



Inventario y cartografía de variables del bosque con datos derivados de LiDAR: comparación de métodos

Inventory and cartography of forest variables derived from LiDAR data: comparison of methods

Alma Delia Ortiz-Reyes¹, J. René Valdez-Lazalde^{1*}, Héctor M. De los Santos-Posadas¹, Gregorio Ángeles-Pérez¹,
Fernando Paz-Pellat¹ y Tomás Martínez-Trinidad¹

¹Colegio de Postgraduados, Campus Montecillo km
36.5 Carretera México-Texcoco, Montecillo, Estado de
México, C.P. 56230, México.

*Autor para correspondencia: valdez@colpos.mx

RESUMEN

El método más común para estimar variables dasométricas a gran o pequeña escala es el inventario forestal basado en un muestreo en campo. En la actualidad la teledetección ofrece un abanico de posibilidades para incorporarse en las estimaciones forestales, tal es el caso de LiDAR (Light Detection And Ranging) que permite caracterizar de forma tridimensional el bosque. En este trabajo se estudió la relación entre datos derivados de LiDAR con los datos medidos en campo para estimar variables dasométricas como: área basal (AB), biomasa total (BT), cobertura arbórea (COB) y volumen de madera (VOL), mediante cuatro métodos: 1) regresión lineal múltiple, 2) regresión no lineal, 3) estimador de razón y 4) inventario forestal tradicional (muestreo estratificado). Las estimaciones totales derivadas del estimador de razón se encuentran dentro del intervalo de confianza al 95% calculado mediante inventario tradicional para AB, BT y VOL, siendo este el estimador que arroja los valores más cercanos y precisos a la estimación mediante inventario. En general, las estimaciones de los modelos no lineales fueron los más optimistas con respecto al inventario tradicional. Los resultados indican una buena relación ($R^2 > 0.50$) entre las métricas de LiDAR y datos de campo, principalmente los percentiles de altura y las tasas de retorno sobre una altura definida. A partir de los modelos lineales, se generó la cartografía de cada una de las variables analizadas.

PALABRAS CLAVE: biomasa aérea, estimadores de razón y regresión, mapeo, modelación espacial, volumen total.

ABSTRACT

The most common method to estimate forest variables to a large or small scale is the forest inventory based on field sampling. Currently, remote sensing techniques offer a range of possibilities in forest resources estimation; this is the case of LiDAR (Light Detection And Ranging) that allows the characterization forest structure in three-dimensions. We analyzed the relationship between LiDAR and field data to estimate forest variables such as: basal area (AB), total biomass (BT), crown cover (COB) and timber volume (VOL) through four methods: 1) multiple linear regression, 2) non-linear regression, 3) ratio estimators and 4) traditional forest inventory (stratified sampling). Total estimates derived from the ratio estimator were within the 95% confidence interval calculated by traditional inventory for AB, BT and VOL; this estimator showed the closest values and precision to those obtained by traditional forest inventory. In general, estimates through non-linear models were the most optimistic compared to the traditional forest inventory. Our results indicated a good relationship ($R^2 > 0.50$) between LiDAR metrics and field data, particularly the percentiles of height and rates of return on a defined height. From the linear models fit we generated maps for each of the forest variables analyzed.

KEYWORDS: above-ground biomass, ratio and regression estimators, mapping, spatial modeling, total volume.

INTRODUCCIÓN

La caracterización dasométrica de bosques y rodales para fines de manejo forestal se realiza tradicionalmente a través del muestreo en campo, mismo que a partir de la teoría del muestreo permite dimensionar un inventario forestal considerando un nivel de error permitido y un nivel de incertidumbre (Cruz *et al.*, 2010). Obtener información de calidad para este proceso implica tiempo y costos considerables en la obtención de parámetros biofísicos del bosque como el área basal, el volumen maderable, la biomasa aérea total o la densidad (Hawbaker *et al.*, 2010).

La teledetección permite obtener información relevante para los inventarios forestales de forma más eficiente; una de las principales ventajas de esta tecnología es la capacidad de obtener datos espacialmente explícitos en grandes áreas de manera oportuna y económica (Aguirre *et al.*, 2014), tal es el caso de los sensores ópticos pasivos como las imágenes Landsat TM. Sin embargo, la capacidad de estos es aún limitada, ya que proporcionan información en dos dimensiones, siendo necesario estudiar las variables estructurales de forma tridimensional (Hall *et al.*, 2005).

LiDAR (Light Detection And Ranging) es una tecnología de teledetección que permite obtener información tridimensional del bosque y ofrece una mejor alternativa para estudiar variables estructurales del dosel (Dubayah and Drake, 2000). Dentro de las cualidades que ofrece LiDAR se encuentran su alta resolución espacial y buena penetración en el dosel para obtener variables dasométricas tales como la altura de los árboles, el área basal, el área de la copa, la densidad y la clasificación de grupos de especies (Van Aardt *et al.*, 2008; Valdez y Aguirre, 2013), características valiosas en evaluaciones ambientales para definir a través del uso de modelos la cantidad de biomasa o el volumen de madera en los bosques (Popescu, 2007; Navarro *et al.*, 2010).

Variables derivadas de LiDAR como el número de estratos del dosel, el diámetro de copa, la altura total o la densidad de árboles se emplean para la caracterización de la estructura del bosque y son relativamente fáciles de obtener (Hudak *et al.*, 2009). Sin embargo, los conoci-

mientos y técnicas para el procesamiento de este tipo de datos en estudios del sector forestal de México no están lo suficientemente desarrollados para su aplicación directa. La literatura apenas proporciona estudios de obtención de variables dasométricas a partir de datos LiDAR en zonas específicas de México (Valdez y Aguirre, 2013), lo que justifica realizar un estudio con el propósito de estimar variables dasométricas empleando esta tecnología.

OBJETIVOS

- Estimar variables dasométricas de un bosque templado mediante la aplicación de tecnología LiDAR en la zona de Zacualtipán de los Ángeles, Hidalgo.
- Comparar la precisión de los resultados obtenidos mediante el uso de tecnología LiDAR contra los resultados que ofrece un inventario forestal tradicional.
- Generar la cartografía de cada una de las variables dasométricas estimadas en el área de estudio.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El estudio forma parte de los trabajos de investigación que se desarrollan en el Sitio Intensivo de Monitoreo de Flujos de CO₂ a largo plazo en bosques bajo manejo en el centro de México (Ángeles *et al.*, 2011). Comprende un área de 913 ha (poco más del área del sitio intensivo que es de 900 ha -3 km x 3 km-), conformada en su mayoría por porciones de cuatro ejidos del municipio de Zacualtipán de los Ángeles, Hidalgo: La Mojonera, Atopixco, El Reparó y Tzincoatlán, así como pequeñas áreas de los ejidos Santo Domingo, Zahuastipan y de propiedad privada los cuales están localizados en la Sierra Madre Oriental, entre las coordenadas 20°35'00" y 20°38'30" N y 98°34'00" y 98°38'00" W (Fig. 1). La región presenta topografía variable, desde zonas elevadas con pendientes suaves, hasta terrenos con pendientes pronunciadas (Martínez, 2004).

El clima existente es C(fm)w"b(e)g, templado-húmedo con una estación marcada de lluvias entre junio y octubre. La precipitación media anual oscila entre 700 mm y 2050 mm y es común observar un gran número de



días con neblina, por lo tanto, la mayor parte del año la humedad relativa permanece alta. Los tipos de vegetación predominantes son: bosque mesófilo de montaña, bosque de pino y bosque de pino-encino. Entre las especies arbóreas dominantes se encuentran *Pinus patula*, *Quercus crassifolia*, *Q. affinis*, *Q. laurina*, *Q. sartori*, *Q. excelsa*, *Q. xalapensis*, *Clethra mexicana*, *C. pringlei*, *Magnolia schiedeana*, *Cornus disciflora*, *Viburnum* spp., *Cleyera theaoides*, *Arbutus xalapensis*, *Prunus serotina*, *Vaccinium leucanthum*, *Liquidambar styraciflua*, *Fagus grandifolia* subsp. *mexicana*, *Podocarpus reichei*, *Cercis canadensis*, entre otras (Ángeles *et al.*, 2011).

Obtención de datos

La información de la estructura del dosel se obtuvo a partir de dos fuentes: 1) muestreo en campo en el que se midió el diámetro normal (DN), la altura total de los árboles (H),

la altura del fuste limpio (h) y el diámetro de copa (DC). Estos datos alimentaron a modelos previamente ajustados para el cálculo de las variables de interés (volumen total maderable, biomasa aérea total y cobertura arbórea) y 2) a través de los datos generados por un sensor LIDAR.

Para la obtención de datos de campo se utilizó el diseño de muestreo sistemático por conglomerados utilizado por la Comisión Nacional Forestal (Conafor), el cual corresponde a una “Y invertida”, integrada por 4 sitios de 400 m² (Conafor, 2010). En total se obtuvieron datos en 40 conglomerados de forma circular, abarcando una superficie de 1 ha cada uno de ellos. La distribución de 157 sitios de muestreo útiles se presenta en la figura 1.

