

Fuentes de error más comunes en la estimación y mapeo de la biomasa aérea de los bosques al usar datos de campo y de sensores remotos. Consideraciones en la Península de Yucatán

Cuantificar la biomasa aérea permite conocer el carbono que está secuestrado en los árboles y que podría liberarse a la atmósfera en caso de ser deforestados. Conocer la cantidad de biomasa aérea permite desarrollar políticas de manejo sostenible, estrategias para reducir la deforestación y para la conservación. A continuación, abordaremos las fuentes de error más comunes que incrementan la incertidumbre de las estimaciones de la biomasa aérea en campo y de los mapas de la densidad de biomasa aérea ampliamente usados para conocer la distribución espacial de este atributo en diversos bosques del mundo.

Palabras clave: Bosques tropicales, carbono forestal, imágenes de satélite.

GABRIELA REYES-PALOMEQUE*, JUAN ANDRÉS-MAURICIO Y JOSÉ LUIS HERNÁNDEZ-STEFANONI

Unidad de Recursos Naturales, Centro de Investigación Científica de Yucatán, A.C. Calle 43 No. 130 x 32 y 34, Colonia Chuburná de Hidalgo, 97205, Mérida, Yucatán, México

* gab.palomeque@gmail.com

Introducción: Biomasa, ¿qué es?

Los bosques tienen un papel clave dentro del ciclo del carbono y en la mitigación del cambio climático, pues tienen la capacidad de capturar el dióxido de carbono presente en la atmósfera y almacenarlo en la biomasa vegetal del bosque y el suelo (Singh *et al.* 2022). La biomasa vegetal se define como la cantidad de materia orgánica viva o muerta y se expresa en unidades de densidad de biomasa como Mg/Ha-1 o Ton/Ha-1.

La biomasa vegetal se divide en dos componentes; 1) la biomasa aérea (que comprende el tallo, ramas, hojas y estructuras reproductivas como flores, frutos y semillas por encima de suelo) y 2) la biomasa subterránea (que comprende las raíces gruesas y finas por debajo del suelo). Debido a que la biomasa subterránea es más difícil de estimar en campo, la mayoría de los estudios se enfocan en el componente aéreo, el cual está expuesto rápidamente a la deforestación y la degradación (Lu *et al.* 2014). Estudiar y cuantificar la biomasa aérea de ecosistemas terrestres es importante porque permite conocer la distribución de las reservas de carbono, así como la tasa y magnitud del secuestro de carbono en estos ecosistemas (Houghton *et al.* 2009).

La manera más precisa y directa de cuantificar la biomasa aérea en campo es mediante métodos destructivos. Estos métodos implican derribar los árboles y pesar distintas partes como los tallos, ramas y hojas; además, requieren de un mayor esfuerzo (son más laboriosos, requieren de mucho tiempo), recursos económicos y no son viables ecológicamente (Cairns *et al.* 2003).

Los métodos destructivos han sido necesarios para calibrar modelos matemáticos o ecuaciones alométricas por especie, región o por tipo de ecosistema. Estas ecuaciones se aplican a los datos de inventarios forestales, y son eficaces para cuantificar indirectamente la biomasa aérea y las reservas de carbono (Chave *et al.* 2004). En la alometría se estudia un atributo como el tamaño y su relación con otras características de un ser vivo (Sánchez y Gutiérrez 2020), y en las ecuaciones alométricas estas relaciones se hacen mediante el ajuste de un modelo estadístico entre la biomasa aérea y atributos de los árboles como la altura o longitud del tallo, densidad de la madera y diámetro a la altura del pecho (DAP) entre otros.

En los últimos años ha incrementado el interés por conocer cómo se encuentra distribuida espacialmente la biomasa aérea de los bosques a diversas escalas (regionales, nacionales y globales). Para ello, se ha utilizado la percepción remota como un método indirecto para estimar su distribución espacial (Gonçalves *et al.* 2017). La percepción remota es considerada una ciencia que permite obtener información de un objeto sin tener un contacto directo con él, en donde la información es adquirida mismo mediante sensores (cámaras o videocámaras) que se encuentran dentro de plataformas satelitales, aviones o drones (INEGI 2014, Collado *et al.* 2015). Una vez obtenida la información de sensores remotos (e.g. LiDAR, RADAR, Landsat, Sentinel, etc.), se hace uso de modelos estadísticos (e.g. Random Forest, GLCM, lineales, etc.), para el mapeo de la densidad de la biomasa aérea de los bosques (Gonçalves *et al.* 2017, Hernández-Stefanoni *et al.* 2021, George-Chacón *et al.* 2022).

