Estimation of forest attributes by remote sensing in mixed forests of Durango, Mexico

Estimación de atributos forestales mediante teledetección en bosques mixtos de Durango, México

Ramiro Pérez Miranda^{*1}, Martín Enrique Romero Sánchez¹, Antonio González Hernández¹,
Luis Martínez Angel¹, Victor Javier Arriola Padilla¹

Resumen

Las imágenes de teledetección con datos de campo (inventario forestal) proporcionan información de mayor precisión en la evaluación y monitoreo de las variables forestales. El objetivo de este estudio fue comparar dos métodos de evaluación de recursos en los bosques mixtos de Durango, México: i) inventario convencional (IC) empleando el estimador clásico del Muestreo Simple al Azar (MSA) y ii) combinación de la información del inventario y datos espectrales Landsat ETM con estimadores de razón y regresión para evaluar biomasa, volumen y área basal; asimismo. Con información de las variables forestales (AB: área basal, Volumen y B: biomasa) y de las bandas espectrales e índice de vegetación, se ajustaron modelos de regresión; además, se estimó el inventario total de las variables forestales mediante dos métodos: i) inventario alternativo mediante percepción remota empleando los estimadores de razón y de regresión; y ii) con el IC, utilizando el MSA. Se generaron mapas que explican la variabilidad espacial de cada uno las variables de interés. Los resultados indican que los modelos de regresión ajustados presentaron excelentes bases estadísticas para estimar B, V y AB, lo que permitió construir mapas que describen la variación espacial de los parámetros en toda la superficie forestal de interés. Todos los modelos de regresión fueron altamente significativos al 95 % de confiabilidad con la prueba de hipótesis de los parámetros, y con el coeficiente determinación ajustada (R^2_{adj}) de 0.58, 0.66 y 0.59 para el AB m² ha⁻¹, V m³ ha⁻¹ y B Mg ha⁻¹, respectivamente. Un inventario conservador permite planificar y aprovechar de forma sostenible los recursos forestales en una masa forestal bajo manejo.

¹Centro Nacional de Investigación Disciplinaria en Conservación y Mejoramiento de Ecosistemas Forestales, Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias. Av. Progreso #5. Col. Barrio de Sta Catarina, Del. Coyoacán. C. P. 04010. perez.ramiro@inifap.gob.mx

Palabra clave: Biomasa. Inventario forestal. Modelos de regresión. Variables espectrales. Volumen.

Abstract

Remote sensing images with field data (forest inventory) provided more accurate information in assessing and monitoring forest variables compared to the conventional one. The objective of this study was to compare two methods of resource assessment in the mixed forests of Durango, Mexico: (i) conventional inventory (CI) using the classic Random Simple Sampling (MSA, abbreviation in Spanish) estimator and (ii) combination of inventory information and Landsat ETM spectral data with ratio and regression estimators to assess biomass, volume and basal area. Likewise, with information on forest variables (AB: basal area, volume and B: biomass) and the spectral bands and vegetation index, regression models were adjusted; In addition, the total inventory of forest variables was estimated using two methods: (i) alternative inventory through remote perception using ratio and regression estimators; and (ii) with the CI, using the MSA. Maps were generated explaining the spatial variability of each one of the variables of interest. The results indicated that the adjusted regression models showed excellent statistical bases to estimate B, V and AB, which allowed the construction of maps that described the spatial variation of the parameters in the entire forest area of interest. All the regression models were highly significant at 95% reliability with the hypothesis test of the parameters and the adjusted determination coefficients (R^2_{adj}) of 0.58, 0.66 and 0.59 for the AB $m^2 ha^{-1}$, V $m^3 ha^{-1}$ and B $Mg ha^{-1}$, respectively. A conservative inventory allows sustainable planning and exploitation of forest resources in a managed forest.

Keywords: Biomass. Forest inventory. Regression models. Spectral variables. Volume

Introducción

Los sensores remotos han adquirido mayor relevancia en los últimos años como una alternativa viable para evaluar variables forestales con precisión mayor y en tiempo real, lo que hace posible entender la dinámica espacial de estas en los ecosistemas forestales y la secuela del manejo forestal

(Aguirre *et al.*, 2007; Main-Knorn *et al.*, 2011; Acosta *et al.*, 2017).

Las metodologías utilizadas para cuantificar variables forestales, se clasifican en dos grupos; i) los inventarios forestales convencionales basado en un muestreo en campo, evidentemente es el mejor método para cuantificar variables forestales (e.j. área basal, volumen, índice de área foliar biomasa y carbono) (Ortiz-Reyes *et al.*, 2015), pero una de las razones principales que han impedido evaluar de manera confiable los recursos forestales es el alto costo de inversión y de tiempo (Cruz-Leyva *et al.*, 2010; Hawbaker *et al.*, 2010). También es importante considerar que en ambientes forestales dinámicos (variación climática interanual) la información pueden quedar desfasadas (Main-Knorn *et al.*, 2011); y ii) mediante imágenes de teledetección derivadas de los sensores remotos, que en combinación con información derivado de un muestreo en campo (datos de referencia del inventario forestal) se generan parámetros estadísticos consistentes para estimar, evaluar y monitorear las variables forestales, lo que permite obtener inventarios en tiempo real a un costo menor (Gallaun *et al.*, 2010; Zolkos *et al.*, 2013; López-Serrano *et al.*, 2015).

En los últimos años se han desarrollado nuevas técnicas estadísticas para cuantificar variables forestales mediante la teledetección, con el objetivo de monitorear los recursos forestales a una escala espacial y temporal mayor de manera más eficiente y precisa, además, ofrece la ventaja de generar mapas que exponen la variabilidad espacial de cada uno de los parámetros de interés (Foody *et al.*, 2003; López-Serrano *et al.*, 2015; Ortiz-Reyes *et al.*, 2015).