La ubicación del centro de cada sitio fue georreferenciada usando un GPS Garmin GPSMAP® 62S, con el cual se obtuvieron promedios de mediciones para obtener una lectura lo más precisa posible. En los 157 sitios se midie-

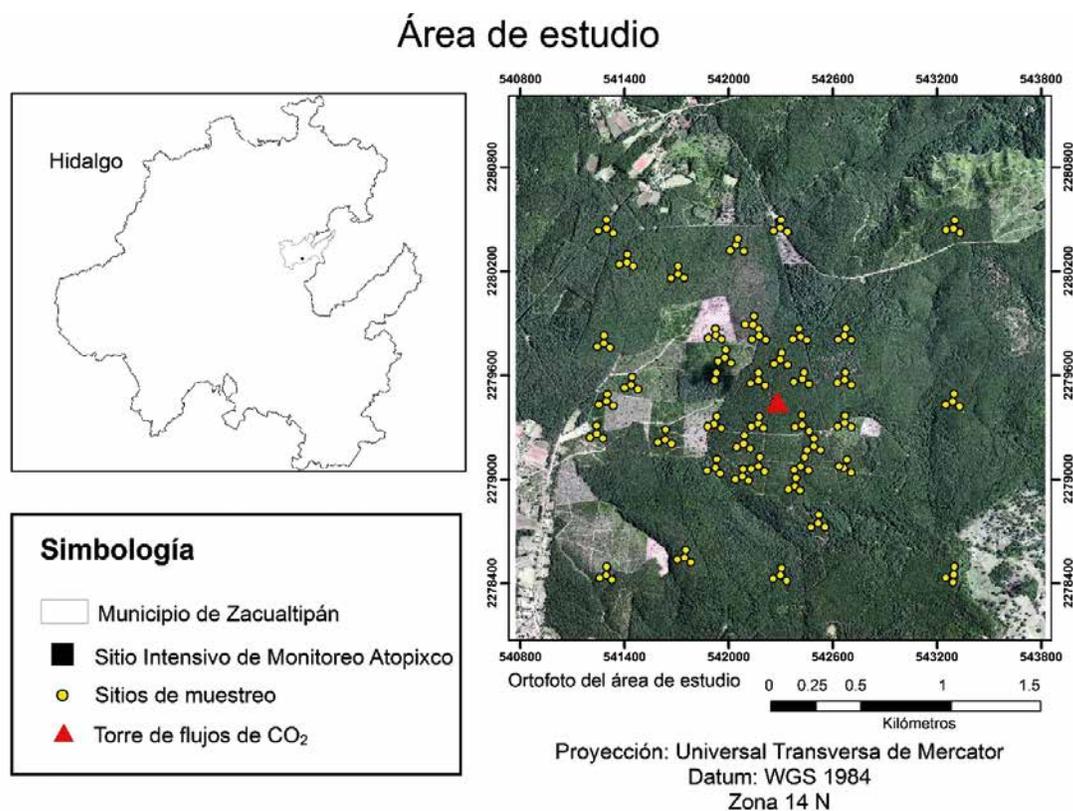


FIGURA 1. Ubicación del área de estudio en el Municipio de Zacualtipán, Hidalgo. Ubicación de la torre de flujos y puntos de muestreo en el Sitio Intensivo de Monitoreo de Flujos de CO₂.

ron los árboles con un diámetro normal mayor a 5 cm, su altura total con la ayuda del clinómetro Suunto y el diámetro de copa en sus dos ejes (norte - sur y este - oeste) con una cinta métrica.

Cálculo de variables dasométricas

El área basal (AB) para cada árbol se calculó con el diámetro normal empleando la fórmula: $AB = \frac{\pi}{40,000} \times DN^2$ donde: AB se obtiene en m², DN es el diámetro normal y π valor del número pi.

Para el cálculo de volumen y biomasa, se utilizaron los modelos desarrollados previamente en la zona de estudio y áreas aledañas. Para las latifoliadas: $V = 0.000082 \times DN^{(1.785782)} \times H^{(0.915827)}$ (Cruz, 2007); $BT = e^{-3.1094} \times (DN^2 \times H)^{0.9526}$ (Soriano-Luna *et al.*, 2015) y para *Pinus patula* $V = e^{-9.7688} \times (DN^2 \times H)^{0.9451}$ (Carrillo *et al.*, 2004); $BT = 5.339 + 0.027336 \times DN_2 \times H$ (Figuerola *et al.*, 2011). Donde: V: Volumen en m³, BT=Biomasa total en kg, H= Altura en m.

La cobertura arbórea de cada individuo se calculó mediante la fórmula: $COB = DC^2 \times \frac{\pi}{4}$, donde: COB = Cobertura arbórea estimada (m²), DC= Diámetro de copa (m), lo demás ya se ha definido.

Las variables forestales de interés se calcularon primero a nivel de árbol individual, enseguida se sumaron todos los valores para obtener el área basal, el volumen, la biomasa total y la cobertura arbórea por sitio (400 m²). Finalmente, estos resultados se combinaron con las métricas de LiDAR calculadas para cada sitio.

Obtención de datos LiDAR

El vuelo para obtener los datos LiDAR se llevó a cabo durante el mes de mayo de 2012. El proveedor de estos utilizó un sistema LiDAR Riegl-VQ480 con las características siguientes: frecuencia de pulso de 200 Khz, ángulo de barrido $\pm 15^\circ$, sobreposición en las líneas de vuelo de 50%, altitud del vuelo de 397 m (1300 pies); generando una densidad de puntos de 5 por m². Los datos crudos de LiDAR fueron preprocesados por el proveedor empleando el software E3De de Excelis y DTMaster de la compañía Inpho.

Análisis de datos LiDAR

El manejo y procesamiento de los datos LiDAR se realizó en el paquete FUSION/LVD versión 3.21, un software libre desarrollado por Robert J. McGaughey del Pacific Northwest Research Station del Departamento Forestal de Estados Unidos (McGaughey, 2012). FUSION permite procesar datos vectoriales de LiDAR por medio de algoritmos orientados a mediciones forestales. Se obtuvieron una variedad de parámetros estadísticos que describen la nube de puntos, es decir, las métricas de LiDAR, mismas que se dividen en tres grupos: las descriptivas, los valores de percentiles de altura y las métricas relacionadas al dosel.

Análisis de correlación

Mediante un análisis de correlación de Pearson se estudiaron las correlaciones existentes entre las variables área basal, biomasa total, cobertura arbórea y volumen de madera comercial (variables respuesta) con cada una de las métricas de LiDAR (variables predictoras) a fin de conocer su comportamiento. Este análisis se implementó en el paquete estadístico SAS 9.0 (SAS Institute Inc., 2002) como primer filtro para identificar las variables predictoras relevantes, desechando aquellas que no aportaban información o que su correlación resultó muy baja.

Modelos de regresión

Una vez que las variables LiDAR de mayor correlación con las variables dasométricas de interés fueron identificadas, se probaron modelos lineales múltiples para estimar las últimas en función de las primeras. Asimismo, se probó el procedimiento de regresión *Stepwise* para definir el mejor modelo que estimara las variables forestales por sitio con la siguiente estructura:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \varepsilon_i$$

Donde: Y = variable forestal de interés; X_k : métricas de LiDAR; β_k : Coeficientes de regresión, ε_i = error.

También se analizaron “regresiones forzadas” incorporando a los modelos variables que definen por sí solas una característica notoria que describe la estructura tanto vertical como horizontal del dosel. Como indicadores de



bondad de ajuste de los modelos se utilizaron el coeficiente de determinación (R^2) y un valor de probabilidad de rechazo (P) menor al 0.05, para cada uno de los parámetros de los modelos. Para los modelos seleccionados se realizó un análisis de residuales, con el propósito de identificar evidencia de desviaciones de normalidad, falta de ajuste y/o heterocedasticidad, encontrándose evidencia ligera de la última para algunas de las variables incluidas en el modelo. La normalidad de los residuales sugirió la presencia de colas pesadas en los valores extremos del modelo (posibles puntos de influencia). No obstante, dado que los modelos presentaron una buena correlación y todos sus parámetros fueron altamente significativos, aunado a una distribución casi constante de los residuales respecto a la mayoría de las variables independientes, corregir por heterocedasticidad se consideró no relevante en este caso.

El cálculo del inventario a partir de los modelos ajustados incluyó la estimación de los límites de confianza al 95% para cada uno de los píxeles. De esta forma se pudo estimar un intervalo de confianza a nivel poblacional al promediar los intervalos superior e inferior en todos los píxeles estimados.

