

INVENTARIO Y MAPEO DEL BOSQUE TEMPLADO DE HIDALGO, MÉXICO MEDIANTE DATOS DEL SATÉLITE SPOT Y DE CAMPO

INVENTORY AND MAPPING OF TEMPERATE FOREST IN HIDALGO, MEXICO THROUGH SPOT AND FIELD DATA

Miguel Á. Muñoz-Ruiz¹, José R. Valdez-Lazalde^{1*}, Héctor M. de los Santos-Posadas¹,
Gregorio Ángeles-Pérez¹, Alejandro I. Monterroso-Rivas²

¹Forestal. Campus Montecillo. Colegio de Postgraduados. 56230. Montecillo, Estado de México. ²Suelos. Universidad Autónoma Chapingo. 56230. Chapingo, Estado de México. (valdez@colpos.mx)

RESUMEN

Los sensores remotos, en combinación con métodos de análisis geoespacial, ofrecen herramientas importantes para la medición de variables biofísicas del bosque con costo menor que el inventario forestal tradicional y en escalas espaciales y temporales mayores. El objetivo de este estudio fue analizar la relación entre los datos del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS) de México y datos espectrales provenientes de imágenes de la plataforma SPOT para estimar espacialmente el área basal, el volumen maderable y la cobertura arbórea traslapada en los bosques templado y mesófilo de Hidalgo, México. Cuatro enfoques de análisis se aplicaron para generar modelos que describen el inventario y la distribución de las variables de interés: 1) regresión lineal múltiple, 2) K vecino más cercano (K-nn), 3) estimadores de razón y regresión y, 4) inventario forestal tradicional. Las estimaciones derivadas de los tres primeros métodos se encuentran dentro del intervalo de confianza del 95 % del inventario forestal tradicional y los valores derivados mediante estimadores de razón y regresión produjeron los intervalos de confianza más estrechos. El análisis de los resultados indicó la correlación significativa entre los datos del INFyS y las bandas espectrales del satélite SPOT, particularmente con la verde, el infrarrojo cercano e infrarrojo medio, así como con índices y cocientes simples basados en estas bandas.

Palabras clave: sensores remotos, inventario forestal, área basal, volumen, cobertura arbórea traslapada.

INTRODUCCIÓN

La gestión de bosques requiere del conocimiento continuo de su dinámica natural que puede lograrse mediante el seguimiento espacio-

ABSTRACT

Remote sensors combined with geospatial analytical methods provide important tools for measuring forest biophysical variables at a lower cost and at broader spatial and temporal scales than traditional forest inventories. The objective of this study was to analyze the relationship between data of the National Inventory of Forest and Soils (INFyS) of Mexico and spectral data from images of the SPOT platform for spatial estimation of basal area, timber volume and overlapping tree cover in the temperate and mesophyll forests of Hidalgo, Mexico. Four approaches to the analysis were used to generate models that describe the inventory and the distribution of the variables of interest: 1) multiple linear regression, 2) K-nearest neighbor (K-nn), 3) ratio and regression estimators, and 4) traditional forest inventory. The estimations derived from the first three methods are within the confidence interval of 95 % of the traditional forest inventory, and the values derived from ratio and regression estimators produced narrower confidence intervals. The analysis of the results indicate significant correlation between the INFyS data and the spectral bands of the SPOT satellite, particularly with the green, near infrared and mid infrared bands, as well as with the indexes and simple ratios based on these bands.

Key words: remote sensors, forest inventory, basal area, volume, overlapping tree cover.

INTRODUCTION

Management of forests requires continuous knowledge of their natural dynamics, which can be achieved by spatial-temporal follow-up of diverse biophysical variables. A forest inventory is the best method for quantifying forest variables and it is generally conducted on a local scale.

* Autor responsable ♦ Author for correspondence.

Recibido: junio, 2014. Aprobado: octubre, 2014.

Publicado como ARTÍCULO en *Agrociencia* 48: 847-862. 2014.

temporal de variables biofísicas diversas. Un inventario forestal es el mejor método para la cuantificación de variables forestales, generalmente realizados en una escala local. Implementarlos a escalas mayores, situación común hoy día, eleva sustancialmente los costos y es financieramente inviable para un monitoreo permanente y en grandes superficies forestales (Hall *et al.*, 2006).

El avance en las tecnologías computacional, de sensores remotos y de análisis geoespacial promete estimaciones con precisión aceptable de variables biofísicas del bosque a un costo considerablemente menor (Lu, 2006; Poulain *et al.*, 2010; Wijaya *et al.*, 2010). Hay estudios para aumentar el entendimiento de estas tecnologías en la descripción y monitoreo de los recursos forestales en el ámbito local y regional (Cruz *et al.*, 2010; Aguirre *et al.*, 2012), en los cuales se usaron datos recolectados mediante sensores remotos, junto con información obtenida en campo para evaluar y predecir propiedades de los ecosistemas forestales y su variabilidad interanual a escalas múltiples. A pesar de esos esfuerzos es necesario identificar los métodos y los modelos adecuados para regiones particulares.

El propósito de esta investigación fue analizar la relación entre los datos del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS) de México y datos espectrales provenientes de imágenes de la plataforma SPOT con miras a identificar enfoques alternativos al inventario tradicional para estimar espacialmente el área basal (AB), el volumen maderable (VOL) y la cobertura arbórea traslapada (COB) en los bosques templado y mesófilo de Hidalgo, México. Se realizó un análisis comparativo de cuatro enfoques: tres basados en datos espectrales satelitales (regresión lineal, K vecino más cercano, estimadores de razón y regresión) y el inventario forestal tradicional.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

La zona de estudio se localiza en el estado de Hidalgo, México, entre 21° 24' 22" y 19° 38' 3" N, y 99° 53' 43" y 97° 59' 8" O (Figura 1). Corresponde a los bosques templados (bosque de pino, bosque de encino, bosque de encino-pino, bosque de pino-encino, bosque de oyamel, bosque de táscate) y al bosque mesófilo de montaña, y su extensión es de 505 267 ha. Predomina el clima templado con temperatura media anual de 16 °C; temperatura mínima del mes más frío, enero, de 4 °C y una máxima de 27 °C en abril y mayo. Las lluvias se presentan en verano, de junio a septiembre, con una precipitación media de 800 mm anuales (CONABIO, 1998).

Implementation of one on a larger scale, commonly required today, raises costs substantially and is not financially feasible for permanent monitoring of large forest areas (Hall *et al.*, 2006).

Advances in computational technology, remote sensors and geospatial analysis promise estimations of biophysical forest variables with acceptable precision at a considerably lower cost (Lu, 2006; Poulain *et al.*, 2010; Wijaya *et al.*, 2010). There are studies to increase understanding of these technologies in the description and monitoring of forest resources at the local and regional level (Cruz *et al.*, 2010; Aguirre *et al.*, 2012), in which data collected by remote sensors are used, together with information obtained in the field, to evaluate and predict properties of forest ecosystems and their inter-annual variability at multiple scales. Despite these efforts, it is necessary to identify methods and models that are suitable to particular regions.

The purpose of this study was to analyze the relationship between the data of the National Inventory of Forests and Soils (INFyS) of Mexico and spectral data from SPOT platform images, with the aim of identifying alternative approaches to the traditional inventory for spatial estimation of basal area (AB), timber volume (VOL) and overlapping tree cover (COB) in the temperate and mesophyll forests of Hidalgo, Mexico. A comparative analysis of four approaches was conducted: three based on satellite spectral data (linear regression, K-closest neighbor, and ratio and regression estimators) and the traditional forest inventory.

MATERIALS AND METHODS

Study area

The study area is located in the state of Hidalgo, Mexico, between 21° 24' 22" and 19° 38'3" N and between 99° 53' 43" and 97° 59' 8" W (Figure 1). The forests in the area are classified as temperate (pine, oak, fir and juniper) and mountain mesophyll forest and have an extension of 505 267 ha. Temperate climate predominates: mean annual temperature 16 °C, lowest temperature of the coldest month, January, 4 °C, and maximum temperatures of 27 °C in April and May. Rainy season is in summer, June to September, with mean annual rainfall of 800 mm (CONABIO, 1998).

