

Estimación de biomasa y carbono con herramientas de teledetección en bosques secos tropicales del Tolima, Colombia

Carlos E. Mejía¹, Hernán J. Andrade^{2*}, Milena Segura³

¹ Ingeniero Forestal, MSc, Universidad del Tolima, Ibagué, Colombia.

² Grupo de Investigación Producción Ecoamigable de Cultivos Tropicales (PROECUT), Departamento de Producción y Sanidad Vegetal, Facultad de Ingeniería Agronómica, Universidad del Tolima, Ibagué, Colombia.

³ Grupo de Investigación Producción Ecoamigable de Cultivos Tropicales (PROECUT), Departamento de Ciencias Forestales, Facultad de Ingeniería Forestal, Universidad del Tolima, Ibagué, Colombia.

Resumen: Los bosques mantienen una gran cantidad de carbono en biomasa, lo cual constituye una opción de mitigación del cambio climático. Esta investigación se centró en la estimación de biomasa aérea y carbono mediante herramientas de teledetección y modelación matemática en bosques secos del Centro Universitario Regional del Norte (CURDN) de la Universidad del Tolima: bosque de galería y ripario (152,2 ha) y de vegetación secundaria o en transición (329,1 ha). Se establecieron 59 parcelas temporales de muestreo, en las cuales se estimó la biomasa aérea y carbono midiendo árboles y empleando modelos alométricos y una fracción de carbono de 0,47. Se calcularon cuatro índices de vegetación (NDVI, EVI, SAVI y OSAVI) provenientes de dos imágenes en época lluviosa y seca por el satélite Sentinel 2A. El índice NDVI de la época lluviosa proporcionó el mejor R^2 (0,87), lo que permitió desarrollar un modelo de estimación de biomasa aérea. Se generó cartografía de distribución de biomasa y carbono en el área de estudio generando un valor promedio de 95,1 y 44,1 t/ha de biomasa y carbono aéreo, respectivamente. Estos resultados permitieron representar espacialmente el contenido de biomasa y sumideros de carbono dentro del CURDN y que sirve como primer paso para gestionar el territorio y establecer mecanismos de preservación de los bosques secos tropicales (bs-T) en el departamento del Tolima.

Palabras clave: cambio climático, índices de vegetación, modelos alométricos, stocks de carbono, Sentinel-2A.

Biomass and carbon estimation with remote sensing tools in tropical dry forests of Tolima, Colombia

Abstract: Forests store a large amount of carbon in biomass, which constitutes an option for climate change mitigation. This research focused on the estimation of aboveground biomass and carbon using remote sensing and mathematical modeling tools in dry forests of the Centro Universitario Regional del Norte (CURDN) of the University of Tolima: gallery and riparian forest (152.2 ha) and secondary or transitional vegetation (329.1 ha). Fifty-nine temporary sampling plots were established and the aboveground biomass and carbon were estimated by measuring trees and using allometric models and a carbon fraction of 0.47. Four vegetation indexes (NDVI, EVI, SAVI and OSAVI) were calculated from two Sentinel 2A satellite images from rainy and dry season. The NDVI index from the rainy season showed the best R^2 (0.87), which allowed the development of a model for aboveground biomass estimation. Biomass and carbon distribution mapping was generated in the study area yielding an average value of 95.1 and 44.1 t/ha of aboveground biomass and carbon, respectively. These results made it possible to spatialize the biomass content and carbon sinks within the CURDN and serve as a first step to manage the territory and establish mechanisms for the preservation of the bs-T in the department of Tolima.

Key words: climate change, vegetation indexes, allometric models, carbon stocks, Sentinel-2A.

To cite this article: Mejía, C.E., Andrade, H.J., Segura, M. 2023. Biomass and carbon estimation with remote sensing tools in tropical dry forests of Tolima, Colombia. *Revista de Teledetección*, 62, 57-70. <https://doi.org/10.4995/raet.2023.19242>

* Corresponding author: hjandrade@ut.edu.co

1. Introducción

Los bosques mundiales representan una gran reserva de carbono, lo cual permite que sean considerados sumideros y estrategias de mitigación del cambio climático (Harris *et al.*, 2021). Se estima que quedan un poco más de un millón de km² de cobertura de bosques secos tropicales (bs-T) a nivel mundial de los cuales más de la mitad (54,2%) se encuentra en Suramérica. El resto se localiza entre Norte y Centro América, África y Eurasia, con una pequeña proporción (3,8%) en Australia y Asia suroriental. El bs-T en Sur América está presente en Venezuela, Colombia, Ecuador, Perú, Bolivia y Brasil (Pizano y García, 2014; Portillo-Quintero y Sánchez-Azofeifa, 2010). En el caso particular de Colombia, estos bosques contienen cerca de 134 t C/ha, lo cual suma un total de 222 Tg C (Phillips *et al.*, 2016).

El departamento del Tolima es un privilegiado en términos de bosques secos tropicales, los cuales son el segundo ecosistema registrado en el mundo con menor área, pero el tercero con mayor aporte de biomasa y el cuarto en carbono depositado (Schlesinger, 2000; Cárdenas, 2012; Srinivas y Sundarapandian, 2018; Tetemke *et al.*, 2021). La gran diversidad de especies que este tipo de bosque presenta indica alta diferenciación de nichos y facilitación interespecífica, lo cual optimiza los recursos disponibles e incrementa la biodiversidad de la comunidad (Zhang *et al.*, 2012; Montes-Pulido *et al.*, 2017). Así mismo, estos bosques tienen comunidades de especies de rápido crecimiento, las cuales tendrían una mayor biomasa y elevada área foliar, resultado de una captación de luz por fotosíntesis y un considerable ingreso de carbono (Poorter y Bongers, 2006; Montes-Pulido *et al.*, 2017). En este contexto, entender la distribución espacial de la biomasa y carbono aéreo en este tipo de bosques es clave para mantener o incrementar este almacenamiento y apoyar la mitigación del cambio climático (Hernández-Stefanoni *et al.*, 2020).

Las metodologías para monitorear la biomasa y carbono en bosques requieren de grandes esfuerzos tecnológicos, de personal y económicos (Lu *et al.*, 2004; Zhu y Liu, 2015), lo cual lo hace inviable en numerosas situaciones. El empleo de herramientas de teledetección podría reducir el esfuerzo del

monitoreo, con el consecuente ahorro en costos (Zhu *et al.*, 2019; Qiu *et al.*, 2020). Imágenes de Sentinel -2A han sido usadas en varios países para estimar biomasa y carbono en bosques tropicales (Madhab *et al.*, 2018; Liu *et al.*, 2019; Khan *et al.*, 2020; Bhatti *et al.*, 2022). En este sentido, se hace necesario generar herramientas que permitan estimar a partir de imágenes de satélite e índices de vegetación, el comportamiento de los bosques, la biomasa y carbono actual y en un futuro mediante series temporales. Estas herramientas permitirán el monitoreo con mayor eficiencia de los bosques secos con miras a su conservación y mejoramiento, lo cual podría apoyar proyectos y programas de Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación (REDD+).

El objetivo del trabajo es estimar la biomasa y carbono en los ecosistemas forestales del bosque seco del Centro Universitario Regional del Norte (CURDN) en el norte del Tolima (Colombia), con base en índices de vegetación producto del tratamiento de las imágenes de satélite.

