y los resultados de la regresión para evaluar la precisión de este último (Nguyen y Kappas, 2020).

Una de las ventajas de trabajar con imágenes satelitales es que proporcionan una opción confiable, de bajo costo, rápida y amigable con el medio ambiente para el monitoreo forestal de la biomasa (Mendes *et al.*, 2020). Asimismo, las imágenes satelitales presentan ciertas ventajas respecto a las demás imágenes debido a su mayor resolución temporal, información multiespectral espacialmente más homogénea, un costo bajo y un barrido más amplio. Por ende, permite estimar la biomasa forestal aérea a una escala local y regional a bajo costo, lo cual es muy usado en los inventarios de áreas forestales extensas (Acosta-Mireles *et al.*, 2017).

Sin embargo, el empleo de imágenes satelitales también presenta algunas desventajas como la dificultad de desarrollar una técnica global para la estimación de la BFA, puesto que los IV pueden variar dependiendo del tipo de vegetación, las condiciones climáticas y los factores topográficos (López-Serrano *et al.*, 2020). También las áreas con bosques complejos conducen a sobreestimación de la biomasa forestal.

Estimación de la BFA mediante imágenes LIDAR

Esta técnica cuenta con dos fases: una fase de recolección y tratamiento de datos de campo, y otra fase de análisis y tratamiento de las imágenes LIDAR con relación a la BFA. La fase de campo consiste en medir las variables dasométricas en función del modelo alométrico de la especie o del modelo general para un bosque mixto en las áreas de estudio (Lu *et al.*, 2020; Poorazimy *et al.*, 2020).

La segunda fase consiste en la obtención de la imagen LIDAR mediante una nube de puntos de retorno del láser (Asner *et al.*, 2010). Esta nube de puntos es segmentada mediante algoritmos para obtener métricas en formato ráster como el DAP, el ancho de la copa (CA), los modelos digitales de terreno (DTM) y los modelos digitales de superficie (DSM) (Rosette *et al.*, 2012). De esta

manera, restando el DSM del DTM se obtiene la altura de toda la vegetación o CHM (Canopy Height Models). Para calcular la BFA mediante LIDAR, se establece un modelo de regresión entre la biomasa forestal y las métricas obtenidas de LIDAR. Por último se realiza una validación del modelo alométrico (Nguyen y Kappas, 2020).

Esta técnica presenta ciertas ventajas, como la de ser capaz de medir la altura de los árboles en copas cerradas. Por ello es una técnica rápida, precisa y de alta accesibilidad en áreas remotas (Rosette *et al.*, 2012). En la actualidad, gracias al avance tecnológico la densidad de la nube de puntos LIDAR obtenidos desde vehículos aéreos no tripulados (VANT) es más alta que la lograda por otras plataformas como los aviones y satélites (Veneros *et al.*, 2020). La estimación de la BFA mediante imágenes LIDAR presenta una eficacia comparable con los modelos alométricos. Además, se estima que es dos veces más barato que el método destructivo (Danilin y Medvedev, 2004).

Sin embargo, también presenta desventajas como el alto costo de operación en comparación con las imágenes satelitales, Asimismo tiene una pequeña cobertura geográfica. El costo de obtención de imágenes LIDAR disminuye cuando se realiza en grandes extensiones de terreno (Asner *et al.*, 2010).

Aplicación de los sensores remotos para la estimación de la BFA

Se identificaron y recopilaron diversas investigaciones de la aplicación de los sensores remotos para la estimación de la BFA, los cuales fueron agrupados según el tipo de sensor utilizado, en Pasivo (Tabla 5), Activo (Tabla 6) y Mixto (Pasivo y Activo) (Tabla 7).