La evaluación de las variables forestales en ambientes dinámicos mediante imágenes de satelitales requiere de métodos estadísticos eficientes (Mohammadi *et al.*, 2011), por tanto, el objetivo de este estudio fue comparar dos métodos de estimación de inventarios forestales mixtos de Durango, México: i) el convencional, empleando el estimador clásico del Muestreo Simple al Azar (MSA) y ii) el combinado, a partir de información de campo y datos espectrales Landsat ETM, con estimadores de razón y regresión, para evaluar la biomasa, volumen y área basal.

Materiales y métodos

Área de estudio

El área de estudio comprendió tres municipios forestales, de los más importantes del estado de Durango: Santiago Papasquiaro, Durango y Pueblo Nuevo, en conjunto cuenta con una superficie

de 1,113,857 ha. De acuerdo con la información derivado del inventario forestal, la vegetación que predomina es de bosque de pino, bosque de encino y bosque de pino-encino. Las parcelas de muestreo se distribuyeron en tres de las 13 Unidades de Manejo Forestal (UMAFOR); 1008 (Pueblo Nuevo), 1006 (Santiago Papasquiaro) y 1005 (Durango) (Figura 1). El clima que predomina es templado, con lluvias en verano, con una temperatura promedio de 8.3 °C a altitudes más elevadas y de 16 °C a altitudes más bajas con respecto a la altura sobre el nivel del mar, con precipitación media anual que oscila entre 700 a 1,440 mm (Martínez-Antúnez *et al.*, 2013). Por su geográfica, los tipos de vegetación dominantes son bosques puros de encino y pino, hasta los mezclados de pino-encino (UCODEFO 6, 1997)

Figura 1. Ubicación geográfica del área de estudio y conglomerados utilizados en el estudio.

Estimación de las variables forestales

La estimación del área basal (AB en m²), volumen (V en m³) y biomasa (B en kg) derivó de información dasométrica (diámetro y altura) de 208 parcelas circulares de una hectárea, del 2009

al 2013 en los bosques del Estado de Durango bajo el diseño por conglomerado propuesto por la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR), para el Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS) (Figura 1), cada parcela comprende cuatro subparcelas circulares de 400 m² distribuidas geométricamente en forma de Y invertida. En cada subparcela de muestreo, se midieron en todos los árboles mayor a 7.5 cm de diámetro normal (D) a la altura de pecho (DAP; 1.30 m) y altura total (H en m) de todas las especies identificadas (CONAFOR, 2011; CONAFOR, 2012).

Estimación de las variables forestales

Con la información dasométrica de diámetro (D) y altura (H), se estimaron mediante ecuaciones alométricas el AB, V y B para árboles individuales medidos en el inventario forestal. Las estimaciones a nivel árbol se sumaron para expresar los valores por sitio, por conglomerado y por hectárea para cada variable forestal. El AB se estimó como, $AB = k \times D^2$, donde, AB es el área basal en m², D diámetro normal en cm, y k constante con valor 0.00007854; La estimación del V se determinó con las ecuaciones alométricas desarrolladas para las principales especies forestales del estado de Durango por las UMAFORES: 1008, 1006 y 1005 y la B se calculó con las ecuaciones descritas por Nívar (2009) y Vargas-Larreta et al. (2013) (Cuadro 1).

Cuadro 1. Ecuaciones alométricas para las especies de *Pinus* y *Quercus*.

Especies	Ecuación
<i>Otras spp. (P. oocarpa, P. engelmannii, P. menziesii, P. herrerae)</i>	$B = 0.1354 \times DN^{2.3033}$
<i>P. leiophylla</i>	$B = 0.1751 \times DN^{2.2629}$
<i>P. teocote</i>	$B = 0.2057 \times DN^{2.2583}$
<i>P. ayacahuite</i>	$B = 0.2893 \times DN^{2.1569}$
<i>P. cooperi</i>	$B = 0.2018 \times DN^{2.2907}$
<i>Quercus spp.</i>	$B = 0.089 \times DN^{2.5226}$
<i>P. durangensis</i>	$B = 0.1382 \times DN^{2.3573}$
<i>P. arizonica</i>	$B = 0.0819 \times DN^{2.4293}$
<i>P. pseudostrobus</i>	$B = \text{EXP}(-2.611) \times DN^{2.531}$
<i>P. oocarpa</i>	$B = \text{EXP}(-2.595) \times DN^{2.585}$

Fuentes: Nívar (2009) y Vargas-Larreta et al. (2013).

Información de datos espectrales

La información espectral derivó de imágenes de satélite Landsat 7 ETM (path/row: 31/43) adquirida en la página del Servicio Geológico de Estados Unidos (<http://landsat.usgs.gov/landsat->

data-access) a nivel LT1 en el cual corresponde a correcciones geométricas (minimizar distorsiones por el terreno) y radiométricas (número digitales a reflectancia exoatmosférica), con una resolución espacial de 30×30 m (900 m^2) por pixel. Se empleó el Sistema de Coordenadas UTM, zona 13 con Datum WGS84. Las imágenes adquiridas corresponden a los periodos de abril del 2009; abril del 2010; junio del 2011; febrero del 2012 y; mayo del 2013. Las variables espectrales conformada por las imágenes Landsat ETM fueron: i) azul (A); ii) verde (V); iii) rojo (R); iv) infrarrojo cercano (IRC); v) infrarrojo medio (IRM). Además, se calcularon cuatro índices de vegetación aplicados a las reflectancias (Cuadro 2).

Cuadro 2. Índice de vegetación utilizadas en este estudio.

