



Estimación de la densidad forestal mediante imágenes *Landsat* ETM+ en la región sur del Estado de México

Miguel Acosta Mireles^{1*}

Ramiro Pérez Miranda²

Martín Enrique Romero Sánchez²

Antonio González Hernández²

Luis Martínez Ángel³

¹ Campo Experimental Valle de México- CIR-Centro. INIFAP. México.

² Centro Nacional de Investigación Disciplinarias en Conservación y Mejoramiento de Ecosistemas Forestales. INIFAP. México.

³ Instituto Tecnológico Superior de Venustiano Carranza (ITSVC). México.

*Autor por correspondencia: Miguel Acosta Mireles, Correo-e: acostamm@colpos.mx

Resumen:

En el contexto de los mecanismos de mitigación del cambio climático, el monitoreo forestal constante es importante porque los bosques proporcionan información clave. La estimación de parámetros por medio de imágenes de satélite en combinación con información derivada de inventarios permite mantener información actualizada de la estructura del bosque a costo relativamente accesible. Para lograrlo es necesario utilizar modelos que construyan asociaciones válidas entre datos de sensores remotos y de campo. El objetivo de este estudio fue analizar la relación entre el área basal (AB), el volumen (V) y la biomasa (B) derivadas del Inventario Forestal y de Suelos del Estado de México y los datos espectrales provenientes de imágenes *Landsat* ETM+. El mejor modelo para estimar AB, V, y B incorporó como variable independiente la banda infrarrojo medio (IRM), que presentó la más alta corrección con los datos de campo. Los modelos de regresión ajustados resultantes sirvieron para estimar con precisión el AB, V y B. Todos los modelos de regresión fueron altamente significativos al 95 % de confiabilidad, con coeficientes de determinación (R^2_{adj}) de 0.52, 0.54 y 0.60 para AB, V y B, respectivamente; lo cual hizo posible elaborar mapas de los parámetros forestales. El estimador de regresión presentó el inventario más conservador e intervalos de menor amplitud con respecto al MSA.

Palabras clave: Biomasa aérea, estructura forestal, *Landsat*, modelos de regresión, parámetros forestales, sensores remotos.

Fecha de recepción/Reception date: 5 de febrero de 2017; Fecha de aceptación/Acceptance date: 16 de abril de 2017.



Introducción

Los ecosistemas forestales capturan, almacenan y liberan carbono como resultado de los procesos fotosintéticos, de respiración y degradación de materia seca (Razo *et al.*, 2013), lo que contribuye de manera directa a mitigar los efectos del cambio climático mediante el secuestro de carbono en su biomasa. Por lo tanto, en el contexto de los mecanismos de mitigación del cambio climático el monitoreo forestal constante es importante, debido a que los bosques proporcionan información crucial sobre los efectos del proceso (Sinha *et al.*, 2015).

La estimación de biomasa aérea, y otros parámetros forestales (*e.g.* volumen, área basal, carbono e índice de área foliar) se lleva a cabo mediante métodos directos e indirectos. El primero consiste en un muestreo destructivo, pero es muy lento y costoso, lo cual hace que su aplicación a gran escala sea complicada. En el segundo método derivan; i) técnicas estadísticas (ecuaciones alométricas y factor de expansión de biomasa) (Ayala *et al.*, 2002) que relacionan variables fácilmente medibles (diámetro normal y altura total) en los inventarios forestales, con las variables difíciles de medir (*e.g.* volumen y biomasa) (Návar, 2009; Aquino *et al.*, 2015); y ii) modelos obtenidos a partir de combinaciones de datos derivados del inventario forestal y de sensores remotos (Labrecque *et al.*, 2006; Hall *et al.*, 2006).

El mejoramiento de las capacidades de los diferentes tipos de sensores remotos ofrece la oportunidad de desarrollar técnicas de análisis más eficientes (Torres *et al.*, 2016), lo que, a su vez, favorece la obtención de resultados más consistentes en la evaluación y monitoreo de los recursos forestales. Los sensores remotos tienen ventajas comparativas con respecto al inventario convencional: optimización en tiempo y apoyos financieros, acceso a zonas inaccesibles, además de realizar inventarios en superficies forestales extensas (Hou *et al.* 2011; Sinha *et al.*, 2015; Timothy *et al.*, 2016). Por esa razón, la estimación de la biomasa forestal a partir de

dicha tecnología es de gran interés para lograr un manejo forestal sostenible y generar política ambiental (Latifi *et al.*, 2015).

El uso de imágenes satelitales como variables auxiliares ha hecho posible un monitoreo constante del recurso forestal y la estimación de diversos atributos de esta índole con cierta precisión (Dong *et al.*, 2003; Valdez *et al.*, 2006; Muñoz *et al.*, 2014). No obstante, es necesario seguir explorando la relación de datos provenientes de sensores remotos con información de campo para la estimación de parámetros forestales. El objetivo planteado en el estudio fue desarrollar modelos de regresión para estimar área basal (AB), volumen (V) y biomasa (B) con variables auxiliares de datos espectrales e índices de vegetación obtenidos de imágenes *Landsat 7* ETM+.

