



ECUACIÓN ALOMÉTRICA PARA ESTIMAR BIOMASA AÉREA DE ÁRBOLES DE *Pinus hartwegii* LINDL. A PARTIR DE DATOS LIDAR

ALLOMETRIC EQUATION TO ESTIMATE ABOVEGROUND BIOMASS OF *Pinus hartwegii* LINDL. FROM LIDAR DATA

Fabián Islas-Gutiérrez^{1*}, Eduardo Cruz-Juárez², Enrique Buendía-Rodríguez¹, Vidal Guerra-De la Cruz³,
Tomás Pineda-Ojeda¹, Eulogio Flores-Ayala¹, Fernando Carrillo-Anzures¹ y Miguel Acosta-Mireles¹

¹Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP), Campo Experimental Valle de México, Texcoco, Estado de México, México. ²Prestador de Servicios Técnicos Forestales, Tecolutla, Veracruz, México. ³INIFAP, Sitio Experimental Tlaxcala, Tlaxcala, México.

*Autor de correspondencia (islas.fabian@inifap.gob.mx)

RESUMEN

Conocer el contenido de biomasa aérea de árboles individuales es importante en los esfuerzos para determinar la contribución de los bosques en el secuestro de carbono. Los datos LiDAR (Light Detection and Ranging) son una alternativa a las imágenes satelitales para estimar características del arbolado. Dada la importancia de los bosques de la vertiente oriental de la Cuenca del ex Lago de Texcoco para la captura de carbono, el objetivo del presente estudio fue evaluar modelos de regresión para la estimación de biomasa aérea en árboles individuales de *Pinus hartwegii* Lindl. a partir de datos LiDAR. En campo se midió el diámetro normal (Dn), la altura total (AT), altura de fuste limpio (AF) y el diámetro de copa (DC) de 60 árboles. Sobre un conjunto de datos LiDAR aerotransportados se identificaron esos árboles y se midieron las mismas variables (ATL, AFL y DCL, donde la letra L hace referencia a LiDAR), excepto el diámetro normal, ya que no es posible su medición directa con el LiDAR. Para conocer la biomasa aérea de los árboles se usó el Dn y una ecuación alométrica generada previamente por otros autores. Mediante la técnica de regresión se ajustaron siete modelos lineales y cinco no lineales eligiendo aquel con menor raíz del cuadrado medio del error, mayor R^2_{adj} y menor valor del criterio de información de Akaike, además de cumplir con los supuestos de regresión. El modelo seleccionado es de tipo exponencial, con las variables ATL y DCL para estimar la biomasa: RMSE = 406.70, R^2_{adj} = 0.8107 y AIC = 723.88.

Palabras clave: *Pinus hartwegii* Lindl., árboles individuales, bosque templado, inventario forestal, LiDAR, sensores remotos.

SUMMARY

Knowing the aboveground biomass content of individual trees is important in efforts to determine forests contribution to carbon sequestration. LiDAR (Light Detection and Ranging) data are an alternative to satellite images to estimate tree attributes. Considering the importance of forestland on the eastern slopes of the former Texcoco Lake basin for carbon capture, this study aimed to assess regression models for the estimation of above-ground biomass in individual *Pinus hartwegii* Lindl. trees from LiDAR data. In the field the breast-height diameter (Dn), total height (AT), stem height (AF) and crown diameter (DC) of 60 trees were measured. Those trees were identified on an air-borne LiDAR dataset and the same variables were measured (namely ATL, AFL and DCL, where L stands for LiDAR), except for Dn since it is not possible to measure it directly from LiDAR. Above-ground tree biomass was determined based on Dn and an allometric equation previously developed by other authors. Using the regression technique seven linear and five non-linear models were adjusted, choosing the one with the lowest mean square

root of the error (RMSE), the largest R^2_{adj} and the lowest value of the Akaike information criterion, in addition to the compliance of regression assumptions. The selected model is exponential with ATL and DCL variables to estimate biomass: RMSE = 406.70, R^2_{adj} = 0.8107 and AIC = 723.88.

Index words: *Pinus hartwegii* Lindl., forest inventory, individual trees, LiDAR, temperate forest, remote sensors.

INTRODUCCIÓN

Actualmente se reconoce que los bosques desempeñan un papel importante en la mitigación de los efectos del cambio climático, debido a la capacidad de los árboles para absorber y almacenar carbono atmosférico (FAO, 2007). En este sentido, los bosques son ecosistemas clave en el balance global de carbono al absorber casi 30 % de las emisiones antropogénicas de CO₂ (Percy *et al.*, 2003). Derivado de lo anterior, los estudios para la estimación de la biomasa y el carbono aéreo del arbolado son de gran importancia (Avendaño *et al.*, 2009).

En general, el conocimiento preciso de los atributos de la vegetación es un aspecto fundamental en la gestión forestal, tanto con propósitos de provisión de servicios ecosistémicos como en la producción de diversos bienes que la sociedad demanda. Tradicionalmente los atributos de la vegetación se obtienen de los inventarios forestales, a partir de sitios de muestreo. En el caso del volumen, biomasa y carbono aéreo, se requiere el derribo del arbolado, lo que no es posible realizar en un inventario, por lo que se hace uso de ecuaciones alométricas previamente desarrolladas mediante muestreos destructivos.

Los sensores remotos, en combinación con información obtenida de muestreos de campo en los inventarios forestales, son una alternativa cada vez más accesible para estimar las variables dasométricas con una precisión aceptable, en complemento a los inventarios forestales tradicionales, por lo que han adquirido gran importancia

en la evaluación de los parámetros forestales de forma confiable y rápida (Acosta *et al.*, 2017; Aslan *et al.*, 2016; Hernández-Ramos *et al.*, 2020).

Entre las diferentes opciones de imágenes obtenidas con sensores remotos, en los últimos años ha tomado auge la tecnología LiDAR (Light Detection and Ranging), la cual es un sistema activo que permite realizar análisis en tercera dimensión de algunas características del arbolado, y representa una ventaja sobre otros sensores de medida bidimensional como los sistemas fotogramétricos o los radiométricos (Galvincto y Popescu, 2016). En el ámbito forestal, existen dos aproximaciones en el uso de datos LiDAR: en la primera, que es la más desarrollada, se obtienen estimaciones promedio de las variables dasométricas a nivel área; en la segunda, las estimaciones son a nivel de árboles individuales (Ortiz *et al.*, 2015; Reutebuch *et al.*, 2005).