Ecuación	Autor
$NDVI = \frac{IRC - R}{IRC + R}$	(Tucker, 1979; Wijaya <i>et al.</i> , 2010; Aguirre <i>et al.</i> , 2007)
$GNDVI = \frac{IRC - V}{IRC + V}$	(Aguirre <i>et al.</i> , 2007; Poulain <i>et al.</i> , 2010)
$NDVI_{42} = \frac{IRM - R}{IRM + R}$	(Wijaya <i>et al.</i> , 2010)
$DVI = IRC - R$	(ERDAS, 2011)

Donde: NDVI es el índice de vegetación de diferencia normalizada, GNDVI índice de vegetación diferencias normalizadas del verde, $NDVI_{42}$ índice de estrés hídrico, DVI índice de diferencia normalizada, IRC es el infrarrojo cercano, IRM infrarrojo medio, R rojo, V verde.

Las variables espectrales e índices de vegetación fueron extraídas de las coordenadas UTM centrales de las subparcelas como un valor promedio de la reflectancia (excepto la banda del infrarrojo térmico) correspondiente a cada parcela de muestreo de $10\,000 \text{ m}^2$, definidos en el INFyS. Todos los procedimientos fueron realizados mediante el comando *Zonal Statistics as Table* del programa *ArcMap*^{TM} versión 10.2 (Aguirre *et al.*, 2011, Muñoz-Ruiz *et al.*, 2014; Torres-Vivar *et al.*, 2017).

Análisis estadísticos

Mediante un análisis de correlación de *Pearson*, se estudiaron las correspondencias asociadas

entre las variables forestales y las variables espectrales e índices de vegetación para seleccionar las variables con altos coeficientes de correlación ($\alpha=0.005$), siendo esta una medida para evaluar si dos variables cuantitativas guardan una relación lineal de forma positiva o negativa. La información derivada de este análisis permite generar modelos estadísticamente más precisos, los cuales son importantes para relacionar variables biofísicas medidas en campo con datos de sensores remotos. El método de selección utilizado para construir modelos de *regresión* fue el procedimiento estadístico de *STEPWISE* (para definir el mejor modelo que estima las variables forestales) del paquete estadístico SAS/ETS™ Institute, Inc. (SAS, 2008). El método de *STEPWISE* seleccionó paso a paso las variables que presentaron mayor correlación con las variables dependientes y definió un modelo final con las mejores propiedades estadísticas para estimar el *AB* en $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$, el *V* en $\text{M}^3 \text{ha}^{-1}$ y *B* en Mg ha^{-1} . De esta forma, se construyeron los modelos globales con las observaciones de *AB* $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$, el *V* $\text{M}^3 \text{ha}^{-1}$ y *B* Mg ha^{-1} correspondientes al inventario medido en los cinco años. La estructura matemática de la ecuación se define a continuación:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k + \epsilon_i$$

Donde:

y_i variable forestal de interés (*B* Mg ha^{-1} , *V* $\text{M}^3 \text{ha}^{-1}$ y *AB* $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$),

X_i variables espectrales e índices de vegetación,

β_i coeficiente de regresión,

ϵ_i vector de error aleatorio.

Con la finalidad de seleccionar y medir la capacidad predictiva de los modelos, se evaluaron con cinco indicadores de ajuste: i) valor de coeficiente de determinación ajustado (R^2_{adj}) mayor; ii) valor de la raíz del cuadrado medio de error menor; iii) valor de probabilidad de rechazo en la prueba de hipótesis de los parámetros menor al 0.05; iv) los gráficos de los valores predichos por los modelos con los valores observados, y iv) gráficos de distribución de los residuales (Avitabile *et al.*, 2012; López-Serrano *et al.*, 2015; Acosta *et al.*, 2017).

Un primer enfoque alternativo se utilizó para cuantificar el inventario de las variables forestales mediante los estimadores de razón y de regresión (Cuadro 3 y 4, respectivamente). Uno de los supuestos básicos es que el valor de la variable auxiliar a nivel poblacional (*N*) es conocido sin

error de muestreo (NDVI), de forma que es posible lograr que el muestreo sea eficiente en términos de costo y tiempo; además, si el tamaño de la muestra es robusto el estimador es más eficiente y en términos de error presenta menor sesgo (Roldan, 2013). Por tanto, es posible estimar la media poblacional de las variables de interés y_i (AB, V y B), de difícil medición, con mayor precisión, cuando la variable auxiliar x_i (datos espectrales e índices de vegetación), de fácil medición, presenta una alta correlación con la variable de interés y_i (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006; Ortiz-Reyes *et al.*, 2015). En este estudio, las variables forestales se estimaron usando la relación con el NDVI. El segundo enfoque fue estimar el inventario convencional empleando el estimador clásico, el muestreo simple al azar (Scheaffer *et al.*, 1986) (Cuadro 5).

Cuadro 3. Estimadores de razón.

Ecuación	Estimador
$\hat{R} = \frac{\bar{y}}{\bar{x}} = \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} / \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$	Estimador de razón
$\bar{y}_{\hat{R}} = \hat{R} \times \bar{X}$	Media poblacional de la razón
$S_{\hat{R}}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n y_i^2 + \hat{R}^2 \sum_{i=1}^n x_i^2 - 2\hat{R} \sum_{i=1}^n x_i y_i}{n-1} \left(1 - \frac{n}{N}\right)$	Varianza de la media de la razón
$IC = \bar{y}_{\hat{R}} \pm t_{n,1-a/2} \sqrt{S_{\hat{R}}^2}$	Intervalo de confianza al 95% de confiabilidad
$p = t_{n,1-a/2} \times \sqrt{S_{\hat{R}}^2 / \bar{y}_{\hat{R}}}$	Precisión

Donde: $\bar{y}$ es la media muestral de la variable de interés (AB, V y B); $\bar{X}$ media muestral de la variable de auxiliar (NDVI); n tamaño de la muestra; $\bar{X}$ media poblacional de la variable auxiliar (NDVI) expresado como $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$; N tamaño de la población; t distribución de student; $\hat{R}$ es el estimador de razón, $\bar{y}_{\hat{R}}$ es la media poblacional de la razón.