Con la finalidad de validar los modelos generados, las estimaciones obtenidas a través de los modelos se compararon con los valores medidos en campo para cada una de las variables de interés. El ajuste de modelos lineales a los datos predichos y observados es una forma de medir su capacidad predictiva, es decir, de medir cuanto las estimaciones predichas se asemejan a las estimaciones observadas en campo.

Estimadores de razón y regresión

La estimación de variables por medio de estimadores de razón y regresión requieren medir una variable auxiliar X que esté altamente correlacionada con la variable de interés Y . Generalmente la variable X es fácil de medir, mientras que la variable Y implica lo contrario. En trabajos que incluyen muestreo de variables a alto costo, es común usar información adicional proveniente de una variable fácil de medir para mejorar la precisión de las estimaciones a un

bajo costo. Para este estudio, el estimador de razón utiliza un valor estimado de la proporción entre una variable auxiliar (métrica de LiDAR fácil de medir) y las variables dasométricas. Esta proporción se expresa como sigue (Scheaffer *et al.*, 1986):

$$\hat{R} = \frac{\sum_{i=1}^n VD}{\sum_{i=1}^n VL}$$

Donde: VD = Variable dasométrica de interés medida en campo en la i -ésima unidad muestral, VL = Variable LiDAR con alta correlación con las variable dasométrica en la i -ésima unidad muestral.

Para la estimación de la media poblacional del estimador de razón la expresión es:

$$\overline{VD}_{\hat{R}} = \hat{R} \times \bar{X}$$

Siendo \bar{X} la media poblacional de la variable LiDAR que se calculó mediante la ecuación:

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N VL$$

Donde: N = tamaño de la población, lo demás ya se ha definido.

En el caso del estimador de regresión, la estimación de las variables dasométricas promedio es (Scheaffer *et al.*, 1986):

$$\overline{VD}_R = \overline{VD} + b \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N VL - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n VL \right)$$

Donde: b = tasa de cambio de la variable dasométrica respecto a la métrica de LiDAR de alta correlación (VL), \overline{VD} = promedio de la variable dasométrica medida en campo, n =tamaño de la muestra, lo demás ya se ha definido.

Inventario tradicional

Para el cálculo del inventario tradicional se utilizaron los estimadores del muestreo aleatorio estratificado (Scheaffer *et al.*, 1986). Los estratos corresponden a la edad de los rodales presentes en el área de estudio. Cabe aclarar que se agruparon algunas edades (anualidades de corta),

debido a que en algunos casos solo se contaba con un sitio por estrato; esta agrupación tomó en cuenta una diferencia de edades no mayor a 2 años, además de que fueran áreas cercanas.

Generación de cartografía para las variables de interés

Una vez identificadas las métricas de LiDAR significativas para explicar las variables de interés (AB, V, BT, COB) mediante los modelos de regresión, estas se utilizaron para alimentar los modelos resultantes con mejor ajuste y con ello estimar el valor de la variable para cada píxel del área del estudio. Inicialmente las métricas LiDAR se convirtieron de formato ASCII (American Standard Code for Information Interchange) a formato raster para facilitar su manipulación en ArcGIS 9; se creó además una máscara para excluir del análisis las áreas urbanas y agrícolas. Posteriormente, los modelos seleccionados para estimar cada variable dasométrica se implementaron en la calculadora

raster de ArcGIS 9 para obtener estimaciones a nivel píxel, generando así la cartografía de área basal, la biomasa aérea total, la cobertura arbórea y el volumen total para el área de estudio.

RESULTADOS

Relación entre las variables forestales y métricas de LiDAR

Se encontraron correlaciones positivas entre las métricas de LiDAR y las variables forestales área basal, volumen total, biomasa aérea y cobertura arbórea. Por simplicidad, no todas las métricas se presentan en la tabla 1. A partir de esta información se eligieron las métricas de LiDAR que mejor predicen a las variables forestales de interés en el área de estudio (Tabla 2). El criterio para la selección de los modelos fue el coeficiente de determinación (R^2) y la significancia de los parámetros asociados a cada una de las variables involucradas.

TABLA 1. Coeficientes de correlación de Pearson entre las variables forestales: área basal ($m^2/sitio$), volumen ($m^3/sitio$), biomasa ($kg/sitio$) y cobertura arbórea ($m^2/sitio$) con las métricas de LiDAR.

Métricas de LiDAR	Área basal	Biomasa aérea*	Cobertura arbórea*	Volumen total*
Conteo total de retornos sobre 1	0.71	0.65	0.58	0.65
Conteo del retorno 1 sobre la altura de 1	0.71	0.59	0.62	0.60
Conteo del retorno 2 sobre la altura de 1	0.66	0.66	0.49	0.65
Elevación del percentil 70	0.64	0.75	0.36	0.76
Elevación del percentil 75	0.64	0.75	0.38	0.76
Porcentaje de primeros retornos sobre 3	0.85	0.75	0.66	0.76
Porcentaje de todos los retornos sobre 3	0.83	0.75	0.69	0.74
Porcentaje de todos los retornos sobre la altura media	0.85	0.75	0.59	0.78
(Todos los retornos sobre la altura media) / (Total de primeros retornos) * 100	0.83	0.78	0.55	0.80
(Todos los retornos sobre 3) / (Total de primeros retornos) * 100	0.83	0.79	0.66	0.78
Índice de penetración del láser	0.78	0.68	0.71	0.67

* $P \leq 0.0001$



TABLA 2. Modelos de regresión lineal múltiple y variables seleccionadas para la estimación de variables forestales: área basal (m²/sitio), biomasa (kg/sitio), cobertura arbórea (m²/sitio) y volumen (m³/sitio).

Modelo	R ² ajustada	RMSE	Parámetros	Estimación	(P)
AB= AO+A1*Elevación media+A2*Elevación del percentil 70+A3*Porcentaje de todos los retornos sobre la media	0.77	0.21	A0	-0.16455	0.0069**
			A1	0.066837	0.0011**
			A2	-0.03704	0.0231*
			A3	0.022009	<.0001**
BIOM=AO+A1*((Todos los retornos sobre tres) / (Total de primeros retornos) * 100))+A2*Elevación del percentil 50+A3* Coeficiente de variación de intensidad	0.76	1340.08	A0	2832.088	0.0004**
			A1	39.51389	<0.0001**
			A2	224.1344	<0.0001**
			A3	-10921.2	<0.0001**
COB=AO+A1*índice de penetración láser+ A2*Desviación absoluta de la mediana	0.53	139.71	A0	-89.5733	0.0558*
			A1	911.8164	<0.0001**
			A2	22.47737	0.0136*
VOL=AO+A1*((Todos los retornos sobre la altura media) / (Total de primeros retornos) * 100))+A2* Elevación media cuadrática+A3*Coeficiente de variación de intensidad	0.79	2.07	A0	2.812044	0.0027**
			A1	0.109815	<0.0001**
			A2	0.404383	<0.0001**
			A3	-16.6025	<0.0001**

*≤0.05 Significativo, **≤0.01 Muy significativo.

La capacidad predictiva de los modelos elegidos se evaluó cuando se compararon con los valores obtenidos en campo. La figura 2 muestra que los modelos tienen una elevada precisión en las predicciones de área basal, biomasa aérea total y volumen total maderable, disminuyendo esta capacidad para el caso de la cobertura arbórea.

Estimación de las variables dasométricas mediante regresión lineal múltiple

Con las ecuaciones de regresión ajustadas para cada variable de interés, se predijeron valores para la totalidad del área (píxel por píxel) a partir de las métricas de LiDAR que resultaron significativas. Con esta información se generaron mapas que describen la variación espacial de las variables (Fig. 3, 4, 5 y 6). El inventario total para las variables AB, BT y VOL se calculó mediante la suma de los valores obtenidos en cada celda de resolución espacial de 400 m² (Tabla 3).