Aunque diversos estudios han obtenido mapas de la densidad de la biomasa aérea, y consecuentemente de carbono con diversos niveles de detalle (resolución espacial), cada uno de ellos tienen diferentes grados de incertidumbre (falta de certeza o seguridad en los valores de biomasa aérea). Esta incertidumbre suele ser más grande en zonas tropicales dado que en estas áreas la vegetación suele tener una mayor complejidad estructural y valores más altos de biomasa aérea (Cartus *et al.* 2014, Rodríguez-Veiga *et al.* 2018, Hernández-Stefanoni *et al.* 2020) (Figura 1).

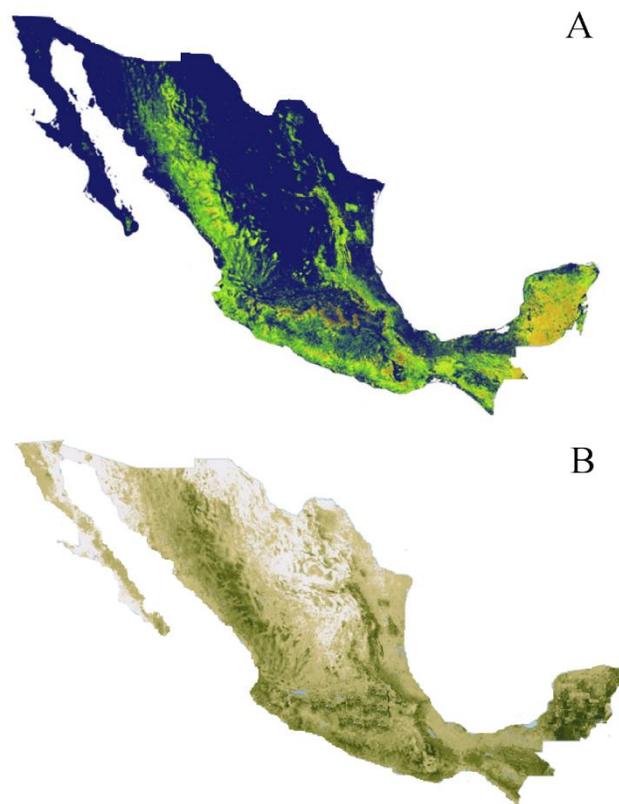


Figura 1. Mapa de México para dos variables. **A.** Densidad de biomasa aérea (Rodríguez-Veiga *et al.* 2018) **B.** Densidad de carbono aérea (Cartus *et al.* 2014). Ambos mapas se generaron con datos del Inventario Nacional Forestal, así como variables derivadas de imágenes ópticas (Landsat), de radar (ALOS PALSAR), fotografías obtenidas de la misión topográfica de radar (STRM).

Por lo tanto, conocer la incertidumbre asociada a las estimaciones de biomasa aérea permitirá analizar y monitorear de manera precisa los cambios en las reservas de carbono en un bosque a través del tiempo (Chave *et al.* 2004, Singh *et al.* 2022). Esto favorecerá la implementación de planes de conservación y manejo de los bosques. Y complementará las iniciativas globales como la Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación Forestal (REDD+) moderada por la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC), que ofrece incentivos económicos a los países que se esfuerzan en el monitoreo preciso y en la gestión de

las reservas de carbono de los bosques.