Cuadro 4. Estimadores de regresión.

Estimador	Ecuación
$\bar{y}_{\text{reg}} = \bar{y} + \hat{\beta}(\bar{X} - \bar{x})$	Media
$\hat{\beta} = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})(x_i - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$	Pendiente
$S_{\bar{y}_{\text{REG}}}^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 - \beta^2 \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-2} \left(1 - \frac{n}{N}\right)$	Varianza de la media
$IC = \bar{y}_{\text{REG}} \pm t_{n,1-a/2} \sqrt{S_{\bar{y}_{\text{REG}}}^2}$	Intervalo de confianza al 95% de confiabilidad
$P = t_{n,1-a/2} \sqrt{S_{\bar{y}_{\text{REG}}}^2 / \bar{y}_{\text{REG}}}$	Precisión

Donde $\bar{y}$ es la variable de interés; $\bar{X}$ media poblacional de la variable auxiliar (NDVI); $\bar{x}$ media muestral de la variable auxiliar (NDVI); β son estimados a partir de los datos de la muestra mediante mínimos cuadrados ordinarios; n tamaño de la muestra; y N tamaño total poblacional; t distribución de student.

Cuadro 5. Estimadores del MSA.

Estimador	Ecuación
$\bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$	Media muestral
$S_y^2 = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\frac{y_i - \bar{y}}{n} \right)^2 / n - 1$	Varianza muestral
$S_{\bar{y}}^2 = \frac{S_y^2}{n} \left(\frac{N - n}{N} \right)$	Varianza de la media
$IC = \bar{y} \pm t_{n,1-a/2} \sqrt{S_{\bar{y}}^2}$	intervalo de confianza al 95% de confiabilidad
$p = t_{n,1-a/2} \times \sqrt{S_{\bar{y}}^2 / \bar{y}}$	Precisión

Donde: y_i es la variable de interés, n tamaño de la muestra; N tamaño total poblacional; t distribución de student.

Los modelos más precisos fueron utilizados para generar mapas que describen la distribución espacial de las variables forestales, mediante el comando *Raster Calculator*, y posteriormente, fueron extraídos los valores de AB, V y B de cada pixel (900 m²) de la imagen mediante el comando *Zonal Statistics as Table* del programa *ArcMap*^{TM} versión 10.2, lo que permite calcular el inventario total de las variables AB, V y B mediante la suma de los valores estimados en cada pixel de la imagen.

Resultados y discusión

Correlación entre variables forestales y los datos espectrales

Los resultados muestran una correlacionan negativa lineal entre las variables forestales y las bandas espectrales e índices de vegetación (Cuadro 6). Todas las variables presentaron alta significancia, con un nivel del 95% de confiabilidad a excepción de la banda IRM₁. Los índices de vegetación

presentaron correlación negativa mayor a diferencia de las bandas espectrales, resultado que se atribuye a la reflectancia en respuesta a la clorofila de la vegetación. De esta forma, fue el NDVI el que presentó la correlación negativa más alta ($R^2 \geq 0.76$) para las variables forestales, a un nivel de significancia del 95%, siguiendo el GNDVI. El NDVI es una variable que ha mostrado mayor ventaja para describir la distribución espacial de las variables forestales (Zhu y Liu, 2015; Torres-Vivar *et al.*, 2017); Martínez *et al.* (2016) quienes utilizaron imágenes de satélite Landsat ETM para evaluar las variables forestales en los bosques templados de cuatros municipios de Durango, México, reportan resultados similares, con valores de $R^2 \geq 0.47$ para el NDVI; Resultado similar reportado por Torres-Rojas *et al.* (2016) en los bosques de coníferas en el Estado de México donde el valor ; Tucker (1979) discute que el NDVI es un índice que expresa las características de la vegetación, como, la B y el contenido de la clorofila, sin duda esto explica la correlación alta que existe entre el NDVI con las variables forestales; por su parte Heiskanen (2006) menciona que el valor de NDVI mayor representa a una vegetación saludable y consecuente, lo cual corresponde a una densidad en las variables de AB, V y B mayor. Derivado de estos análisis estadísticos y a lo discutido en referencia a otros estudios se utilizó, el NDVI como una variable auxiliar (n muestral y N poblacional) para estimar el inventario total de cada una de las variables forestales empleando los estimadores de razón y de regresión.

Cuadro 6. Matriz de correlación de Pearson.

Variables espectrales	AB	V	B
Banda Azul (A)	-0.642	-0.645	-0.601
Banda Verde (Ver)	-0.610	-0.653	-0.615
Banda Rojo (R)	-0.640	-0.687	-0.648
Banda Infra Rojo Cercano1 (IRC ₁)	-0.007 ^{NS}	-0.026 ^{NS}	-0.011 ^{NS}
Banda Infra Rojo Cercano 2 (IRC ₂)	-0.612	-0.667	-0.616
Banda Infra Rojo Medio (IRM)	-0.664	-0.713	-0.664
GNDVI	0.740	0.780	0.739
NDVI	0.765	0.813	0.769
DVI	0.624	0.651	0.628

Dónde: AB es el área basal en $m^2 ha^{-1}$; V volumen en $m^3 ha^{-1}$, B biomasa $Mg ha^{-1}$; GNDVI índice de vegetación de diferencias normalizadas del verde, NDVI índice de vegetación de diferencias

normalizadas, DVI índice de diferencia normalizada, ^{NS} no significativo al 95% de confiabilidad.