Estimación de las variables dasométricas mediante regresión no lineal

Al aplicar los modelos lineales resultantes para el cálculo de las variables de interés, se observó que se obtenían algunas estimaciones negativas. Para eliminar tal desventaja se ajustaron como modelos no lineales bajo la estructura del modelo Cobb-Webb. Los modelos resultantes fueron:

$$\begin{aligned}
 AB &= e^{(-4.06942)} * EM^{(1.062955)} * EP70^{(-0.68133)} * PTRSM^{(-0.882647)} \\
 BIOM &= e^{(2.166776)} * TRS3_TPR10^{(0.719721)} * EP50^{(0.883867)} * \\
 & CV_Int^{(-0.9,90)} \\
 COB &= e^{(6.811036)} * IPL^{(1.306306)} * DAM^{(0.140579)} \\
 VOL &= e^{(-4.37924)} * TRSM_TPR10^{(0.816008)} * EMC^{(0.915251)} * \\
 & CV_Int^{(-0.84315)}
 \end{aligned}$$

Donde: AB = área basal, EM = elevación media, EP70 = elevación del percentil 70, PTRSM = porcentaje de todos los retornos sobre la media, BIOM = biomasa total, TRS3_TPR10 =

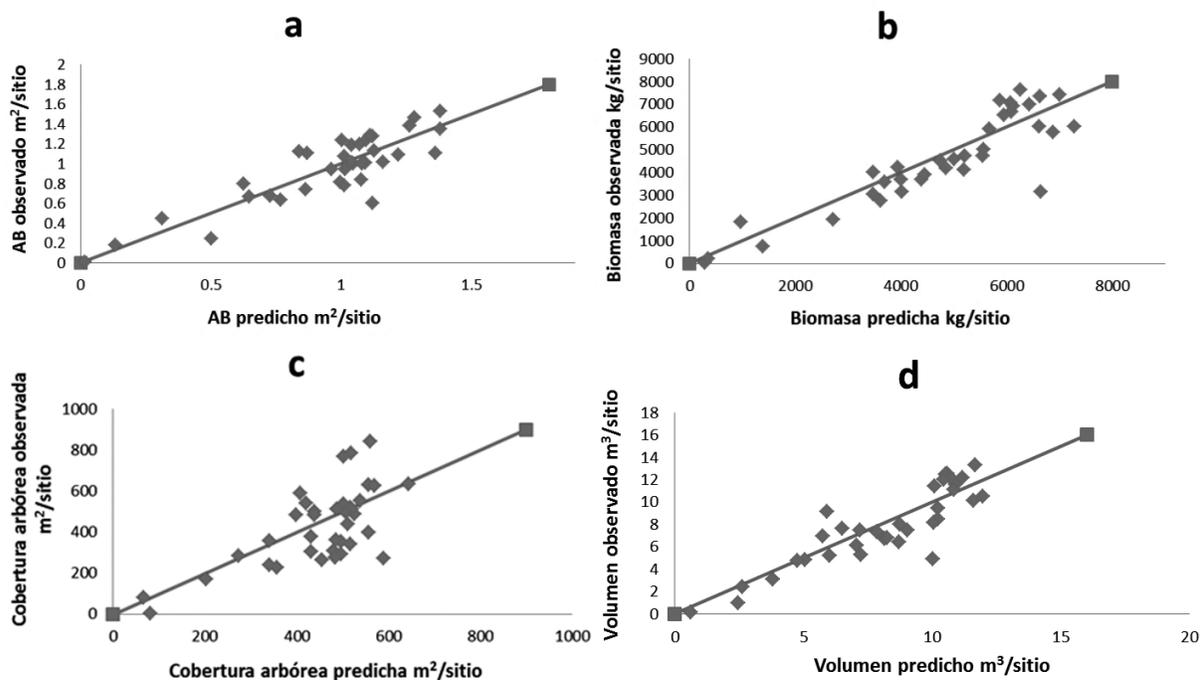


FIGURA 2. Observados *vs.* estimados de a) área basal (m^2/sitio), b) biomasa aérea total (kg/sitio), c) cobertura arbórea (m^2/sitio) y d) volumen total (m^3/sitio). La línea en todos los casos muestra la relación 1 a 1.

La pseudo r^2 es de 0.84, 0.85, 0.57 y 0.85 respectivamente.

(Todos los retornos sobre tres / Total de primeros retornos)

* 100, $EP50$ = elevación del percentil 50, CV_{Int} = coeficiente de variación de intensidad. COB = cobertura arbórea, IPL = índice de penetración láser, DAM = desviación absoluta de la mediana, VOL = volumen total, $TRSM_TPR100$ = (Todos los retornos sobre la altura media / Total de primeros retornos) * 100, EMC = elevación media cuadrática.

De forma similar a lo indicado para los modelos lineales, se calculó el inventario total para las cuatro variables de interés.

Estimación de las variables dasométricas mediante estimadores de razón y regresión

Las métricas LiDAR que presentaron el mayor valor de correlación para cada una de las variables de interés (Fig. 7), se utilizaron como variables auxiliares para determinar un estimador de razón y uno de regresión como una forma alternativa de calcular el inventario total de cada variable en el área de estudio.

Se observaron similitudes en los dos métodos con respecto a las medias estimadas para cada variable y al porcentaje de precisión, por lo que una característica a tomar en cuenta para la elección del método más preciso es con base en el patrón de los datos. De esta manera, y considerando que la dispersión de los datos pasa cerca del origen, se eligió a los estimadores de razón para la comparación de resultados.

En la tabla 3 se concentran las estimaciones totales (inventario para el área de estudio) de área basal, biomasa aérea total, cobertura arbórea y volumen total maderable obtenidas mediante los cuatro métodos empleados.

DISCUSIÓN

Relación entre las variables dasométricas y métricas de LiDAR

Las correlaciones positivas que se encontraron para las métricas de LiDAR y las variables forestales de interés



TABLA 3. Comparación del inventario tradicional versus los diferentes métodos para la estimación total de área basal (m²), biomasa (Mg), cobertura arbórea (%) y volumen (m³).

Con excepción de la cobertura arbórea, los valores corresponden a las 913 ha del área de estudio. Dividir los valores entre 913 para obtener los valores medios por ha –excepto para cobertura.

	Inventario tradicional	Regresión lineal	Regresión no lineal	Estimador de razón	Tasa de cambio* entre el inventario tradicional y los otros métodos		
	I	II	III	IV	I vs II	I vs III	I vs IV
IC-	19129.25	19745.89		20028.80			
Área basal (m ²)	20787.40	21017.48	21600.11	20841.92	1.11	3.91	0.26
IC+	22445.55	23256.59		21655.04			
Precisión (%)	8.08%	8.41%		3.91%			
IC-	93426.73	107258.66		97549.37			
Biomasa aérea (Mg)	104037.86	117608.97	115711.56	103493.04	13.04	11.22	-0.52
IC+	114648.99	128554.46		109436.72			
Precisión (%)	10.33%	9.06%		5.76%			
IC-	119.95	100.5		98.01			
Cobertura arbórea (%)	131.54	111.7	112.01	103.80	-15.08	-14.85	-21.09
IC+	143.14	123.5		109.58			
Precisión (%)	8.93%	10.28%		5.61%			
IC-	147780.10	170239.21		148015.50			
Volumen (m ³)	163436.48	185993.30	187383.66	157660.63	13.80	14.65	-3.53
IC+	179092.86	202495.19		167305.75			
Precisión (%)	9.70%	8.64%		6.14%			

IC: Intervalo de confianza al 95%. Debido a que en el método de regresión no lineal no se obtuvieron los intervalos de confianza por píxel, tampoco se calculó el porcentaje de precisión.

* La tasa de cambio se calculó mediante la diferencia de los métodos con respecto al inventario tradicional, esto multiplicado por 100 y dividido entre el valor del inventario tradicional para cada variable de interés.

coinciden con el trabajo publicado por Means (1999) y Persson *et al.* (2002), quienes indican que existe una fuerte correlación entre el área basal y la altura derivada por el sensor láser. Lo anterior es también apoyado por otros estudios que indican que la altura media del arbolado, el área basal y el volumen maderable pueden ser relacionados empíricamente con la distribución de altura del dosel, derivado de las mediciones de LiDAR y también con la proporción de los retornos láser reflejados en la vegetación a partir del total de pulsos emitidos (Næsset, 2002; Holmgren, 2004; Hawbaker *et al.*, 2010).

Modelos de regresión lineal

En general, para los modelos de área basal, biomasa aérea y volumen total maderable, las variables predictoras relevantes son aquellas que describen la estructura vertical del dosel, específicamente el valor de algún percentil de altura del arbolado (0-99) (Næsset, 2004; Mora *et al.*, 2013). Holmgren (2004) estimó el área basal y el volumen maderable empleando el percentil de altura 90 y una proporción de la vegetación (una métrica relacionada con la cobertura del dosel) para ambos parámetros en un bosque de *Picea abies* (L.) Karst y *Pinus sylvestris* L. al suroeste de Suecia.