Está documentado que las mediciones de algunas variables como la altura total y diámetro de copa del arbolado realizadas con datos LiDAR tienen alta precisión (McGaughey *et al.*, 2004; Shiota *et al.*, 2017). Xu *et al.* (2021) hicieron una amplia recopilación de trabajos para estimar parámetros forestales de árboles individuales con LiDAR terrestre y aerotransportado, donde se destaca el uso de drones en el monitoreo de los recursos forestales, principalmente en la evaluación de altura, diámetro y altura de copa.

Las experiencias de este tipo de trabajos en México aún son escasas, tanto para estimaciones a nivel área como de árboles individuales; por ejemplo, a nivel área, Ortiz-Reyes *et al.* (2015) estimaron área basal, volumen, biomasa y cobertura; en tanto que Hernández-Stefanoni *et al.* (2014) estudiaron la diversidad de especies y cantidad de biomasa en bosques tropicales secos. A nivel árboles individuales, Yépez y Lozano (2014) realizaron estimaciones de la altura y el diámetro de copa en arbolado urbano.

El manejo sostenible de los recursos forestales maderables de México debe estar sustentado en conocimiento científico aprovechando los adelantos tecnológicos. En ese sentido, se requiere explorar la aplicabilidad de la tecnología LiDAR a las condiciones específicas de los bosques del centro del país. Lo anterior es necesario debido a que los métodos de análisis para los datos provenientes del sensor no dependen únicamente de las variables dasométricas estudiadas, sino también del tipo de ecosistema, la orografía y las técnicas de medición en campo (Hernández-Ramos *et al.*, 2020; Nelson *et al.*, 2017; Zhu y Liu, 2015).

Los bosques localizados en la vertiente oriental de la

Cuenca del ex Lago de Texcoco cumplen una función muy importante por los servicios ambientales que proporcionan a la zona urbana más grande y poblada del país; por ello, el monitoreo apoyado en el uso de sensores remotos es fundamental para su manejo y conservación. Con el propósito de contribuir al desarrollo de tecnologías para el manejo sostenible de los recursos forestales en México se planteó como objetivo del estudio evaluar modelos de regresión para la estimación de la biomasa aérea en árboles individuales de *Pinus hartwegii* Lindl. a partir de datos LiDAR.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El área de estudio se localiza en el oriente del Valle de México, en áreas forestales de los ejidos Tequexquahuac y San Dieguito Xochimanca, municipio de Texcoco, Estado de México, México, delimitada por las coordenadas 19° 24' 58.38", 19° 26' 18.53", 19° 25' 54.04" y 19° 24' 33.24" latitud norte y 98° 45' 24.22", 98° 44' 48.95", 98° 43' 47.43" y 98° 44' 22.88" longitud oeste (Figura 1), y comprende una superficie de 500 ha, con una altitud entre los 3350 y 3790 m. El clima predominante es C(W₀)(w)b(i')g según la clasificación de Köppen modificado por García (2004), que representa un clima templado subhúmedo con lluvias en verano, con una temperatura media anual entre 10 y 14°C y una precipitación media anual de 700 mm (Sánchez-González y López-Mata, 2003).

La vegetación predominante está caracterizada por bosques mezclados de los géneros *Pinus*, *Abies* y *Quercus*, y a partir de los 3500 msnm se encuentran rodales puros de *Pinus hartwegii*. Los bosques de la región se encuentran bajo manejo regulado mediante el Método Mexicano de Ordenación de Bosques Irregulares (MMOBI) (Astudillo-Sánchez *et al.*, 2017).

Datos de campo

Sobre una ortofotografía digital con resolución espacial de 10 cm desplegada en el software QGIS 3.28 (QGIS Development Team, 2022) se seleccionaron 60 árboles individuales de *Pinus hartwegii* que por su ubicación fueran fácilmente identificables en campo. Para cada árbol se registraron sus coordenadas UTM; posteriormente, con el apoyo de dos navegadores GPS (Garmin eTrex 10® y Garmin GPSMAP 78s®, ambos con error de ubicación de ± 3.65 m) se procedió a su localización en campo. A cada árbol se le midió el diámetro normal (Dn, cm) con cinta diamétrica marca Forestry Suppliers® Modelo349D, el diámetro mayor y menor de la copa en m, con una cinta métrica de fibra de vidrio de 30 m marca Lufkin® modelo

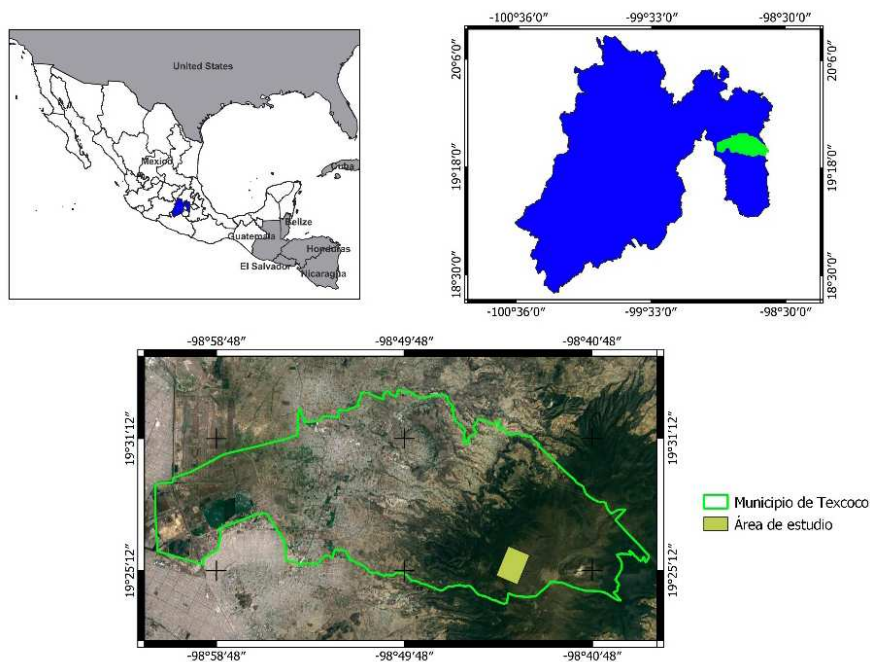


Figura 1. Localización del área de estudio.

HLF030; en gabinete se obtuvo el promedio de los dos diámetros (DC), así como la altura total (AT, m) y la altura de fuste limpio (AF, m) con un clinómetro electrónico (Modelo CI Gen 2, Haglöf®, Bromma, Suecia).

