

MAPEO DE CARBONO ARBÓREO AÉREO EN BOSQUES MANEJADOS DE PINO *Patula* EN HIDALGO, MÉXICO

MAPPING ABOVEGROUND TREE CARBON IN MANAGED *Patula* PINE FORESTS IN HIDALGO, MÉXICO

Carlos A. Aguirre-Salado^{1*}, José R. Valdez-Lazalde², Gregorio Ángeles-Pérez², Héctor M. de los Santos-Posadas², Reija Haapanen³, Alejandro I. Aguirre-Salado⁴

¹Ingeniería Geomática. Facultad de Ingeniería. Universidad Autónoma de San Luis Potosí. San Luis Potosí. México. (geomatica10@yahoo.com). ²Forestal, ⁴Estadística. Campus Montecillo. Colegio de Postgraduados. 56230. Montecillo, Estado de México. (valdez@colpos.mx) (gangeles@colpos.mx) (hmsantos@colpos.mx) (alexaguirre84@colpos.mx). ³Department of Forest Resource Management. University of Helsinki. Helsinki, Finland. FI-00014. (reija.haapanen@haapanenforestconsulting.fi).

RESUMEN

Este trabajo presenta relaciones entre datos espectrales del sensor de alta resolución espacial SPOT 5 HRG y el carbono arbóreo aéreo (Mg ha^{-1}) en un bosque de *Pinus patula* en Zacualtipán, Hidalgo, México. Primero, fue necesario cuantificar la biomasa (Mg ha^{-1}). Se usó la regresión lineal múltiple y el método no paramétrico del vecino más cercano (k-nn, de k-nearest neighbor). El análisis de los resultados sugiere una alta correlación entre las variables forestales y los índices espectrales relacionados con la humedad de la vegetación. En la validación, los coeficientes de correlación calculados entre los valores observados y estimados para los métodos de regresión y k-nn fueron altamente significativos ($p = 0.01$), mostrando su potencial para predecir el carbono arbóreo aéreo. La raíz del cuadrado medio del error (RCME) para las estimaciones del k-nn fue 22.24 Mg ha^{-1} (35.43 %). La estimación total calculada mediante k-nn fue la más cercana a la obtenida mediante muestreo estratificado tradicional. Los resultados confirman la capacidad de las imágenes SPOT 5 y el método k-nn para apoyar la realización de inventarios de carbono.

Palabras clave: Biomasa, k-nn, percepción remota, regresión, SPOT 5 HRG.

INTRODUCCIÓN

Los compromisos adquiridos por México en el Protocolo de Kyoto además de la regulación forestal mexicana, requieren evaluar la productividad de los bosques manejados para el establecimiento de la línea base de almacenamiento de carbono. Además, estas exigencias de información actualizada y confiable acerca del carbono en los ecosistemas es necesaria para generar esquemas de manejo forestal operativo adecuados, y así cumplir las necesidades locales de producción maderable y

ABSTRACT

This paper presents relations between spectrum data of the SPOT 5 HRG spatial high resolution sensor and aboveground tree carbon (Mg ha^{-1}) in a *Pinus patula* forest in Zacualtipán, Hidalgo, México. First it was necessary to quantify the biomass (Mg ha^{-1}). The multiple linear regression and the non parametric method of the nearest neighbor (k-nn) were used. The analysis of results suggests the presence of a high correlation between forest variables and the spectrum indexes associated with vegetation moisture. During validation, the correlation coefficients between the values observed and estimated for the regression methods and k-nn were highly significant ($p = 0.01$), and showed their potential for predicting the presence of aboveground tree carbon. The root mean square error (RCME) of the k-nn estimates was 22.24 Mg ha^{-1} (35.43 %). The total estimate calculated by using k-nn was the closest to that obtained through traditional stratified sampling. From the results obtained, the contribution of the SPOT 5 images and k-nn method to the development of carbon inventories is confirmed.

Key words: Biomass, k-nn, remote perception, regression, SPOT 5 HRG.

INTRODUCTION

The commitments acquired by México in the Kyoto Protocol, in addition to Mexican forest regulation, are aimed at evaluating the productivity of managed forests so as to establish the baseline of carbon storage. Also the requirements of having updated and reliable information about carbon in ecosystems are necessary to generate adequate forest management guidelines and thus fulfill the local needs of wood production and global commitments of carbon dioxide (CO_2) level reduction in the atmosphere.

These estimations have been made in field sampling plots where the attributes of individual trees are measured, thus enabling to estimate their biomass through allometric relations. Then individual

*Autor responsable ♦ Author for correspondence.

Recibido: Marzo, 2008. Aprobado: Noviembre, 2008.