2. Materiales y Métodos

2.1. Área de estudio

El estudio se desarrolló en el CURDN de la Universidad del Tolima, en Colombia (Figura 1), en las áreas de bosques de galería y ripario y vegetación secundaria o en transición. Este centro está ubicado en Armero-Guayabal, Tolima, y tiene un área de 726,5 ha, de las cuales 10 son para la parte administrativa, 80 son dedicados a la agricultura, 145,4 ha a la parte pecuaria, 60 ha para la parte forestal y 431 ha dedicados a proyectos de reforestación. Del área total, 295,4 ha son planas o ligeramente onduladas y 431 ha corresponden a colinas altas o francos de cordillera (Universidad del Tolima, 2017). El área de estudio se encuentra en la zona de vida como bs-T (Holdridge, 1979), con una temperatura promedio de 28,4°C, una precipitación promedio anual de 1705 mm y una altitud media de 500 m.

2.2. Estimación de biomasa y carbono

Se establecieron 59 parcelas temporales de muestreo (PTM), con tamaño variable dependiendo de la abundancia de árboles en cada sistema de uso de

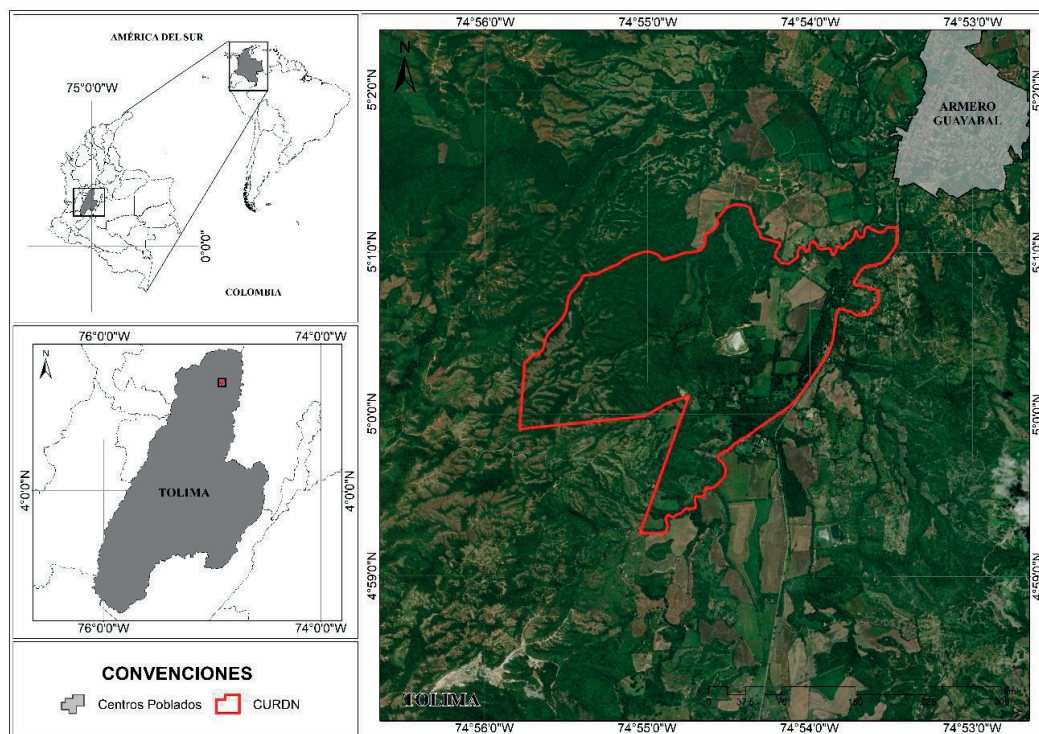


Figura 1. Localización geográfica del Centro Universitario Regional del Norte (CURDN) de la Universidad del Tolima, en Armero-Guayabal, Tolima, Colombia.

la tierra. En bosques de galería se establecieron 21 PTM de entre 200 y 2000 m²; mientras que en bosques secundarios fueron 38 PTM de 200 a 600 m². En cada parcela, se midió el diámetro del tronco a la altura del pecho (dap) de todos los árboles ≥ 10 cm de dap. La biomasa aérea se estimó empleando el modelo desarrollado por Álvarez *et al.* (2012) (Ecuación 1), el cual se recomienda para bosques secos tropicales en Colombia. Se empleó una densidad básica de la madera de 0,534 g/cm³, la cual es considerada como el valor promedio en bosques secos tropicales (Chave *et al.*, 2005) y una fracción de carbono de 0,47 (IPCC, 2006). Esta metodología es recomendada por el IPCC (2006) en ecosistemas de alta diversidad, tal como los bosques.

$$\ln(B) = 3,652 - 1,697 \times \ln(\text{dap}) + 1,169 \times (\ln(\text{dap}))^2 - 0,122 \times (\ln(\text{dap}))^3 + 1,285 \ln(q) \quad (1)$$

Donde; B: Biomasa aérea (kg/árbol), dap: Diámetro del tronco a la altura del pecho (cm), q: Densidad básica de la madera (g/cm³)

2.3. Estimación de índices de vegetación

Se obtuvo la información de la zona de estudio proveniente del satélite del programa Sentinel 2A para los periodos lluviosos y secos del 2019 (abril y julio, respectivamente), con una resolución de 10 m de píxel, y una cobertura total de nubes del 24 y 37%, respectivamente. Las variables topográficas se estimaron con el modelo digital de elevación del SAR (Radar de Apertura Sintética), mediante el Satélite ALOS PALSAR, el cual arrojó resultados de 12,5 m remuestreados a nivel mundial.

Se redujo la distorsión atmosférica (efecto bruma) en las imágenes de satélite, empleando el método de corrección atmosférica DOS1 (*Dark Object Substraction*, creado por Chavez (1996)) (Ecuación 2), mediante el complemento *Semi automatic classification* (Congedo, 2016) del software QGIS 3.4. Los niveles digitales fueron convertidos a radiancia. Este complemento

automáticamente genera la corrección de las imágenes por lotes mediante la integración del metadato.

$$\rho_{SUP} = \frac{\pi(L_{SAT} - L_p)d^2}{E_0 \cos\theta_z T_z} \quad (2)$$

Donde L_{SAT} : Radiancia del sensor; T_z : Transmisividad atmosférica entre el sol y la superficie; θ_z : Ángulo solar cenital; E_0 : Irradiancia solar espectral en el techo de la atmósfera; D : Distancia tierra – sol; L_p : Radiación resultante de la interacción de la radiancia electromagnética con los componentes de la atmósfera.

Se aplicó un método de corrección de sombreado topográfico para la corrección topográfica, empleando el método desarrollado por Teillet et al. (1982) (Ecuación 3).

$$L_H = L_T * \frac{\cos z + c}{\cos i + c} \quad (3)$$

Donde L_H : Reflectancia de una superficie horizontal; L_T : Reflectancia de una superficie inclinada; z : Ángulo cenital solar; i : Ángulo de incidencia solar local.

El valor de la constante C fue determinado empleando la siguiente ecuación.

$$C = \frac{m}{b} \quad (4)$$

Para $L_T = m \times \cos i + b$

Donde m : Gradiente de regresión; b : Intercepto de regresión.

El factor C fue estimado mediante un modelo de iluminación al Modelo Digital de Elevaciones con los datos obtenidos de azimut solar y ángulo de elevación solar contenidos en los metadatos.

Al tener dos resoluciones diferentes en las imágenes y el MDE, fue necesario hacer un remuestreo de las imágenes de satélite y se determinó así una resolución final de 12,5 m. Posteriormente, con el software InfoStat se desarrollaron ecuaciones de regresión lineal para cada banda y se estimó mediante la calculadora *raster* en el software ArcMap aplicando la ecuación desarrollada por Teillet et al. (1982).

Se trabajó con cuatro índices de vegetación, los cuales son de los más usados en este tipo de estudios: Índice de vegetación de diferencia normalizado (NDVI) (Rouse et al., 1974), Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI) (Huete, 1988), Índice de vegetación mejorado (EVI) (Huete et al., 2002) e Índice de vegetación ajustado al suelo optimizado (OSAVI) (Rondeaux et al., 1996).