Existen dos formas de conocer la biomasa aérea de árboles individuales, la primera es un método destructivo que consiste en el derribo, trozado, secado y pesado de los diferentes componentes de los árboles; la segunda consiste en el uso de una ecuación de regresión para estimar la biomasa (Popescu, 2007). Por ser más práctico, el uso de ecuaciones alométricas ha sido ampliamente utilizado para este fin por varios autores como Edson y Wing (2011), Mutwiri *et al.* (2017), Soriano-Luna *et al.* (2018) y Qin *et al.* (2021), y es el que se aplicó en este estudio. Si bien la estimación de la biomasa de esta forma genera valores determinísticos de biomasa para cada valor de diámetro normal, para los propósitos de este estudio se considera aceptable, ya que se busca evaluar la utilidad de las variables LiDAR en la estimación de la biomasa individual. Para este efecto se utilizó la ecuación generada por Carrillo *et al.* (2016) para *Pinus hartwegii* del Parque Nacional Izta-Popo, México ($R^2 = 0.986$).

$$B = 0.0635 \times Dn^{2.4725} \quad \text{Ec. 1)}$$

Donde: B = Biomasa (kg), Dn = Diámetro normal (cm).

Datos LiDAR

Los datos LiDAR fueron obtenidos en noviembre de 2018 con un equipo marca Leica® (Modelo ALS60, Wetzlar, Alemania) transportado en una avioneta Cessna 210-5 que voló a una altura promedio sobre el área de estudio de 808 m y velocidad de 167 km h⁻¹. El equipo registró hasta cuatro retornos por cada pulso laser y un promedio de seis puntos por m².

Los datos LiDAR se procesaron con el software FUSION/LDV ver 4.40 desarrollado por el Servicio Forestal de los Estados Unidos (McGaughey, 2022). El software consta de dos módulos principales: el módulo FUSION, que permite explorar, editar y analizar datos LiDAR y presenta los datos del proyecto usando una pantalla 2D típica de los sistemas de información geográfica, y el módulo LDV que permite visualizar los datos LiDAR en 3D, para el examen y medición de subconjuntos de datos espacialmente explícitos.

Para el conjunto de datos LiDAR se realizó una depuración de los puntos que tuvieran altitud fuera del intervalo de información (outlier o valor atípico) utilizando el comando FilterData de FUSION/LDV especificando como límite 4 desviaciones estándar de la media de las altitudes, en ventanas de 5 × 5 m, seguido de una estandarización de las alturas con el comando Clipdata y el Modelo Digital de Terreno (MDT), con lo que se obtuvieron las alturas de los puntos sobre el nivel del suelo.

Con las coordenadas de cada uno de los árboles, obtenidas de la ortofoto digital, se identificaron en el conjunto de datos LiDAR los individuos seleccionados mediante la opción muestreo al punto de interés más cercano (POI, por sus siglas en inglés). A cada árbol se le midieron tres variables dasométricas en los datos LiDAR: altura total (ATL, m), altura del fuste (AFL, m) y diámetro mayor y menor de la copa, obteniéndose el promedio de ellas (DCL, m) (Figuras 2A y 2B).

Generación de los modelos

A partir de la variable DCL se generaron dos variables LiDAR adicionales. La primera corresponde al área de copa (ACL) y la segunda al volumen de copa (VCL) que se calculó con la ecuación del cono, usando como base el ACL y como altura de copa, la diferencia entre ATL y AFL.

Se obtuvo una matriz de coeficientes de correlación de Pearson entre todas las variables, de la cual se seleccionaron las dos variables LiDAR que tuvieran la mayor correlación con la variable dependiente Biomasa (B) y baja correlación entre las LiDAR, como lo indican Álvarez *et al.* (2005).

A partir de modelos reportados en la literatura para estimar la biomasa, y otros propuestos para este estudio, se evaluaron 12 modelos alométricos que utilizan el diámetro normal y la altura total como variables predictoras de la biomasa (Cuadro 1). Dado que no es posible medir el Dn a partir de los datos LiDAR aerotransportados, se sustituyó por el diámetro de copa, que sí se puede medir, en tanto que la biomasa se estimó de forma determinística a partir

de una ecuación alométrica previamente desarrollada.

El ajuste de los datos con los modelos propuestos se realizó con el software SAS® ver 9.3 utilizando los procedimientos MODEL para los modelos no lineales y REG para los lineales. Los criterios de bondad de ajuste para seleccionar el mejor modelo fueron la raíz del cuadrado medio del error (RCME), el coeficiente de determinación ajustado por el número de parámetros (R^2_{adj}) y el criterio de información de Akaike (AIC), los cuales han mostrado su utilidad en la comparación de modelos con diferente estructura y número de parámetros (Tamarit *et al.*, 2014). Con el fin de facilitar la selección, se siguió el procedimiento utilizado por Tamarit *et al.* (2014), en el cual a cada estadístico de ajuste se le asignó un valor consecutivo, donde 1 es el mejor y 12 el menos adecuado; posteriormente, la suma de los tres valores para cada modelo permitió seleccionar el mejor, cuya calificación total fue la más baja. En forma complementaria a este proceso de selección, se comprobó la significancia de los estimadores, se evaluó la normalidad de los residuales con la prueba de Shapiro-Wilk y la homogeneidad de varianza mediante un análisis gráfico. A los modelos lineales con más de una variable independiente, se les evaluó la colinealidad mediante el factor de inflación de varianza.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Las estadísticas descriptivas de las variables medidas en campo y de las obtenidas desde la ventana del software FUSION/LDV usando los datos LiDAR (Cuadro 2) muestran que los valores promedio de altura total son similares, los de diámetro de copa presentan alguna diferencia y los de

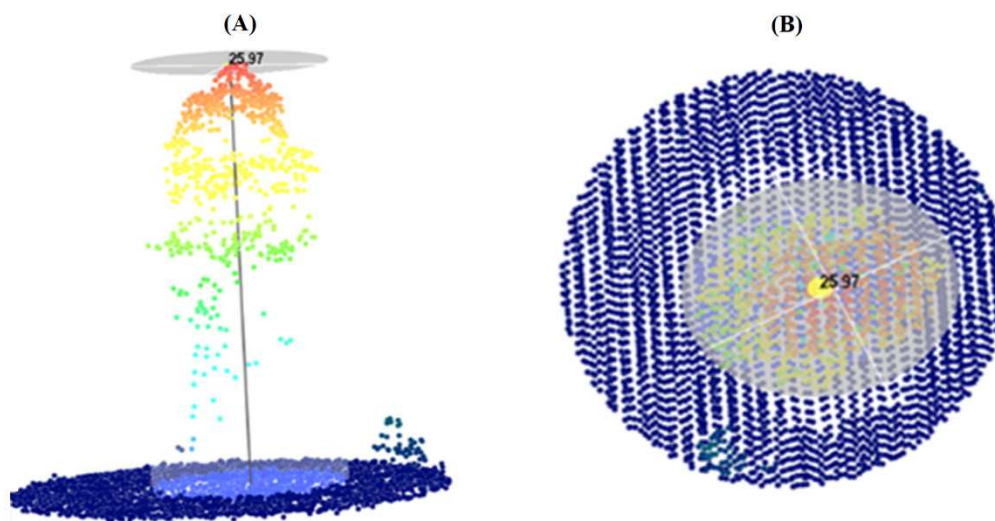


Figura 2. Visualización de las mediciones en la nube de puntos LiDAR utilizando FUSION/LDV. (A) altura total, (B) diámetro de copa.