Conclusiones

En este estudio se describieron y compararon las técnicas no destructivas para la estimación de la BFA. Inicialmente se mostraron modelos alométricos a través del empleo de diferentes tipos de ecuaciones, y las formas de su validación. Seguidamente se describió el uso de la teledetección mediante el empleo de imágenes satelitales y LIDAR. El uso de los sensores remotos presenta ventajas desde la resolución temporal, espacial y libre disponibilidad para estudios de biomasa en

Tabla 5. Aplicación de sensores pasivos para la estimación de BFA

Campo de aplicación	Parámetros	Plataforma	Imagen	Método	R ²	Referencia
Bosque de manglar (Guayana Francesa)	Índices de ordenación textural basada en Fourier	Ikonos		MLR	PA > 0,87 NIR > 0,70	
Bosque tropical húmedo (Bolivia)	DAP, densidad y área de la copa	Quickbird		MLR	PA = 0,42	
Selva húmeda (Madagascar)	Índices de vegetación y las medidas de textura	WorldView-2	PA + ME	MLR	0,82	
Bosques de manglares (Tailandia)	Copas de los árboles individuales e identificación de especies	Quickbird		RL	0,65	
África, India y Guayana Francesa	Índices Fourier y lacunaridad	Pléiades		RF	0,47	
Bosques reforestados (Irán)	CHM	Pléiades -1B		RL+ ES	0,90	
Bosque de pinos (Turquía)	Banda individual y diez índices de vegetación	Landsat TM		MLR	0,61	
Selva baja caducifolia (México)	Tres índices de vegetación	Landsat ETM+		LR	0,52	
Bosque privado (Indonesia)	Siete índices de vegetación	Sentinel-2		LR	NDI45 + EVI = 0,81	Tafur <i>et al.</i> , 2022
Bosques de <i>Pinus. Patula</i> (Perú)	Bandas espectrales, infrarrojo y NDVI	Sentinel-2	ME	LR	0,62	
Bosques de <i>Pinus roxburghii</i> (Nepal)	Cinco índices de vegetación basados en la pendiente	ResourceSat-2		LR	0,54	
Bosques templados de México	Índices espectrales, índices de textura y variables físicas	Landsat-8		SVR y RF	0,80	
Pantanos de papiro (Sudáfrica)	NDVI y EVI	Espectrómetro FieldSpec@3	HE	RF	NDVI = 0,85 EVI = 0,90	
Bosque boreal (Finlandia)	Altura media, área basal, índice de área foliar, DAP	Sentinel-2	HE + ME	PG; SVR	ME = 0,63 HE = 0,62	
Bosque de manglar (Irán)	Once bandas, siete índices de vegetación, combinación de multipolarizaciones	Sentinel-2; Alos-2 Palsar-2	ME + Radar	GBR	0,81	

Nota: CHM = modelo digital de altura del dosel, DAP = diámetro a la altura del pecho, ES = Estereoscopia, EVI = Índice de vegetación mejorado, GBR = Regresión de gradiente extremo, HE = imagen hiperespectral, LR = regresión lineal, NDVI = índice de vegetación de diferencia normalizada, ME = imagen multiespectral, MLR = regresión lineal múltiple, PA = imagen pancromática, R² = coeficiente de determinación, RADAR = detección de radio y rango, RF = bosques aleatorios, SVR = regresión de vectores de soporte.

Tabla 6. Aplicación de sensores activos para la estimación de BFA.

Campo de aplicación	Parámetros	Plataforma	Imagen	Método	R ²	Referencia
Bosque tropical (Brasil)	CHM	Avión Cessna 206 + VANT		MLR	Aeronave = 0,79 VANT = 0,65	
Bosques tropicales (Perú, Indonesia y Guyana Francesa)	DAP, altura del árbol, volumen del árbol, volumen de las ramas	RIEGL VZ-400 3D	LIDAR	MEC	0,90	Tafur <i>et al.</i> , 2022
Bosque montano tropical (Malasia)	CHM	Avión Nomad C22		MLR	0,81	
Bosque de <i>Robinia pseudoacacia</i> (China)	CHM + DAP	VANT		RML y RF	RF > 0,90 MLR > 0,70	

Nota: CHM = modelo digital de altura del dosel. DAP = diámetro a la altura del pecho. LIDAR = imágenes de detección y rango de imágenes láser. MEC = Modelo de estructura cuantitativa. MLR = regresión lineal múltiple. R² = coeficiente de determinación. RF = bosques aleatorios. VANT = vehículo aéreo no tripulado.

Tabla 7. Aplicación en combinación de sensores pasivos y activos para la estimación de BFA.