2.4. Cobertura del suelo

Se definieron las coberturas a estudiar, de acuerdo con la metodología Corine Land Cover adaptada para Colombia (IDEAM, 2010): bosque de galería, mosaico de pastos con espacios naturales y vegetación secundaria o en transición. Se identificaron 59 unidades de muestreo, algunas de las cuales compartían información

Tabla 1. Índices de vegetación empleados para la estimación de la biomasa y carbono en ecosistemas forestales en el Centro Universitario Regional del Norte (CURDN) de la Universidad del Tolima, Armero-Guayabal, Tolima, Colombia.

Índice	Acrónimo	Ecuación
Índice de vegetación de diferencia normalizado	NDVI	$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$
Índice de vegetación de ajustado al suelo	SAVI	$SAVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED + L} (1 + L)$
Índice de vegetación mejorado	EVI	$EVI = G * \frac{NIR - RED}{L + NIR + C1 * RED - C2 * BLUE}$
Índice de vegetación ajustado al suelo optimizado	OSAVI	$OSAVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED + 0,16}$

NIR: Banda espectral del infrarrojo cercano; *RED*: Banda espectral del rojo; *L*: Factor de corrección del suelo; *BLUE*: Banda espectral del azul; *C1*: Coeficientes de corrección de la dispersión de aerosoles para la banda roja por el uso de la azul (valor 6); *C2*: Coeficientes de corrección de la dispersión de aerosoles para la banda roja por el uso de la azul (valor 7,5).

de píxeles vecinos en los índices de vegetación, por lo cual fue necesario promediar los niveles digitales para obtener un único valor por parcela. Dicha operación se realizó con el *toolbox* “Extraer valores múltiples a puntos” del software ArcMap, en la cual los archivos tipo punto de las parcelas toman los valores de los cuatro índices para los periodos de lluvias y sequía del CURDN.

2.5. Análisis estadístico

Se realizó un análisis de correlación de Pearson entre la biomasa aérea estimada en las PTM y los índices de vegetación en la época lluviosa y seca (Restrepo y Gonzáles, 2007). Se realizó un análisis de regresión lineal, con las variables lineales y transformadas logarítmicamente, para estimar la biomasa aérea en función del índice de vegetación con el que se presentó la mayor correlación. La selección del modelo de mejor ajuste se realizó siguiendo los criterios propuestos por Segura y Andrade (2008): altos coeficientes de determinación (R^2) y de determinación ajustado (R^2_{aj}) y menores valores de error medio cuadrático ponderado (ECMP), criterio de información Akaike (AIC), criterio de información Bayesiano (BIC) y cuadrado medio del error (CME); así como la lógica biológica del modelo. De la misma forma, se realizó la prueba de Durbin-Watson para analizar la autocorrelación de residuos y la prueba de Breusch-Pagan para estudiar la heterocedasticidad del modelo de mejor ajuste. Los análisis estadísticos se realizaron con el software Past 4.11 (Hammer *et al.*, 2001).

2.6. Distribución espacial de biomasa aérea y carbono

Empleando el modelo de mejor ajuste, se estimó la biomasa aérea y el almacenamiento de carbono a toda el área del CURDN y se elaboraron los respectivos mapas. Se generaron clases para agrupar los valores de la biomasa y el contenido de carbono en el CURDN y definir la distribución espacial de la información obtenida. Así mismo, se identificaron las áreas que corresponden a cada clase de biomasa y carbono y se estimó el área total correspondiente a cada clase.

3. Resultados

3.1. Índices de vegetación

La magnitud de los índices de vegetación varió de acuerdo con el índice empleado y la época del año en donde se tomaron las imágenes. En todos los índices, los mayores valores se presentaron en la época seca, los cuales fueron en promedio 20% superiores a lo encontrado en la época lluviosa (0,80 vs 0,66, respectivamente) (Figura 2). El mayor valor del EVI fue encontrado en la época seca con un máximo de 0,91, seguido del NDVI con un valor máximo de 0,86. En cuanto a los índices con valores máximos menores, se tiene para las imágenes de lluvias del OSAVI con un máximo de 0,59 y el SAVI con 0,60 (Figura 2). El NDVI promedio para la época seca y lluviosa fue de 0,75 y 0,63, respectivamente.

3.2. Correlación entre variables

Se encontró que los índices de vegetación en época lluviosa presentaron una mayor correlación con la biomasa área que los índices de vegetación de época seca ($r=0,73$ vs $0,50$, respectivamente) (Figura 3). La mayor correlación se presentó en la imagen del NDVI de época lluviosa, seguido del EVI, el SAVI y el OSAVI (con r de $0,87$; $0,69$; $0,68$ y $0,67$, respectivamente). Otros resultados se encontraron en época seca. El índice que presentó una mejor correlación con la biomasa fue el EVI y SAVI ($r=0,51$); mientras que el menor fue el NDVI, con $r=0,46$ (Figura 3).

Los modelos para estimar la biomasa aérea fueron desarrollados tomando el NDVI como variable independiente, al ser el de mejor correlación (Tabla 2). De estos modelos, el número 1 presentó el mejor ajuste, dado por los mayores valores de R^2 y R^2_{aj} ; así como los menores valores de ECMP, AIC, BIC y CME. Este modelo también presentó lógica biológica y el análisis de los residuos presentó distribución aleatoria, de acuerdo con la prueba de Durbin-Watson ($p=0,22$) y no se evidencian problemas de heterocedasticidad según la prueba de Breusch-Pagan ($p=0,23$) (Figura 4).