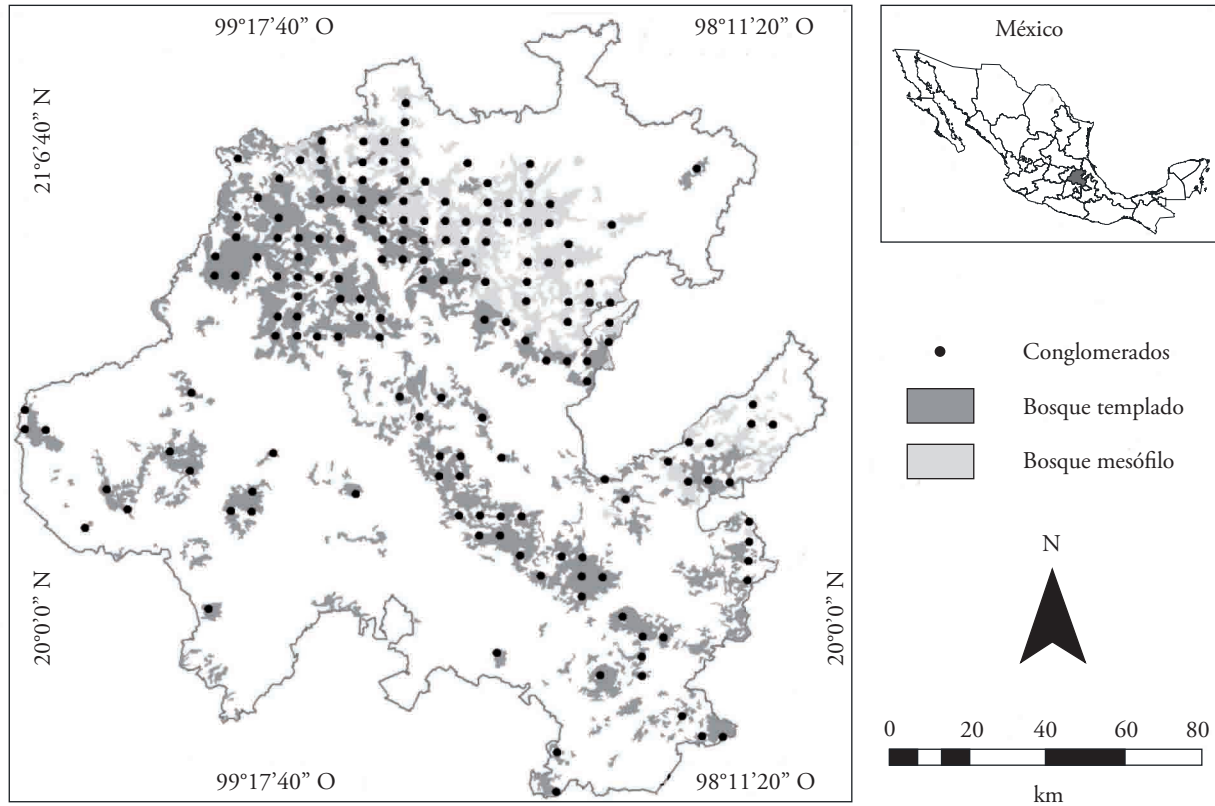


Figura 1. Área de estudio y distribución de conglomerados de muestreo forestal establecidos por el Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS) de México.

Figure 1. Study area and distribution of forest sampling conglomerates established by the National Inventory of Forests and Soils (INFyS) of Mexico.

Datos de campo

Los datos públicos del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS) fueron usados y corresponden a los bosques templado y mesófilo del localizados en el estado de Hidalgo, específicamente, datos dasométricos de 170 conglomerados medidos durante 2006 y 2007 (Figura 1). Cada conglomerado se compone de cuatro sitios de muestreo de 400 m² donde se registraron datos de diámetro de los árboles a 1.3 m (D_n -diámetro normal, en cm), altura de los arboles (H, en m) y diámetro de copa (CONAFOR, 2010). Los datos obtenidos del INFyS sirvieron de base para calcular las variables de interés a nivel árbol: el área basal (ab), el volumen maderable (Vol) y la cobertura arbórea (Cob). El ab, en m², se calculó usando la fórmula $ab = \frac{\pi}{40000} \times D_n^2$, donde $\pi = 3.1416$. El volumen maderable se calculó con las ecuaciones para grupos de especies ajustadas por el Inventario Forestal Estatal del estado de Hidalgo (DGINE, 1976):

Field data

The public data from the National Inventory of Forests and Soils (INFyS) used correspond to the temperate and mesophyll forests located in the state of Hidalgo, specifically, dasometric data of 170 conglomerates measured in 2006 and 2007 (Figure 1). Each conglomerate comprised four sampling sites measuring 400 m², in which data on tree diameter 1.3 m above ground (dbh-diameter at breast height, in cm), tree height (H, in m) and crown diameter were registered (CONAFOR, 2010). The data obtained from INFyS served as the base for calculation of the variables of interest at the tree level: basal area (ab), timber volume (Vol) and tree cover (Cob). Basal area, in m², was calculated using the formula $ab = \frac{\pi}{40000} \times D_n^2$, where $\pi = 3.1416$. Timber volume was calculated with the equations for groups of species fit by the State Forest Inventory of the state of Hidalgo DGINE, 1976):

Volumen grupo pino:

$$\text{Vol} = \exp^{[-9.62145860 + 1.86021863 \times \ln(\text{Dn}) + 0.96053450 \times \ln(\text{H})]}$$

Volumen grupo encinos:

$$\text{Vol} = \exp^{[-9.65237643 + 1.86211603 \times \ln(\text{Dn}) + 0.99010357 \times \ln(\text{H})]}$$

Volumen grupo hojosas:

$$\text{Vol} = \exp^{[-9.54274357 + 1.81010631 \times \ln(\text{Dn}) + 1.05764337 \times \ln(\text{H})]}$$

Volumen grupo otras especies:

$$\text{Vol} = \exp^{[-9.84376850 + 1.9342531 \times \ln(\text{Dn}) + 0.96703607 \times \ln(\text{H})]}$$

donde Vol: volumen estimado por grupo en m³; exp: función exponencial; ln () es la función logaritmo natural; las demás fueron definidas anteriormente.

La cobertura arbórea por individuo, en m², se calculó con la fórmula $Cob = D_c^2 \times \frac{\pi}{4}$

donde D_c: diámetro de la copa en m (promedio de dos mediciones: diámetro mayor y diámetro menor -CONAFOR, 2010); Cob corresponde al área de la copa del árbol proyectada verticalmente al suelo.

Esta manera de calcular la cobertura de copa muy probablemente, dependiendo de la distribución de los árboles en el sitio y de su tamaño, conduce a calcular una cobertura arbórea traslapada cuando la estimación se realiza por unidad de superficie, *e.g.* a nivel de sitio o hectárea. Este tipo de estimación difiere de la que se lograría utilizando la definición de cobertura arbórea presente en la literatura de fotointerpretación/sensores remotos, *i.e.*, de la suma de las áreas de las copas vistas desde arriba del dosel forestal (Gill *et al.*, 2000). A pesar de tales diferencias y debido a que no hay información referente a la posición de los árboles dentro del sitio de muestreo, se usó el diámetro promedio de copa de los árboles para estimar la cobertura arbórea de los sitios como la fracción del suelo cubierto por la proyección vertical de la copa.

Los cálculos a nivel individuo se sumaron para obtener el total por cada sitio de 400 m². Después se calculó el promedio de los cuatro sitios de cada conglomerado para obtener el volumen total, área basal total y cobertura arbórea traslapada, y los valores promedio se extrapolaron a valores por hectárea, VOL, AB y COB, respectivamente. El porcentaje de cobertura arbórea traslapada (COB) se calculó como la relación entre la cobertura

Pine group volume:

$$\text{Vol} = \exp^{[-9.62145860 + 1.86021863 \times \ln(\text{Dn}) + 0.96053450 \times \ln(\text{H})]}$$

Oak group volume:

$$\text{Vol} = \exp^{[-9.65237643 + 1.86211603 \times \ln(\text{Dn}) + 0.99010357 \times \ln(\text{H})]}$$

Broad leaf group volume:

$$\text{Vol} = \exp^{[-9.54274357 + 1.81010631 \times \ln(\text{Dn}) + 1.05764337 \times \ln(\text{H})]}$$

Other species group volume:

$$\text{Vol} = \exp^{[-9.84376850 + 1.9342531 \times \ln(\text{Dn}) + 0.96703607 \times \ln(\text{H})]}$$

where Vol: estimated volume for the group in m³; exp: exponential function; ln() is the natural logarithmic function; the others were defined previously.

Tree cover per individual, in m², was calculated with the formula $Cob = D_c^2 \times \frac{\pi}{4}$

where D_c: crown diameter in m (average of two measurements: largest diameter and smallest diameter (CONAFOR, 2010); Cob refers to the area of the tree crown projected vertically to the soil.

This manner of calculating crown cover, depending on the distribution and size of the trees at the site, most likely leads to calculating overlapping tree cover when estimating by unit of area, *e.g.*, at the site level or per hectare. This type of estimation differs from that that would be obtained using the definition of tree cover given in the literature on photointerpretation/remote sensors, *i.e.*, the sum of the areas of the crowns seen from above the forest canopy (Gill *et al.*, 2000). Despite these differences and because there is no information that refers to the position of the trees within the sampling site, the average diameter of the tree crowns was used to estimate the tree cover of the sites as the fraction of soil covered by the vertical projection of the crown.

Calculations at the individual level were added to obtain the total for each 400 m² site. The average of the four sites of each conglomerate was then calculated to obtain the total volume, total basal area and overlapping tree cover, and the average values were extrapolated to values per hectare, VOL, AB and COB, respectively. The percentage of overlapping tree cover (COB) was calculated as the ratio between the estimated tree cover per hectare for each conglomerate and the area of the conglomerate (10 000 m²) (Kimothi *et al.*, 2009).

arbórea estimada por hectárea para cada conglomerado y la superficie del conglomerado (10 000 m²) (Kimothi *et al.*, 2009).

Imágenes de satélite: procesamiento y correcciones radiométrica y atmosférica

Para cubrir el área de estudio con datos espectrales se utilizaron tres imágenes del satélite SPOT 4 y 10 del satélite SPOT 5 (resolución espacial de 20 y 10 m, respectivamente), proporcionadas por la Estación de Recepción México de la Constelación SPOT (ERMEXS). Las imágenes fueron capturadas del 13 de febrero al 7 de diciembre de 2007, con un porcentaje de nubosidad menor al 10 %.