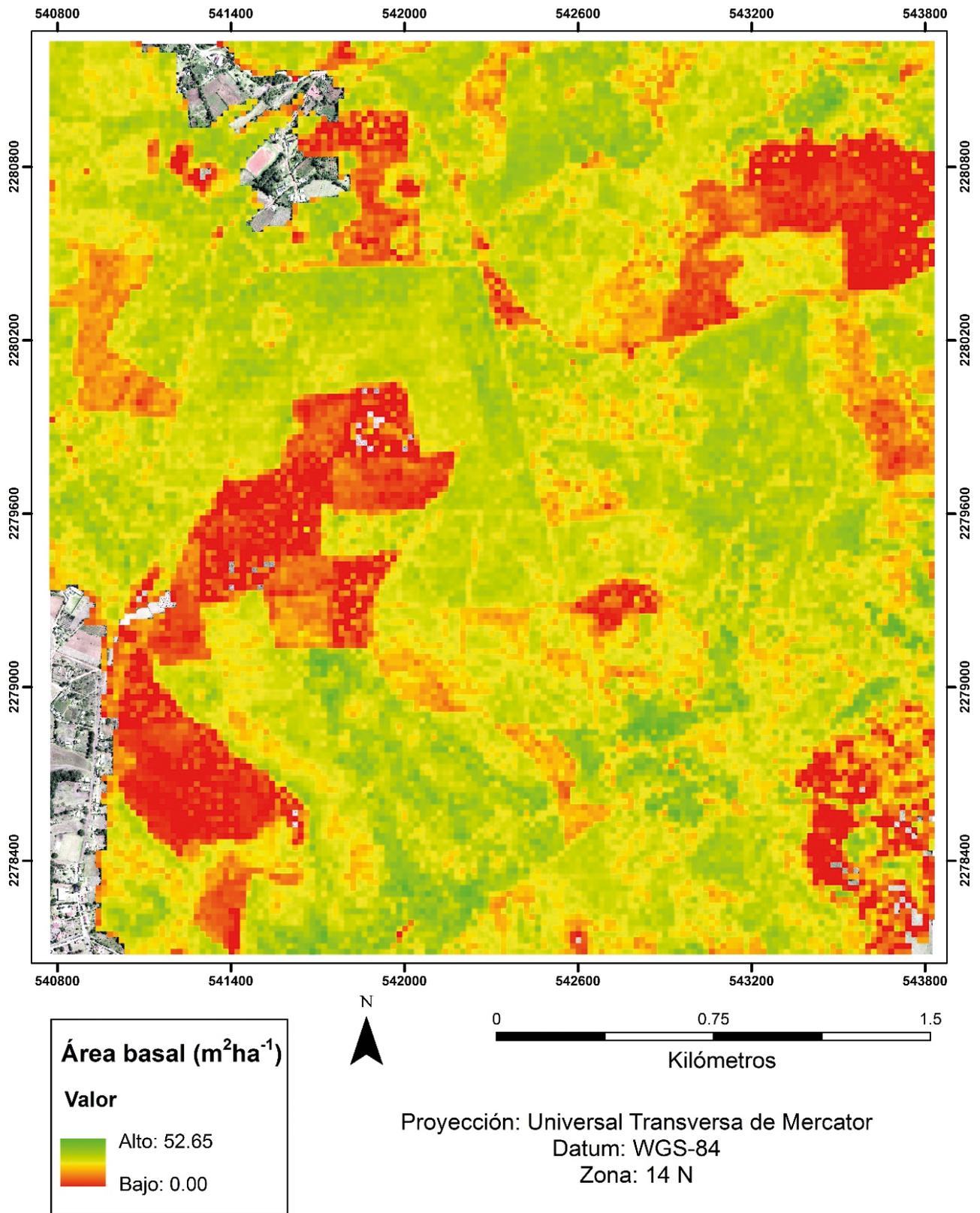


FIGURA 3. Representación cartográfica del área basal ($\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$) en el área de estudio.

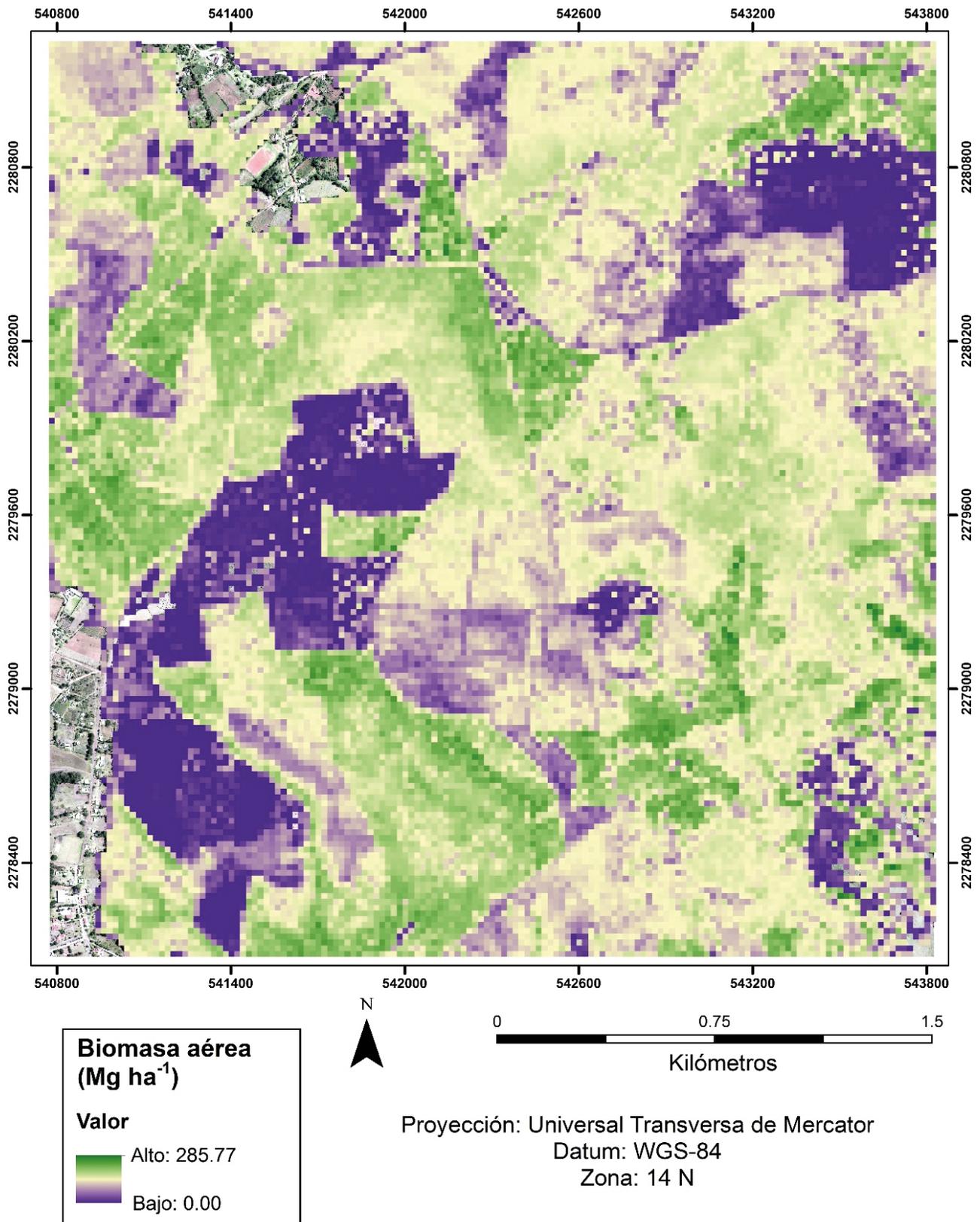


FIGURA 4. Representación cartográfica de la biomasa total (Mg ha⁻¹) en el área de estudio.