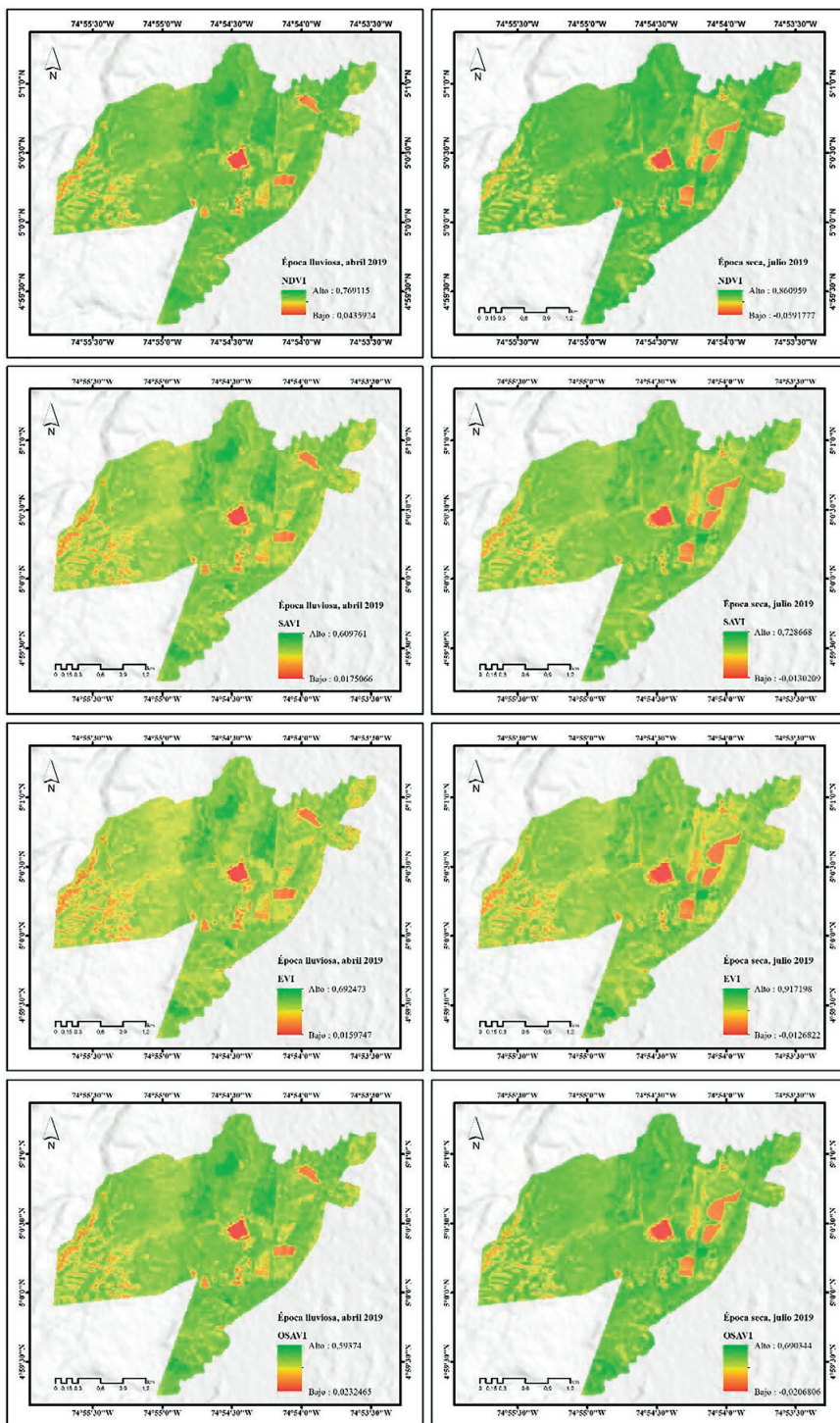


Figura 2. Índices de vegetación calculados para las épocas lluviosa y seca en el Centro Universitario Regional del Norte (CURDN) de la Universidad del Tolima, Armero-Guayabal, Tolima, Colombia. NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizado; SAVI: Índice de vegetación ajustado al suelo; EVI: Índice de vegetación mejorado; OSAVI: Índice de vegetación ajustado al suelo optimizado.

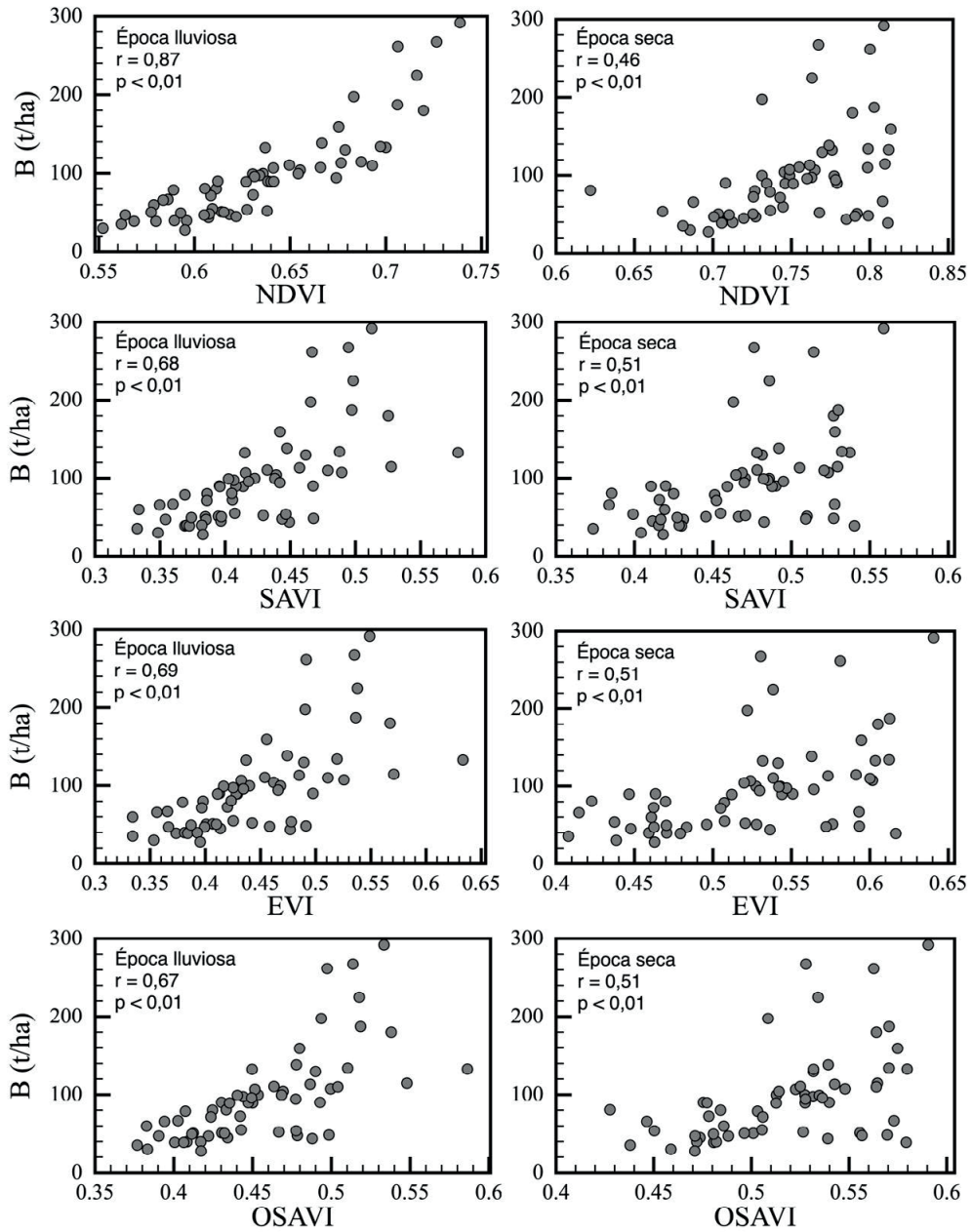


Figura 3. Correlación entre la biomasa aérea (B) y los índices de vegetación en época lluviosa y seca del 2019 en el Centro Universitario Regional del Norte (CURDN) de la Universidad del Tolima, Armero-Guayabal, Tolima, Colombia. NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizado; SAVI: Índice de vegetación ajustado al suelo; EVI: Índice de vegetación mejorado; OSAVI: Índice de vegetación ajustado al suelo optimizado

3.3. Cartografía de biomasa aérea y carbono

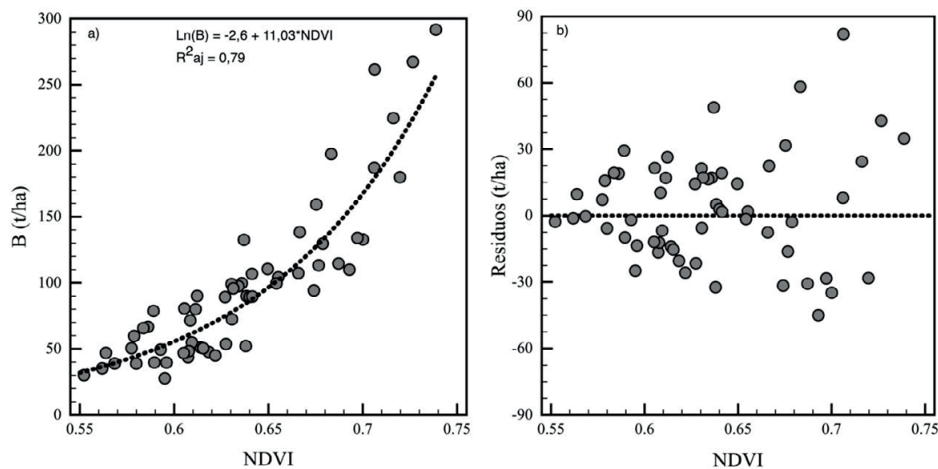
La biomasa aérea promedio en las coberturas evaluadas del CURDN fue de 179,6 t/ha, con un almacenamiento medio de carbono de 83,3 t/ha

(Figura 5). Se encontró que entre las coberturas que tienen de 200 a 400 t/ha se encuentran en plantaciones forestales al norte del CURDN y en un punto específico al sur en zona de cultivos, las cuales se encontraban en su etapa fenológica vegetativa para la temporalidad de las imágenes

Tabla 2. Modelos para estimar la biomasa aérea de ecosistemas forestales en función del NDVI de la época lluviosa en el Centro Universitario Regional del Norte (CURDN) de la Universidad del Tolima, Armero-Guayabal, Tolima, Colombia.