Las imágenes SPOT 5 se ortorectificaron usando el Modelo de Elevación Digital (DEM) generado por NASA (2012), mientras que las imágenes SPOT 4 se rectificaron geoméricamente con la cartografía vectorial de caminos de INEGI escala 1: 50 000. En ambos casos, la raíz del cuadrado medio del error (RMSE) se mantuvo por debajo de un píxel. Las imágenes fueron proyectadas al sistema de coordenadas UTM 14 N, datum y elipsoide WGS84.

Los valores registrados en las imágenes (números digitales – *DN*) fueron inicialmente convertidos a radiancia y después se minimizaron los efectos provocados por la atmósfera mediante la transformación de los valores de radiancia a reflectancia exoatmosférica adimensional. Para ello se usó la combinación de la corrección radiométrica y el método mejorado de sustracción del objeto oscuro (Modelo COST) (Chavez, 1996; Lu *et al.*, 2002).

Variables espectrales

Las variables espectrales consideradas fueron las cuatro bandas de las imágenes SPOT: verde (*V*), roja (*R*), infrarrojo cercano (*IRC*) e infrarrojo medio (*IRM*); además de 10 transformaciones matemáticas aplicadas a la reflectancia: (1) índice de

vegetación de diferencias normalizado: $NDVI23 = \frac{(IRC - R)}{(IRC + R)}$

, (Wijaya *et al.*, 2010); (2) cociente simple $A = \frac{(IRC)}{(R)}$, (Wijaya *et al.*, 2010); (3) índice de vegetación de diferencias nor-

malizado del verde: $GNDVI = \frac{(IRC - V)}{(IRC + V)}$, (Poulain *et al.*, 2010); (4) $NDVI41 = \frac{(IRM - V)}{(IRM + V)}$, (Aguirre *et al.*, 2009); (5)

$NDVI42 = \frac{(IRM - R)}{(IRM + R)}$, (Lu *et al.*, 2004); (6) índice de es-

trés hídrico: $NDVI43 = \frac{(IRM - IRC)}{(IRM + IRC)}$, (Wijaya *et al.*, 2010;

Satellite images. Pre-processing and radiometric and atmospheric corrections

To cover the study area with spectral data, three images from the satellite SPOT 4 and ten from the satellite SPOT 5 (spatial resolution of 20 and 10 m, respectively) were used. These images were provided by the Mexico Receiving Station of the SPOT Constellation (ERMEXS). The images were captured from February 12 to December 7, 2007, with a percentage of cloud cover of less than 10 %.

The SPOT 5 images were orthorectified using the Digital Elevation Model (DEM) generated by NASA (2012), whereas the SPOT 4 images were rectified geometrically using vector road cartography of INEGI, scale 1:50 000. In both cases, the root mean square error (RMSE) was kept to under one pixel. The images were projected to the system of coordinates UTM 14 N, datum and ellipsoid WGS84.

The values registered in the images (digital numbers – *DN*) were initially converted to radiance; later, atmospheric effects were minimized by transforming the radiance values to adimensional exoatmospheric reflectance, using the combination of radiometric correction and the improved method of dark object subtraction (COST model) (Chavez, 1996; Lu *et al.*, 2002).

Spectral variables

The spectral variables considered were the four bands of the SPOT images: green (*V*), red (*R*), near infrared (*IRC*) and mid infrared (*IRM*), as well as 10 mathematical transformations applied to reflectance: (1) normalized difference vegetation

index: $NDVI23 = \frac{(IRC - R)}{(IRC + R)}$ (Wijaya *et al.*, 2010); (2)

simple ratio $A = \frac{(IRC)}{(R)}$ (Wijaya *et al.*, 2010); (3) green

normalized difference vegetation index: $GNDVI = \frac{(IRC - V)}{(IRC + V)}$

(Poulain *et al.*, 2010); (4) $NDVI41 = \frac{(IRM - V)}{(IRM + V)}$ (Aguirre *et al.*, 2009); (5) $NDVI42 = \frac{(IRM - R)}{(IRM + R)}$ (Lu *et al.*, 2004); (6)

water stress index: $NDVI43 = \frac{(IRM - IRC)}{(IRM + IRC)}$ (Wijaya *et al.*, 2010); (7) $NDVI21 = \frac{(R - V)}{(R + V)}$ (Lu *et al.*, 2004); simple ratio

$B = \frac{(IRM)}{(R)}$ (Wijaya *et al.*, 2010); (9) simple ratio $C = \frac{(IRM)}{(IRC)}$

(Wijaya *et al.*, 2010; and (10) $IV = IRC - R$ (ERDAS, 2011).

Once the spectral variables were constructed, average reflectance values were extracted from the pixels located within a

(7) $NDVI21 = \frac{(R - V)}{(R + V)}$, (Lu *et al.*, 2004); (8) cociente simple

$B = \frac{(IRM)}{(R)}$, (Wijaya *et al.*, 2010); (9) cociente simple

$C = \frac{(IRM)}{(IRC)}$, (Wijaya *et al.*, 2010); y (10) $IV = IRC - R$ (ERDAS, 2011).

Una vez construidas las variables espectrales, se extrajeron los valores promedio de las reflectancias de los píxeles localizados dentro de una máscara de 1 ha que representa a cada conglomerado de muestreo definidos en el INFyS.

Procesamiento conjunto de los datos espectrales y los datos de campo y mapeo

Primero se realizó un análisis de correlación de Pearson entre los datos espectrales y los datos de campo (INFyS), para el grupo bosque templado y el grupo bosque mesófilo de manera independiente. Luego, en un primer enfoque para la estimación se aplicó el proceso de regresión lineal por pasos (STEPWISE) para identificar modelos potenciales de regresión lineal múltiple adecuados para calcular AB, VOL y la COB en cada píxel de la imagen. Los mejores modelos fueron programados en el módulo Model Maker de ERDAS IMAGINE 2011 (ERDAS, 2011) para estimar el inventario total de las variables en el área de estudio y para mapear su distribución.

El segundo enfoque de análisis fue el estimadores de razón y regresión que permite estimar variables difíciles de medir a través de una función que depende de otra variable de fácil medición (variable auxiliar). Los estimadores de razón usan a \hat{R} como un valor estimado de la proporción entre la variable auxiliar (en este caso datos espectrales) y las variables dasométricas de interés. Más detalles de este enfoque están en Valdez *et al.* (2006).

El tercer enfoque fue usar las variables espectrales seleccionadas mediante el proceso STEPWISE para implementar la técnica de interpolación no paramétrica K-nn (K-nearest neighbor) que permitió estimar los valores de las variables forestales, y mapear su distribución, mediante el cálculo de un promedio ponderado de K mediciones obtenidas en parcelas (conglomerados) de muestreo en campo (Franco *et al.*, 2001). El algoritmo K-nn programado por Aguirre *et al.* (2009) en SAS 9.1 se adaptó para estimar de las variables (SAS Institute, 2004).

El cuarto enfoque de estimación del inventario de las variables de interés fue analizar de los datos del INFyS para el bosque templado considerando dos tipos de muestreo: simple al azar y estratificado (Schreuder *et al.*, 2006). Los tipos de vegetación existentes se usaron como elementos de estratificación. Para el análisis de los datos correspondientes al bosque mesófilo se utilizó únicamente el estimador de muestreo simple al azar.

mask of 1 ha that represents each sampled conglomerate defined in the INFyS.

Spectral and field data joint processing and mapping

Initially, a Pearson correlation analysis was run between the spectral data and field data (INFyS) for the temperate forest group and for the mesophyll forest group independently. Then, in a first approach to estimation, the STEPWISE linear regression process was applied to identify potential multiple linear regression models suitable for calculating AB, VOL and COB in each pixel of the image. The best models were programmed in the Model Maker module of ERDAS IMAGINE 2011 (ERDAS, 2011) to estimate the total inventory of the variables in the study area and to map their distribution.

The second analytical approach used was that of ratio and regression estimators that enable estimation of variables that are difficult to measure using a function that depends on another variable that is easy to measure (auxiliary variable). The ratio estimators use \hat{R} as an estimated value of the proportion between the auxiliary variable (in this case, spectral data) and the dasometric variables of interest. More details on this approach are found in Valdez *et al.* (2006).

The third approach was to use the spectral variables selected through the STEPWISE process to implement the non-parametric interpolation technique K-nn (K-nearest neighbor), which enabled estimating values of forest variables and map their distribution by calculating a weighted average of K measurements obtained in field sampling plots (conglomerates) (Franco *et al.*, 2001). The K-nn algorithm programmed by Aguirre *et al.* (2009) in SAS 9.1 was adapted for estimation of the variables (SAS Institute, 2004).

The fourth estimation approach to the inventory of the variables of interest was to analyze the INFyS data for temperate forests considering two types of sampling: simple random and stratified (Schreuder *et al.*, 2006). The types of existing vegetation were used as stratifying elements. For analysis of the data corresponding to mesophyll forest, only the simple random sampling estimator was used.