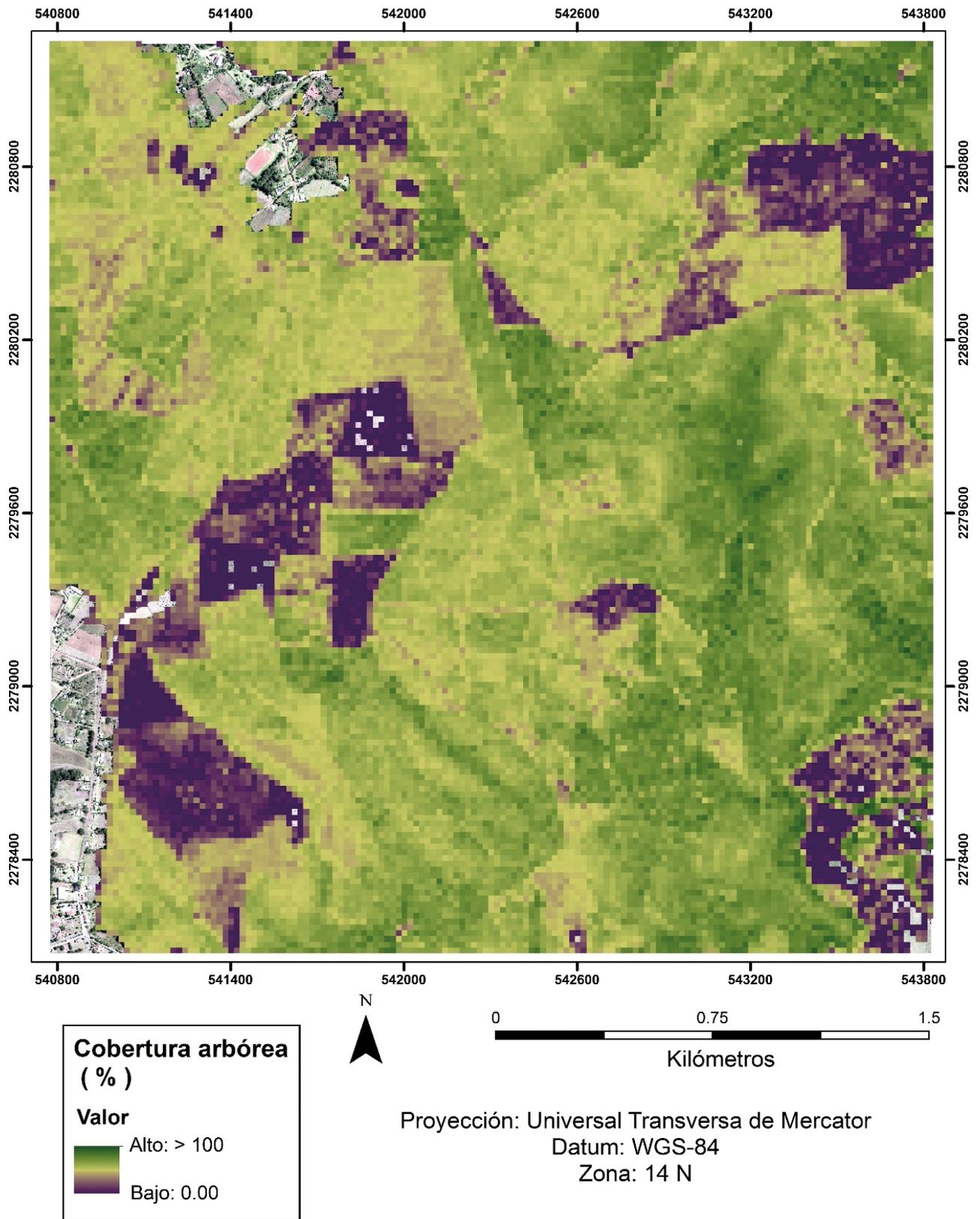


FIGURA 5. Representación cartográfica de la cobertura arbórea (%) en el área de estudio.

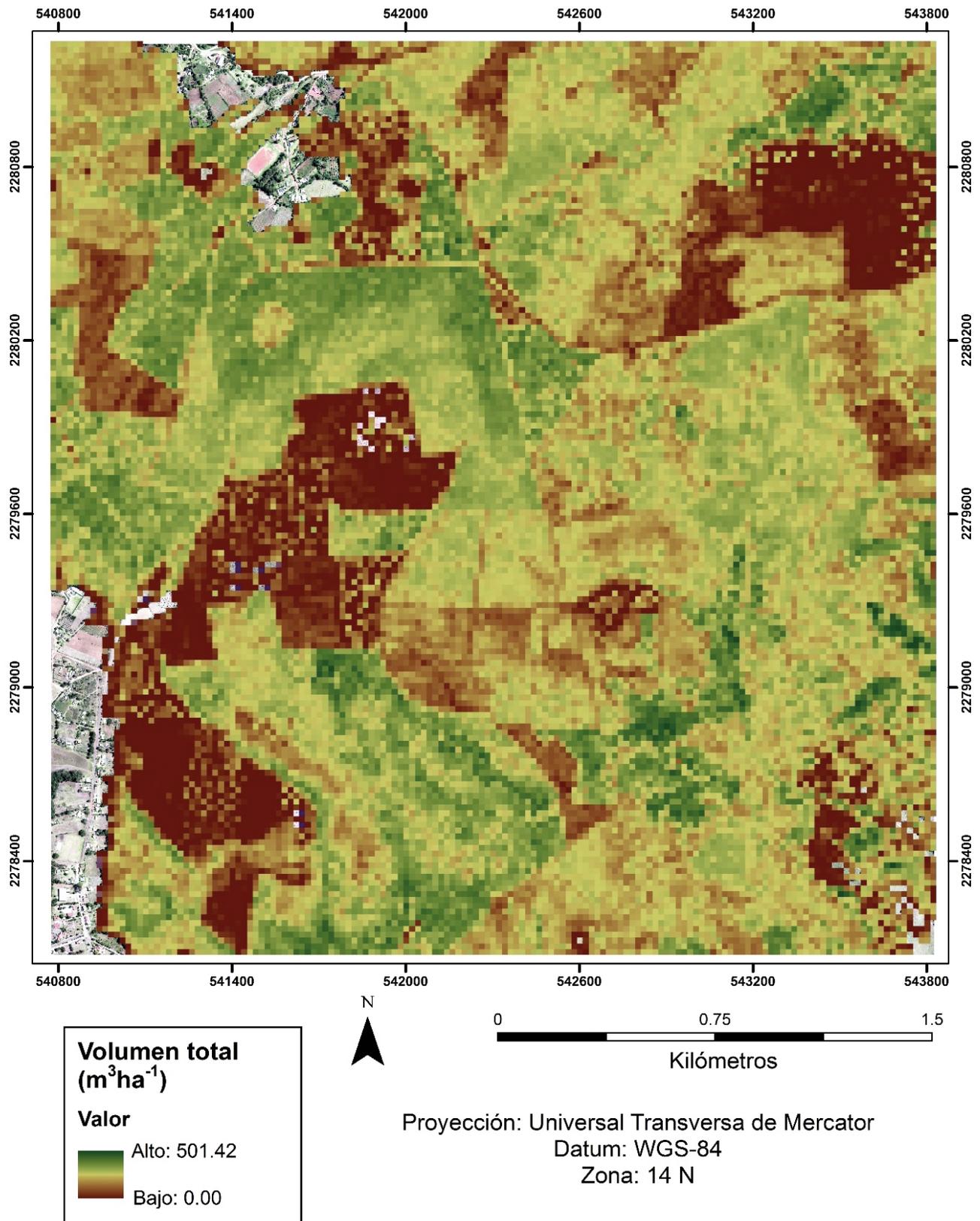


FIGURA 6. Representación cartográfica del volumen ($m^3 ha^{-1}$) en el área de estudio.

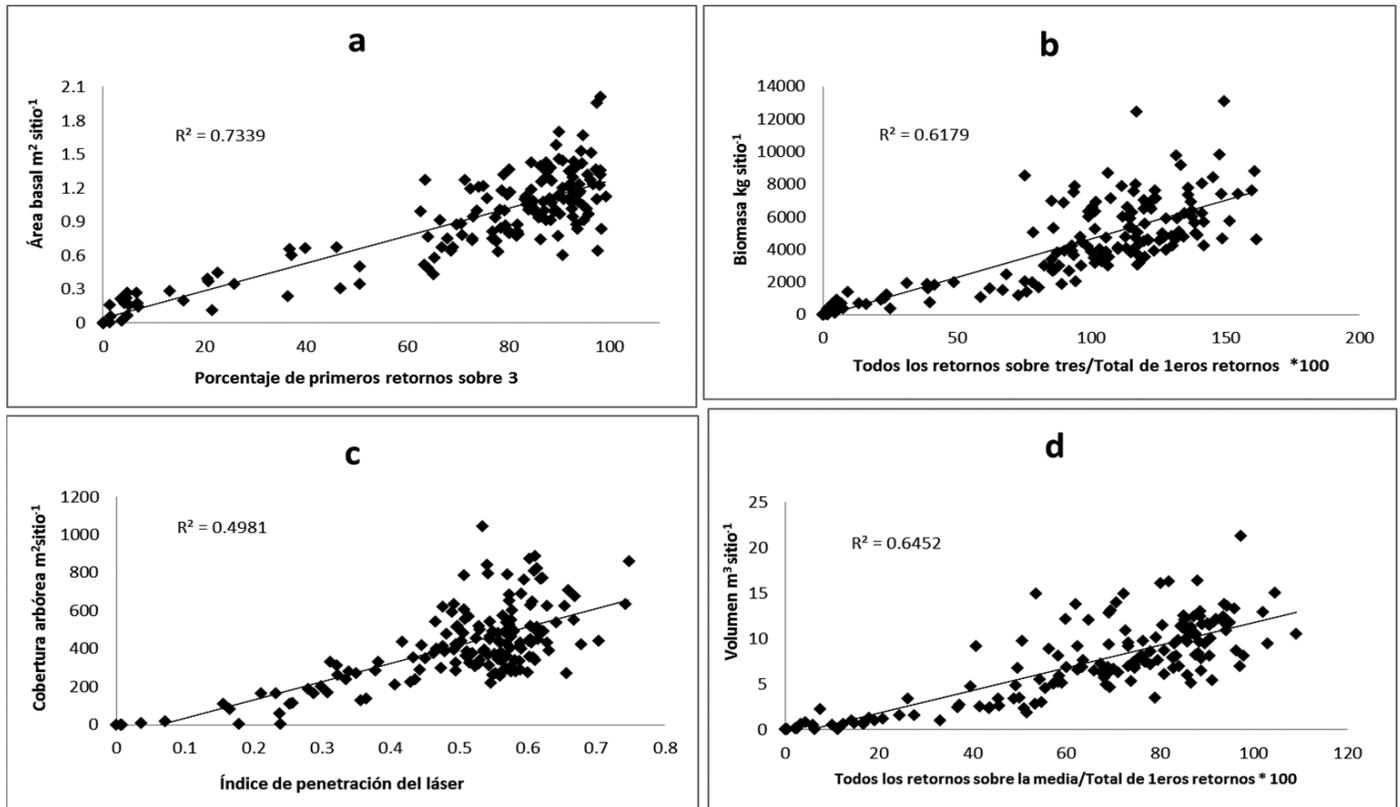


FIGURA 7. Métricas de LiDAR más altamente correlacionadas con las variables de interés: a) área basal con porcentaje de los primeros retornos sobre tres metros); b) biomasa aérea con todos los retornos sobre tres entre el total de primeros retornos por 100; c) cobertura arbórea e índice de penetración láser y d) volumen total maderable con todos los retornos sobre la altura media entre el total de primeros retornos por 100.