No.	Modelo	R ²	R ² aj	ECMP	AIC	BIC	CME
1	$\ln(B) = -2,6 + 11,03 \times (\text{NDVI})$	0,80	0,79	0,07	11,7	17,9	0,07
2	$\ln(B) = 7,62 + 7,05 \times \ln(\text{NDVI})$	0,79	0,79	0,07	12,9	19,1	0,07
3	$B = -626,93 + 1139,2 \times \text{NDVI}$	0,76	0,75	992,4	572,2	578,4	891,7
4	$B = 425,49 + 720,49 \times \ln(\text{NDVI})$	0,74	0,73	1070,3	576,7	582,9	962,4

B: biomasa aérea (t/ha); NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizado; R²: Coeficiente de determinación; R²aj: Coeficiente de determinación ajustado; ECMP: Error medio cuadrático ponderado; AIC: Criterio de información Akaike; BIC: Criterio de información Bayesiano; CME: Cuadrado medio del error.

**Figura 4.** Modelo de mejor ajuste para la estimación de la biomasa aérea en función del NDVI en época lluviosa en el Centro Universitario Regional del Norte (CURDN) de la Universidad del Tolima, Armero-Guayabal, Tolima, Colombia (a) y su correspondiente gráfico de residuos (b). NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizado; B: biomasa aérea.

de satélite (Figura 5). De la misma forma, las áreas con mayor almacenamiento de carbono se sitúan cerca de fuentes hídricas (Figura 5b). Las áreas con carbono entre 12,5 y 75,0 t/ha suman 550 ha (75,7% del área total), cubiertas principalmente por fajas de bosque ripario y vegetación secundaria (Figura 5).

4. Discusión

El estudio empleó un modelo alométrico general y densidad de madera promedio para bosques de esta zona de vida y una fracción de carbono media para el trópico, lo que arroja resultados consistentes y confiables a nivel de ecosistemas (IPCC, 2006). Si existieran modelos de biomasa por especie para este tipo de ecosistemas, es posible que se presenten diferencias en las estimaciones a nivel

de especie más no a nivel de ecosistemas. Sin embargo, existe un déficit de modelos locales de biomasa para bosques, principalmente por especie (IPCC, 2006; Segura y Andrade, 2008; Andrade *et al.*, 2014).

El NDVI resultó ser el mejor índice para la discriminación de las coberturas vegetales frente a otros objetos del entorno, lo cual concuerda con varios autores (Escandón-Calderón, 1999; Gonzaga, 2014; Rodríguez, 2015; Martínez-Barrón *et al.*, 2016; Perea-Ardila *et al.*, 2021; Leal *et al.*, 2017). En el presente estudio, se encontraron resultados más precisos en la estimación de biomasa y carbono con la aplicación del NDVI que usando el EVI. Estos resultados fueron contrarios a lo reportado por Cáceres *et al.* (2015), quienes encontraron mejor ajuste del modelo con EVI que con NDVI

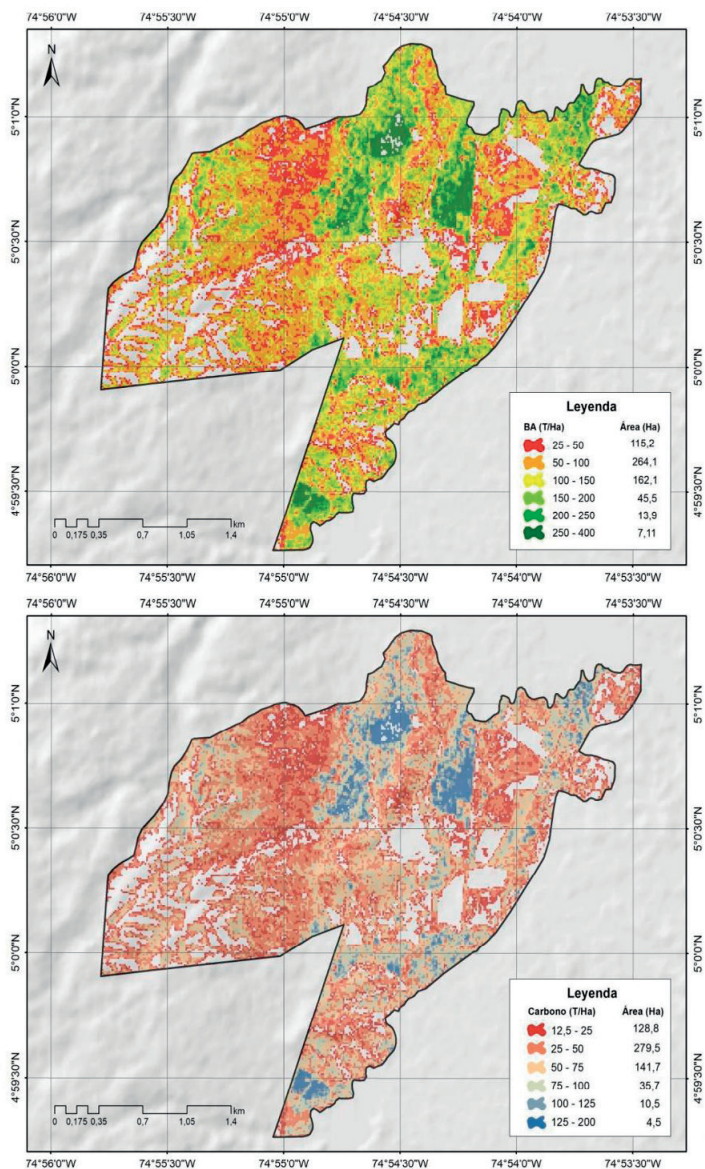


Figura 5. Distribución de biomasa (a) y carbono aéreo (b) en el Centro Universitario Regional del Norte (CURDN) de la Universidad del Tolima, Armero-Guayabal, Tolima, Colombia. B: biomasa aérea; C: carbono en biomasa aérea.

($R^2=0,79$ y $R^2=0,74$, respectivamente) en cubiertas herbáceas en una zona de dehesa.

El uso de diferentes sensores afecta la calidad y precisión de los datos. Escandón-Calderón (1999), Chuvieco (2002), Hantson y Chuvieco (2011), Leal *et al.* (2017) y Perea-Ardila *et al.* (2021)

utilizaron sensores tipo Landsat que, a pesar de contar con una menor resolución espacial (30 m), arrojan muy buenos resultados. Varios estudios confirman la fiabilidad del sensor Sentinel 2 para la estimación de biomasa, tal como Tovar (2018) quién encontró estimaciones precisas en plantaciones forestales comerciales en conjunto con el

algoritmo de aprendizaje *Random Forest*. De la misma forma, los resultados de Valdivia (2020) son totalmente congruentes con los hallazgos de estudio de 43,1 t/ha de carbono en biomasa aérea.