Modelo de regresión lineal simple

En el Cuadro 7 se presentan los estadísticos de ajuste y los estimadores de los parámetros de los modelos de regresión desarrollados para estimar el AB, V, y B. Los estimadores de los parámetros obtenidos en el ajuste fueron altamente significativos al 95% de confiabilidad ($p \leq 0.05$). El modelo de regresión propuesto considera una variable independiente, el NDVI. Todos los modelos presentaron bases estadísticas mejores para estimar con precisión las variables forestales (B, V y AB), al obtener mayor coeficiente determinación ajustada R^2_{adj} y menor valor en la raíz del cuadrado medio del error. Los estimadores de los parámetros obtenidos en el ajuste fueron altamente significativos al 95% de confiabilidad ($p \leq 0.05$). De acuerdo con estos resultados, sugieren que el NDVI estima con precisión mayor las variables forestales (AB, V y B). Además, son variables de fácil adquisición lo que reduce en tiempo y costos para generar inventarios actualizados para tiempos indeterminados. EL NDVI expresados en la reflectancia de las bandas espectrales del rojo y del infrarrojo cercano permitieron generar estadísticos más consistentes para describir la distribución espacial el AB, V y B, resultado que se atribuye a la fuerte absorción de la energía causada por una vegetación saludable, la absorción de la clorofila y a los aspectos estructurales de las células que guardan la humedad (Harris, 1987)

Cuadro 7. Modelos de regresión lineal simple

Ecuación	R^2_{adj}	RMSE	ρ	Ψ	∞
$AB = \beta_0 + (\beta_1 \times NDVI)$	0.58	3.85	β_0	-6.35	<.0001
			β_1	42.69	<.0001
$V = \beta_0 + (\beta_1 \times NDVI)$	0.66	30.19	β_0	-83.51	<.0001
			β_1	386.71	<.0001
$B = \beta_0 + (\beta_1 \times NDVI)$	0.59	21.65	β_0	-39.88	<.0001
			β_1	242.62	<.0001

Donde: B biomasa ($Mg\ ha^{-1}$); V volumen $m^3\ ha^{-1}$ y AB $m^2\ ha^{-1}$; NDVI índice de vegetación de diferencias normalizadas; R^2_{adj} coeficiente de determinación ajustado; RMSE raíz del cuadrado medio de error; β_i parámetros del modelo; ρ parámetro, ψ valor de los estimadores de los

parámetros, ∞ nivel de significancia de los estimadores de los parámetros (todos los parámetros fueron significativos al 5%).

Las estimaciones de las variables forestales obtenidas con el modelo de regresión lineal presentaron los errores (RMSE) más pequeños y coeficientes de determinación ajustado R^2_{adj} más altos, evidentemente los estadísticos se ubicaron dentro de los intervalos citados por otros autores: i) los valores de RMSE fueron de $3.85 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$, $30.19 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ y 21.65 Mg ha^{-1} para el AB, V y B, respectivamente; ii) mientras que los valores de R^2_{adj} fueron de 0.59, 0.66 y 0.58 para el AB, V y B, respectivamente. Muñoz-Ruiz *et al.* (2014) reportan valores de RMSE más optimistas en AB de $4.70 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$ y en V de $41.45 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$, y valores más pequeños en R^2_{adj} de 0.32 y 0.39 para el AB y V, respectivamente, para los bosques templados de Hidalgo, México, en la cual, emplearon imágenes SPOT 4 y SPOT 5, de alta resolución espacial. De la misma forma, López-Serrano *et al.* (2015) reporta valores de RMSE (27.88 Mg ha^{-1}) más altos y menores de R^2_{adj} (0.51) para evaluar la B en bosques templados de Durango, México, mediante imágenes del sensor Landsat-5 TM. Por su parte, Martínez *et al.* (2016) reporta valor de RMSE de 54.74 Mg ha^{-1} y R^2_{adj} de 0.6241 para la B, quienes utilizaron imágenes Landsat ETM para evaluar la B en los bosques templados de los cuatro municipios más productivos y representativos del sector forestal en Durango, México. Los valores más contrastantes son los reportados en el trabajo de Aguirre *et al.* (2007) realizado en Zacualtipán, Hidalgo, México e imágenes SPOT 5, donde obtuvo valores en RMSE de $11.87 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$, $96.81 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ y 52.56 Mg ha^{-1} , y valores de R^2_{adj} de 0.76, 0.56 y 0.60 para el AB, V y la B, respectivamente. Sin embargo, los resultados más conservadores en RMSE son los reportados por Acosta *et al.* (2017) quienes evaluaron la vegetación de selva baja caducifolia en el Sur del Estado de México mediante imágenes derivados del sensor Landsat ETM, con valores de RMSE de $3.30 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$, $13.18 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ y 5.91 Mg ha^{-1} para el AB, V y la B, y corresponden al orden mencionado, mientras que los valores del estadístico de R^2_{adj} fueron de 0.52, 0.54 y 0.60 para el AB, V y la B, y corresponden al orden mencionado. Otro estudio de caso similar a los de este estudio, es reportado por Torres-Vivar *et al.* (2017) quienes evaluaron variables forestales (AB, V, y B) en los bosques de coníferas, sujeto a manejo intensivo, mediante imágenes SPOT 6, con valores de RMSE en AB de $5.82 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$, V de $62.3 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ y B de 32 Mg ha^{-1} y valores de R^2_{adj} en AB, V y B de 0.66. Torres-Rojas *et al.* (2016) menciona que el continuo avance en el mejoramiento de las capacidades de los diferentes tipos del sensor ofrece la oportunidad de desarrollar técnicas de análisis que maximicen las capacidades de

las plataformas satelitales disponibles, sin duda también proporcionara resultados más eficientes en los estadísticos, ante este panorama, es posible que tal variación en RMSE y se atribuya a la resolución espacial de las imágenes utilizadas en cada estudio, y a las condiciones ambientales en las cuales fueron adquiridas las imágenes y al tipo de vegetación. Acosta *et al.* (2017) discuten que las diferencias antes señaladas, probablemente responde al tipo de vegetación, donde es posible observar que los bosques tropicales, sobre todo selva baja caducifolia presentan los valores más pequeños en AB, V y B con respecto a lo registrado en bosques de coníferas.