Cuadro 1. Modelos utilizados para estimar la biomasa aérea de árboles individuales de *Pinus hartwegii*.

Modelo	Expresión	Fuente
M ₁	$B = b_0 (DCL)^{b_1}$	Carrillo <i>et al.</i> (2016)
M ₂	$B = b_0 (ATL)^{b_1}$	
M ₃	$B = b_0 + b_1 [(DCL^2)(ATL)]$	Álvarez <i>et al.</i> (2005)
M ₄	$B = b_0 + b_1 [(DCL)(ATL^2)]$	Álvarez <i>et al.</i> (2005)
M ₅	$B = b_0 + b_1 [(DCL)(ATL)]$	
M ₆	$B = b_0 + b_1 (DCL^2)$	
M ₇	$B = b_0 + b_1 (ALT^2)$	
M ₈	$B = b_0 + b_1 (DCL^2) + b_2 (ATL) + b_3 [(DCL^2)(ATL)]$	Hernández-Ramos <i>et al.</i> (2017)
M ₉	$B = b_0 + b_1 (DCL) + b_2 (ATL)$	Hernández-Ramos <i>et al.</i> (2017)
M ₁₀	$B = b_0 (DCL)^{b_1} (ATL)^{b_2}$	Hernández-Ramos <i>et al.</i> (2017)
M ₁₁	$B = b_0 [(DCL^2)(ATL)]^{b_1}$	Hernández-Ramos <i>et al.</i> (2017)
M ₁₂	$B = b_0 [(DCL)(ATL^2)]^{b_1}$	Hernández-Ramos <i>et al.</i> (2017)

B: biomasa, DCL: diámetro de copa LiDAR, ATL: altura total LiDAR. Los modelos que no indican la fuente se generaron específicamente para este estudio.

altura de fuste limpio una mayor diferencia. Para determinar si existía diferencia estadística entre las medidas se realizó una prueba de *t* de Student para diferencia de medias con muestras pareadas para cada par de variables, donde la hipótesis nula es que la diferencia entre las medias es igual a cero. Para el caso de las variables AT-ATL se obtuvo un valor *P* = 0.192, con lo que no se rechaza *H*₀. En el caso de DC-DCL el valor *P* = 0.021 indica que a una α = 0.01 tampoco se rechaza *H*₀, lo anterior coincide, para las dos variables, con lo reportado por McGaughey *et al.* (2004), Yu *et al.* (2011) y Shiota *et al.* (2017). Finalmente, para AF-AFL el valor *P* < 0.001 indica que sí hay diferencia entre las medias, lo que se puede deber a lo subjetivo que es determinar, en campo y con los datos LiDAR, en dónde inicia la copa de los árboles. Por lo anterior, en ningún caso se utilizó la AF como variable predictora en los modelos evaluados.

Por otro lado, las variables medidas en campo (AT, AF y DC) presentan alta correlación con las medidas LiDAR (ATL, AFL y DCL), las cuales también resultaron altamente significativas (Figura 3). Es notable que, en el caso de la altura de fuste limpio, el valor de la correlación (*r* = 0.935) es ligeramente menor al de las otras variables, lo que es coincidente con el rechazo de *H*₀ en la prueba de diferencia de medias. Lo anterior es un reflejo de la subjetividad implícita en definir dónde inicia la altura de copa al

momento de su medición tanto en campo como en los datos LiDAR, como se indicó anteriormente.

La alta correlación de ATL y DCL con Dn (0.916 y 0.841, respectivamente) es coincidente con lo reportado por Gill *et al.* (2000) y Popescu (2007) y justifica su inclusión como posibles variables predictoras en los modelos para estimar *B*, dado que también la mayor correlación de *B* es con ATL y DCL. Destaca también la correlación alta de *B* con ACL, que a su vez correlaciona significativamente con VCL y DCL, lo que podría inducir a un problema de multicolinealidad. Por lo anterior, DCL y ATL fueron las únicas variables seleccionadas para ser incluidas como predictoras en los modelos que estiman *B*. Al respecto, Popescu (2007) reportó que el diámetro de copa medido en datos LiDAR es una variable adecuada en los modelos que estiman biomasa aérea, ya sea estimando primero el Dn y a partir de éste la biomasa aérea o bien, estimando directamente la biomasa a partir del diámetro de copa y la altura como variables predictoras.

Modelo para estimar biomasa aérea

En el Cuadro 3 se muestran las estadísticas de ajuste de los 12 modelos evaluados, así como la calificación que cada uno obtuvo a través del procedimiento previamente indicado. Destaca que los modelos evaluados presentaron

Cuadro 2. Estadísticas descriptivas de las variables dasométricas medidas en campo y con los datos LiDAR.

Estadístico	Dn (cm)	AT (m)	AF (m)	DC (m)	B (kg)	ATL (m)	AFL (m)	DCL (m)
Mínimo	9.55	5.00	1.50	1.95	16.82	4.50	1.50	2.13
Máximo	89.50	33.50	20.00	15.45	4252.62	33.51	22.21	15.35
Media	52.75	22.83	9.79	8.74	1408.53	22.71	11.41	9.00
EE	2.46	0.94	0.64	0.38	120.66	0.93	0.66	0.37
CV (%)	36.19	31.88	50.51	33.51	66.36	31.72	45.12	31.61

Dn: diámetro normal (cm), AT: altura total (m), AF: altura de fuste (m), DC: diámetro de copa (m), B: biomasa aérea (kg), ATL: altura total LiDAR (m), AFL: altura de fuste LiDAR (m), DCL: diámetro de copa LiDAR (m), EE: error estándar, CV: coeficiente de variación.