Estudios generados con información primaria y obtención de imágenes Sentinel 2A presentan un alto coeficiente de correlación entre la biomasa aérea y los índices de vegetación (Fremout *et al.* 2022; Pötzschner *et al.* 2022; Singh *et al.* 2022). Es así como Valdivia (2020) utilizó ecuaciones alométricas y correlacionó índices de vegetación de imágenes Sentinel con datos obtenidos en campo de biomasa, obteniendo un R^2 de 0,66, lo cual permitió construir un modelo de tipo polinómico para las estimaciones empleando datos de estos sensores. De igual forma, las temporalidades de las imágenes juegan un papel importante a la hora de determinar contenidos de biomasa y carbono. Al encontrar diferencias en los índices entre época seca y lluviosa, es importante considerar que estos dependen de aspectos sanitarios o de los valores de cobertura o índice de área foliar capturada por las imágenes de satélite (de Queiroga Miranda *et al.*, 2020; Nazarova *et al.*, 2020). En zonas altas, Perea-Ardila *et al.* (2021) obtuvieron los mejores resultados con las imágenes obtenidas para época seca en el Santuario de Fauna y Flora Iguaque en el departamento de Boyacá (Colombia), generando un modelo matemático con la aplicación del NDVI presentando un $R^2=0,82$. Estos hallazgos fueron contrarios a lo encontrado en esta investigación, en dónde la mejor correlación con los datos obtenidos en campo se encontró en la época lluviosa. Estos resultados opuestos podrían ser debidos a la zona de vida de cada uno de los estudios, ya que en el caso específico de los bosques secos se presenta defoliación de la vegetación como resultado del déficit hídrico (Huang *et al.*, 2021).

Los valores medios de biomasa y carbono aéreo (96,5 y 44,8 t/ha, respectivamente), resultan similares a los 96,2 t/ha de biomasa que reportó el Phillips *et al.* (2011) para este tipo de bosques en Colombia. Así mismo, Torres *et al.* (2012) estimaron para los bosques secos tropicales del Parque Natural Regional “El Vínculo” en el departamento del Valle del Cauca, un promedio de 88,0 t/ha; mientras que Yepes *et al.* (2010) para bosques secundarios en una transición de bosques secos tropicales a premontanos en Porce, Antioquia, reportaron valores entre 19,1 a 218,6 t/ha; valores

que se asemejan a los estimados en esta investigación. Los mayores valores de almacenamiento de carbono en el CURDN se dieron en sitios aledaños a fuentes hídricas, lo que recalca la importancia del agua en el crecimiento y captura de carbono en ecosistemas forestales, aspecto que es resaltado por diversos autores como Aubry-Kientz *et al.* (2015), Álvarez-Dávila *et al.* (2017) y Muller-Landau *et al.* (2020).

Se recalca la importancia de la integración de varias tecnologías para estimar biomasa en coberturas vegetales. Es así como Castillo *et al.* (2017), utilizando datos radar Sentinel 1 SAR e imágenes multiespectrales Sentinel 2 desarrollaron modelos de predicción de biomasa con R^2 de 0,82, generando los mejores resultados para los datos radar. En el presente estudio, los resultados obtenidos mediante datos multiespectrales arrojaron unos resultados altamente correlacionados con la biomasa aérea y el almacenamiento de carbono. De la misma forma, los métodos de imágenes satélites y sensores remotos, en conjunto con mediciones de campo, permiten un monitoreo costo-eficiente para la biomasa y carbono en coberturas vegetales (Mani *et al.*, 2018). Estos métodos permiten, además de eficiencia, incremento en el área de monitoreo, reducción de esfuerzos en trabajo de campo y reducción en costos de transacción (Issa *et al.*, 2020).

5. Conclusiones

La temporalidad de las imágenes, así como la resolución espacial juegan un papel importante para la calidad de los resultados, siendo las imágenes Sentinel 2A un insumo muy importante en la estimación de índices de vegetación y su correlación con la información capturada en campo. El NDVI de la época lluviosa fue el de mejor comportamiento para predecir la biomasa en coberturas forestales del Centro Universitario Regional del Norte, un área de trópico seco del Tolima, lo que remarca la importancia de la época del año en este tipo de estimaciones y monitoreo.

Los mapas generados muestran la prevalencia de coberturas con 25-50 t C/ha, presente principalmente en bosques y vegetación arbustiva. En contraste con áreas de plantaciones forestales, las cuales presentaron entre 100 y 150 t C/ha, lo que demuestra su importancia para la captura de

carbono y mitigación del cambio climático. De la misma forma, la disponibilidad de agua es un factor determinante para la captura de carbono, incrementándose en sitios aledaños a las fuentes hídricas.

Los métodos que emplean herramientas SIG ofrecen resultados que deben ser considerados en acciones de conservación para los relictos de bosque seco tropical. Es de suma importancia, en próximas investigaciones la utilización de otras tecnologías, como radar, las cuales han demostrado una alta correlación lo cual puede permitir minimizar el error y reducir el grado de incertidumbre.

Referencias

- Álvarez, E., Duque, A., Saldarriaga, J., Cabrera, K., del Valle, I., Lema, A., Moreno, F., Orrego, S., Rodríguez, L. 2012. Tree above-ground biomass allometries for carbon stocks estimation in the natural forests of Colombia. *Forest Ecology and management*, 267, 297-308. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2011.12.013>
- Álvarez-Dávila, E., Cayuela, L., González-Caro, S., Aldana, A.M., Stevenson, P.R., Phillips, O., Cogollo, Á., Peñuela, M., von Hildebrand, P., Jiménez, E., Melo, O., Londoño, A., Mendoza, I., Velásquez, O., Fernández, F., Serna, M., Velázquez, C., Benítez, D., Rey-Benayas, J.M. 2017. Forest biomass density across large climate gradients in northern South America is related to water availability but not with temperature. *PLoS one*, 12(3), e0171072. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0171072>
- Andrade, H.J., Segura, M.A., Forero, L.A. (2014). *Desarrollo de modelos alométricos para volumen de madera, biomasa y carbono en especies leñosas perennes: conceptos básicos, métodos y procedimientos*. Sello Editorial Universidad del Tolima, Ibagué, Colombia. 48 p.
- Aubry-Kientz, M., Rossi, V., Wagner, F., Hérault, B. 2015. Identifying climatic drivers of tropical forest dynamics. *Biogeosciences*, 12(19), 5583-5596. <https://doi.org/10.5194/bg-12-5583-2015>
- Bhatti, S., Ahmad, S.R., Asif, M., Farooqi, I.U.H. 2022. Estimation of aboveground carbon stock using Sentinel-2A data and Random Forest algorithm in scrub forests of the Salt Range, Pakistan. *Forestry*, 96(1), 104-120. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpac036>
- Cáceres, J., Martín, M., Salas, J. 2015. Análisis temporal de biomasa y stocks de carbono en un ecosistema de dehesa mediante imágenes Landsat, y su relación con factores climáticos. *Ciencias Espaciales*, 8(1), 190–211. <https://doi.org/10.5377/ce.v8i1.2049>
- Cárdenas, L. 2012. *Biomasa y depósitos de carbono en bosques en regeneración del Ecomarque Bataclán (Cali, Colombia)* [tesis de pregrado, Universidad del Valle]. Repositorio Univalle. <https://n9.cl/atpyd>
- Castillo, J.A.A., Apan, A.A., Maraseni, T.N., Salmo, S.G. 2017. Estimation and mapping of above-ground biomass of mangrove forests and their replacement land uses in the Philippines using Sentinel imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 134, 70–85. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.10.016>
- Chave, J., Andalo, C., Brown, S., Cairns, M.A., Chambers, J.Q., Eamus, D., Folster, H., Fromard, F., Higuchi, N., Kira, T., Lescure, J.P., Nelson B.W., Ogawa, H., Puig, H., Riéra, B., Yamakura, T. 2005. Tree allometry and improved estimation of carbon stocks and balance in tropical forests. *Oecologia*, 145, 87-99. <https://doi.org/10.1007/s00442-005-0100-x>
- Chavez, P.S. 1996. Image-based atmospheric corrections - Revisited and improved. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 62(9), 1025–1036.
- Chuvieco, E. 2002. *Teledetección ambiental. La observación de la Tierra desde el Espacio*. Barcelona: Ariel S.A
- Congedo, L. (2016). Semi-automatic classification plugin documentation. Release, 4(0.1), 29. pp 164-166.
- de Queiroga Miranda, R., Nóbrega, R.L.B., de Moura, M.S.B., Raghavan, S., Galvínco, J.D. 2020. Realistic and simplified models of plant and leaf area indices for a seasonally dry tropical forest. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 85, 101992. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2019.101992>
- Escandón-Calderón, J. 1999. Evaluación de dos métodos para la estimación de biomasa arbórea a través de datos LANDSAT TM en Jusnajib La Laguna, Chiapas, México: estudio de caso. *Investigaciones Geográficas*, 40, 71–84. <https://doi.org/10.14350/rig.59095>