Cuando se realiza cualquier proceso de medición es muy probable que existan inconsistencias o errores que afecten el valor o medida de un objeto o variable de interés. Estos errores pueden ser ocasionados por la persona (el observador), por los aparatos y por los métodos, que son usados para realizar una medición. Consecuentemente, incrementan la incertidumbre de las estimaciones de biomasa aérea. Existen fuentes de error que incrementan la incertidumbre tanto 1) de las estimaciones de biomasa aérea obtenidas a través de los inventarios de campo, como 2) de los mapas de densidad de la biomasa aérea. Es común que los mapas de densidad de biomasa aérea integren un grado de incertidumbre atribuible no solo a la variabilidad natural de la variable estudiada, sino también a las consideraciones metodológicas para elaborarlos. En general, todos los mapas de densidad de la biomasa aérea incorporan todos los errores asociados a las estimaciones de campo, como los asociados a los datos de sensores remotos (Gonçalves *et al.* 2017).

Fuentes de error comunes en campo.

Dentro de las fuentes de error más importantes, que afectan la precisión en la estimación de la biomasa aérea a partir de inventarios de campo, están las relacionadas con 1) la calidad de los datos de las parcelas de medición (Hernández-Stefanoni *et al.* 2020), que implica el no contar con las medidas de altura y diámetro de los árboles que tuvieron que ser medidas de manera precisa y directa en campo (Chavé *et al.* 2004). 2) La densidad de la madera, la cual, varía entre especies y a diferentes condiciones fenológicas y ambientales. Sin embargo, cuando no se cuenta con este atributo, es posible obtener referencias a partir de estudios locales, regionales o de bases de datos globales. 3) Las ecuaciones alométricas seleccionadas para la estimación de la biomasa aérea también pueden ser una fuente de error debido a que estas usualmente son creadas a partir de un tamaño de muestra muy pequeño (es decir, de 50 árboles o menos) y los individuos muestreados no representan toda la variabilidad existente en los bosques (Chave *et al.* 2004) limitando su aplicabilidad y precisión.

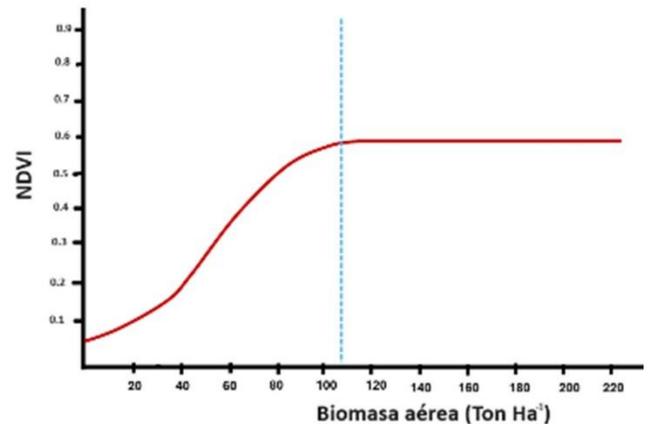


Figura 2. Ejemplificación de la saturación espectral de un índice de vegetación (NDVI=Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada). La saturación del índice comienza cuando los valores de biomasa aérea son más grandes (a partir de la línea azul).

Fuentes de error comunes en el mapeo con sensores remotos.

Por otro lado, cuando se utilizan datos de sensores remotos, una de las principales fuentes de error que tiene efectos la precisión en el mapeo de la biomasa aérea es 4) que las imágenes se saturan. Esto quiere decir que cuando existen grandes cantidades de biomasa en el bosque, el sensor ya no las puede captar (Hernández-Stefanoni *et al.* 2020).

En los estudios del mapeo de atributos de la vegetación a través de sensores remotos como es el caso de la biomasa aérea, la saturación de las imágenes se puede observar cuando los valores de reflectancia de algunas bandas o índices de vegetación permanecen constantes a pesar de que la biomasa se incrementa. Esto produce una subestimación de la biomasa aérea del lugar de interés (Mutanga *et al.* 2023) (Figura 2). El problema de la subestimación de algún atributo de la vegetación cuando existe saturación se puede mejorar con el uso de variables auxiliares como el clima o la topografía, variables asociadas al atributo o bien, métricas de textura derivadas de las imágenes de satélite, ya que están captan la variabilidad de los píxeles que se asocia con la cantidad de biomasa en el bosque. Estas técnicas miden la estructura horizontal del bosque y permiten destacar ciertos patrones