Campo de aplicación	Parámetros	Plataforma	Imagen	Método	R ²	Referencia
Bosques mixtos de dipterocarpos (Indonesia)	Transformada de ondícula discreta	Landsat-7 PALSAR	ME; RADAR	MLR	> 0,69	Tafur <i>et al.</i> , 2022
Bosques boreales y montanos de Mongolia	Polarizaciones VV Y HV y el NDVI.	Sentinel-1B Sentinel-2B		MLR	0,73	
Rodales de bosques templados (Alemania)	Bandas simples, índices de vegetación y CHM.	EO1Hyperio Tandem-X WorldView-2	PA; HE; RADAR	RF	0,73	
Bosques de manglar (Australia)	CHM y NDVI.	Aéreo transportado Satelital	LIDAR	RL	0,73	
Bosques forestales (Vietnam)	Cincuenta y dos variables: bandas espectrales, índices de vegetación, datos topográficos y texturas.	SPOT-6	ME; PA; RADAR	RF	0,74	
Bosques caducifolios (Irán)	Nueve índices de vegetación, CHM, medidas de textura y polarimetría.	Avión TB-20; PALSAR	ME; LIDAR, RADAR	MLR; SVR y RF	LIDAR + PALSAR = 0,41	
Selva tropical (Costa Rica)	Altura del dosel, nueve índices y tres fracciones de mezcla espectral.	Helicóptero		RL	HE = 0,68; LIDAR = 0,90	
Bosque Nacional Sierra (EEUU)	La cobertura del dosel, CHM, 19 índices de vegetación.	Avión		MLR	HI = 0,60; LIDAR = 0,77; HE + LIDAR = 0,84	
Árboles latifoliados y rodales forestales (República Checa)	Composición de especies, diámetro de la copa, densidad del dosel, CHM.	Aéreo transportado	HE; LIDAR	EA	HE = 0,68; LIDAR = 0,78; HE + LIDAR = 0,87	
Cuenca media del río Heihe (China)	La cobertura del dosel, CHM y 10 índices de vegetación.	Avión		RMC	HE + LIDAR > 0,79	
<i>Spartina alterniflora</i> (China)	CHM y 10 índices de vegetación.	Avión		MLR	HE = 0,64; LIDAR = 0,82; HE + LIDAR = 0,90	
Bosque de Białowież a en (Polonia)	Índices de vegetación + CHM.	Aérea		RE	0,66	

Nota: CHM = modelo digital de altura del dosel, EA= Ecuación alométrica, HE = imagen hiperespectral, LIDAR = imágenes de detección y rango de imágenes láser, NDVI = índice de vegetación de diferencia normalizada, ME = imagen multispectral, MLR = regresión lineal múltiple, PA = imagen pancromática, R² = coeficiente de determinación, RADAR = detección de radio y rango, RE = regresión exponencial, RF = bosques aleatorios, RL = regresión lineal, RMC = regresión de mínimos cuadrados parciales, SVR = regresión de vectores de soporte.

relación con las técnicas convencionales como los modelos alométricos y muestreos destructivos; dependiendo de la plataforma en que se encuentren. El empleo de modelos alométricos para estimar la BFA es propio para una especie, lo que dificulta su uso en un bosque con diferentes especies. Por otro lado, los sensores remotos son utilizados con mayor frecuencia que los métodos convencionales,

porque permiten calcular la BFA con un rango de precisión aceptable en relación con las pruebas estadísticas, mostradas en la revisión. Finalmente, con la aplicación de los métodos de aprendizaje automático a las variables obtenidas de las imágenes satelitales (IV, CHM e índices de textura) e imágenes LIDAR (CHM, DAP) nos permiten mejorar las estimaciones de la BFA.