- Fremout, T., Cobián-De Vinatea, J., Thomas, E., Huaman-Zambrano, W., Salazar-Villegas, M., Limache-de la Fuente, D., Bernardino, P.N., Atkinson, R., Csaplovics, E., Muys, B. 2022. Site-specific scaling of remote sensing-based estimates of woody cover and aboveground biomass for mapping long-term tropical dry forest degradation status. *Remote Sensing of Environment*, 276, 113040. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113040>
- Gonzaga, C. 2014. *Aplicación de Índices de Vegetación Derivados de Imágenes Satelitales Landsat 7 ETM + y ASTER para la Caracterización de la Cobertura Vegetal en la Zona Centro de la Provincia De Loja, Ecuador* [tesis de maestría, Universidad Nacional de la Plata]. Repositorio UNLP. <https://n9.cl/plv4ry>
- Hammer, Ø., Harper, D.A.T., Ryan, P.D. 2001. Paleontological Statistics Software package for education and data analysis. *Paleontologia Electronica*, 4(1), 9 pp.
- Hantson, S., Chuvieco, E. 2011. Evaluation of different topographic correction methods for landsat imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(5), 691–700. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2011.05.001>
- Harris, N.L., Gibbs, D.A., Baccini, A., Birdsey, R.A., De Bruin, S., Farina, M., Fatoyinbo, L., Hansen, M.C. Herold, M., Houghton, R., Potapov, P., Suarez, D.R., Roman, S.S., Saatchi, S.S., Slay, C., Turbanova, S.A., Tyukavina, A. 2021. Global maps of twenty-first century forest carbon fluxes. *Nature Climate Change*, 11(3), 234-240. <https://doi.org/10.1038/s41558-020-00976-6>
- Hernández-Stefanoni, J.L., Castillo-Santiago, M.Á., Mas, J.F., Wheeler, C.E., Andres-Mauricio, J., Tun-Dzul, F., George-Chacón, S.P., Reyes-Palomeque, G., Castellanos, B., Vaca, R., Dupuy, J.M. 2020. Improving aboveground biomass maps of tropical dry forests by integrating LiDAR, ALOS PALSAR, climate and field data. *Carbon Balance Manage*, 15, 1-17. <https://doi.org/10.1186/s13021-020-00151-6>
- Holdridge, L.R. 1979. *Life zone ecology*. Costa Rica: Tropical Science Center.
- Huang, C.Y., Durán, S.M., Hu, K.T., Li, H.J., Swenson, N.G., Enquist, B.J. 2021. Remotely sensed assessment of increasing chronic and episodic drought effects on a Costa Rican tropical dry forest. *Ecosphere*, 12(11), e03824. <https://doi.org/10.1002/eecs2.3824>
- Huete, A.R. (1988). A soil-adjusted vegetation index (SAVI). *Remote sensing of environment*, 25(3), 295-309. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90106-X](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90106-X)
- Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E.P., Gao, X., & Ferreira, L.G. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote sensing of environment*, 83(1-2), 195-213. [https://doi.org/10.1016/S0034-4257\(02\)00096-2](https://doi.org/10.1016/S0034-4257(02)00096-2)
- IDEAM. 2010. *Leyenda nacional de coberturas de la tierra. Metodología Corine Land Cover adaptada para Colombia, Escala 1:100.000*. Bogotá: Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales. <https://n9.cl/uyh4a>
- IPCC. 2006. *IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories*. Hayama, Japan: The Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). <https://n9.cl/cwz4xr>
- Issa, S., Dahy, B., Ksiksi, T., Saleous, N. 2020. A Review of Terrestrial Carbon Assessment Methods Using Geo-Spatial Technologies with Emphasis on Arid Lands. *Remote Sensing*, 12(12), 2008. <https://doi.org/10.3390/rs12122008>
- Khan, M.R., Khan, I.A., Baig, M.H.A., Liu, Z.J., Ashraf, M.I. 2020. Exploring the potential of Sentinel-2A satellite data for aboveground biomass estimation in fragmented Himalayan subtropical pine forest. *Journal of Mountain Science*, 17(12), 2880-2896. <https://doi.org/10.1007/s11629-019-5968-8>
- Leal, J., Pérez, U., Ortiz, N.E. 2017. *Incidencia del cambio de las coberturas vegetales en la distribución espacial de los deslizamientos en la cuenca del río Combeima (Ibagué – Tolima, Colombia)*. En: Semana Geomática Internacional. Bogotá, Colombia, Agosto. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.29189.86247>
- Liu, Y., Weishu, G., Xing, Y., Hu, X., Gong, J. 2019. Estimation of the forest stand mean height and aboveground biomass in Northeast China using SAR Sentinel-1B, multispectral Sentinel-2A, and DEM imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 151, 277-289. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2019.03.016>
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., Moran, E. 2004. Relationships between forest stand parameters and landsat TM spectral responses in the Brazilian Amazon Basin. *Forest Ecology and Management*, 198, 149–167. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2004.03.048>
- Madhab, S., Dev, M. 2018. Aboveground biomass estimation using multi-sensor data synergy and machine learning algorithms in a dense tropical forest, *Applied Geography*, 96, 29-40. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2018.05.011>