La elevación media de los retornos correspondientes a la vegetación resultó una variable adecuada para predecir el área basal, lo cual coincide con estudios previos para bosques de coníferas maduros y viejos en un bosque experimental en Oregon, EUA, donde encontraron un modelo que emplea la altura media para predecir área basal con una R^2 de 0.88 (Means *et al.*, 1999).

La predicción generalmente mejora cuando se incluye en los modelos una métrica relacionada con los retornos provenientes del dosel (Means *et al.*, 1999) debido a que es una medida de la cantidad de follaje. Lo anterior ayuda a identificar las parcelas con mayor cantidad de área basal; lo que concuerda con las aseveraciones de Popescu (2007). Dicha tendencia se encontró en el modelo de este estudio, al incluir una métrica relacionada con las tasas de retorno del dosel.

El modelo de biomasa generado incluye tres métricas, una de ellas corresponde a la elevación del percentil 50 (P50, correspondiente a los retornos del arbolado). Una situación similar fue hallada por Lim y Treitz (2004) al ajustar modelos para biomasa aérea total y por componentes para bosques de *Acer saccharum* Marsh y *Betula alleghaniensis* Britton. Estos autores lograron explicar de 0.86 a 0.89 de la variabilidad (R^2). En otro estudio desarrollado por Bortolot y Wynne (2005) se utilizó solo esta variable (P50) para predecir biomasa total en plantaciones de *Pinus taeda* localizadas en Virginia, Estados Unidos, con valores de R^2 que variaron de 0.50 a 0.53.

La variación espacial es coincidente en todas las variables evaluadas, es decir, en las áreas donde se registran los valores más altos de área basal (Fig. 3) también se



encuentran los valores más altos de biomasa aérea (Fig. 4), cobertura arbórea (Fig. 5) y volumen total (Fig. 6). De forma similar puede constatarse la coincidencia de valores mínimos o nulos para las variables de interés con áreas donde recientemente se ha realizado extracción maderable o donde la densidad de la vegetación es baja.

Modelos de regresión no lineal

Los modelos de regresión no lineal ajustados para estimar el área basal y la cobertura arbórea no mejoraron sustancialmente la explicación de la variabilidad en comparación con los modelos lineales. Los valores de R^2 pasaron de 0.77 a 0.78 para el caso del área basal y para cobertura arbórea la R^2 disminuyó de 0.53 a 0.51. Por lo que sería necesario explorar otras estructuras que se ajusten mejor a la distribución de los datos, e incluso otras relaciones con las métricas LiDAR que predigan con mejores resultados a estas variables.

En cuanto a biomasa total, el modelo no lineal mejoró notablemente el valor de la R^2 (de 0.76 a 0.81), eliminando además la estimación de valores negativos. A pesar del incremento en la R^2 , se notó una falta de ajuste al graficar los residuales del modelo (gráfica no mostrada), por lo que particularmente para la biomasa se sugiere probar algunos modelos de crecimiento como la ecuación exponencial de Chapman-Richards o el modelo de Schumacher. Este tipo de ecuaciones son especiales para modelar fenómenos biológicos, dada su naturaleza asintótica (Aguirre, 2011).

El modelo no lineal para estimar volumen explicó la variabilidad en 84% (la R^2 aumentó de 0.79 a 0.84), en este modelo se observó que las variables son más o menos complementarias, esto quiere decir que no existe alta colinealidad. Este modelo fue el único que funcionó mejor en comparación con su contraparte lineal, ya que no presentó falta de ajuste y eliminó la estimación de valores negativos.

Comparación de las estimaciones obtenidas por regresión lineal, no lineal y estimador de razón *versus* el inventario tradicional

Las estimaciones totales de área basal, biomasa aérea y volumen total por medio de regresión lineal y no lineal

son optimistas respecto a las estimaciones mediante el inventario tradicional (Tabla 3). En el caso del estimador de razón las estimaciones son conservadoras para la biomasa y el volumen, mientras que para el área basal son ligeramente optimistas.

Mención aparte merecen las estimaciones de cobertura arbórea. Sin distinción del método de estimación, los resultados obtenidos son muy conservadores con respecto al inventario tradicional (15% - 20% menos); adicionalmente, las estimaciones están fuera del intervalo de confianza definido para el inventario tradicional. La subestimación de cobertura podría explicarse por la forma como esta se midió en campo, generando valores de cobertura traslapada. Contrariamente, la cobertura calculada mediante métodos de teledetección corresponde a la suma simple de las áreas de las copas vistas desde arriba del dosel forestal sin considerar la cobertura sobrepuesta o traslapada (Muñoz *et al.*, 2014). Sin duda la estimación de esta variable mediante datos de sensores remotos amerita mayor estudio.

Las estimaciones realizadas a través del estimador de razón fueron las más similares a los resultados de los estimadores puntuales (Tabla 3). Estas difieren mínimamente de lo estimado por el inventario tradicional: 0.26% para el área basal (20 841 m²), -0.52% (103 493 Mg) y -3.53% (157 660 m³) para biomasa total y volumen maderable respectivamente. Para la cobertura arbórea se tiene una subestimación de -21.09%, la mayor diferencia porcentual entre los estimadores probados para esta variable.

El método de regresión lineal fue el segundo más similar al inventario tradicional con 1.11% para el área basal (21 017 m²), -15.08% (111%) para la cobertura arbórea y 13.80% (185 993 m³) para el volumen. En el caso de la biomasa aérea, las estimaciones mediante regresión no lineal arrojaron los siguientes valores más cercanos con una diferencia porcentual de 11.22% (115 711 Mg).

Cabe resaltar que, con independencia del método, las estimaciones de cobertura arbórea sobrepasan 98%, indicando que estos bosques son muy densos y que siendo manejados para producción de madera de aserrío requieren un manejo más agresivo de su densidad. Los resulta-

dos son similares a lo descrito por Aguirre (2011), quien indica que para los rodales más viejos y algunos jóvenes (8 años a 11 años) la cobertura sobrepasa 80%, concluyendo que la falta de aclareos en edades jóvenes y en rodales no intervenidos produce estos valores extremos de cobertura.

Los estimadores de razón y regresión permiten calcular las existencias totales en una forma más sencilla, ya que solo se requiere contar con las métricas con mayor correlación y, a partir de esto, obtener los parámetros de interés.

Los resultados obtenidos por los procedimientos de ajuste de modelos de regresión lineal y no lineal reflejan una elevada precisión en las predicciones obtenidas para el área completa de estudio; no obstante, es necesario seguir explorando nuevas estructuras y aumentar la cantidad de datos de campo para evitar estimaciones negativas o la falta de ajuste de algunos modelos.

Existen diversas explicaciones para entender las diferencias entre las estimaciones, aparte de lo que se ha comentado; un aspecto importante y en el cual hay que hacer hincapié es la georreferenciación de las parcelas con una precisión menor a 1 m, como lo indican Laes *et al.* (2011) y Howbaker (2010) donde la precisión en la georreferenciación fue de 0.57 m; ya que de esto dependerá que se relacionen adecuadamente y de forma más estrecha las características estructurales de campo y lo captado por el sensor.

CONCLUSIONES

La estimación de variables dasométricas como el área basal, la biomasa aérea total, la cobertura arbórea y el volumen total maderable, se pueden generar a partir de datos LiDAR con buena precisión y con la ventaja de crear mapas que exponen la variabilidad espacial para cada una de las variables.

Las estimaciones totales obtenidas mediante el método de estimadores de razón se consideran muy adecuadas, ya que los valores se encuentran dentro del intervalo de confianza estimado mediante la metodología asociada a un inventario forestal tradicional.

La información generada a partir de los datos LiDAR es una opción más para el monitoreo de los recursos fores-

tales a una escala espacial pequeña y en un periodo de tiempo corto, a fin de medir y cuantificar el estado y desarrollo de los bosques, así como la cantidad de madera y biomasa existente.

A medida que en México estén disponibles más datos de sensores activos como LiDAR, será posible generar y mejorar las estimaciones de las variables dasométricas más comunes, e incluso hacer trabajos para obtener otras variables como índices de área foliar o la clasificación de especies, apoyándose también en información 2D como las imágenes satelitales para mejorar aún más la precisión.