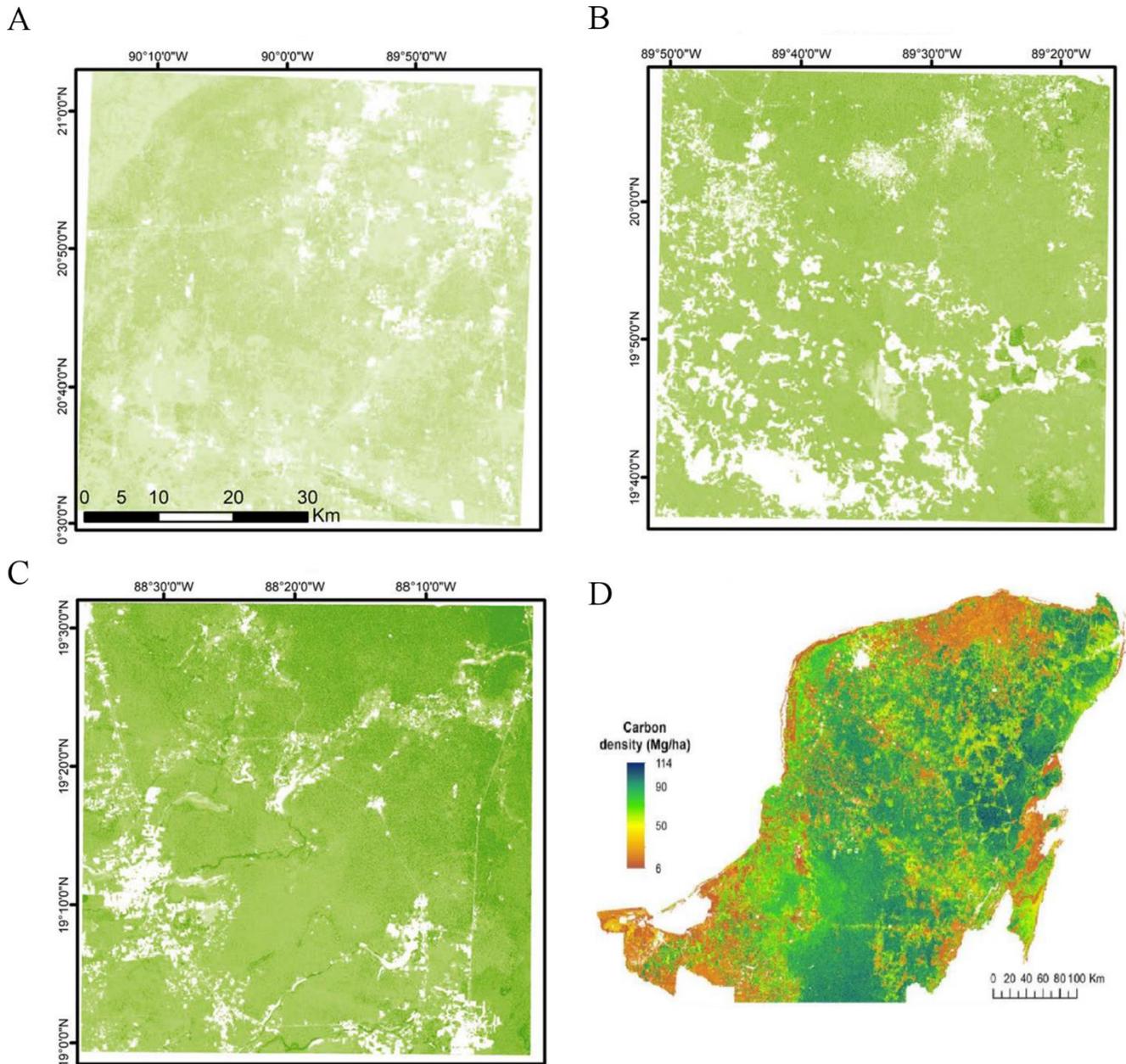


Figura 3. Mapas de densidad de la biomasa aérea. **A.** Selva caducifolia. **B.** Selva mediana subcaducifolia. **C.** Selva mediana subperennifolia. **D.** Mapa de la densidad de carbono aéreo de la Península de Yucatán. Todos estos mapas se generaron con datos del inventario nacional forestal, así como variables derivadas de imágenes de radar (ALOS PALSAR), y datos de clima, obtenidos en (Hernández-Stefanoni *et al.* 2020, 2021).