Materiales y Métodos

El área de estudio

El área de estudio se localiza en el extremo suroeste del Estado de México y comprende una superficie de 409 936 ha; sus coordenadas extremas son 19°15'00" N y 100°37'00" O, y 18°22'00" N. y 99°45'00" O (Figura 1.). Se posiciona en la región hidrológica del río Balsas, con climas del grupo semicálido ((A)C(w) y A(C)w) y cálido (Aw), con temperatura media anual de 17.3 °C, lluvia promedio anual 939 mm (García-Conabio, 1998).

Los ríos caudalosos e importantes en el lugar son el Temascaltepec, el Sultepec, el Topilar, San Pedro, Amacuzac, Cutzamala, entre otros (GEM, 2007). Orográficamente, existen los sistemas montañosos de la Sierra de Temascaltepec, la morfología es accidentada con presencia de valles angostos, cañadas y barrancos (GEM, 2007).

La geología dominante son rocas carbonatadas y volcanosedimentarias del Jurásico Superior - Cretácido, rocas volcanosedimentarias del Triásico superior – Jurásico Inferior y rocas intrusivas félsicas del Terciario (GEM, 2007).

Los suelos primordiales son los Regosol, Cambisol, Andosol y Pheozem (INIFAP, 1995).

La vegetación corresponde selva baja caducifolia, también existen bosques de *Quercus* spp., *Pinus* spp., pastizal inducido y agricultura de temporal (Inegi, 2013).

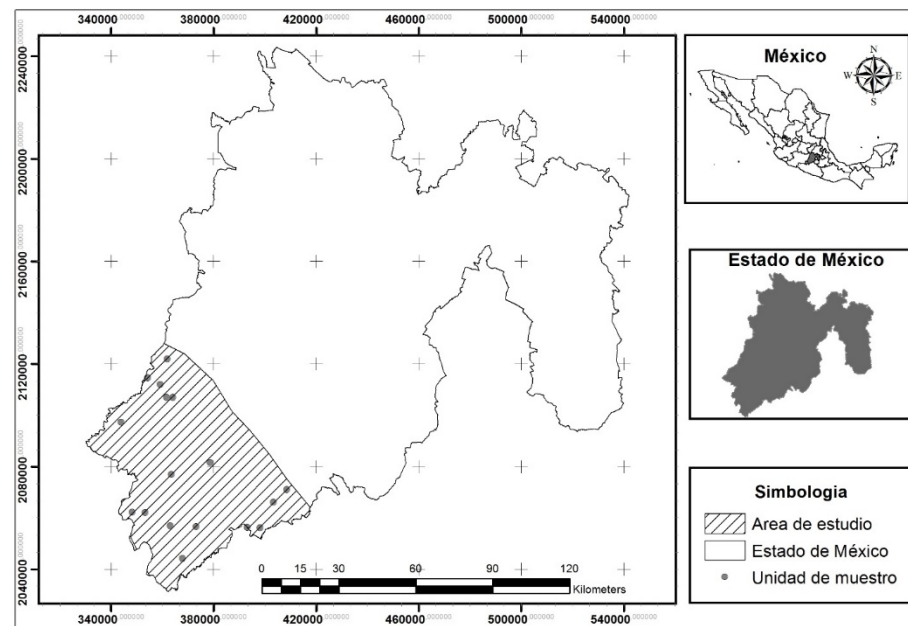


Figura 1. Ubicación del área de estudio en el estado de México.



Datos de campo

Se utilizaron 17 conglomerados del Inventario Forestal y de Suelos del Estado de México del 2010 (Probosque, 2010) provenientes de selva baja caducifolia localizados en la parte extrema sur de la entidad (Figura 1). Antes de los cálculos de las variables, se procedió a depurar la base de datos, y se eliminaron valores atípicos de diámetro normal (D) y altura total (H).

Un conglomerado se compone por cuatro sitios rectangulares de muestreo, con una superficie de 400 m² (Conafor, 2011). Cada uno cuenta con información de variables dasométricas. Los cálculos de las variables AB (m²), V (m³) y B (kg) se registraron a nivel de árbol. El AB se estimó mediante la estructura $0.7854 \cdot DN^2$, en la que D corresponde al diámetro normal y 0.7854 es la constante, que resulta de la relación $\pi/4$.

El volumen se determinó a partir de dos ecuaciones desarrolladas para selva baja caducifolia; 1) la ecuación del INFyS (1973), y 2) la ecuación derivada de una manifestación de impacto ambiental en la modalidad regional de los programas de manejo forestal nivel avanzado de ocho ejidos del estado de Morelos (Sinat, 2007) (Cuadro 1).

Para estimar la biomasa total en selva baja se utilizó la ecuación general diseñada por Torres y Guevara (2002) (Cuadro 2).



Cuadro 1. Ecuación para calcular el volumen.

Ecuación	Modelo	β_0	β_1	β_2
1	$V = e^{\beta_0} D^{\beta_1} H^{\beta_2}$	-0.77785	1.872175	0.815238
2		-9.3156	2.38434	0.1666

1)

Donde:

V = Volumen total (kg)

β_i = Valor de los parámetros

Cuadro 2. Ecuación de biomasa total para selva baja caducifolia.