Estimation of error

Total estimation of AB, VOL and COB obtained with the methods that use remote sensor data (spectral data) were compared with the total estimations and the confidence intervals generated by the traditional data processing of INFyS (Schreuder *et al.*, 2006). A second analytical process was to estimate the magnitude of the individual errors (differences) between the linear regression estimations and K-nn with estimations

Estimación del error

Las estimaciones totales de AB, VOL y COB obtenidas con los métodos que usan datos de sensores remotos (datos espectrales) fueron comparadas con las estimaciones totales y los intervalos de confianza generados mediante el procesamiento tradicional de los datos del INFyS (Schreuder *et al.*, 2006). Un segundo proceso de análisis fue estimar la magnitud de los errores individuales (diferencias) entre las estimaciones de la regresión lineal y K-nn con las estimaciones observadas en campo de AB, VOL y COB para cada conglomerado. Para ello se extrajeron los valores de las estimaciones realizadas mediante la regresión lineal y el K-nn en cada conglomerado y se compararon con las estimaciones generadas con los datos del INFyS a través del RECM (Poulain *et al.*, 2010).

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Relación entre las variables forestales y los datos espectrales

Los resultados muestran que la correlación entre los datos del INFyS y bandas espectrales del satélite SPOT como la verde, el infrarrojo cercano y el infrarrojo medio es buena, así como con los índices y los cocientes simples basados en estas bandas (Cuadro 1).

El índice de estrés hídrico NDVI43 y el cociente simple IRM/IRC presentaron los valores de correlación más altos para las tres variables analizadas (AB=-0.50, VOL=-0.58 y COB=-0.40) en el bosque templado. Aguirre *et al.* (2009) reportaron una tendencia similar con el NDVI43 (AB=-0.81 y VOL=-0.77) para un bosque coetáneo, relativamente uniespecífico y manejado, ubicado en la misma zona, lo cual explica los valores más altos de correlación. En otros estudios con imágenes Landsat TM (Jensen *et al.*, 1999; Steininger, 2000) y SPOT 5 (Castillo *et al.*, 2010) se encontraron correlaciones negativas entre el área basal y la respuesta espectral de las bandas del rojo, infrarrojo cercano (IRC) e infrarrojo medio (IRM) ya que en estas bandas se captan aspectos estructurales de las células y su condición de humedad (Jensen, 2007). La banda del IRM es conocida como banda de absorción de agua debido a que el agua en las hojas absorbe la radiación de estas longitudes de onda (Ingram *et al.*, 2005), es decir, la densidad forestal en estos parámetros espectrales es inversamente proporcional al estrés hídrico; así, entre

made from field observations of AB, VOL and COB for each conglomerate. To this end, the values of the estimations made by linear regression and K-nn were extracted in each conglomerate and compared with the estimations generated from the INFyS data using the RMSE (Poulain *et al.*, 2010).

RESULTS AND DISCUSSION

Relationship between forest variables and spectral data

The results show that the correlation between INFyS data and the green, near infrared and mid infrared spectral bands from the SPOT satellite is good, as is the correlation with the indexes and simple ratios based on these bands (Table 1).

The water stress index NDVI43 and the simple ratio IRM/IRC had the highest correlation values for the three variables analyzed (AB=-0.50, VOL=-0.58 and COB=-0.40) in the temperate forest. Aguirre *et al.* (2009) reported a similar trend with el NDVI43 (AB=-0.81 and VOL=-0.77) for coetaneous forest, relatively uniform in terms of species and management located in the same area; this would explain the higher correlation values. In other studies with Landsat TM satellite (Jensen *et al.*, 1999; Steininger, 2000) and SPOT 5 (Castillo *et al.*, 2010) images, negative correlations were found between basal area and spectral response of the red, near infrared (IRC) and mid infrared bands (IRM) since these bands capture structural aspects of the cells and their moisture condition (Jensen, 2007). The IRM band is known as the water absorption band because the water in the leaves absorbs the radiation at these wavelengths (Ingram *et al.*, 2005); that is, the density of the forest in these spectral parameters is inversely proportional to water stress. Thus, the nearer the value is to -1, there will be more moisture in the vegetation (Speranza and Zerda, 2005; Aguirre *et al.*, 2009).

In the mesophyll forest, the IRM band was most highly correlated with AB and VOL (-0.47 and -0.45, respectively), although it is lower for COB (-0.26). The correlations agree with the results of Ingram *et al.* (2005), in that the bands more correlated with the basal area in this vegetation are the IRM bands (5 and 7) of the Landsat TM and ETM + images (-0.77 and -0.76, respectively).

Cuadro 1. Coeficientes de correlación de Pearson entre las variables espectrales y las variables forestales área basal (AB), volumen (VOL) y cobertura arbórea (COB) para el bosque templado y el bosque mesófilo.
Table 1. Pearson correlation coefficients between spectral and the forest variables basal area (AB), volume (VOL) and tree cover (COB) for the temperate and mesophyll forests.

Variables espectrales	Bosque templado			Bosque mesófilo		
	AB	VOL	COB	AB	VOL	COB
V	-0.43	-0.47	-0.31	-0.46	-0.44	0.08
R	-0.39	-0.44	-0.30	-0.45	-0.43	0.04
IRC	0.03	0.03	0.15	-0.36	-0.33	-0.17
IRM	-0.37	-0.43	-0.24	-0.47	-0.45	-0.26
NDVI23	0.46	0.52	0.40	0.07	0.07	-0.08
IRC/R	0.40	0.47	0.38	0.12	0.12	0.01
GNDVI	0.50	0.55	0.42	0.00	0.00	-0.19
NDVI41	0.12	0.07	0.15	-0.38	-0.39	-0.46
NDVI42	0.21	0.22	0.25	-0.26	-0.26	-0.33
NDVI43	-0.50	-0.58	-0.40	-0.32	-0.33	-0.26
NDVI21	-0.17	-0.25	-0.21	-0.17	-0.19	-0.24
IRM/R	0.21	0.22	0.24	-0.23	-0.22	-0.28
IRM/IRC	-0.50	-0.58	-0.40	-0.31	-0.32	-0.26
IV	0.23	0.26	0.30	-0.32	-0.30	-0.21

V: Verde; R: Rojo; IRC: Infrarrojo cercano; IRM: Infrarrojo medio; NDVI: Índice de vegetación de diferencias normalizadas; IV: Índice de vegetación. ♦ V: Green; R: Red; IRC: Near infrared; IRM: Mid infrared; NDVI: Normalized difference vegetation indexes; IV: Vegetation index.

más se acerque el valor a -1 , habrá una mayor cantidad de humedad en la vegetación (Speranza y Zerda, 2005; Aguirre *et al.*, 2009).

En el bosque mesófilo, la banda del IRM presentó la mayor correlación con el AB y el VOL (-0.47 y -0.45 respectivamente), aunque baja para la COB (-0.26). Las correlaciones concuerdan con los resultados de Ingram *et al.* (2005), donde las bandas mejor correlacionadas con el área basal en esta vegetación son las del IRM (Banda 5 y 7) de las imágenes Landsat TM y ETM+ (-0.77 y -0.76 , respectivamente).

Modelos de regresión lineal

Los modelos seleccionados mediante el proceso STEPWISE, para bosque templado fueron: Área basal, $AB=28.55534-93.98174 \times (V)+43.95468 \times (NDVI21)-16.061 \times (IRM/IRC)$, ($R^2=0.324$, $p \leq 0.0001$); volumen, $VOL=57.82237-540.44749 \times (V)+234.44883 \times (NDVI43)+267.30808 \times (NDVI21)$, ($R^2=0.399$, $p \leq 0.0001$); cobertura arbórea

Linear regression models

The models selected with the STEPWISE process for temperate forest were the following: Basal area, $AB=28.55534-93.98174 \times (V)+43.95468 \times (NDVI21)-16.061 \times (IRM/IRC)$, ($R^2=0.324$, $p \leq 0.0001$); volume, $VOL=57.82237-540.44749 \times (V)+234.44883 \times (NDVI43)+267.30808 \times (NDVI21)$, ($R^2=0.399$, $p \leq 0.0001$); overlapping tree cover, $COB=-55.43561+187.52583 \times (GNDVI)$, ($R^2=0.178$, $p \leq 0.0001$). For the mesophyll forest, the selected models were $AB=23.61167-72.27893 \times (IRM)$, ($R^2=0.220$, $p \leq 0.0003$); $VOL=172.18178-588.12793 \times (IRM)$, ($R^2=0.201$, $p \leq 0.0005$) and $COB=277.36631-1054.40351 \times (R)-297.77085 \times (NDVI41)$, ($R^2=0.208$, $p \leq 0.0020$).

The spectral bands or combination of bands selected by the STEPWISE process better predicted the forest variables in the temperate and mesophyll forest. The IRM band and the simple indexes and ratios containing this band showed strong energy absorption

traslapada, $COB = -55.43561 + 187.52583 \times (GNDVI)$, ($R^2 = 0.178$, $p \leq 0.0001$). Para el bosque mesófilo los modelos seleccionados fueron: $AB = 23.61167 - 72.27893 \times (IRM)$, ($R^2 = 0.220$, $p \leq 0.0003$); $VOL = 172.18178 - 588.12793 \times (IRM)$, ($R^2 = 0.201$, $p \leq 0.0005$) y $COB = 277.36631 - 1054.40351 \times (R) - 297.77085 \times (NDVI41)$, ($R^2 = 0.208$, $p \leq 0.0020$).