(la distribución espacial de las copas, existencia de huecos o la vigorosidad de la vegetación) dentro de una imagen óptica a través de la transformación de las bandas espectrales (Huang *et al.* 2021) y proporcionan información de la heterogeneidad espectral y espacial de la vegetación (Haralick *et al.* 1973).

Otras fuentes de error no menos importantes son 5) el número y tamaño de las parcelas de medición (Chavé *et al.* 2004) así como su 6) geolocalización (Hernández-Stefanoni *et al.* 2014, 2018), estos aspectos son necesarios para la calibración de los datos de campo con la información de sensores remotos e

influyen en la precisión de los mapas de distribución espacial de la densidad de la biomasa aérea.

Para mejorar el mapeo y disminuir la incertidumbre de los mapas de la densidad de la biomasa aérea se ha implementado el uso de datos tridimensionales de LiDAR (Light Detection and Ranging, por sus siglas en inglés) y de imágenes de RADAR (Radio Detection and Ranging, por sus siglas en inglés). Estos datos permiten obtener información de la estructura vertical de la vegetación debido a que tienen la capacidad de penetrar el dosel del bosque y consecuentemente complementan la información de la estructura horizontal proporcionada por las imágenes ópticas (Hernández-Stefanoni *et al.* 2020).

¿Cómo se han superado los errores de estimación de la biomasa en la Península de Yucatán?

En México, específicamente en la región de la Península de Yucatán se encuentra la mayor proporción de bosques tropicales secos (Portillo-Quintero y Sánchez-Azofeifa 2010), los cuales son uno de los ecosistemas tropicales más amenazados por las actividades humanas y que presentan una mayor pérdida de cobertura a nivel mundial (Portillo-Quintero y Sánchez-Azofeifa 2010). Los ecosistemas terrestres almacenan grandes cantidades de biomasa o carbono, lo que los convierte en los depósitos de carbono más importantes de la tierra. Desafortunadamente, la deforestación y la degradación de los ecosistemas son fuentes significativas de emisiones de gases de efecto invernadero (GEI), representando una pérdida de biomasa o carbono. Debido al interés por reducir la incertidumbre del mapeo de la biomasa aérea y consecuentemente del carbono aéreo, principalmente en zonas tropicales, en la Península de Yucatán se han obtenido mapas de densidad de la biomasa y carbono aéreos de los bosques tropicales secos con menor incertidumbre mediante el uso de datos de sensores remotos y la corrección de las estimaciones de biomasa aérea obtenidas a partir de los inventarios de campo nacionales (Hernández-Stefanoni *et al.* 2020, 2021) (Figura 3).

Los anteriores han logrado reducir la incertidumbre de los mapas y disminuir los problemas de saturación de los sensores remotos al combinar información de imágenes ópticas (Landsat, Sentinel), datos LiDAR y de RADAR, e incluyen variables climáticas relacionadas con la precipitación y la disponibilidad de agua como el Coeficiente de Déficit Hídrico (CWD). Por otro lado, los datos de

inventarios forestales nacionales suelen medir árboles a partir de un diámetro determinado (mayor a 7 cm), por lo que se han realizado estudios para realizar correcciones de biomasa aérea aplicando factores de corrección asociados al aporte de los árboles con diámetros menores a 7 cm por tipo de vegetación y edad del bosque (Hernández-Stefanoni *et al.* 2020, 2021). Adicionalmente, los inventarios nacionales forestales se miden en un periodo de 5 o 6 años. Esto implica que no existe una coincidencia en el tiempo de los datos de campo con los de las imágenes de satélite. Para ello, se han utilizado ecuaciones que relacionan la edad del bosque con la biomasa aérea usando cronosecuencias, permitiendo corregir la biomasa en el tiempo (Hernández-Stefanoni *et al.*, 2020, 2021). Finalmente, el uso de ecuaciones alométricas locales (es decir, aquellas creadas o desarrolladas para los bosques tropicales secos dentro de la Península de Yucatán) han favorecido a que las estimaciones de biomasa aérea sean mucho más precisas al relacionarlas con la información de los sensores remotos.