Ecuación	Modelo	β_0	β_1
3	$B = \beta_0 + \beta_1 \times (V)$	12.225	313.036

2)

Donde:

B = Biomasa total (kg)

β_i = Valor de los parámetros

Para cada una de las variables (AB, V y B) se calculó la suma por sitio y por conglomerado. Para extrapolar los valores por hectárea, se aplicó el método de razón de medias (Šmelko y Merganič, 2008):

$$\check{R} = \frac{Y}{X} = \frac{\sum_{i=1}^n Y_i}{\sum_{i=1}^n X_i} \quad 3)$$

Donde:

\check{R} = Variable de interés expresada en ha

Y_i = Valor total de la variable en todos los sitios de 400 m²

X_i = Total de la superficie muestreada en i sitios

Variables espectrales

Se obtuvo una imagen *Landsat 7* ETM+ a través del servicio geológico de Estados Unidos de América (USGS, 2015), con una resolución espacial de 30 x 30 m (900 m²), en nivel LT1y corregida por el sistema de procesamiento del mismo servicio norteamericano (*Landsat Ecosystem Disturbance Adaptive Processing System*, LEDAPS), el cual realiza correcciones geométricas y radiométricas (Masek *et al.*, 2006). La fecha de toma de la imagen fue el 30 de julio del 2010. Se calcularon los valores promedio de los píxeles localizados dentro de una máscara de 1 ha, correspondiente al tamaño de un conglomerado de muestreo, debidamente georreferenciado (Hall *et al.*, 2006; Muñoz *et al.*, 2014). Se determinaron tres índices de vegetación (IV) mediante transformaciones matemáticas, debido a que reflejan su

estado y se pueden modelar los parámetros forestales con precisión (ERDAS, 2011; Wijaya *et al.*, 2010; Poulain *et al.*, 2010; Muñoz *et al.*, 2014).

$$NDVI = \frac{IRC-R}{IRC+R} \quad 4)$$

$$GNDVI = \frac{IRC-V}{IRC+V} \quad 5)$$

$$DVI = IRC - R \quad 6)$$

Donde:

NDVI = Índice de diferencia normalizada

GNDVI = Índice de diferencia normalizada verde

DVI = Índice de diferencia

IRC = Banda infrarrojo cercano

R = Banda rojo

V = Banda verde



Análisis de correlación entre los parámetros forestales y datos espectrales

Se realizó un análisis de correlación de Pearson, en el que se evaluó el coeficiente de correlación, R^2 , y el nivel de significancia a un valor de rechazo menor de $\alpha = 5 \%$, para determinar el grado de asociación de los parámetros de AB, V y B (variable dependiente o respuesta) con cada una de las bandas espectrales e índice de vegetación (variable independiente o predictora).

Ajuste de modelos de regresión lineal

Las variables que presentaron mayor correlación se utilizaron en la construcción de modelos de regresión lineal para estimar AB, V y B. Los modelos se ajustaron con el método de Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) en el paquete estadístico SAS/ETS® (SAS, 2008). El MCO permite contar con los mejores estimadores lineales insesgados.

Los modelos seleccionados se evaluaron con base en la exactitud y la precisión numérica de los estadísticos de ajuste: coeficiente de determinación (R^2_{adj}), raíz del cuadrado medio del error (RMSE) y alta significancia en los parámetros ($\alpha = 0.05 \%$). Los valores de R^2_{adj} y RMSE más altos y bajos, respectivamente, correspondieron a una mayor precisión y exactitud de un modelo para estimar el área basal, volumen y biomasa. Los mejores modelos de regresión lineal se usaron para mapear y obtener la distribución espacial de los parámetros forestales de interés, para cada pixel en la imagen del área de estudio.

Estimación de los parámetros forestales en términos de inventario totales

Para estimar el inventario total de los parámetros forestales en el área de estudio se utilizó el muestreo simple al azar (inventario tradicional) y el estimador de regresión (inventario alternativo). Este último incluye una media auxiliar (bandas espectrales e índices de vegetación) que está altamente correlacionada con los parámetros forestales (Valdez *et al.*, 2006; Ortiz *et al.*, 2015). Por lo tanto, las variables espectrales e índices de vegetación con mayor grado de correlación con los parámetros forestales, se manejaron como variable auxiliar para obtener los estimadores de regresión, como una alternativa para actualizar el inventario total (Muñoz *et al.*, 2014; Ortiz *et al.*, 2015). Para los cálculos de inventario total se usó una superficie de 1 000 ha; de esta manera, fue posible observar y comparar cuál método presentó la mejor estimación en términos de inventario total (inventario tradicional *versus* inventario alternativo mediante sensores remotos).

Resultados y Discusión

Análisis de correlación entre los parámetros forestales y datos espectrales

El volumen promedio calculado para selva baja caducifolia fue de 30.26 y 22.08 m³ ha⁻¹ que se obtuvo con las ecuaciones V_1 y V_2 , respectivamente. Entre los resultados

más contrastante están los de Probosque (2010), Del Ángel-Mobarak (2012) y Conafor (2012) con cifras del promedio nacional en volumen de 35.01, 29.58 y 23.72 $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$, para selva baja caducifolia. Así, la media en volumen en este estudio está dentro del intervalo nacional registrado en otros estudios, lo que permite usar cualquiera de las dos ecuaciones para posteriores procedimientos estadísticos. La media del área basal está cerca del valor calculado por Del Ángel-Mobarak (2012), de 4.74 $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$, resultado similar al de este estudio, 5.92 $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ para el tipo de vegetación referido. El valor medio observado en biomasa para las ecuaciones 1 y 2 varió de 10.71 a 13.27 Mg ha^{-1} .