Las bandas espectrales o combinación de bandas elegidas por el proceso STEPWISE predijeron mejor a las variables forestales en el bosque templado y bosque mesófilo. La banda del IRM y los índices y cocientes simples desprendidos de esta banda, mostraron una absorción de energía fuerte causada por la presencia de humedad en el follaje ligada a la densidad de la vegetación (Aguirre *et al.*, 2009). Al respecto, Baruah *et al.* (2006) encontraron que la banda 5 (IRM), la banda 2 (verde) de las imágenes Landsat ETM+ y aquellos índices basados en estas bandas son candidatos fuertes para estimar el volumen maderable.

Comparación de las estimaciones generadas mediante un inventario tradicional *versus* las generadas por estimadores de razón y regresión, K-nn y regresión lineal

El procesamiento de los datos del INFyS (inventario convencional) dio las estimaciones de AB, VOL y COB que se muestran en el Cuadro 2. De los dos métodos de análisis aplicados, el estratificado presentó precisión mayor para el bosque templado, por lo cual se utilizó para las comparaciones con las estimaciones derivadas de los datos del satélite SPOT.

La variable espectral GNDVI presentó los valores más altos de correlación con las variables $AB = 0.50$, $VOL = 0.55$ y $COB = 0.42$ del bosque templado. Para el bosque mesófilo la banda IRM presentó la correlación mayor con estas variables: $AB = -0.47$, $VOL = -0.45$ y $COB = -0.26$. Por tanto, los estimadores de razón y regresión se generaron usando las variables GNDVI y IRM para calcular AB, VOL y COB (Cuadro 2).

Las estimaciones de AB realizadas por el método K-nn fueron las más altas, seguidas por las estimaciones a través de los estimadores de razón y regresión y los modelos de regresión lineal (Cuadro 2). Las estimaciones de VOL fueron más optimistas (mayores) por el método de los estimadores de razón y regresión, seguidas por el K-nn. Las estimaciones más conservadoras se obtuvieron con los modelos de regresión lineal. Para la COB las estimaciones son muy similares entre los tres métodos (59 %).

caused by the presence of moisture on the foliage, which is linked to vegetation density (Aguirre *et al.*, 2009). On this matter, Baruah *et al.* (2006) found that band 5 (IRM), band 2 (green) of the Landsat ETM+ images and those indexes based on these bands are strong candidates for estimating timber volume.

Comparison of the estimation generated by the traditional inventory *versus* those generated by the ratio and regression estimators, K-nn and linear regression

Processing the INFyS (conventional inventory) resulted in estimations of AB, VOL and COB shown in Table 2. Of the two applied analysis methods, the stratified method had better precision for the temperate forest and was therefore used for comparing the estimations derived from the SPOT satellite data.

The GNDVI spectral variable had the highest values of correlation with the variables $AB = 0.50$, $VOL = 0.55$ and $COB = 0.42$ of the temperate forest. For the mesophyll forest, the IRM band correlated most highly with the variables $AB = -0.47$, $VOL = -0.45$ and $COB = -0.26$. Consequently, the ratio and regression estimators were generated using the variables GNDVI and IRM for calculating AB, VOL and COB (Table 2).

The AB estimations made by the K-nn method were the highest, followed by the estimations using ratio and regression estimators and the linear regression models (Table 2). The VOL estimation were more optimistic (higher) with the method of ratio and regression estimators, followed by that with K-nn. The most conservative estimations were obtained with the linear regression models. For COB, the estimations with the three methods were very similar (59 %).

Total estimations generated with the ratio and regression estimators were the most similar to the results of the traditional inventory, although they were lower by 6.41 % for AB (5 469 636 m²) and 7.43 % (30 372 039 m³) for VOL. The second method with results similar to the traditional inventory was K-nn: both AB and VOL were underestimated by 5.16% (5 542 808 m²) and 9.05 % (29 839 360 m³), respectively.

Besides the inventory (magnitude), the spatial distribution of these variables of interest is an important aspect for an adequate planning of resource management. For this study, the AB distribution

Cuadro 2. Comparación del inventario convencional versus los distintos métodos que utilizan datos espectrales para la estimación total de las variables forestales área basal (AB), volumen (VOL) y cobertura arbórea traslapada (COB).**Table 2. Comparison of the conventional inventory against different methods that use spectral data for total estimation of forest variables: basal area (AB), volume (VOL) and overlapping tree cover (COB).**

Método de estimación	AB	IC-95	IC+95	VOL	IC-95	IC+95	COB (%)
	Millones de m ²			Millones de m ³			
Inventario tradicional							
Bosque templado	4.027	3.473	4.581	20.587	17.169	24.004	57.81
Bosque mesófilo	1.818	1.460	2.175	12.223	8.967	15.478	66.70
Total	5.845	4.933	6.756	32.809	26.140	39.483	62.26
Regresión lineal	5.316			29.533			59.67
Estimadores de razón y regresión	5.469	4.608	6.331	30.372	24.195	36.548	59.62
K-nn	5.543			29.839			59.20

IC: Intervalo de confianza al 95 % ♦ IC: 95 % confidence interval.

Las estimaciones totales generadas con los estimadores de razón y regresión fueron las más similares a los resultados del inventario tradicional, aunque fueron menores a éstos en 6.41 % para el AB (5 469 636 m²) y 7.43 % (30 372 039 m³) para VOL. El segundo método con resultados similares al inventario tradicional fue el K-nn: tanto el AB como el VOL fueron subestimados en 5.16 % (5 542 808 m²) y 9.05 % (29 839 360 m³), respectivamente.

Además del inventario (magnitud), la distribución espacial de las variables de interés es un aspecto importante para la adecuada planeación de la gestión de los recursos. Para este estudio, los mapas de distribución de AB (Figura 2) muestran una diferencia notoria en la distribución de la categoría de 20 - 30 m² ha⁻¹. Es evidente que el mapa generado mediante el método K-nn estimó una superficie mayor en esta categoría, lo cual es congruente con el valor estimado del inventario para AB mediante K-nn. Al contrario, los mapas de distribución de VOL y COB son similares para los dos métodos usados para su generación (Figuras 3 y 4).

Las estimaciones obtenidas con método de regresión lineal fueron las de menor magnitud comparadas con el inventario tradicional y los dos métodos expuestos. Para AB y VOL hubo una subestimación aproximada de 9 %, (AB=5 315 590 m² y VOL = 29 533 000 m³), para bosque templado y bosque mesófilo en conjunto. La COB estimada fue muy similar entre los tres métodos que usan datos de sensores remotos (59 %),

maps (Figure 2) show a notable difference in the category of 20-30 m² ha⁻¹. It is evident that the map generated with the K-nn method estimated a larger area in this category, congruent with the AB value estimated by K-nn. In contrast, the VOL and COB distribution maps are similar for the two methods used for their construction (Figures 3 and 4).

The estimations obtained with the linear regression method were those with the smallest magnitude relative to the traditional inventory and the other two methods presented. For AB and VOL, there was an underestimation of approximately 9 % (AB=5 315 590 m² and VOL = 29 533 000 m³) for the temperate forest and mesophyll forest together. The estimated COB was very similar with the three methods using remote sensor data (59 %), approximately 4 % less than the traditional inventory.

Estimations of the total inventory generated with the remote sensor methods are conservative, relative to traditional inventory calculations, but they are robust because of their use of auxiliary information; this is desirable when seeking a sustainable forest management scheme, for example, for estimation of biomass to valuate carbon capture bonds (Mäkelä and Pekkarinen, 2004; Aguirre *et al.*, 2009). It is important to highlight that the estimations obtained with methods alternative to the traditional inventory are within the confidence interval of 95 %, which the stratified traditional inventory (temperate forest) and simple random sampling (mesophyll forest) have

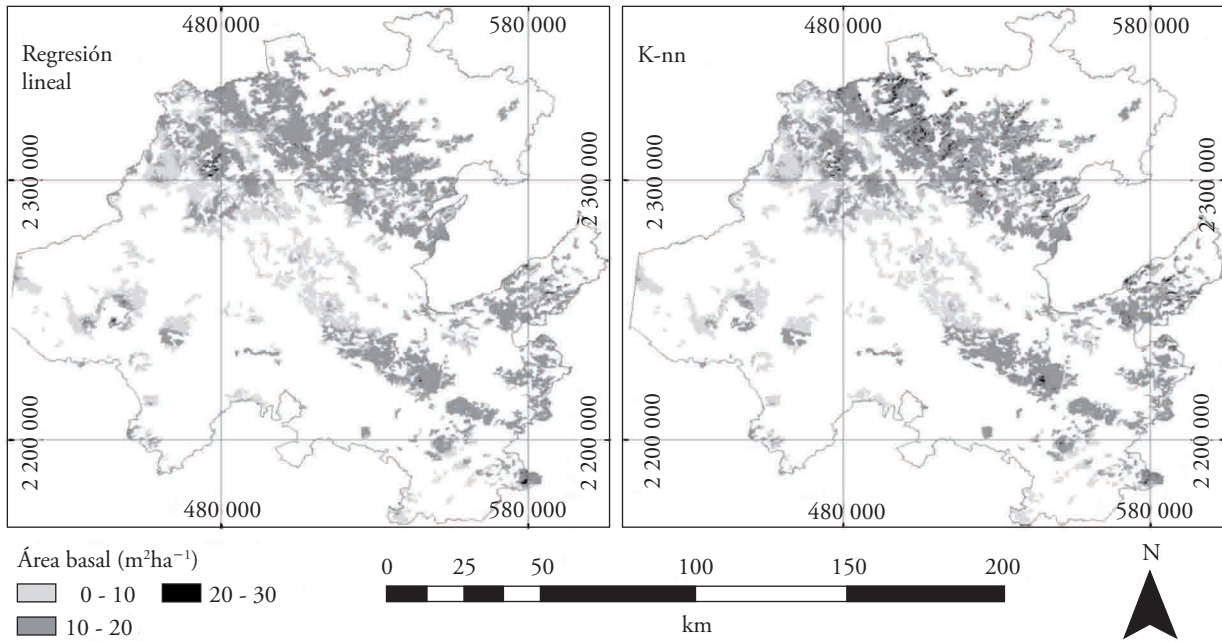


Figura 2. Estimación del área basal mediante modelos de regresión lineal y método K-nn.
Figure 2. Estimation of basal area by linear regression models and the K-nn model.

aproximadamente 4 % menos que el inventario tradicional.