La capacidad predictiva de los modelos seleccionados para estimar cada variable forestal se evaluó vía análisis numérico y gráfico, en este último se graficaron los valores de campo obtenidos en el inventario forestal con los valores predichos con los modelos de *regresión* propuestos para evaluar el AB $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$, V $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$ y B Mg ha^{-1} . La Figura 2a, 3a y 4a muestra evidencia de que los valores predichos por modelos de regresión presentan alta confiabilidad en las predicciones de AB, V y B. Los residuales de los modelos no presentaron problemas de heterocedasticidad, debido a la distribución homogénea de los residuales frente a los valores predichos, lo cual valida el buen ajuste de los modelos para estimar con precisión las variables forestales (Figura 2b, 3a y 4a).

Figura 2: a) valores predichos vs observados del AB $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$; b) valores residuales vs predichos del AB $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$.

Finalmente, las ecuaciones de regresiones propuestas se utilizaron para estimar cada variable en toda el área de estudio (píxel por píxel) a partir del NDVI, siendo esta la variable más significativa al 95% de confiabilidad. Las diferentes tonalidades de colores blanco y negro describen la distribución espacial de los valores de AB $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$, y V $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$ y B Mg ha^{-1} para las regiones forestales

evaluadas del estado de Durango. La superficie en blanco representa a los terrenos no forestales.

Figura 3: a) valores predichos vs observados del V m³ ha⁻¹; b) valores predichos vs residuales de V m³ ha⁻¹.

Figura 4: a) valores observados vs predicho de B Mg ha⁻¹; b) valores predicho vs residuales de B Mg ha⁻¹.

La variación espacial es similar en las variables evaluadas, es decir, en las áreas donde se registran los valores más altos en AB, (Figura 2) también se encuentra los más altos valores del V (Figura 3) y B (Figura 4). Las distribuciones espaciales de las variables forestales adquieren importancia en la planeación y manejo sostenible de los recursos naturales, ya que permite objetivamente realizar un esquema de manejo más eficiente e integrarlos en proyectos de pagos por servicios ambientales, tales como la captura de carbono. Con la ventaja también de detectar las tasas de cambio de usos de suelos, mediante la observación visual de las zonas que han presentado mayor pérdida en la cobertura forestal y proponer políticas ambientales para la optimización de los recursos forestales, fomentar la conservación de la biodiversidad y de la cultura forestal. Las áreas con densidad baja

y media en AB (baja = 1 a 10 m² ha⁻¹ y media = 11 a 20 m² ha⁻¹), V (baja = 1 a 100 m³ ha⁻¹ y media = 101 a 200 m³ ha⁻¹) y B (baja = 1-60 Mg ha⁻¹ y media = 61 a 180 Mg ha⁻¹) cubren alrededor del 80% de la superficie, y corresponden a bosques con densidad arbórea baja, bosques degradados por actividades antropogénicas, por incendios forestales, por la tala clandestina, por el cambio de usos suelos y bosques combinados con cultivos agrícolas y de pastoreo, y las áreas con densidad alta en AB (alta = 21 a 35 m² ha⁻¹), V (alta = 201 a 350 m³ ha⁻¹) y B (alta = 181 a 250 Mg ha⁻¹) cubren cerca del 20% de la extensión total y corresponden a bosques con densidad arbórea alta o bosques densos localizados en áreas sujetas a manejo intensivo bajo un esquema sostenible.

Figura 2. Distribución espacial del área basa estimada mediante modelo de regresión lineal en los bosques mixtos de Durango, México.

Estimaciones del inventario con el método tradicional vs percepción remota.

En el Cuadro 8, se presentan las estimaciones del inventario total en biomasa y volumen obtenidos con el método convencional (MSA, con datos de campo) y percepción remota (estimadores de razón y regresión). Para los cálculos de inventario total, se trabajó con una superficie correspondiente a

1,113,857 ha a fin de comparar, cuál de los métodos presentan mejores estimaciones en términos de inventario y precisión. El estimador de regresión presentó la más alta precisión (error menor al 10%) comparado con el muestreo MSA y el estimador de razón, esto es posible atribuir a la alta correlación obtenida entre los parámetros forestales (AB, V y B) y el NDVI. La ventaja del estimador de regresión es que incorpora variables auxiliares (NDVI) conocidas a nivel poblacional, es decir, considera toda la gama de variación en el área de estudio, lo que a su vez permitió mejorar la precisión con respecto al MSA y al estimador de regresión. El estimador de regresión presentó valores de precisión en AB, V y B de 4.7% 5.4% y 4.9%, respectivamente.

Figura 3. Distribución espacial del volumen estimado mediante modelo de regresión lineal en los bosques mixtos de Durango, México.

Estadísticamente, los métodos alternativos con respecto al método clásico ubicaron sus inventarios totales dentro del intervalo de confianza ($IC_{+95\%}$) del MSA. Los dos métodos producen resultados muy similares en inventarios totales par cada variable de interés, aunque

el MSA (método clásico) producen estimaciones más conservadoras con respecto al inventario total estimado con los diferentes métodos alternativos: i) estimador de razón y ii) estimador de regresión, pero los dos primeros métodos construyen intervalos de confianza de menor amplitud con respecto al MSA, por lo que una característica a tomar en cuenta para la elección del método más preciso es con base en la amplitud de los intervalos de confianza y en el patrón de los datos. Ortiz-Reyes *et al.*, 2015 mencionan que el método más eficiente fue el estimador de regresión por presentar inventarios con intervalos de menor amplitud; este resultado es factiblemente atribuirlos a la relación que existen entre las variables de AB, V y B y del NDVI, por lo que se supone que la dispersión de los datos pasa cerca del origen y el mejor método para evaluar el comportamiento biológico resultó el estimador de regresión.