Los parámetros forestales (área basal, volumen y biomasa) mostraron una fuerte correlación negativa con respecto a las bandas espectrales y una positiva relacionada con los índices de vegetación. Sin embargo, la más alta correlación se registró con la banda espectral del infrarrojo medio (IRM), con un valor de R^2 entre -0.69 y -0.77; mientras que, para el índice de diferencia normalizada (NDVI), variaron de 0.56 a 0.61, con un nivel de significancia de 5 % (Cuadro 3).



Cuadro 3. Coeficientes de correlación de Pearson entre las variables espectrales y las variables forestales área basal (AB), volumen (V) y Biomasa (B).

Variables	Estadístico	AB	V1	V2	B1	B2
Banda 1 (azul)	R^2	-0.46	-0.42	-0.38	-0.46	-0.43
	$\alpha = 5 \%$	0.0779	0.1123	0.1609	0.0819	0.1065
Banda 2 (verde)	R^2	-0.71	-0.66	-0.66	-0.72	-0.72
	$\alpha = 5 \%$	0.0028	0.0068	0.0067	0.0024	0.0023
Banda 3 (rojo)	R^2	-0.70	-0.68	-0.70	-0.72	-0.73
	$\alpha = 5 \%$	0.003	0.0051	0.0033	0.0022	0.0016
Banda 4 (infrarrojo cercano)	R^2	-0.41	-0.38	-0.38	-0.41	-0.41
	$\alpha = 5 \%$	0.1263	0.1514	0.162	0.1198	0.1262
Banda 5 (infrarrojo medio)	R^2	-0.72	-0.69	-0.74	-0.74	-0.77
	$\alpha = 5 \%$	0.0002	0.0002	0.0016	0.0014	0.0006
Banda 7 (Infrarrojo medio)	R^2	-0.64	-0.61	-0.67	-0.66	-0.70
	$\alpha = 5 \%$	0.0101	0.0144	0.0057	0.0068	0.0034
NDVI	R^2	0.58	0.56	0.58	0.59	0.61
	$\alpha = 5 \%$	0.0225	0.0293	0.0211	0.0187	0.0152
GNDVI	R^2	0.58	0.53	0.54	0.59	0.59
	$\alpha = 5 \%$	0.0226	0.0379	0.0344	0.0204	0.0188
DVI	R^2	-0.20	-0.18	-0.17	-0.20	-0.19
	$\alpha = 5 \%$	0.4666	0.5013	0.535	0.4616	0.4821

AB = Área basal ha⁻¹; V_i = Volumen ha⁻¹; B_i = Biomasa ha⁻¹.

Se seleccionó la banda infrarrojo medio (IRM) como variable independiente, al exhibir mayor correlación con las variables forestales, lo que hizo posible contar con los mejores estadísticos de ajuste en los modelos evaluados. La correlación negativa del infrarrojo medio es inversamente proporcional a la densidad forestal, lo cual es factible de atribuir a la disminución del albedo en zonas con densidad alta (Aguirre *et al.*, 2007; Aguirre *et al.*, 2009). Por lo tanto, un aumento significativo en los valores de IRM sugiere una mayor cantidad de clorofila y en consecuencia de área basal, volumen y biomasa. Las altas correlaciones asociados entre los parámetros forestales (AB, V y B) y el IRM permitieron generar modelos de regresión estadísticamente más consistente.

Modelos de regresión lineal

La distribución espacial de los parámetros forestales (AB, V y B) de los bosques tropicales es muy compleja; la topografía es uno de los factores principales que afecta la heterogeneidad, lo que dificulta modelar con precisión. Sin embargo, en este estudio fue posible obtener modelos de regresión estadísticamente más consistentes para la estimación de las variables forestales, que se construyeron mediante el procedimiento PROC MODEL del paquete estadístico SAS/ETS® (SAS, 2008).

Los estadísticos de ajustes y los estimadores de los parámetros de los mejores modelos de regresión evaluados, para estimar las variables forestales se reúnen en el Cuadro 4. El interceptor del modelo fue estadísticamente diferente de cero (β_0) y la tasa de cambio en la pendiente de la variable infrarrojo medio (β_1) contribuyó a estimar las variables AB, V y B, ya que las probabilidades asociadas a los parámetros

son altamente significativas en la prueba de hipótesis, con un nivel de significancia menor de 5 % ($\alpha=0.05$).

Cuadro 3. Valores de ajuste y estadísticos de los modelos evaluados.