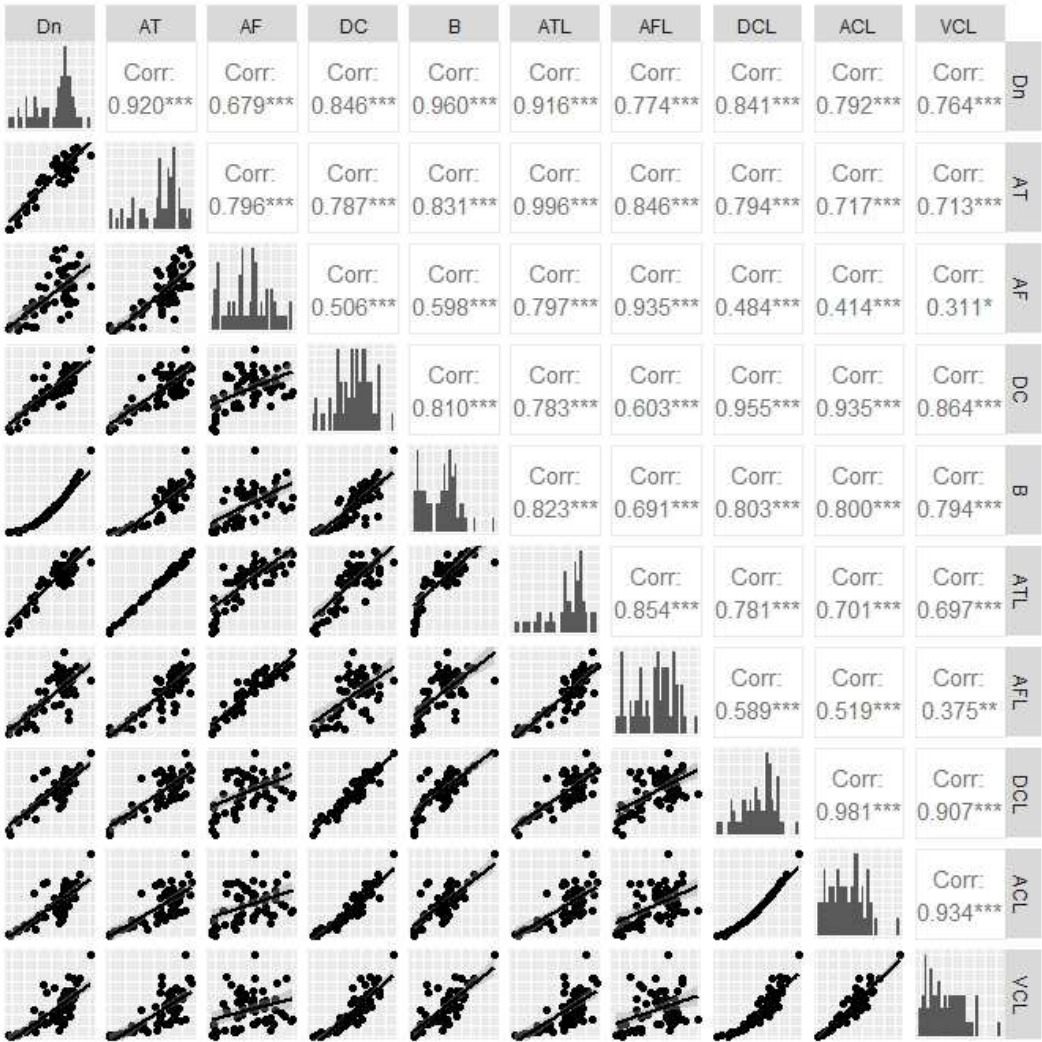


Figura 3. Dispersión y Correlaciones de las medidas en campo y en datos LiDAR. Dn: diámetro normal, AT: altura total, AF: altura de fuste, DC: diámetro de copa, ATL: altura total LiDAR, AFL: altura de fuste LiDAR, DCL: diámetro de copa LiDAR, ACL: área de copa LiDAR, VCL: volumen de copa LiDAR, Corr: correlación, *: P < 0.05, **: P < 0.01, ***: P < 0.001.

R^2_{adj} entre 0.63 y 0.81, las cuales son razonables; no obstante, al conjuntar los tres criterios de ajuste se observa que M_8 presenta la menor calificación total, por lo que resulta el mejor modelo evaluado, seguido de los modelos M_{10} y M_{12} , que también muestran calificaciones relativamente bajas. Estos resultados sugieren que estos tres modelos tienen un desempeño adecuado para la estimación de la biomasa aérea de árboles de *P. hartwegii*.

Al analizar el comportamiento de los estimadores y las pruebas de *t* correspondientes (Cuadro 4) resalta el hecho de que varios de los coeficientes b_0 resultaron no significativos ($P > 0.05$), incluidos los modelos M_8 , M_{10} y M_{12} , cuyos criterios de bondad de ajuste fueron los mejores. Adicionalmente, los residuales de los modelos M_1 , M_2 , M_3 , M_4 , M_6 , M_7 y M_{11} no cumplen con el supuesto de normalidad en su distribución, de acuerdo con los resultados de la prueba de Shapiro-Wilk (Cuadro 4).

En la Figura 4 se muestran las gráficas de dispersión de los residuales contra la biomasa estimada de los modelos evaluados. En algunos modelos, como M_3 , M_7 y M_9 se observan tendencias que no cumplen el supuesto de homocedasticidad en la distribución.

Los factores de inflación de varianza del modelo M_9 son inferiores a 3, no así los del M_8 que tienen 17.51 para DCL^2 , 3.09 para ATL y 23.56 para la variable combinada $DCL^2 \times ATL$, lo que indica un problema de colinealidad.

Dado que el M_8 presenta problemas de colinealidad en

sus variables predictoras y que b_0 tiene valor negativo, se considera como una mejor opción para los fines de este estudio el modelo M_{10} , que utiliza dos variables predictoras, tiene estadísticos de ajuste muy adecuados y resulta más parsimonioso que el M_8 . Si bien el estimador b_0 del M_{10} no resultó significativo, en todos los demás criterios evaluados muestra estadísticos que lo hacen adecuado para la estimación de la biomasa aérea de árboles de *P. hartwegii*; asimismo, sus estadísticos de ajuste son comparables con otros modelos para estimar biomasa reportados en la literatura; por ejemplo, Popescu *et al.* (2003) obtuvieron un modelo que explica 78 % de la varianza de la biomasa ($RMSE 31.28 \text{ t ha}^{-1}$) utilizando el diámetro de copa estimado con datos LiDAR como variable independiente.