Las estimaciones de inventario total generadas con los métodos de sensores remotos son conservadoras

(Table 2). Statistically, the three methods produce equivalent results, but with a difference in statistical precision (amplitude of the confidence interval at 95 %). There are three aspects that should be

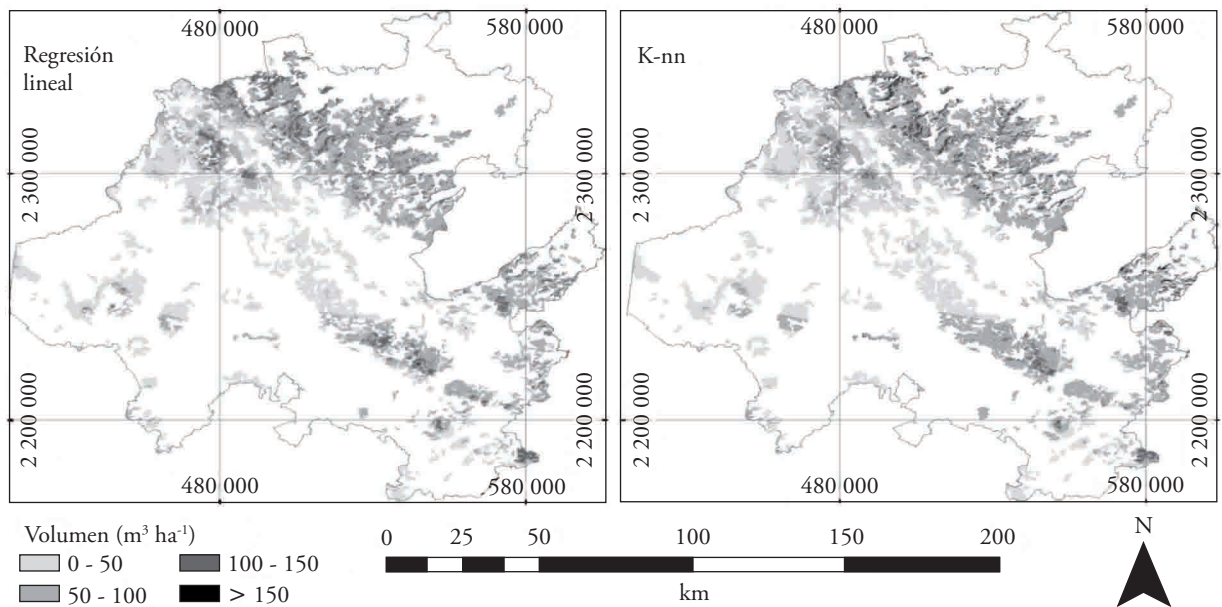


Figura 3. Estimación del volumen maderable mediante modelos de regresión lineal y método K-nn.
Figure 3. Estimation of timber volume with the linear regression models and the K-nn method.

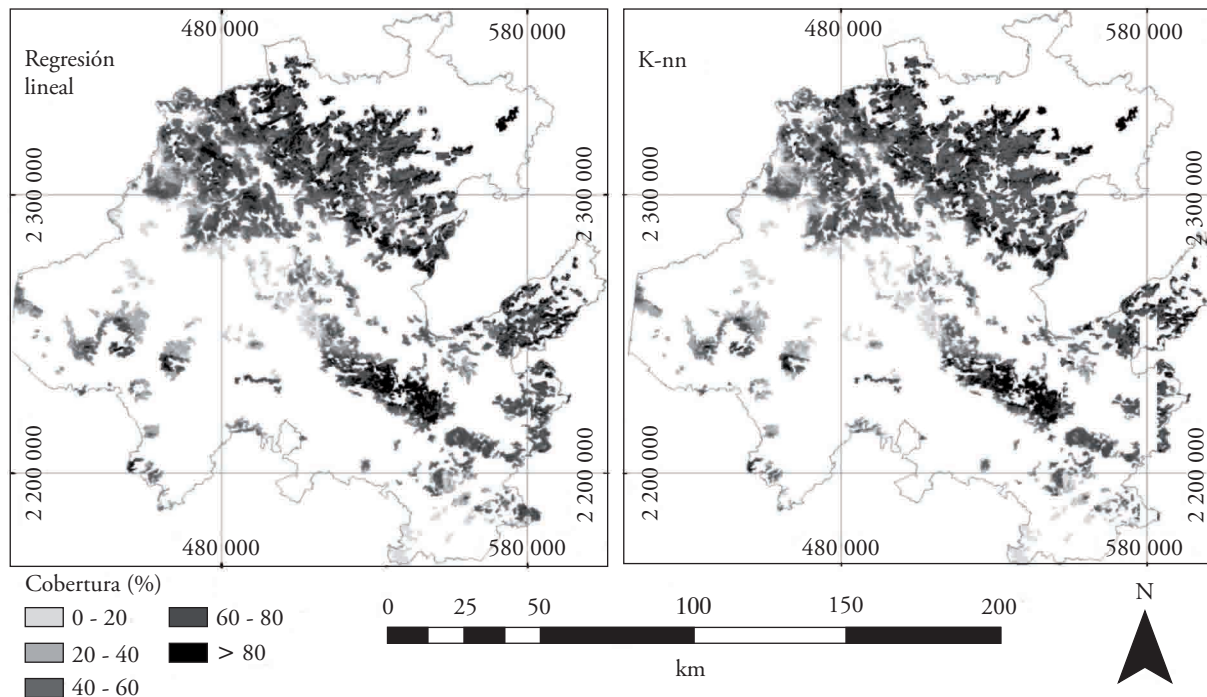


Figura 4. Estimación de la cobertura arbórea traslapada mediante los modelos de regresión lineal y método K-nn.
Figure 4. Estimation of overlapping tree cover with the linear regression models and the K-nn method.

respecto a los cálculos del inventario tradicional pero robustas por el uso de información auxiliar, lo cual es deseable cuando se busca un esquema de manejo forestal sostenible, por ejemplo, para estimar biomasa y valorar bonos por captura de carbono (Mäkelä y Pekkarinen, 2004; Aguirre *et al.*, 2009). Es importante resaltar que las estimaciones obtenidas mediante los métodos alternativos al inventario tradicional están dentro del intervalo de confianza de 95 % que presenta el inventario tradicional estratificado (bosque templado) y muestreo simple al azar (bosque mesófilo) (Cuadro 2). Estadísticamente los tres métodos producen resultados equivalentes, pero con diferente precisión estadística (amplitud del intervalo de confianza al 95%). Hay tres aspectos que deben considerarse al elegir entre los métodos usados: 1) la regresión lineal produce estimaciones negativas en ciertas combinaciones de las variables espectrales, lo cual puede reducir los cálculos de las estimaciones totales pero permite obtener mucho detalle cuando se mapean las variables de interés, 2) el método de estimadores de razón y regresión permite plasmar los resultados en un mapa pero con menor detalle que los métodos de regresión y por ser estimadores sesgados son muy sensibles al tamaño de muestra; y 3) el

considered when selecting among the methods used: 1) linear regression produces negative estimations with certain combinations of the spectral variables, and can reduce calculation of total estimations, but it allows obtaining great detail when mapping variables of interest; 2) the method of ratio and regression estimators enable capturing the result on a map but with less detail than the regression methods, and because they are biased estimators, they are very sensitive to sample size; and 3) K-nn requires more computational effort for processing.

Error analysis

The estimation for the temperate forest obtained with the linear regression models showed a RMSE of 6.70 m² ha⁻¹ for AB, 41.45 m³ ha⁻¹ for VOL and 29.69 % in COB. These magnitudes of error are smaller than those reported by Hall *et al.* (2006), who used Landsat TM images and found absolute errors of 74.7 m³ ha⁻¹ in volume. They also reported maximum COB values of 46 %, while in our study the values of this variable are above 50 % for the temperate forest and 60 % for the mesophyll forest, regardless of the remote sensor method used. The

K-nn requiere de mayor esfuerzo computacional para su procesamiento.