Modelo	Ecuación	R^2_{adj}	RMSE	ρ	Ψ	ε^t	∞
1	$AB_1 = \alpha_0 + \alpha_1 X_1$	0.52	3.30	α_0	86.95	20.40	0.0008
				α_1	-763.71	164.50	0.0004
2	$V_1 = \beta_0 + \beta_1 X_1$	0.47	17.92	β_0	452.51	108.12	0.0009
				β_1	-3946.44	871.68	0.0005
3	$V_2 = \beta_0 + \beta_1 X_1$	0.54	13.18	β_0	363.78	81.95	0.0006
				β_1	-3184.22	660.66	0.0003
4	$B_1 = \gamma_0 + \gamma_1 X_1$	0.55	7.25	γ_0	202.45	44.48	0.0005
				γ_1	-1777.03	358.64	0.0002
5	$B_2 = \gamma_0 + \gamma_1 X_1$	0.60	5.91	γ_0	174.68	37.88	0.0004
				γ_1	-1538.43	305.45	0.0002

AB_1 = Área basal ha^{-1} ; V_i : = Volumen ha^{-1} ; B_i = Biomasa ha^{-1} ; X_1 = Infrarrojo medio;
 Ψ = Valor de los parámetros; ε^t = Error estándar de los parámetros; ∞ = Nivel de significancia de los parámetros.

Los cinco modelos presentaron buenas bases estadísticas para estimar con precisión las variables forestales (AB, V y B), las cuales están en función de la banda IMR, variable auxiliar (variables independientes). Sin embargo, las ecuaciones destacables que describen de mejor manera el comportamiento biológico del área basal, volumen y biomasa fueron los modelos 1, 3 y 5, cuyos coeficientes de determinación ajustada fueron los mayores: $R^2_{adj} = 0.52, 0.54$ y 0.60 para AB, V y B, respectivamente; y el menor valor en la raíz del cuadrado medio de error: $RMSE = 3.30, 13.18$ y 5.91 para AB, V y B, de forma correspondiente. Estos resultados difieren a los de otros autores; por ejemplo, Muñoz *et al.* (2014) refieren errores más altos en AB y V, con $RMSE = 6.70 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$ y $41.45 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ en bosque templado, mediante imágenes *Spot* 4 y 5. Aguirre *et al.* (2007) estimaron el AB, V y B con imágenes *Spot* 5 en bosques manejados de *Pinus patula* Schiede ex Schltdl. & Cham., calcularon un $RMSE$ de $11.87 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$, $96.81 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ y $52.56, \text{ Mg ha}^{-1}$, en AB, V y B, respectivamente. Por su parte, Hall *et al.* (2006) revelaron un $RMSE$ de 33.7 Mg ha^{-1} y $74.7 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ para AB y V, con apoyo de imágenes *Landsat* ETM. Las diferencias antes señaladas, probablemente, respondan a que los bosques tropicales, sobre todo los de selva baja caducifolia, tienen valores más bajos en AB, V y B con respecto a los registrados en bosques templados.

Las figuras 2, 3 y 4 corresponden a los mapas de distribución espacial de área basal ($\text{m}^2 \text{ ha}^{-1}$), volumen ($\text{m}^3 \text{ ha}^{-1}$) y biomasa (Mg ha^{-1}) para la zona de estudio, respectivamente. Las partes de color blanco indican los terrenos no forestales (zonas sin cobertura forestal). Debido al intervalo de valor para cada variable existen algunos que prácticamente pertenecen a una superficie de un solo pixel (900 m^2), por lo que su color es inapreciable y solo se notan aquellos valores en los que la variable es más abundante.



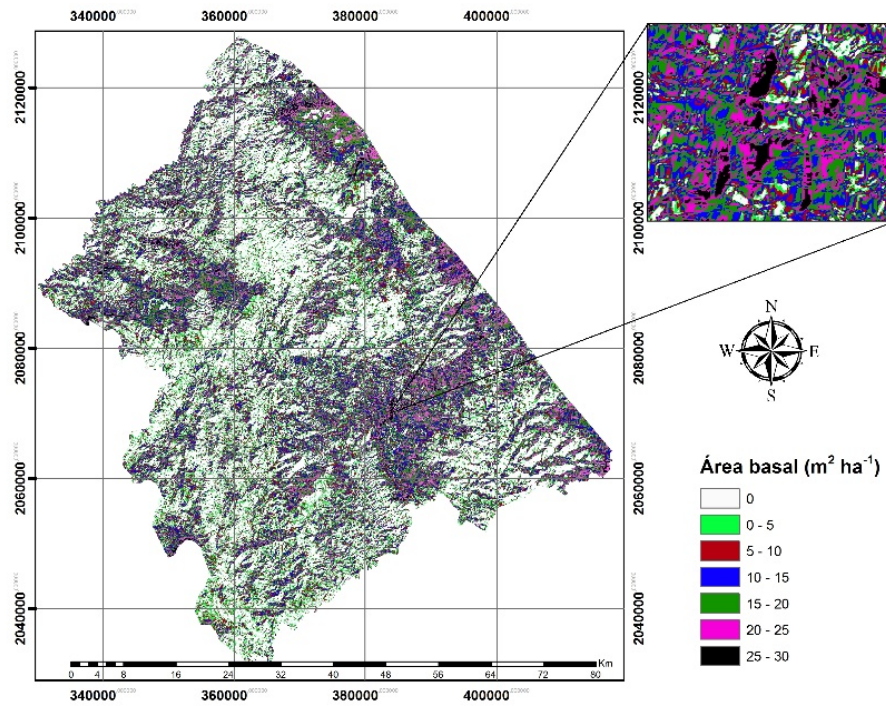


Figura 2. Distribución espacial del área basal estimada con el modelo 1.