En conclusión, el análisis de las fuentes de error que afectan las estimaciones de la biomasa aérea es sumamente complejo y requiere de análisis y evaluaciones cuidadosas. Sin embargo, es importante considerar que existen fuentes de error que pueden incrementar la incertidumbre de los mapas de la distribución espacial de la densidad de la biomasa aérea y de carbono aéreo de los bosques tropicales secos. Y que existen fuentes de error que pueden afectar las estimaciones de biomasa aérea desde campo pues los datos de sensores remotos se calibran con estas estimaciones para generar mapas de esta variable. Por lo tanto, es importante buscar las estrategias adecuadas como 1) un muestreo planeado o dirigido pues, el uso de factores de corrección se deriva a una deficiencia en la planificación del muestreo, 2) el uso de datos que complementen la información de la estructura horizontal de la vegetación como los datos LiDAR y 3) la inclusión de variables climáticas, así como el uso de ecuaciones alométricas desarrolladas en los sitios más cercanos. Esto para minimizar su impacto en las estimaciones de biomasa aérea e incrementen su precisión y confiabilidad, y que, además, reduzcan la incertidumbre de los mapas de densidad de la biomasa aérea y consecuentemente de carbono aéreo de los bosques tropicales secos.

Referencias

- Cairns M.A., Olmsted I., Granados J. y Argaez J. 2003. Composition and aboveground tree biomass of a dry semi-evergreen forest on Mexico's Yucatan Peninsula. *Forest Ecology Management* 186: 125–132.
[https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(03\)00229-9](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(03)00229-9)
- Cartus O., Kellndorfer J., Walker W., Franco C., Bishop J., Santos L., y Michel Fuentes J. M. 2014. A national, detailed map of forest aboveground carbon stocks in Mexico. *Remote sensing* 6(6): 5559-5588.
<https://doi.org/10.3390/rs6065559>
- Chave J., Condit R., Aguilar S., Hernandez A., Lao S., y Pérez R. 2004. Error propagation and scaling for tropical forest biomass estimates. *Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Series B: Biological Sciences* 359(1443): 409-420.
<https://doi.org/10.1098/rstb.2003.1425>
- Collado Torres R.A., Gama Campillo L.M. y Díaz López H.M. 2015. Percepción remota: elementos básicos. *Kuxulkab' XXI* (40): 23-29.
<https://doi.org/10.19136/kuxulkab.a21n40.1001>
- Sánchez G.F. y Gutiérrez S. J.L. 2020. La alometría, una ley de potencias ubicua en la estructura de los seres vivos. *Inter disciplina* 8(20): 11-22.
<https://doi.org/10.22201/ceiich.24485705e.2020.20.71181>
- George-Chacón S.P., Mas J.F., Dupuy J.M., Castillo-Santiago M.A. y Hernández-Stefanoni J. L. 2022. Mapping the spatial distribution of stand age and aboveground biomass from Landsat time series analyses of forest cover loss in tropical dry forests. *Remote Sensing in Ecology and Conservation* 8(3): 347-361.
<https://doi.org/10.1002/rse2.247>
- Gonçalves F., Treuhaft R., Law B., Almeida A., ... y Graça, P. 2017. Estimating aboveground biomass in tropical forests: field methods and error analysis for the calibration of remote sensing observations. *Remote Sensing* 9(1): 47.
<https://doi.org/10.3390/rs9010047>
- Haralick R.M., Shanmugam K. y Dinstein I. 1973. Textural features for image classification. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics* SMC-3(6): 610-621.
<https://doi.org/10.1109/TSMC.1973.4309314>
- Hernández-Stefanoni J.L., Castillo-Santiago M. Á., Andres-Mauricio J., Portillo-Quintero C. A., ... y Dupuy J.M. 2021. Carbon stocks, species diversity and their spatial relationships in the Yucatán Peninsula, Mexico. *Remote Sensing* 13(16): 3179.
<https://doi.org/10.3390/rs13163179>
- Hernández-Stefanoni J.L., Castillo-Santiago M. A., Mas J.F., Wheeler C.E., y Dupuy J.M. 2020. Improving aboveground biomass maps of tropical dry forests by integrating LiDAR, ALOS PALSAR, climate and field data, *Carbon Balance and Management* 15: 15.
<https://doi.org/10.1186/s13021-020-00151-6>
- Hernández-Stefanoni J.L., Dupuy J.M., Johnson K.D., Birdsey R., ... y López-Merlín, D. 2014. Improving species diversity and biomass estimates of tropical dry forests using airborne LiDAR. *Remote Sensing* 6(6): 4741-4763.
<https://doi.org/10.1186/s13021-020-00151-6>
- Hernández-Stefanoni J.L., Reyes-Palomeque G., Castillo-Santiago M.Á., George-Chacón S.P., Huechacóna-Ruiz A.H., ... y Dupuy J.M. 2018. Effects of sample plot size and GPS location errors on aboveground biomass estimates from LiDAR in tropical dry forests. *Remote Sensing* 10(10): 1586.
<https://doi.org/10.3390/rs10101586>
- Houghton R.A., Hall F. y Goetz S.J. 2009. Importance of biomass in the global carbon cycle. *Journal of Geophysical Research: Biogeosciences* 114(G2).
<https://doi.org/10.1029/2009JG000935>
- Huang S., Tang L., Hupy J.P., Wang Y., y Shao G. 2021. A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing. *Journal of Forestry Research* 32(1): 1-6.
<https://doi.org/10.1007/s11676-020011551>
- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía) 2014. *El uso de los vehículos aéreos no tripulados*.
<http://www.inegi.org.mx/inegi/contenidos/esp/anol/prensa/boletines/boletin/comunicados/especiales/2014/abril/comunica5.pdf>
- Lu D., Chen Q., Wang G., Liu L., Li G. y Moran E. 2016. A survey of remote sensing-based above-