Los resultados obtenidos aportan información valiosa que puede ser empleada en el desarrollo de nuevos modelos, con mejorada precisión para la estimación de los parámetros forestales de interés en una escala a nivel regional.

Aún es necesario hacer uso de datos de campo para validar los modelos, sin embargo, esta etapa ya no tiene que ser tan exhaustiva puesto que ahora se cuenta con información tridimensional que permite monitorear la totalidad del área de interés, lo que permite minimizar el tiempo y costo que se invierte en la medición de variables en campo.

RECONOCIMIENTOS

Agradecemos el apoyo valioso para la realización de esta investigación de la Oficina de Programas Internacionales del Servicio Forestal del Departamento de Agricultura de EEUU a través del Northern Research Station y del Programa de Paisajes Sustentables de la Agencia para el Desarrollo Internacional de EEUU. De igual manera agradecemos al “Proyecto Fortalecimiento REDD+ y Cooperación Sur-Sur, México-Noruega” quienes financiaron parte del trabajo de campo.

REFERENCIAS

- Aguirre S., C.A., J.R. Valdez L., G. Ángeles P., H.M. De los Santos P. y A.I. Aguirre S. 2011. Mapeo de índice de área foliar y cobertura arbórea mediante fotografía hemisférica y datos SPOT HRG: Regresión y k-nn. *Agrociencia* 45(1):105-119.



- Aguirre S., C.A., E.J. Treviño G., O.A. Aguirre C., J. Jiménez P., M.A. González T., J.R. Valdez L., G. Sánchez D., R. Haapanen, A.I. Aguirre S. y L. Miranda A. 2014. Mapping aboveground biomass by integrating geospatial and forest inventory data through a k-nearest neighbor strategy in North Central Mexico. *Journal of Arid Land* 6(1):80-96.
- Ángeles P., G., C. Wayson, R. Birdsey, R. Valdez L., H. De los Santos P. y O. Plascencia E. 2011. Sitio intensivo de monitoreo de flujos de CO₂ a largo plazo en bosques bajo manejo en el centro de México. *In: Memorias III Simposio Internacional del Carbono en México*. 12 al 14 de octubre. México. Resumen No. 5.4.
- Bortolot, J.Z. y R.H. Wynne. 2005. Estimating forest biomass using small footprint LiDAR data: An individual tree-based approach that incorporates training data. *Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 59(6):342-360.
- Carrillo A., F., M. Acosta M. y G. Tenorio G. 2004. Tabla de volumen para *Pinus patula* Schl. et Cham. en el Estado de Hidalgo. Folleto Técnico No. 2. Inifap Sagarpa. 16 p.
- Conafor (Comisión Nacional Forestal). 2010. Inventario Nacional Forestal y de Suelos, manual y procedimientos para el muestreo de campo, remuestreo 2010. Zapopan, Jalisco, México. 140 p.
- Cruz M., Z. 2007. Sistema de ecuaciones para estimación y partición de biomasa aérea en Atopixco, Zacualtipán, Hidalgo, México. Tesis de Maestría en Ciencias. División de Ciencias Forestales. Universidad Autónoma Chapingo. Texcoco, México. 39 p.
- Cruz-Leyva, I.A., J.R. Valdez-Lazalde, G. Ángeles-Pérez y H.M. de los Santos-Posadas. 2010. Modelación espacial de área basal y volumen de madera en bosques manejados de *Pinus patula* y *P. teocote* en el ejido Atopixco, Hidalgo. *Madera y Bosques* 16(3):75-97.
- Dubayah, R.O. y J.B. Drake. 2000. LiDAR remote sensing for forestry. *Journal of Forestry* 98(6):44-46.
- Figueroa N., C.M., G. Ángeles P., A. Velázquez M. y H.M. De los Santos P. 2011. Estimación de la biomasa en un bosque bajo manejo de *Pinus patula* Schltl. et Cham. en Zacualtipán, Hidalgo. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales* 1(1):105-112.
- Hall, S.A., I.C. Burke, D.O. Box, M.R. Kaufmann y J.M. Stoker. 2005. Estimating stand structure using discrete-return LiDAR: an example from low density, fire prone ponderosa pine forests. *Forest Ecology and Management* 208(1-3):189-209.
- Hawbaker, T.J., T. Gobakken, A. Lesak, E. Tromborg, K. Contrucci y V. Radeloff. 2010. Light Detection and Ranging-based measures of mixed hardwood forest structure. *Forest Science* 56(3):313-326.
- Lim, K. y P. Treitz. 2004. Estimation of above ground forest biomass from airborne discrete return laser scanner data using canopy-based quantile estimators. *Scandinavian Journal of Forest Research* 19(6):558-570.
- Holmgren, J. 2004. Prediction of tree height, basal area and stem volume in forest stands using airborne laser scanning. *Scandinavian Journal of Forest Research* 19(6):543-553.
- Hudak, A.T., J.S. Evans y A.M.S. Smith. 2009. LiDAR Utility for natural resource managers. *Remote Sensing* 1:934-951.
- Laes, D., S.T. Reutebunch, R. McGaughey y B. Mitchell. 2011. Guidelines to estimate forest inventory parameters from LiDAR and field plot data. Forest Service. Pacific Northwest Research Station. United States Department of Agriculture. 21 p.
- Martínez M., M.A. 2004. Nuevos registros de aves en el bosque mesófilo de montaña del noreste de Hidalgo, México. *Huitzil* 5(2):12-19.
- Means, J.E., S.A. Acker, D.J. Harding, J.B. Blair, M.A. Lefsky, W.B. Cohen, M.E. Harmon y W.A. McKee. 1999. Use of large-footprint scanning airborne LiDAR to estimate forest stand characteristics in the western Cascades of Oregon. *Remote Sensing of Environment* 67(3):298-308.
- McGaughey, R.J. 2012. FUSION/LDV: Software for LIDAR data analysis and visualization. Forest Service. Pacific Northwest Research Station. United States Department of Agriculture. 171 p.
- Mora, B., M.A. Wulder, J.C. White y G. Hobart. 2013. Modeling stand height, volume, and biomass from very high spatial resolution satellite imagery and samples of airborne LiDAR. *Remote Sensing* 5:2308-2326.

- Muñoz-Ruiz, M.A., J.R. Valdez-Lazalde, H.M. De los Santos-Posadas, G. Ángeles-Pérez, A.I. Monterroso-Rivas. 2014. Inventario y mapeo del bosque templado de Hidalgo, México mediante datos del satélite SPOT y de campo. *Agrociencia* 48:847-862.
- Næsset E. 2002. Predicting forest stand characteristics with airborne scanning laser using a practical two-stage procedure and field data. *Remote sensing of environment* 80(1):88-99.
- Næsset, E. 2004. Practical large-scale forest stand inventory using a small-footprint airborne scanning laser. *Scandinavian Journal of Forest Research* 19(2):164-179.
- Navarro C., R.M., M. Sánchez, J. Gómez, A. García, R. Hernández y S. Lanjeri. 2010. Aplicación de imágenes LiDAR para la estimación del índice de superficie foliar (LAI) en encinas [*Quercus ilex* L. subsp. *ballota* (Desf.) Samp]. *Forest Systems* 19(1):61-69.
- Persson, A., J. Holmgren y U. Söerman. 2002. Detecting and measuring individual trees using an airborne laser scanner. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 68(9):925-32.
- Popescu, S.C. 2007. Estimating biomass of individual pine trees using airborne LiDAR. *Biomass and Bioenergy* 31(9):646-655.
- Soriano-Luna, M.A., G. Ángeles-Pérez, T. Martínez-Trinidad, F.O. Plascencia-Escalante y R. Razo-Zárate. 2015. Estimación de biomasa aérea por componente estructural en Zacualtipán, Hidalgo, México. *Agrociencia* 49:423-438.
- Van Aardt, J., R. Wynne y J. Scrivani. 2008. LiDAR-based mapping of forest volume and biomass by taxonomic group using structurally homogenous segments. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing* 74(8):1033-1044.
- SAS, Institute Inc. 2002. SAS/IML Users guide, Version 9.0. Cary, N.C. SAS Institute Inc. 1031 p.
- Scheaffer, L.R., W. Mendenhall y L. Ott. 1986. Elementary survey sampling. PWS Publishers. EUA. 320 p.
- Valdez L., J.R. y C.A. Aguirre S. 2013. Active microwave remote sensing for forest resources management: current use in the world and potential use in Mexico. *In: Aplicaciones de geomática en la región central de México*. M. Escalona M., Y. Fernández-Ordoñez y M.J. Jiménez-Moreno, eds. Colegio de Postgraduados. p:155-178.

Manuscrito recibido el 21 de febrero de 2014.
Aceptado el 30 de septiembre de 2015.

Este documento se debe citar como:
Ortiz-Reyes, A.D., J.R. Valdez-Lazalde, H.M. De los Santos-Posadas, G. Ángeles-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(3):111-128.