Análisis del error

Las estimaciones para el bosque templado obtenidas con los modelos de regresión lineal presentaron un RECM de 6.70 m² ha⁻¹ para el AB, 41.45 m³ ha⁻¹ para VOL y 29.69 % en la COB. Estas magnitudes de error son menores a las reportadas por Hall *et al.* (2006), quienes usaron imágenes Landsat TM y encontraron errores absolutos en volumen de 74.7 m³ ha⁻¹ y, además, valores máximos promedio de COB de 46 %. En la presente investigación los valores de esta variable son mayores en 50 % para bosque templado y en 60 % para el bosque mesófilo sin distinción de método de sensor remoto usado. Los valores de RECM en este estudio son parecidos a los observados por Aguirre *et al.* (2009): 4.2 m² ha⁻¹ para área basal y 57.71 m³ ha⁻¹ para volumen maderable en predios forestales de *Pinus patula* en el estado de Hidalgo. La mayoría de las estimaciones (modelos de regresión lineal y K-nn) fueron inferiores a la línea de referencia presentada en las Figuras 5 y 6, lo cual indica que los valores calculados con sensores remotos satelitales fueron conservadores con respecto a las estimaciones basadas en el inventario convencional de campo.

Las estimaciones para el bosque mesófilo presentaron errores absolutos de 8.5 m² ha⁻¹ para AB,

values of RMSE found in our study are similar to those observed by Aguirre *et al.* (2009): 4.2 m² ha⁻¹ for basal area and 57.71 m³ ha⁻¹ for timber volume in *Pinus patula* forest lands in the state of Hidalgo, Mexico. Most of the estimations (linear regression and K-nn models) were below the reference line presented in Figures 5 and 6, indicating that the values calculated with satellite remote sensors were conservative, relative to the estimations based on the conventional field inventory.

The estimations for the mesophyll forest had absolute errors of 8.5 m² ha⁻¹ for AB, 79.14 m³ ha⁻¹ for VOL and 29 % for COB. There was a difference between the two groups of vegetation for the VOL variable, which could be attributed to the diversity of species in the mesophyll forest. Castillo *et al.* (2010) estimated variables of forest structure using SPOT 5 images in rain forests and found an RMSE of 5.05 m² ha⁻¹ for AB and 71.67 m³ ha⁻¹ for VOL, results that are very similar to ours using the linear regression and K-nn models.

For the temperate forest, the estimator K-nn had absolute errors very similar to those obtained with the linear regression models (6.63 m² ha⁻¹, 40.55 m³ ha⁻¹ and 29 % for AB, VOL and COB, respectively). In the mesophyll forest errors were 8.25 m² ha⁻¹ for AB, 75.76 m³ ha⁻¹ for VOL and 29.09 % for COB. In this respect, Franco *et al.* (2001), using the same method, reported similar RMSE values: 8.5 m² ha⁻¹ for AB and 51.60 m³ ha⁻¹ for VOL.

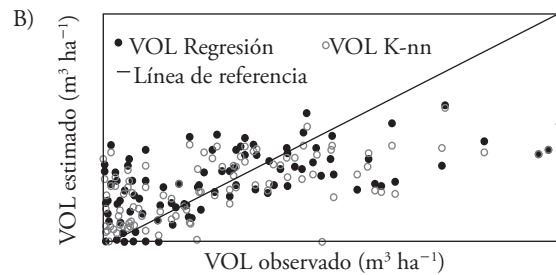
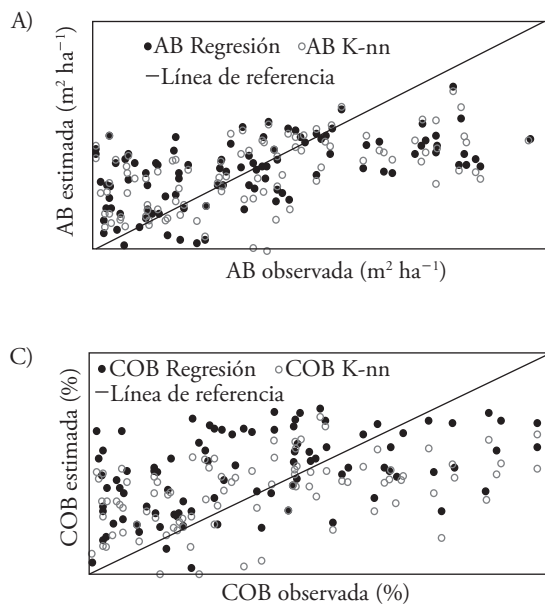


Figura 5. Valores observados (inventario tradicional) vs valores estimados mediante métodos de sensores remotos para: A) área basal (AB), B) volumen (VOL) y C) cobertura (COB) en el bosque templado de Hidalgo, México.

Figure 5. Values observed (traditional inventory) vs values estimated with remote sensor methods for: A) basal area (AB), B) volume (VOL) and C) tree cover (COB) in the temperate forest in Hidalgo, Mexico.

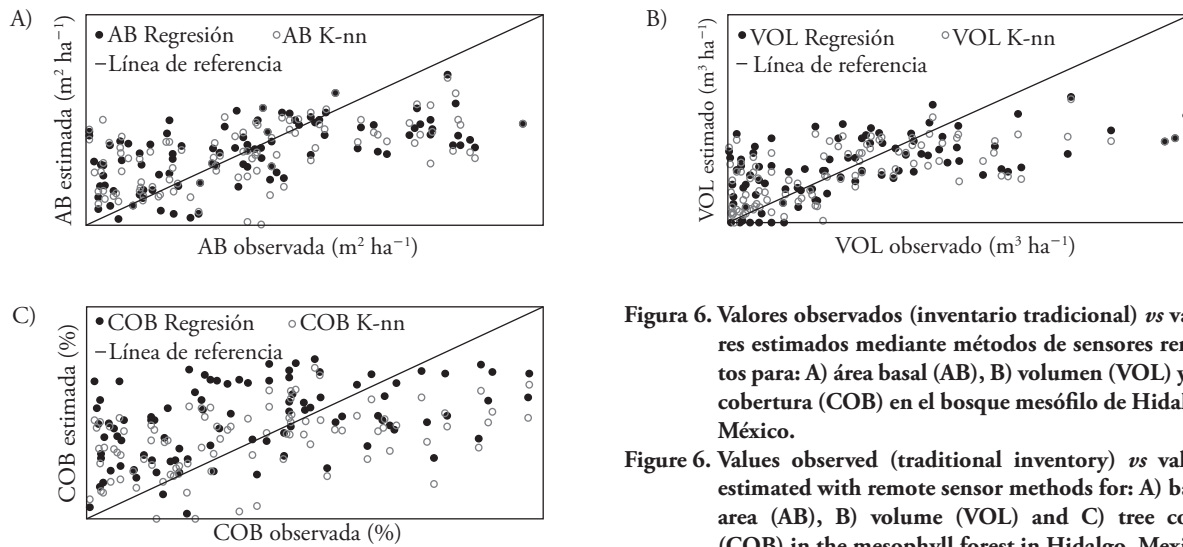


Figura 6. Valores observados (inventario tradicional) vs valores estimados mediante métodos de sensores remotos para: A) área basal (AB), B) volumen (VOL) y C) cobertura (COB) en el bosque mesófilo de Hidalgo, México.

Figure 6. Values observed (traditional inventory) vs values estimated with remote sensor methods for: A) basal area (AB), B) volume (VOL) and C) tree cover (COB) in the mesophyll forest in Hidalgo, Mexico.

79.14 m³ ha⁻¹ para el VOL y 29 % para la COB. Hubo una diferencia entre los dos grupos de vegetación para la variable VOL que puede atribuirse a la variabilidad de especies en el bosque mesófilo. Castillo *et al.* (2010) estimaron variables de la estructura forestal usando imágenes SPOT 5 en bosques lluviosos y encontraron un RECM de 5.05 m² ha⁻¹ para AB y 71.67 m³ ha⁻¹ para VOL, resultados muy similares a los del presente estudio con los modelos de regresión lineal y K-nn.

El estimador K-nn presentó, para el bosque templado, errores absolutos muy parecidos a los obtenidos con los modelos de regresión lineal (6.63 m² ha⁻¹, 40.55 m³ ha⁻¹ y 29 % para AB, VOL y COB, respectivamente). En el bosque mesófilo se encontraron errores de 8.25 m² ha⁻¹ para AB, 75.76 m³ ha⁻¹ para VOL y 29.09 % para COB. Al respecto, Franco *et al.* (2001), usando el mismo método, reportaron valores de RECM similares: 8.5 m² ha⁻¹ para AB y 51.60 m³ ha⁻¹ para VOL.