Figura 4. Distribución espacial de la biomasa estimada mediante modelo de regresión lineal en los bosques mixtos de Durango, México.

De acuerdo con Ortiz-Reyes *et al.* (2015), es necesario seguir explorando nuevas metodologías con el propósito de mejorar las propiedades estadísticas de los modelos, sin embargo, es necesario

probar imágenes de resolución espacial alta. Los resultados derivados de este estudio de caso son relevantes en la elaboración de un programa de manejo forestal para un aprovechamiento sostenible, ya que permite objetivamente conocer la distribución espacial de las variables forestales en tiempo real y costos accesibles para cada unidad de manejo forestal, lo que hace posible contar con información oportuna para los proyectos de para pago por captura de carbono.

Cuadro 8. Comparación del inventario tradicional vs método alternativo vía percepción remoto de área basal (m^2), volumen (m^3) y biomasa (Mg).

Inventario	Método	Estimadores	AB m^2	V m^3	B Mg
Convencional (tradicional) ^{M1}	MSA	Inventario	12,412,847	83,608,204	66,316,080
		IC - 95 %	12,035,382	56,093,686	54,263,627
		IC + 95 %	12,790,311	111,122,723	78,368,533
		Precisión	7.3%	9.2 %	7.7 %
Percepción remota (alternativo) ^{M2}	Estimador de Razón	Inventario	12,493,567	84,151,908	66,747,333
		IC - 95 %	12,235,220	5,158,322	60,658,484
		IC + 95 %	12,751,915	103,145,494	72,836,182
		Precisión	6.0 %	7.6 %	5.4 %
	Regresión	Inventario	12,538,757	84,747,513	67,032,122
		IC - 95 %	12,380,339	75,167,861	62,063,905
		IC + 95 %	12,697,174	94,327,165	72,000,340
		Precisión	4.7 %	5.4 %	4.9 %

Donde: ^{M1}método uno con el MSA, ^{M2}método 2 con percepción remota, B biomasa (Mg); V volumen (m^3); AB área basal (m^2), MSA muestreo simple al azar; IC+- intervalo de confianza al 95% de confiabilidad.

Conclusiones

En este estudio se presentan diferentes métodos alternativos para evaluar y estimar variables forestales (AB, V y B) a partir de datos derivados de los sensores Landsat ETM, que bien pueden emplearse para estimar variables forestales. El modelo de regresión propuesto con STEPWISE que, además, permite generar mapas que describe la distribución espacial de cada una de las variables forestales evaluadas o bien utilizar el método alternativo para los cálculos de inventario total. El estimador de regresión ofrece la ventaja de generar estimaciones más conservadoras y de menor amplitud en sus intervalos de confianza y presentó la mejor precisión. El NDVI calculado

por la reflectancia de la banda del rojo y del infrarrojo cercano mostraron las correlaciones más altas con las variables forestales, por tanto, la información generada a partir de los datos Landsat en combinación con los datos de campo es una de las mejores alternativas para el monitoreo de los recursos forestales a una escala espacial mayor en un periodo de tiempo corto.

Literatura citada

- Acosta M., M., R. Pérez M., M. E. Romero S., A. González H., L. Martínez A. 2017. *Estimación de la densidad forestal mediante imágenes Landsat ETM+ en la región sur del Estado de México*. Revista Mexicana de Ciencias Forestales. 8(41): 30-55.
- Aguirre S., C. A., J. R. Valdez L., G. Ángeles P., H. M. de los Santos P., R. Haapanen y A. I. Aguirre S. 2007. *Mapeo de variables dasométricas en bosques manejados mediante datos espectrales de Spot 5*. Sociedad Latinoamericana en Percepción Remota y Sistemas de Información Espacial Capítulo México. In: Reunión Nacional 2007. SELPER en el Manejo de recursos para el Desarrollo Sustentable. 22-23 de noviembre. Monterrey, N.L., México. pp. 1-6.
- Aguirre S., C. A., J. R. Valdez L., G. Ángeles P., H. M. de los Santos P., y A. I. Aguirre S. 2011. *Mapeo del índice de área foliar y cobertura arbórea mediante fotografía hemisférica y datos Spot 5 HRG: regresión y k-nn*. Agrociencia 45: 105-19.
- Avitabile, V., A. Baccini, M. A. Friendl y C. Schmullius. 2012. *Capabilities and limitations of Landsat and land cover data for aboveground woody biomass estimation of Uganda*. Remote Sensing of Environment. 117: 366-380.
- Comisión Nacional Forestal (CONAFOR). 2011. *Manual y procedimientos para el muestreo de campo: Re-muestreo 2012*. Inventario Nacional Forestal y de Suelos. Zapopan, Jal., México. 140 pp.
- Comisión Nacional Forestal (CONAFOR). 2012. *Inventario Nacional Forestal y de Suelos Informe 2004-2009*. Semarnat. Zapopan, Jal., México. 212 pp.
- 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.
- Earth Resource Data Analysis Systems (ERDAS). 2011. *ERDAS IMAGINE 2011, Version 11.0.2*. Hexagon Geospatial. Madison, AL USA. s/p.
- Foody, G. M., D. S. Boyd, y M. E.J. Cutler. 2003. *Predictive relations of tropical forest biomass from*