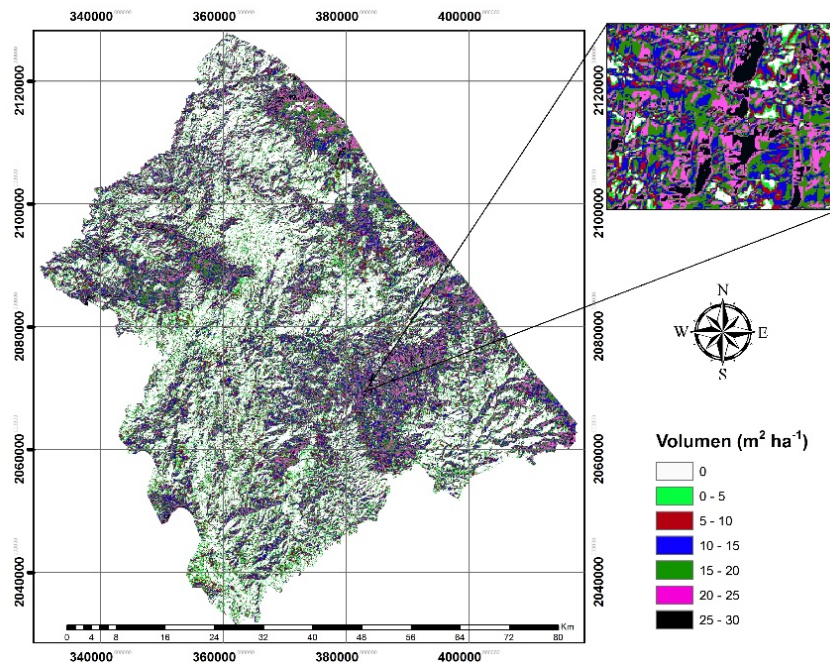


Figura 3. Distribución espacial de volumen estimado con el modelo 3.

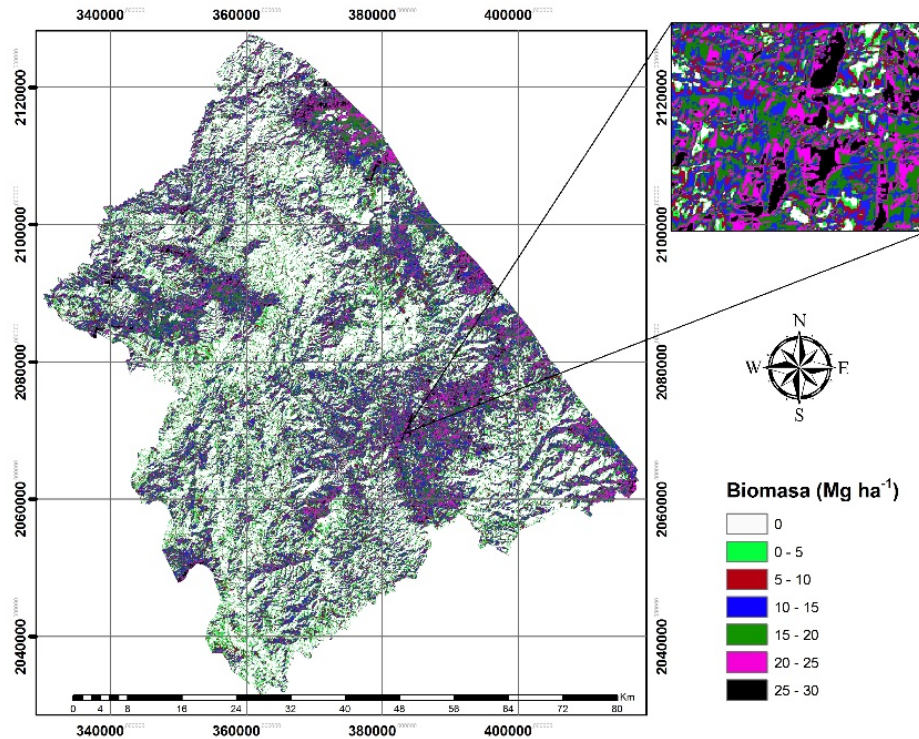


Figura 4. Distribución espacial de biomasa estimada con el modelo 5.

Estimación de los parámetros forestales en términos de inventario totales

En el Cuadro 5 se presentan las estimaciones del inventario total en área basal, volumen y biomasa obtenidas con el método tradicional (inventario en campo) y percepción remota (estimadores de regresión). La del infrarrojo medio (IRM) registró los valores más altos de correlación con los parámetros forestales: $AB = -0.72$, $V_2 = -0.74$ y $B = -0.77$. Por tanto, los estimadores de regresión se construyeron a partir de la banda IRM para calcular el AB, V y B. El estimador de regresión registró

la más alta precisión (error permisible inferior a 10 %) comparado con el muestreo simple al azar. Estadísticamente, los dos métodos producen resultados similares, aunque el estimador de regresión genera estimaciones más conservadoras e intervalos de confianza de menor amplitud, con respecto al inventario total del MSA (inventario más optimista).

Cuadro 5. Comparación de las estimaciones de las variables ($AB\ m^2\ ha^{-1}$, $V\ m^2\ ha^{-1}$ y $B\ Mg\ ha^{-1}$) obtenidas con el inventario tradicional y con percepción remota (regresión).