Los modelos empíricos, como los descritos en este estudio, tienen fortalezas y debilidades. Así, permiten estimar con relativa facilidad el inventario de variables dasométricas en un punto en el tiempo con precisión similar al inventario tradicional, pero con la posibilidad de reducir el trabajo en campo (pudiendo incluso obviarlo en áreas de difícil acceso) y reducir el esfuerzo y tiempo necesario para su elaboración. Además, estos modelos permiten conocer con detalle la variabilidad espacial de las estimaciones, lo cual es una ventaja importante en la toma de decisiones referentes al manejo operativo del bosque. Sin em-

The empirical models, such as those described in our study, have strengths and weaknesses. Thus, they enable relatively easy estimation of the inventory of dasometric variables at a point in time with a precision similar to that of the traditional inventory, but they make it possible to reduce field work (in which inaccessible areas can even be omitted) and reduce the necessary time and effort. In addition, this type of model allows detailed knowledge of the spatial variability of the estimations, an important advantage when making decisions on operational management. However, a major weakness is that their application cannot easily be generalized spatially or temporally. Their usefulness is limited to the space in which the field data used for calibration was collected. Moreover, the relationships found may be dependent on the spectral characteristics of the sensor used, as well as on atmospheric and illumination conditions in the forest at the moment the images were captured, in spite of the corrections made. The restriction of temporality could be solved if the spectral data from another date is standardized to a condition similar to that of the data used to calibrate the models, which requires considerable effort. This option can be explored in a parallel manner as well as over time in both the image and the field data. It may be of interest to compare the changes in a temporal series of images taken in successive years, once a methodology of standardization is defined and their relationship with those shown by dasometric variables, updated through field work in selected areas.

bargo, una debilidad importante es que su aplicación no puede, de manera fácil, generalizarse espacial o temporalmente; su utilidad se limita al espacio donde se recolectaron los datos de campo usados para su calibración. Asimismo, las relaciones encontradas pueden ser dependientes de las características espectrales del sensor utilizado, así como de las condiciones atmosféricas y de iluminación en el bosque en el momento de capturar las imágenes, a pesar de las correcciones aplicadas. La restricción de temporalidad puede solventarse si los datos espectrales de otra fecha se estandarizan a una condición similar a la de los datos usados para calibrar los modelos, lo cual requiere un esfuerzo considerable. Esta opción puede explorarse además de manera paralela a lo largo del tiempo tanto en la imagen como en los datos de campo. Podría ser de interés comparar los cambios en una serie temporal de imágenes tomadas en una sucesión de años, una vez definida una metodología de estandarización, y su relación con aquellos mostrados por las variables dasométricas, actualizadas mediante trabajo de campo en áreas seleccionadas.

CONCLUSIONES

Las estimaciones totales de AB, VOL y COB, derivadas de los métodos basados en datos espectrales (regresión lineal, K-nn y estimadores de razón y regresión), se encuentran dentro del intervalo de confianza del 95 % de las estimaciones generales mediante el análisis tradicional de los datos del INFyS, con la ventaja de permitir una descripción de su variabilidad espacial mediante la construcción de mapas.

Las estimaciones de inventario total generadas con los métodos que usan datos de sensores remotos son de magnitud menor (conservadoras) en relación a los cálculos del inventario tradicional. Esto es deseable cuando se busca un esquema de manejo forestal sostenible.

AGRADECIMIENTOS

Nuestro agradecimiento a la Comisión Nacional Forestal y a la Estación de Recepción México de la Constelación SPOT (ERMEXS) por proporcionarnos los datos del INFyS correspondientes al estado de Hidalgo, Méx. y las imágenes SPOT, respectivamente.

CONCLUSIONS

The total estimations of AB, VOL and COB derived from the methods based on spectral data (linear regression, K-nn and ratio and regression estimators) are found within the confidence interval of 95 % of the general estimations with traditional data analysis of INFyS and have the advantage of enabling a description of their spatial variation through map construction.

The estimations of total inventory generated with the methods that use remote sensor data are of smaller magnitude (conservative) than those calculated with the traditional inventory. This is desirable when seeking a sustainable forest management scheme.

—End of the English version—

---*---

LITERATURA CITADA

- 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.
- Aguirre S., C. A., E. J. Treviño G., O. A. Aguirre C., M. A. González T., J. R. Valdez L., L. Miranda A., and A. I. Aguirre S. 2012. Construction of aboveground biomass models with remote sensing technology in the intertropical zone in Mexico. *J. Geogr. Sci.* 22 (4): 669-680.
- Baruah, P. J., T. Endo, T. Katsura, and Y. Yasuoka. 2006. Estimating timber-volume in a commercial eucalyptus globulus Plantation: results from two approaches. *In: Proceedings: Asian Conference of Remote Sensing, October 9-13, 2006, Ulaanbaatar, Mongolia.* 6 p. https://www.researchgate.net/publication/229022222_ESTIMATING_TIMBER-VOLUME_IN_A_COMMERCIAL_EUCALYPTUS_GLOBULUS_PLANTATION_RESULTS_FROM_TWO_APPROACHES (Consulta: septiembre 2014).
- Castillo S., M. A., M. Ricker, and B. H. J. de Jong. 2010. Estimation of tropical forest structure from SPOT-5 satellite images. *Int. J. Remote Sensing* 31 (10): 2767-2782.
- Chavez, P. S. 1996. Image-based atmospheric corrections—revisited and revised. *Photogrammetric Eng. Remote Sensing* 62: 1025-1036.
- Cruz L., I. A., J. R. Valdez L., G. Ángeles P, y H. M. de los Santos P. 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.
- CONABIO (Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad). 1998. 'Climas' (clasificación de Koppen, modificado por García). Escala 1:1000000. México.
- 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.
- DGINF (Dirección General del Inventario Nacional Forestal). 1976. Inventario Forestal del Estado de Hidalgo. México. Publicación Núm. 39. 62 p.
- ERDAS. 2011. ERDAS IMAGINE 2011, Versión 11.0.2. USA.
- Franco L., H., A. R. Ek, and M. E. Bauer. 2001. Estimation and mapping of forest stand density, volume, and cover type using the k-nearest neighbors method. *Remote Sensing Environ.* 77: 251–274.
- Gill, S. J., G. S. Biging, and E. C. Murphy. 2000. Modelling conifer tree crown radius and estimating canopy cover. *For. Ecol. Manage.* 126: 405-416.
- 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. *For. Ecol. Manage.* 225: 378-390.
- Ingram, J. C., T. P. Dawson, and R. J. Whittaker. 2005. Mapping tropical forest structure in southeastern Madagascar using remote sensing and artificial neural networks. *Remote Sensing Environ.* 94: 491–507.
- Jensen, J. R. 2007. *Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective*. Prentice Hall. Second Edition. New Jersey, U.S.A. 592 p.
- Jensen, J. R., F. Qiu, and M. H. Ji. 1999. Predictive modelling of coniferous forest age using statistical and artificial neural network approaches applied to remote sensor data. *Int. J. Remote Sensing* 20: 2805–2822.
- Kimothi, M. M., S. Mohan, R. B. Singh, P. Soni, H. B. Vashista, and Ajai. 2009. Estimation of forest biophysical variables from Indian Earth Observation Satellite Cartosat-1 stereo data. *Int. J. Remote Sensing* 30: 451-462.
- Lu, D., P. Mausel, E. Brondizio, and E. Moran. 2002. Assessment of atmospheric correction methods for Landsat TM data applicable to Amazon basin LBA research. *Int. J. Remote Sensing* 23: 2651–2671.
- Lu, D., P. Mausel, E. Brondizio, and E. Moran. 2004. Relationships between forest stand parameters and Landsat TM spectral responses in the Brazilian Amazon Basin. *For. Ecol. Manage.* 198: 149–167.
- Lu, D. S. 2006. The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. *Int. J. Remote Sensing* 27: 1297–1328.
- Mäkelä, H., and A. Pekkarinen. 2004. Estimation of forest stand volumes by Landsat TM Imagery and stand-level field-inventory data. *For. Ecol. Manage.* 196: 245-255.
- NASA (National Aeronautics and Space Administration). 2014. ASTER Global Digital Elevation Model (30 m). <http://gdex.cr.usgs.gov/gdex/> (Consulta: febrero 2014).
- 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 Int.* 25: 25-43.
- SAS (Statistical Analysis System). 2004. *SAS/IML Users guide, Version 9.1*. Cary, N.C. SAS Institute Inc. 1031 p.
- Schreuder, H. T., R. Ernst, y H. Ramírez M. 2006. *Técnicas Estadísticas para Muestreo y Monitoreo de Recursos Naturales*. Universidad Autónoma Chapingo. Chapingo, Texcoco, México. 144 p.
- Speranza, F. C., y H. R. Zerda. 2005. Clasificación digital de coberturas vegetales a partir de datos satelitales multiespectrales. *Actas VIII. Congreso Argentino de Ingeniería Rural (CADIR)*. Noviembre de 2005. Villa de Merlo. 10 p. https://www.researchgate.net/publication/228346891_Clasificacion_digital_de_coberturas_vegetales_a_partir_de_datos_satelitales_multiespectrales (Consulta: septiembre 2014).
- Steininger, M. K. 2000. Satellite estimation of tropical secondary forest aboveground biomass, data from Brazil and Bolivia. *Int. J. Remote Sensing* 21: 1139-1157.
- Valdez L., J. R., M. J. González G., y H. M. De los Santos P. 2006. Estimación de cobertura arbórea mediante imágenes satelitales multiespectrales de alta resolución. *Agrociencia* 40: 383-394.
- Wijaya, A., S. Kurnadi, R. Gloaguen, and H. Heilmeyer. 2010. Improved strategy for estimating stem volume and forest biomass using moderate resolution remote sensing data and GIS. *J. For. Res.* 21: 1–12.