- Landsat TM data and their transferability between regions*. Remote Sensing of Environment 85: 463-474.
- Gallaun, H., G. Zanchi, Gert-Jan Nabuurs, G. Hengeveld, M. Schardt y P. J. Verkerk. 2010. *EU-wide maps of growing stock and above-ground biomass in forests based on remote sensing and field measurements*. Forest Ecology and Management 260:252-261.
- Harris, R. 1987. *Satellite remote sensing. An introduction*. Routledge y Kegan Paul, London. 220 pp.
- Heiskanen, J. 2006. *Estimating aboveground tree biomass and leaf area index in a mountain birch forest using ASTER satellite data*. International Journal of Remote Sensing. 27: 1135-1158.
- 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: 313-326.
- López-Serrano, P. M., C. A. López-Sánchez, R. A. Díaz-Varela, J. J. Corral-Rivas, R. Solís-Moreno, B. Vargas-Larreta y J. G. Álvarez-González, J. G. 2015. *Estimating biomass of mixed and uneven-aged forests using spectral data and a hybrid model combining regression trees and linear models*. iForest Biogeosciences and Forestry. 9: 226-234.
- Main-Knorn, M., G. G. Moisen, S. P. Healey, W. S. Keeton, E. A. Freeman, y P. Hostert. 2011. *Evaluating the Remote Sensing and Inventory-Based Estimation of Biomass in the Western Carpathians*. Remote Sensing. 3: 1427-1446.
- Martínez-Antúnez, P., C. Wehenkel, J. C. Hernández-Díaz, M. González-Elizondo, J. J. Corral-Rivas y A. Pinedo-Álvarez. 2013. *Effect of climate and physiography on the density of tree and shrub species in Northwest Mexico*. Polish Journal Ecology, 61(2), 283-295.
- Martínez B, R. A., O. A. Aguirre C., B. Vargas L., J. Jiménez P., E. J. Treviño G. y J. I. Yerena Y. 2016. *Modelación de biomasa y carbono arbóreo aéreo en bosques del estado de Durango*. Revista Mexicana de Ciencias Forestales 7(35): 91-105.
- Mohammadi, J., S. Shataee y M. Babanezhad. 2011. *Estimation of forest stand volume, tree density and biodiversity using Landsat ETM+ Data, comparison of linear and regression tree analyses*. Procedia Environmental Sciences 7: 299-304.
- Muñoz-Ruiz, M. Á., J. R. Valdez-Lazalde, H. M. de los Santos-Posadas, G. Ángeles-Pérez y 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.

- Návar, J. 2009. *Allometric equations for tree species and carbon stocks for forest of northwestern Mexico*. Forest Ecology and Management 257: 427-434.
- 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.
- Poulain, M., M. Peña, A. Schmidt, H. Schmidt y A. Schulte. 2010. *Relationships between forest variables and remote sensing data in a Nothofagus pumilio forest*. Geocarto International 25: 25-43.
- Roldan C, M. A. 2013. *Inventario forestal y crecimiento maderable de Eucalyptus urophylla en la empresa forestaciones operativas de México*. Tesis de Doctorado. Colegio de Postgraduados. Postgrado Forestal. 115 pp.
- Scheaffer, L. R., W. Mendenhall y L. Ott. 1986. *Elementary survey sampling*. PWS Publishers. Boston, MA, USA. 320 pp.
- Statistical Analysis System (SAS). 2008. SAS/STAT® 9.2 User's Guide. SAS Institute Inc. Raleigh, NC USA. s/p.
- Torres-Rojas, G., M. E. Romero-Sánchez, E. Velasco- Bautista y A. González-Hernández. 2016. *Estimación de parámetros forestales en bosques de coníferas con técnicas de percepción remota*. Revista Mexicana de Ciencias Forestales 7(36): 7-24.
- Torres-Vivar, J. E., J. J. Valdez-Lazalde, G. Ángeles-Pérez, H. M. de los Santos Posadas y C. A. Aguirre-Salado. 2017. *Inventario y mapeo de un bosque bajo manejo de pino con datos del sensor SPOT 6*. Revista Mexicana de Ciencias Forestales. 8(39): 25-43.
- Tucker, C. J. 1979. *Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation*. Remote Sensing of Enviroment. 8; 127-150.
- Unidad de Conservación y Desarrollo Forestal 6 (UCODEFO 6). 1997. *Memoria general de predios del programa de manejo forestal 1997-2007*. El Salto, Dgo., México. 207 pp.
- Valdez-Lazalde, J. R., M. de J. González-Guillén y H. M. de los Santos-Posadas. 2006. *Estimación de cobertura arbórea mediante imágenes satelitales multiespectrales de alta resolución*. Agrociencia 40:383-394.
- Vargas-Larreta, B. 2013. *Estimación del potencial de los bosques de Durango para la mitigación del cambio climático. Modelización de la biomasa forestal*. Proyecto FOMIX-DGO-2011-C01-165681, Comisión Nacional de Ciencia y Tecnología, CONACYT. Durango,

México. 53 pp.

Wijaya., A, S. Kusrini, R. Gloaguen y H. Heilmann. 2010. *Improved strategy for estimating stem volume and forest biomass using moderate resolution remote sensing data and GIS*. Journal of Forest Research 21: 1-12.

Zolkos, S.G., S. J. Goetz y R. Dubayah. 2013. *A meta-analysis of terrestrial aboveground biomass estimation using lidar remote sensing*. Remote Sensing of Environment. 128: 289-298.

Zhu, X. y D. Liu. 2015. *Improving forest aboveground biomass estimation using seasonal Landsat NDVI time-series*. Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 102: 222-231.

CITA:

Pérez Miranda R.*, M. E. Romero Sánchez, A. González Hernández, L. Martínez Ángel y V.J. Arriola Padilla. 2018. Estimación de atributos forestales mediante teledetección en bosques mixtos de Durango, México. *Áreas Naturales Protegidas Scripta*, 2018. Vol. 4 (2): 49-70. <https://doi.org/10.18242/anpscripta.2018.04.04.02.0003>

Sometido: 27 de Julio de 2018

Revisado: 13 de Agosto de 2018

Aceptado: 15 de Octubre de 2018

Editor asociado: Dr. Joaquín Sosa Ramírez

Idioma Inglés Abstract: Ms.C. Diana Dorantes

Diseño gráfico editorial: Lic. Gerardo Hernández