En otros estudios donde se ajustaron modelos de regresión para estimar biomasa aérea a nivel parcela se obtuvieron valores similares a los de este estudio ($R^2_{adj} = 0.8279$); por ejemplo, Sánchez *et al.* (2018) obtuvieron una R^2 de 0.89 en bosques de *Pinus sylvestri* L.; Ortiz-Reyes *et al.* (2015) obtuvieron una R^2 de 0.81 con un modelo exponencial que estima biomasa en bosques de coníferas dominado por *Pinus patula* Schl. y Cham de Zacualtipán, Hidalgo, México y Torre-Tojal *et al.* (2022) obtuvieron ajustes con R^2 superiores a 0.7 utilizando algoritmos de random forest para estimar biomasa en *Pinus radiata* D. Don en la región de Vizcaya, España. En contraparte, Ortiz-Reyes *et al.* (2022) obtuvieron un R^2 marginal de 0.991 utilizando modelos lineales mixtos para la zona de Zacualtipán, Hidalgo, México. Si bien los ajustes obtenidos con el modelo M_{10} son muy razonables,

Cuadro 3. Estadísticas de ajuste de los 12 modelos evaluados para estimar la biomasa aérea de árboles individuales de *Pinus hartwegii*.

Modelo	RMSE	Calific. RMSE	R^2	R^2_{adj}	Calific. R^2_{adj}	AIC	Calific. AIC	Calific. total
M_1	563.20	11	0.6431	0.6369	11	762.00	11	33
M_2	514.60	10	0.702	0.6969	10	751.16	10	30
M_3	451.98	7	0.7701	0.7662	7	735.60	7	21
M_4	412.17	4	0.8088	0.8055	4	724.54	4	12
M_5	417.33	5	0.804	0.8006	5	726.03	5	15
M_6	565.79	12	0.6398	0.6336	12	762.55	12	36
M_7	512.47	9	0.7045	0.6994	9	750.68	9	27
M_8	398.01	1	0.8279	0.8187	1	722.24	1	3
M_9	482.02	8	0.7430	0.7340	8	744.28	8	24
M_{10}	406.70	2	0.8171	0.8107	2	723.88	2	6
M_{11}	445.20	6	0.7769	0.7731	6	733.80	6	18
M_{12}	410.40	3	0.8105	0.8072	3	724.01	3	9

Cuadro 4. Valores y pruebas de significancia de los estimadores y prueba de normalidad de los residuales.

Modelo	Parámetro	Estimador	Error estándar	Valor t	Pr > t	Shapiro-Wilk p value
M ₁	b ₀	24.8789	14.442	1.72	0.0903	0.0005
	b ₁	1.8089	0.235	7.70	<.0001	
M ₂	b ₀	1.2137	1.230	0.99	0.3277	0.0095
	b ₁	2.2231	0.303	7.34	<.0001	
M ₃	b ₀	174.6230	106.023	1.65	0.105	0.0071
	b ₁	0.5446	0.039	13.94	<.0001	
M ₄	b ₀	62.6257	101.060	0.62	0.5379	0.0472
	b ₁	0.2363	0.015	15.67	<.0001	
M ₅	b ₀	-307.9861	123.638	-2.49	0.0156	0.3331
	b ₁	7.7941	0.505	15.43	<.0001	
M ₆	b ₀	52.6168	152.260	0.35	0.7309	0.0003
	b ₁	15.2315	1.501	10.15	<.0001	
M ₇	b ₀	-157.7301	148.731	-1.06	0.2933	0.0171
	b ₁	2.7626	0.235	11.76	<.0001	
M ₈	b ₀	-163.7923	240.245	-0.68	0.4982	0.2974
	b ₁	-8.9322	4.418	-2.02	0.048	
	b ₂	35.0382	12.654	2.77	0.0076	
	b ₃	0.6937	0.167	4.15	0.0001	
M ₉	b ₀	-1286.0861	219.068	-5.87	<.0001	0.4996
	b ₁	135.2987	35.273	3.84	0.0003	
	b ₂	65.0049	13.933	4.67	<.0001	
M ₁₀	b ₀	0.6537	0.448	1.46	0.1497	0.1311
	b ₁	1.1736	0.151	7.79	<.0001	
	b ₂	1.5790	0.226	6.99	<.0001	
M ₁₁	b ₀	2.5836	1.721	1.50	0.1386	0.0164
	b ₁	0.8209	0.082	10.00	<.0001	
M ₁₂	b ₀	0.5131	0.323	1.59	0.1179	0.1049
	b ₁	0.9179	0.069	13.28	<.0001	

estudios como el de Ortiz-Reyes *et al.* (2022) sugieren que el enfoque de modelos de efectos mixtos puede mejorar considerablemente los ajustes de este tipo de modelos. No obstante, el enfoque utilizado en el presente estudio muestra las altas posibilidades que los datos LIDAR ofrecen para lograr estimaciones con nivel de precisión aceptable en la estimación de la biomasa área en árboles individuales en los bosques templados de México. Es conveniente considerar en futuros estudios la validación

del modelo obtenido a fin de evaluar sus posibilidades de adecuación en otras condiciones donde la especie se desarrolla.

CONCLUSIONES

La altura total y el diámetro de copa medidos en datos LiDAR aerotransportado son adecuados para estimar la biomasa aérea de árboles individuales de *Pinus hartwegii*.