Inventario	Método	Estimadores	AB m^2	V ₂ m^3	B ₂ Mg
		Inventario	6 387.54	23 665.11	11 567.92
Tradicional	MSA	IC+95%	6 453.52	23 935.51	11 697.57
		IC-95%	6 321.56	23 394.70	11 438.28
		Inventario	6 149.63	22 668.06	11 066.06
Percepción Remota	ER	IC+95%	6 196.81	22 856.46	11 150.58
		IC-95%	6 102.45	22 479.66	10 981.53
		Inventario	6 149.63	22 668.06	11 066.06

AB_1 = Área basal; V_1 = Volumen; B_2 = Biomasa; MSA = Muestreo simple al azar; ER = Estimador de regresión; IC_{\pm} = Intervalos de confianza a un nivel confiabilidad de 95 %.

La evaluación de los recursos forestales con apoyo de sensores remotos evidenció resultados más conservadores y de mayor precisión respecto al inventario tradicional (MSA), lo que permite que los gestores de los bosques tomen mejores decisiones en

el manejo forestal sostenible y puedan integrar, en un futuro, proyectos de pagos por servicios ambientales mediante la captura de carbono (Hall *et al.*, 2006; Aguirre *et al.*, 2007).

Conclusiones

Se generaron cinco modelos de regresión para estimar área basal, dos para Volumen y dos para biomasa, y se utilizó como variable auxiliar el infrarrojo medio de los datos espectrales e índices de vegetación de imágenes *Landsat 7 ETM+*.

Las combinaciones de datos derivados de un inventario forestal (área basal, volumen y biomasa) y las variables de imagen de satélite (bandas espectrales e índices de vegetación), a partir de modelos de regresión lineal producen mapas de distribución espacial de cada uno de los parámetros forestales.

Agradecimientos

Los autores desean expresar su agradecimiento al INIFAP por haber autorizado el proyecto "Estimación de biomasa aérea en tres regiones forestales de México" y otorgado los Fondos Fiscales correspondientes en 2015 para financiar su ejecución.



Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener conflicto de intereses.

Contribución por autor

Miguel Acosta Mireles: supervisión del análisis de datos y redacción del manuscrito original; Ramiro Pérez Miranda conceptualización y diseño del estudio, redacción del manuscrito original; Martín Enrique Romero Sánchez: revisión de datos y análisis de la información, redacción del manuscrito original; Antonio González Hernández: revisión y seguimiento de resultados, revisión y redacción del manuscrito; Luis Ángel Martínez: desarrollo de modelos de regresión, revisión y redacción del manuscrito final.

Referencias

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 Latinomericana 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., R. Haapanen y A. I. Aguirre S. 2009. Mapeo de carbono arbóreo aéreo en bosques manejados de pino Patula en Hidalgo, México. *Agrociencia* 43: 209-220.

Aquino R., M., A. Velázquez M., J. F. Castellanos B., H. M. de los Santos P. y J. D. Etchevers B. 2015. Partición de la biomasa aérea en tres especies arbóreas tropicales. *Agrociencia*. 49:299-344.

Ayala L., R. S., H. J. de Jong B. y H. Ramírez M. 2002. Ecuaciones para estimar biomasa en la meseta central de Chiapas. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente* 7:153-157.

Comisión Nación Forestal (Conafor). 2011. Manual y procedimientos para el muestreo de campo Re-muestreo 2011. Inventario Nacional Forestal y de Suelos. Zapopan, Jal., México. 140 p.

Comisión Nación Forestal (Conafor). 2012. Inventario Nacional Forestal y de Suelos Informe 2004-2009. Semarnat. Zapopan, Jal., México. 212 p.

Del Ángel-Mobarak, G. A. 2012. La Comisión Nacional Forestal en la historia y el futuro de la política forestal de México. http://www.conafor.gob.mx/biblioteca/documentos/Conafor_en_la_historia_y_futuro_de_Mexico.pdf (10 de abril 2016).

Dong, J., R. Kaufmann, R. B. Myneni, C. J. Tucker, P. E. Kauppi, J. Liskid, W. Buermann, V. Alexeyev and M. K. Hughes. 2003. Remote sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass: carbon pools, sources, and links. *Remote Sensing Environment* 84:393-410.

Earth Resource Data Analysis Systems (ERDAS). 2011. ERDAS IMAGINE 2011, Version 11.0.2. Hexagon Geospacial. Madison, AL USA. s/p.

García, E.- Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (Conabio). 1998. Climas (clasificación de Köppen, modificado por García). Escala 1:1000000. México.

http://www.conabio.gob.mx/informacion/metadatos/gis/clima1mgw.xml?_xsl=/db/metadatos/xsl/fgdc_html.xsl&_indent=no (16 de mayo 2016).

Gobierno del Estado de México (GEM). 2007. Diagnóstico ambiental del Estado de México por regiones hidrográficas 2007. Tlalnepantla de Baz, Estado de México. 209 p.

http://sma.edomex.gob.mx/sites/sma.edomex.gob.mx/files/files/sma_pdf_da_em_2007.pdf (13 de enero de 2017).