Literatura citada

- Acosta-Mireles, M.; Pérez-Miranda, R.; Romero-Sánchez, M.E.; González-Hernández, A.; Martínez-Ángel, L.
2017. Estimación de la densidad forestal mediante imágenes Landsat ETM+ en la región sur del Estado de México. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 8(41): 30-55.
- Asner, G.P.; Powell, G.V.N.; Mascaró, J.; Knapp, D.E.; Clark, J.K.; Jacobson, J.; Kennedy-Bowdoin, T.; Balaji, A.; Pérez-Acosta, G.; Victoria, E.; Secada, L.; Valqui, M.; Hughes, R.F.
2010. High-resolution forest carbon stocks and emissions in the Amazon. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 107(38): 16738-16742.
- Chuvieco, E.
1995. Fundamentos de la teledetección espacial.
- Daba, D.E.; Soromessa, T.
2019. The accuracy of species-specific allometric equations for estimating aboveground biomass in tropical moist montane forests: Case study of *Albizia grandibracteata* and *Trichilia dregeana*. *Carbon Balance and Management*, 14: 18. <https://doi.org/10.1186/s13021-019-0134-8>
- Danilin, I.M.; Medvedev, E.M.
2004. Forest Inventory and Biomass Assessment By the Use of Airborne Laser Scanning Method (Example From Siberia). *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XXXVI (8/W2): 139-144.
- Dubayah, R.; Blair, J.B.; Goetz, S.; Fatoyinbo, L.; Hansen, M.; Healey, S.; Hofton, M.; Hurrut, G.; Kellner, J.; Luthcke, S.; Armston, J.; Tang, H.; Duncanson, L.; Hancock, S.; Jantz, P.; Marselis, S.; Patterson, P.L.; Qi, W.; Silva, C.
2020. The Global Ecosystem Dynamics Investigation: High-resolution laser ranging of the Earth's forests and topography. *Science of Remote Sensing*, 1: 100002.
- Hernández-Ramos, J.; De los Santos-Posadas, H.M.; Valdez-Lazalde, J.R.; Tamarit-Urías, J.C.; Ángeles-Pérez, G.; Hernández-Ramos, A.; Peduzzi, A.; Carrero, O.
2017. Biomasa aérea y factores de expansión en plantaciones forestales comerciales de *Eucalyptus urophylla* S. T. Blake. *Agrociencia*, 51(8): 921-938.
- Hickey, S.M.; Callow, N.J.; Phinn, S.; Lovelock, C.E.; Duarte, C.M.
2018. Spatial complexities in aboveground carbon stocks of a semi-arid mangrove community: A remote sensing height-biomass-carbon approach. *Estuarine, Coastal and Shelf Science*, 200: 194-201.
- Hosseini, Z.; Naghavi, H.; Latifi, H.; Bakhtiari, S.B.
2019. Estimating biomass and carbon sequestration of plantations around industrial areas using very high-resolution stereo satellite imagery. *IForest*, 12(6): 533-541.
- IPCC.
2014. Climate Change 2014: synthesis report. Contribution of working groups I, II and III to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.
- Joshi, A.M.; Shah Nawaz, S.; Ranjit, B.
2019. Estimating above Ground Biomass of *Pinus roxburghii* using slope-based vegetation index model. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 4(5/W2): 35-42.
- Kiura-Kigomo, M.; Mwehia-Mburu, D.; Mwangi-Kinyanjui, J.; Maina-Thuo, A.D.; Ndegwa-Mundia, C.
2020. Carbon Sequestration by the Above Ground Biomass Pool in the South West Mau Forest of Kenya, 1985-2015. *Journal of Environment and Earth Science*, 10(8): 51-58.
- Loh, H.Y.; James, D.; Fei-Liew, J.J.; Ioki, K.; Phua, M.H.
2020. Evaluation of allometries for estimating above-ground biomass using airborne LiDAR data in tropical montane forest of Northern Borneo. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 540(1): 012039.
- López-Montecinos, C.
2019. Fundamentos básicos para la teledetección ambiental. *Cartografía Ambiental y Sistemas de Información Geográfica*. DOI: 10.13140/RG.2.2.20684.44161
- López-Serrano, P.M.; Cárdenas-Domínguez, J.L.; Corral-Rivas, J.J.; Jiménez, E.; López-Sánchez, C.A.; Vega-Nieva, D.J.
2020. Modeling of aboveground biomass with landsat 8 oli and machine learning in temperate forests. *Forests*, 11(1): 11.
- Lu, J.; Wang, H.; Qin, S.; Cao, L.; Pu, R.; Li, G.; Sun, J.
2020. Estimation of aboveground biomass of Robinia pseudoacacia forest in the Yellow River Delta based on UAV and Backpack LiDAR point clouds. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 86: 102014.
- Mendes, T.R.S.; Miguel, E.P.; Vasconcelos, P.G.A.; Valadão, M.B.X.; Rezende, A.V.; Matricardi, E.A.T.; Angelo, H.; Gatto, A.; Nappo, M.E.
2020. Use of aerial image in the estimation of volume and biomass of Eucalyptus sp. forest stand. *Australian Journal of Crop Science*, 14(2): 286-294.
- Michez, A.; Philippe, L.; David, K.; Sébastien, C.; Christian, D.; Bindelle, J.
2020. Can low-cost unmanned aerial systems describe the forage quality heterogeneity? Insight from a timothy pasture case study in southern Belgium. *Remote Sensing*, 12(10): 1650.
- Nguyen, T.D.; Kappas, M.
2020. Estimating the aboveground biomass of an evergreen broadleaf forest in Xuan Lien Nature Reserve, Thanh Hoa, Vietnam, using SPOT-6 data and the random forest algorithm. *International Journal of Forestry Research*, 2020: 1-13.
- Nguyen, T.H.; Jones, S.; Soto-Berelov, M.; Haywood, A.; Hislop, S.
2020. Landsat time-series for estimating forest aboveground biomass and its dynamics across space and time: A review. *Remote Sensing*, 12(1): 98.
- Paipa-Rios, N.A.; Triana-Gómez, M.A.
2018. Estimación del carbono almacenado en la biomasa aérea de un bosque húmedo tropical en Paimadó, Chocó. *Revista Ingenierías*, 9(1): 18-29.
- Pham, T.D.; Le, N.N.; Ha, N.T.; Nguyen, L.V.; Xia, J.; Yokoya, N.; To, T.T.; Trinh, H.X.; Kieu, L.Q.; Takeuchi, W.
2020. Estimating mangrove above-ground biomass using extreme gradient boosting decision trees algorithm with fused sentinel-2 and ALOS-2 PALSAR-2 data in can Gio biosphere reserve, Vietnam. *Remote Sensing*, 12(5): 777.
- Poorazimy, M.; Shataee, S.; McRoberts, R.E.; Mohammadi, J.
2020. Integrating airborne laser scanning data, space-borne radar data and digital aerial imagery to estimate aboveground carbon stock in Hyrcanian forests, Iran. *Remote Sensing of Environment*, 240: 111669.