- ground biomass estimation methods in forest ecosystems. *International Journal of Digital Earth*, 9(1): 63-105.
<https://doi.org/10.1080/17538947.2014.990526>
- Mutanga, O., Masenyama, A., y Sibanda, M. 2023.** Spectral saturation in the remote sensing of high-density vegetation traits: A systematic review of progress, challenges, and prospects. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 198: 297-309.
<https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2023.03.010>
- Portillo-Quintero C.A. y Sánchez-Azofeifa G.A. 2010.** Extent and conservation of tropical dry forests in the Americas. *Biological conservation* 143(1): 144-155.
<https://doi.org/10.1016/j.biocon.2009.09.020>
- Rodríguez-Veiga P., Quegan S., Carreiras J., Persson H.J., y Balzter H. 2019.** Forest biomass retrieval approaches from earth observation in different biomes. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 77: 53–68.
<https://doi.org/10.1016/j.jag.2018.12.008>
- Singh C., Karan S.K., Sardar P. y 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>

Desde el Herbario CICY, 17: 18-24 (23-enero-2025), es una publicación semanal editada por el Herbario CICY del Centro de Investigación Científica de Yucatán, A.C., con oficinas en Calle 43 x 32 y 34 No. 130, Col. Chuburná de Hidalgo, C.P. 97205, Mérida, Yucatán, México. Tel. 52 (999) 942-8330 Ext. 110, www.cicy.mx/Sitios/Desde_Herbario/, webmas@cicy.mx. Editores responsables: Germán Carnevali, Patricia Rivera Pérez y José Luis Tapia. Reserva de Derechos al Título Exclusivo No. 04-2016-041413195700-203, otorgado por el Instituto Nacional del Derecho de Autor, ISSN: 2395-8790. Responsable de la publicación: José Fernely Aguilar Cruz, Calle 43 x 32 y 34 No. 130, Col. Chuburná de Hidalgo, C.P. 97205, Mérida, Yucatán, México. Fecha de última modificación: 23 de enero de 2025. Las opiniones expuestas por los autores no necesariamente expresan la postura del editor de la publicación. De la misma manera, la responsabilidad sobre la veracidad y la precisión de los contenidos, le corresponde totalmente a los autores de los ensayos.