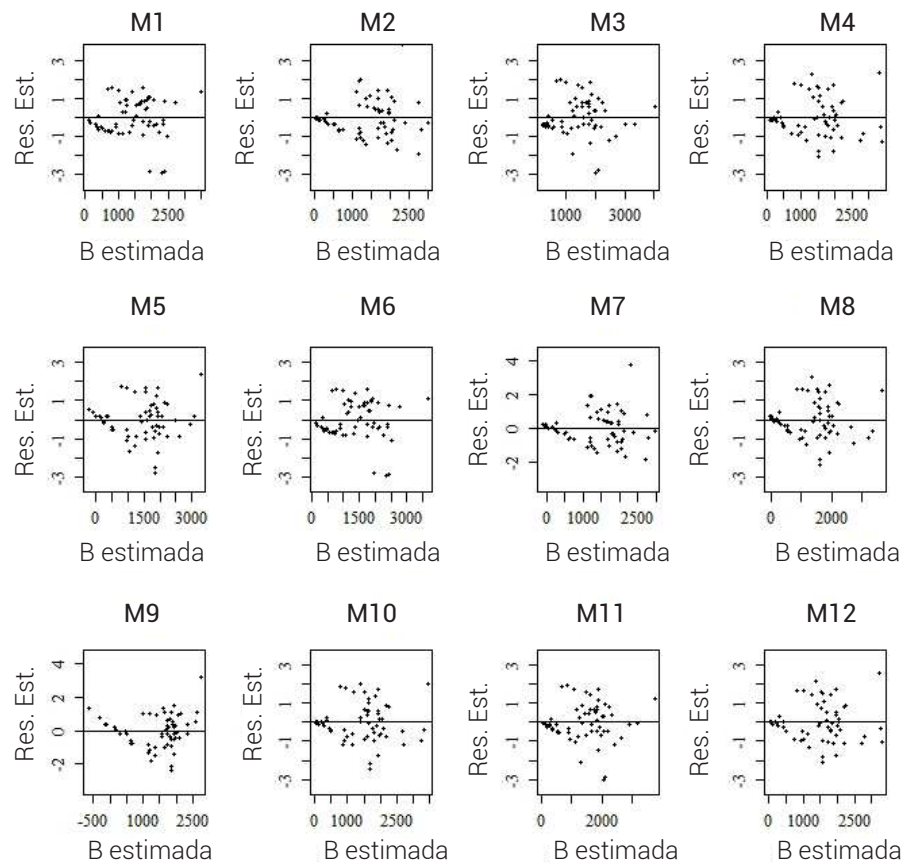


Figura 4. Distribución de residuales contra biomasa estimada de los modelos probados.

De los 12 modelos evaluados, el modelo M_{10} de dos parámetros presentó los mejores criterios estadísticos de ajuste, por lo que se consideró como el más adecuado para la estimación de la biomasa aérea de la especie en las condiciones de estudio. Este modelo puede ser de utilidad para estimar la variable de interés a partir de datos LiDAR, sin necesidad de medir directamente los árboles, lo que muestra las posibilidades de la tecnología LiDAR en la estimación de variables de interés forestal en los bosques templados de México.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al Instituto Nacional de Investigaciones Forestales Agrícolas y Pecuarias (INIFAP) por financiar el proyecto fiscal "Estimación de variables dasométricas, biomasa y carbono aéreo almacenado en bosques de clima templado mediante datos LiDAR".

BIBLIOGRAFÍA

- Acosta M. M., R. Pérez M., M. E. Romero S., A. González H. y L. Martínez Á. (2017) Estimación de la densidad forestal mediante imágenes Landsat ETM+ en la región sur del Estado de México. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales* 8:30-55, <https://doi.org/10.29298/rmcf.v8i41.25>
- Álvarez G. J. G., M. A. Balboa M., A. Merino y R. Rodríguez S. (2005) Estimación de la biomasa arbórea de *Eucalyptus globulus* y *Pinus pinaster* en Galicia. *Recursos Rurais* 1:21-30, <https://doi.org/10.15304/rr.id5337>
- Aslan A., A. F. Rahman, M. W. Warren and S. M. Robeson (2016) Mapping spatial distribution and biomass of coastal wetland vegetation in Indonesian Papua by combining active and passive remotely sensed data. *Remote Sensing of Environment* 183:65-81, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.04.026>
- Astudillo-Sánchez C., J. Villanueva-Díaz, A. R. Endara-Agramont, G. E. y M. A. Gómez-Albores (2017) Influencia climática en el reclutamiento de *Pinus hartwegii* Lindl. del ecotono bosque-pastizal alpino en Monte Tláloc, México. *Agrociencia* 51:105-118.
- Avendaño H. D. M., M. Acosta M., F. Carrillo A. y J. D. Etchevers B. (2009) Estimación de biomasa y carbono en un bosque de *Abies religiosa*. *Revista Fitotecnia Mexicana* 32:233-238, <https://doi.org/10.35196/rfm.2009.3.233>
- Carrillo A. F., M. Acosta M., C. R. Jiménez C., L. González M. y J. D. Etchevers B. (2016) Ecuaciones alométricas para estimar la biomasa y el carbono de la parte aérea de *Pinus hartwegii* en el Parque Nacional Ixta-Popo, México. *Revista Mexicana de Ciencias Agrícolas* 7:681-691, <https://doi.org/10.29312/remexca.v7i3.327>
- Edson C. and M. G. Wing (2011) Airborne light detection and ranging (LiDAR) for individual tree stem location, height, and biomass measurements. *Remote Sensing* 3:2494-2528, <https://doi.org/10.3390/rs3112494>
- FAO, Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura (2007) Los bosques y el cambio climático. Departamento