- Rosette, J.; Suárez, J.; Nelson, R.; Los, S.; Cook, B.; North, P.
2012. Lidar Remote Sensing for Biomass Assessment. In Fatoyinbo, T. (Ed.) *Remote Sensing of Biomass - Principles and Applications*. In Tech. Croatia. pp. 3-26.
- Savari, A.; Khaleghi, M.; Safahieh, A.R.; Hamidian-Pour, M.; Ghaemmaghami, S.
2020. Estimation of biomass, carbon stocks and soil sequestration of Gowatr mangrove forests, Gulf of Oman. *Iranian Journal of Fisheries Sciences*, 19(4): 1657-1680.
- Silleos, N.G.; Alexandridis, T.K.; Gitas, I.Z.; Perakis, K.
2008. Vegetation indices: advances made in biomass estimation and vegetation monitoring in the last 30 years. *Geocarto International*, 21(4): 21-28.
- Tafur, E.; Veneros, J.; García, L.
2022. Revisión de técnicas no destructivas para la estimación de la biomasa forestal aérea. Figshare. Online resource. Disponible en: <https://doi.org/10.6084/m9.figshare.19252100.v1> Consultado: 03/mar/2022
- Tetemke, B.A.; Birhane, E.; Rannestad, M.M.; Eid, T.
2019. Allometric models for predicting aboveground biomass of trees in the dry afro-montane forests of Northern Ethiopia. *Forests*, 10(12): 1114.
- Veneros, J.; García, L.; Morales, E.; Gómez, V.; Torres, M.; López-Morales, F.
2020. Application of remote sensors for the analysis of vegetation cover and water bodies. *Idesia*, 38(4): 99-107.
- Wulder, M.A.; Hermosilla, T.; White, J.C.; Coops, N.C.
2020. Biomass status and dynamics over Canada's forests: Disentangling disturbed area from associated aboveground biomass consequences. *Environmental Research Letters*, 15(9): 094093.