Hall, R. J., R. S. Skakun, E. J. Arsenault and B. S. Case. 2006. Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data: Application to mapping of aboveground biomass and stand volume. *Forest Ecology and Management* 225: 378-390.

Hou, Z., Q. Xu and T. Tokota. 2011. Use of ALS, airborne CIR and ALOS AVNIR-2 data for estimating tropical forest attributes in Lao PDR. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 66(6): 776-786.

Instituto Nacional de Estadística y Geografía (Inegi). 2013. Conjunto de datos vectoriales de uso del suelo y vegetación. Escala 1:250 000, Serie V (Capa Unión). Formato vectorial. Aguascalientes, Ags., México. s/p

Instituto Nacional de investigaciones Forestales y Agropecuarias (INIFAP)- Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (Conabio). 1995. Edafología. Escalas 1:250000 y 1:1000000. México. Formato vectorial. México, D.F., México. s/p.

Labrecque, S., R. A. Fournier, J. E. Luther and D. Piercey. 2006. A comparison of four methods to map biomass from Landsat-TM and inventory data in western Newfoundland. *Forest Ecology and Management* 226: 129-144.

Latifi, H., F. E. Fassnacht, F. Hartig, C. Berger, J. Hernández, P. Corvalán and B. Koch. 2015. Stratified aboveground forest biomass estimation by remote sensing data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 38: 229-241.

Masek, J. G., E. F. Vermote, N. E. Saleous, R. Wolfe, F. G. Hall, K. F. Huemmrich, F. Gao, J. Kutler, and T. K. Lim. 2006. A Landsat Surface Reflectance Dataset for North America, 1990–2000. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters* 3 (1): 68–72. doi:10.1109/LGRS.2005.857030.

Muñoz R., M. Á., J. R. Valdez L., H. M. de los Santos P., G. Ángeles P. y A. I. Monterroso R. 2014. Inventario y mapeo del bosque templado de Hidalgo, México mediante datos del satélite SPOT y de campo. *Agrociencia* 48: 847-862.

Návar C., J. J. 2009. Allometric equations and expansion factors for tropical dry forest trees of Eastern Sinaloa, México. *Tropical and Subtropical Agroecosystems* 10:45-52.

Ortiz R., A. D., J. R. Valdez L., H. M. de los Santos P., G. Ángeles P., F. Paz P. y T. Martínez T. 2015. Inventario y cartografía de variables del bosque con datos derivados de LiDAR: comparación de métodos. *Madera y Bosques* 21: 111-128.

Poulain, M., M. Peña, A. Schmidt, H. Schmidt and A. Schulte. 2010. Relationships between forest variables and remote sensing data in a *Nothofagus pumilio* forest. *Geocarto International* 25: 25-43.

Protectora de Bosques (Probosque). 2010. Inventario Forestal del Estado de México 2010. Gobierno del Estado de México. Metepec, Estado. de México, México. 93 p.

Statistical Analysis System (SAS). 2008. SAS/STAT® 9.2 User's Guide. SAS Institute Inc. Raleigh, NC USA. n/p.

Razo Z., R., A. J. Gordillo M., R. Rodríguez L., C. C. Maycotte M. y O. A. Acevedo S. 2013. Estimación de biomasa y carbono almacenado en árboles de oyamel afectados por el fuego en el Parque Nacional "El Chico", Hidalgo, México. *Madera Bosques* 19: 73-86.

Sinha, S., C. Jeganathan, L. K. Sharma and M. S. Nathawat. 2015. A review of radar remote sensing for biomass estimation. *International Journal of Environmental Science and Technology* 12(5): 1779-1792.

Sistema Nacional de Trámites (Sinat) 2007. Manifestación de impacto ambiental modalidad regional de los programas de manejo forestal nivel avanzado de ocho ejidos del Estado de Morelos. Semarnat, Zapopan, Jal., México. <http://sinat.semarnat.gob.mx/dgiraDocs/documentos/mor/estudios/2007/17MO2007F0002.pdf> (15 de abril de 2016).

Šmelko, Š. and J. Merganič. 2008. Some methodological aspects of the National Forest Inventory and Monitoring in Slovakia. *Journal of Forest Science* 54: 476–483.

Timothy, D., M. Onisimo, S. Cletah and T. S. A. Bangira. 2016. Remote sensing of aboveground forest biomass: a review. *Tropical Ecology* 57(2): 125-132.

Torres R., J. M. y A. Guevara S. 2002. El potencial de México para la producción de servicios ambientales: captura de carbono y desempeño hidráulico. *Gaceta Ecológica* 63: 40-59.

Torres R., G., M. E. Romero S., E. Velasco B. y A. González H. 2016. Estimación de parámetros forestales en bosques de coníferas con técnicas de percepción remota. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales* 7(36): 7-24.

United States Geological Survey (USGS). 2015. Landsat data access. <http://landsat.usgs.gov/landsat-data-access> (20 de mayo de 2015).

Valdez L., J. R., M. J. González G., H. y M. de los Santos P. 2006. Estimación de cobertura arbórea mediante imágenes satelitales multiespectrales de alta resolución. *Agrociencia* 40:383-394.

Wijaya, A., S. Kusnadi, R. Gloaguen and H. Heilmeyer. 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.