- Mani, J.K., Varghese, A.O. 2018. Remote Sensing and GIS in Agriculture and Forest Resource Monitoring. En: Obi, G.P., Singh, S. (eds) *Geospatial Technologies in Land Resources Mapping, Monitoring and Management*. USA: Geotechnologies and the Environment. https://doi.org/10.1007/978-3-319-78711-4_19
- Martínez-Barrón, R.A., Aguirre-Calderón, O.A., Vargas-Larreta, B., Jiménez-Pérez, J., Treviño-Garza, E.J., Yerena-Yamalle, J.I. 2016. Modelación de biomasa y carbono arbóreo aéreo en bosques del estado de Durango. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 7(35), 91–106. <https://doi.org/10.29298/rmcf.v7i35.77>
- Montes-Pulido, C.R., Parrado-Rosselli, Á., Álvarez-Dávila, E. 2017. Tipos funcionales de plantas como estimadores de carbono en bosque seco del Caribe colombiano. *Revista Mexicana de Biodiversidad*, 88(1), 241–249. <https://doi.org/10.1016/j.rmb.2017.01.006>
- Muller-Landau, H.C., Cushman, K.C., Arroyo, E.E., Martinez Cano, I., Anderson-Teixeira, K.J., Backiel, B. 2021. Patterns and mechanisms of spatial variation in tropical forest productivity, woody residence time, and biomass. *New Phytologist*, 229(6), 3065–3087. <https://doi.org/10.1111/nph.17084>
- Nazarova, T., Martin, P., Giuliani, G. 2020. Monitoring vegetation change in the presence of high cloud cover with Sentinel-2 in a lowland tropical forest region in Brazil. *Remote Sensing*, 12(11), 1829. <https://doi.org/10.3390/rs12111829>
- Perea-Ardila, M.A., Andrade-Castañeda, H.J., Segura-Madrigal, M.A. 2021. Estimación de biomasa aérea y carbono con Teledetección en bosques alto-Andinos de Boyacá, Colombia. Estudio de caso: Santuario de Fauna y Flora Iguaque. *Revista cartográfica*, (102), 99–123. <https://doi.org/10.35424/rcarto.i102.821>
- Phillips J.F., Duque A.J., Yepes A.P., Cabrera K.R., García M.C., Navarrete D.A., Álvarez E., Cárdenas D. 2011. *Estimación de las reservas actuales (2010) de carbono almacenadas en la biomasa aérea en bosques naturales de Colombia. Estratificación, alometría y métodos analíticos*. Bogotá D.C. Instituto de Hidrología, Meteorología, y Estudios Ambientales –IDEAM. <https://n9.cl/f98vk>
- Phillips, J., Duque, A., Scott, C., Wayson, C., Galindo, G., Cabrera, E., Chave, J., Peña, M., Álvarez, E., Cárdenas, D., Duivenvoorden, J., Hildebrand, P., Stevenson, P., Ramírez, S., Yepes, A. 2016. Live aboveground carbon stocks in natural forests of Colombia. *Forest Ecology and Management*. 374: 119–128. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2016.05.009>
- Pizano, C., García, H. 2014. *El bosque seco tropical en Colombia (Vol. 53, Issue 9)*. Bogotá: Instituto de Recursos Biológicos Alexander von Humboldt (IAvH). <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>
- Poorter, L., Bongers, F. 2006. Leaf traits are good predictors of plant performance across 53 rain forest species. *Ecological Society of America*, 87(7), 1733–1743. [https://doi.org/10.1890/0012-9658\(2006\)87\[1733:LTAGPO\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1890/0012-9658(2006)87[1733:LTAGPO]2.0.CO;2)
- Portillo-Quintero, C.A., Sánchez-Azofeifa, G.A. 2010. Extent and conservation of tropical dry forests in the Americas. *Biological Conservation*, 143, 143–155. <https://doi.org/10.1016/j.biocon.2009.09.020>
- Pötzschner, F., Baumann, M., Gasparri, N.I., Conti, G., Loto, D., Piquer-Rodríguez, M., Kuemmerle, T. 2022. Ecoregion-wide, multi-sensor biomass mapping highlights a major underestimation of dry forests carbon stocks. Remote sensing of environment, 269, 112849. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112849>
- Qiu, A., Yang, Y., Wang, D., Xu, S., Wang, X. 2020. Exploring parameter selection for carbon monitoring based on Landsat-8 imagery of the aboveground forest biomass on Mount Tai. *European Journal of Remote Sensing*, 53:sup1, 4–15. <https://doi.org/10.1080/22797254.2019.1686717>
- Restrepo, L., González, J. 2007. From Pearson to Spearman. *Revista Colombiana de Ciencias Pecuarias*, 20(2), 183–192. <https://n9.cl/8cb9>
- Rodríguez, A. 2015. *Estimación de biomasa arbórea por medio de índices de vegetación para el Parque Nacional Natural La Paya* [proyecto de especialización, Universidad Militar Nueva Granada]. Repositorio UNIMILITAR. <https://n9.cl/qw8f7>
- Rondeaux, G., Steven, M., & Baret, F. (1996). Optimization of soil-adjusted vegetation indices. *Remote sensing of environment*, 55(2), 95–107. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(95\)00186-7](https://doi.org/10.1016/0034-4257(95)00186-7)
- Rouse Jr, J.W., Haas, R.H., Deering, D.W., Schell, J.A., & Harlan, J.C. (1974). Monitoring the vernal advancement and retrogradation (green wave effect) of natural vegetation (No. E75-10354).
- Schlesinger, W.H. 2000. *Biogeoquímica un análisis del Cambio global*. España: Ariel España.
- Segura, M.A., Andrade, H.J. 2008. ¿Cómo construir modelos alométricos de biomasa o carbono de especies leñosas perennes?. *Agroforestería En Las Américas*, (46), 89–96. <https://n9.cl/key2s>

- Singh, C., Karan, S.K., Sardar, P., Samadder, S.R. 2022. Remote sensing-based biomass estimation of dry deciduous tropical forest using machine learning and ensemble analysis. *Journal of Environmental Management*, 308, 114639. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2022.114639>
- Srinivas, K., Sundarapandian, S. 2018. Biomass and carbon stocks of trees in tropical dry forest of East Godavari region, Andhra Pradesh, India. *Geology, Ecology, and Landscapes*, 3(2), 114-122. <https://doi.org/10.1080/24749508.2018.1522837>
- Teillet, P.M., Guindon, B., Goodenough, D.G. 1982. On the slope-aspect correction of multispectral scanner data. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 8(2), 84-106. <https://doi.org/10.1080/07038992.1982.10855028>
- Tetemke, B.A., Birhane, E., Rannestad, M.M., Eid, T. 2021. Species diversity and stand structural diversity of woody plants predominantly determine aboveground carbon stock of a dry Afromontane forest in Northern Ethiopia. *Forest Ecology and Management*, 500, 1-9. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.119634>
- Torres, A., Bautista, J., Cárdenas, M., Vargas, J., Londoño, V., Rivera, K., Home, J., Duque, O., Gonzales, A. 2012. Dinámica sucesional de un fragmento de bosque seco tropical del Valle del Cauca, Colombia. *Biota Colombiana*, 8(2), 66-85.
- Tovar, A. (2018). Estimación de biomasa aérea de eucalipto (*Eucalyptus grandis*) y pino (*Pinus* spp) en plantaciones forestales comerciales, usando imágenes satelitales Sentinel [tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia]. Repositorio UNAL. <https://n9.cl/c3h9y>
- Universidad del Tolima. *Centro Universitario Regional del Norte CURDN*. Recuperado Febrero de, 2017, de <https://n9.cl/7tp45>
- Valdivia, J. (2020). Índices de vegetación para la estimación de biomasa arbórea en sistemas agrosilvícolas de fincas en Zihuateutla, Puebla, México [tesis de pregrado, Universidad Nacional Agraria de la Selva]. Repositorio UNAS. <https://n9.cl/qaqxp>
- Yepes, A., del Valle, J., Jaramillo, S., Orrego, S. 2010. Recuperación estructural en bosques sucesionales andinos de Porco (Antioquia, Colombia). *Revista de Biología Tropical*, 58(1), 427-445. <https://doi.org/10.15517/rbt.v58i1.5220>
- Zhang, Y., Chen, H.Y.H., Reich, P.B. 2012. Forest productivity increases with evenness, species richness and trait variation: A global meta-analysis. *Journal of Ecology*, 100(3), 742-749. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2745.2011.01944.x>
- Zhu, X., Liu, D. 2015. Improving forest aboveground biomass estimation using seasonal Landsat NDVI time-series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 102, 222-231. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2014.08.014>
- Zhu, Z., Wulder, M.A., Roy, D.P., Woodcock, C.E., Hansen, M.C., Radeloff, V.C., Healey, S., Schaaf, C., Hostert, P., Stroh, P., Francois, J., Lyburner, L., Pahlevan, N., Scambos, T.A. 2019. Benefits of the free and open Landsat data policy. *Remote Sensing of Environment*, 224, 382-385. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.02.016>