- Forestal, Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. Roma, Italia. <https://foris.fao.org/static/pdf/infonotes/infonotes-spanish-losbosquesyelmclimaticos.pdf> (Octubre 2023).
- Galvino J. D. and S. C. Popescu (2016) Measuring individual tree height and crown diameter for mangrove trees with airborne LiDAR data. *International Journal of Advanced Engineering, Management and Science* 2:431-443.
- García E. (2004) Modificaciones al Sistema de Clasificación Climática de Köppen. Quinta edición. Instituto de Geografía, UNAM. México, D. F., México. 90 p.
- Gill S. J., G. S. Biging and E. C. Murphy (2000) Modeling conifer tree crown radius and estimating canopy cover. *Forest Ecology and Management* 126:405-416, [https://doi.org/10.1016/S0378-1127\(99\)00113-9](https://doi.org/10.1016/S0378-1127(99)00113-9)
- Hernández-Ramos J., H. M. De los Santos-Posadas, J. R. Valdez-Lazalde, J. C. Tamarit-Urias, G. Angeles-Pérez, A. Hernández-Ramos, ... y O. Carrero (2017) Biomasa aérea y factores de expansión en plantaciones forestales comerciales de *Eucalyptus urophylla* S. T. Blake. *Agrociencia* 51:921-938.
- Hernández-Ramos J., X. García-Cuevas, R. Pérez-Miranda, A. González-Hernández y L. Martínez-Ángel (2020) Inventario y mapeo de variables forestales mediante sensores remotos en el estado de Quintana Roo, México. *Madera y Bosques* 26:e2611884, <https://doi.org/10.21829/myb.2020.2611884>
- Hernández-Stefanoni J. L., J. M. Dupuy, K. D. Johnson, R. Birdsey, F. Tun-Dzul, A. Peduzzi, ... and D. López-Merlin (2014) Improving species diversity and biomass estimates of tropical dry forests using airborne LiDAR. *Remote Sensing* 6:4741-4763, <https://doi.org/10.3390/rs6064741>
- McGaughey R. J., W. W. Carson, S. E. Reutebuch and H. E. Andersen (2004) Direct measurement of individual tree characteristics from LiDAR data. Proceedings of the Annual ASPRS Conference, Denver, May 23-28, 2004. American Society of Photogrammetry and Remote Sensing. Bethesda, Maryland, USA. http://forsys.cfr.washington.edu/Publications/McGaughey_et_al_2004.pdf (August 2021).
- McGaughey R. J. (2022) FUSION/LDV: Software for LiDAR Data Analysis and Visualization. Pacific Northwest Research Station. Forest Service. USDA. Corvallis, Oregon, USA. 212 p.
- Mutwiri F. K., P. A. Odera and M. J. Kinyanjui (2017) Estimation of tree height and forest biomass using airborne LiDAR data: a case study of Londiani Forest Block in the Mau Complex, Kenya. *Open Journal of Forestry* 7:255-269, <https://doi.org/10.4236/ojfor.2017.72016>
- Nelson R., H. Margolis, P. Montesano, G. Sun, B. Cook, L. Corp, ... and S. Prisley (2017) Lidar-based estimates of aboveground biomass in the continental US and Mexico using ground, airborne, and satellite observations. *Remote Sensing of Environment* 188:127-140, <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.10.038>
- Ortiz R. A. D., J. R. Valdez L., G. Angeles P., R. Birdsey y A. Peduzzi (2015) LiDAR aerotransportado para el manejo de recursos forestales. In: Avances y Perspectivas de Geomática con Aplicaciones Ambientales, Agrícolas y Urbanas. Y. M. Fernández-Ordóñez, M. J. Escalona-Maurice y J. R. Valdez-Lazalde (eds). Colegio de Postgraduados. Texcoco, Estado de México. pp:67-89.
- Ortiz-Reyes A. D., J. R. Valdez-Lazalde, H. M. De los Santos-Posadas, G. Angeles-Pérez, F. Paz-Pellat y T. Martínez-Trinidad (2015) Inventario y cartografía de variables del bosque con datos derivados de LiDAR: comparación de métodos. *Madera y Bosques* 21:111-128, <https://doi.org/10.21829/myb.2015.213461>
- Ortiz-Reyes A. D., E. Velasco-Bautista, A. Correa-Díaz y G. Angeles-Pérez (2022) Predicción de variables dasométricas mediante modelos lineales mixtos y datos de LiDAR aerotransportado. *eCUCBA* 9:88-95, <https://doi.org/10.32870/ecucba.vi17.213>
- Percy K. E., R. Jandl, J. P. Hall y M. Lavigne (2003) El papel de los bosques en ciclo, la captura y el almacenamiento de carbono. No. 1: Los bosques y el ciclo de carbono a nivel mundial: fuentes y sumideros. International Union of Forest Research Organizations. Viena, Austria. https://www.academia.edu/1378527/El_papel_de_los_bosques_en_ciclo_la_captura_y_el_almacenamiento_de_carbono (Octubre 2023).
- Popescu S. C. (2007) Estimating biomass of individual pine trees using airborne lidar. *Biomass and Bioenergy* 31:646-655, <https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2007.06.022>
- Popescu S. C., R. H. Wynne and R. F. Nelson (2003) Measuring individual tree crown diameter with lidar and assessing its influence on estimating forest volume and biomass. *Canadian Journal of Remote Sensing* 29:564-577, <https://doi.org/10.5589/m03-027>
- Qin H., W. Zhou, Y. Yao and W. Wang (2021) Estimating aboveground carbon stock at the scale of individual trees in subtropical forests using UAV LiDAR and hyperspectral data. *Remote Sensing* 13:4969, <https://doi.org/10.3390/rs13244969>
- QGIS Development Team (2022) QGIS Geographic Information System. Open Source Geospatial Foundation Project. London, UK. <https://qgis.org> (January 2021).
- Reutebuch S. E., H. E. Andersen and R. J. McGaughey (2005) Light detection and ranging (LiDAR): an emerging tool for multiple resource inventory. *Journal of Forestry* 103:286-292.
- Sánchez-González A. y L. López-Mata (2003) Clasificación y ordenación de la vegetación del norte de la Sierra Nevada, a lo largo de un gradiente altitudinal. *Anales del Instituto de Biología. Serie Botánica* 74:47-71.
- Sánchez A. J., P. Oliver, J. Estornell y C. Dopazo (2018) Estimación de variables forestales de *Pinus sylvestris* L. en el contexto de un inventario forestal aplicando tecnología LiDAR aeroportada. *GeoFocus* 21:79-99, <https://doi.org/10.21138/GF.509>
- Shiota H., K. Tanaka and K. Nagashima (2017) LiDAR data analysis with Fusion/LDV for individual tree measurement. *Journal of Biodiversity Management and Forestry* 6:3, <https://doi.org/10.4172/2327-4417.1000184>
- Soriano-Luna M. A., G. Angeles-Pérez, M. Guevara, R. Birdsey, Y. Pan, H. Vaquera-Huerta, ... and R. Vargas (2018) Determinants of above-ground biomass and its spatial variability in a temperate forest managed for timber production. *Forests* 9:490, <https://doi.org/10.3390/f9080490>
- Tamarit U. J. C., H. M. De los Santos P., A. Aldrete, J. R. Valdez L., H. Ramírez M. y V. Guerra C. (2014) Sistema de cubicación para árboles individuales de *Tectona grandis* L. f. mediante funciones compatibles de ahusamiento-volumen. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales* 5:58-74, <https://doi.org/10.29298/rmcf.v5i21.358>
- Torre-Tojal L., A. Bastarrika, A. Boyano, J. M. Lopez-Guede and M. Graña (2022) Above-ground biomass estimation from LiDAR data using random forest algorithms. *Journal of Computational Science* 58:101517, <https://doi.org/10.1016/j.jocs.2021.101517>
- Xu D., H. Wang, W. Xu, Z. Luan and X. Xu (2021) LiDAR applications to estimate forest biomass at individual tree scale: opportunities, challenges and future perspectives. *Forests* 12:550, <https://doi.org/10.3390/f12050550>
- Yépez R. F. D. y D. F. Lozano G. (2014) Mapeo del arbolado urbano con lidar aéreo. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales* 5:58-75, <https://doi.org/10.29298/rmcf.v5i26.290>
- Yu X., J. Hyypä, M. Vastara, M. Holopainen and R. Viitala (2011) Predicting individual tree attributes from airborne laser point clouds based on the random forests technique. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 66:28-37, <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2010.08.003>
- Zhu X. and D. Liu (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>