Publicado como ARTÍCULO en *Agrociencia* 43: 209-220. 2009.

compromisos globales de mitigación del nivel de dióxido de carbono (CO₂) en la atmósfera.

Estas estimaciones se han realizado en parcelas de muestreo en campo donde se miden atributos de árboles individuales, lo que permite estimar su biomasa mediante relaciones alométricas. Luego las estimaciones individuales son sumadas para obtener estimaciones de la parcela; finalmente mediante extrapolaciones se obtienen estimaciones por unidad de superficie. Esta información es útil pero no describe la variabilidad espacial dentro de las unidades de manejo forestal. Las imágenes obtenidas mediante sensores remotos tienen una función importante, ya que graban la energía electromagnética reflejada y registran la variabilidad natural a una determinada resolución espacial, temporal y radiométrica de una manera instantánea y a bajo costo, en comparación con los métodos de inventario tradicionales.

Hay varias metodologías para usar la percepción remota en estudios locales dirigidos a la estimación de biomasa y carbono. Varios de ellos usan píxeles individuales, o grupos de ellos como unidad de análisis. Entre estos métodos están los paramétricos, como el ajuste de modelos matemáticos mediante regresión entre las variables de interés y los datos espectrales de las imágenes de satélite (Labrecque *et al.*, 2006; Hall *et al.*, 2006). Otros métodos son el kaésimo vecino más cercano (k-nn: k-nearest neighbor) (Franco-Lopez *et al.*, 2001; Mäkelä y Pekkarinen, 2004); una variante del k-nn llamada vecino más similar (most similar Neighbor, MSN) basado en la matriz de correlaciones canónicas (Muinonen *et al.*, 2001); estimadores de razón y regresión para el análisis de cobertura arbórea (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006); y métodos geoestadísticos que incluyen el uso de variogramas caracterizados por altos costos de muestreo (Zawadzki *et al.*, 2005).

La resolución espacial ideal para estudiar variables de densidad forestal no tiene que ser tan detallada. La enorme variabilidad de la reflectancia causada por la sombra de las copas de los árboles o la rugosidad del follaje no debe ser registrada. Entonces, SPOT 5 y su mejorada resolución espacial (10 m), localizada entre la de Landsat (30 m) e imágenes de muy alta resolución espacial (2.5 m), parece una buena alternativa para la estimación de biomasa y carbono en masas arboladas (Darvishsefat *et al.*, 2004).

En el presente estudio se describe una aplicación de las imágenes multispectrales de alta resolución espacial SPOT 5 HRG para el mapeo de biomasa y carbono arbóreo aéreo en un bosque manejado de *Pinus patula* mediante técnicas de regresión lineal múltiple y kaésimo vecino más cercano (k-nn). Estas metodologías fueron seleccionadas por su amplio uso, fácil

estimaciones are added up to obtain plot estimations; finally estimates per surface unit are obtained through extrapolations. This information is useful but does not describe the spatial variability within the forest management units. The imagery obtained through remote sensors have a major function since they record the electromagnetic energy reflected and register the natural variability at a specific spatial, temporal and radiometric resolution instantly and at a low cost compared to the traditional inventory methods.

There are various methodologies for the use of remote perception in local studies aimed to estimate biomass and carbon. A number of them use individual pixels or groups of them as analysis units. Some of them are the parametric methods, like the adjustment of mathematical models through regression between the variables of interest and the spectrum data of the satellite imagery (Labrecque *et al.*, 2006; Hall *et al.*, 2006). Others methods are: kaesimo nearest neighbor (k-nn) (Franco-Lopez *et al.*, 2001; Mäkelä and Pekkarinen, 2004); a variant of k-nn called most similar neighbor (MSN) based on the matrix of canonical correlations (Muinonen *et al.*, 2001); estimators of reason and regression for the analysis of tree cover (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006); and geostatistical methods including the use of variograms characterized by high-cost sampling (Zawadzki *et al.*, 2005).

The ideal spatial resolution for the study of forest density variables does not need to be made in so much detail. It is not necessary to register the great variability of the reflectance caused by the tree tops or the bumpy texture of foliage. Therefore SPOT 5 and its improved spatial resolution (10 m), located between that of Landsat (30 m) and imagery of very high spatial resolution (2.5 m) seems to be a good alternative for the estimation of biomass and carbon in tree masses (Darvishsefat *et al.*, 2004).

The present study presents an application of multispectral imagery of SPOT 5 HRG high spatial resolution for the mapping of biomass and aboveground tree carbon in a managed *Pinus patula* forest through multiple linear regression techniques and the kaesimo nearest neighbor (k-nn) method. These methodologies were selected for being widely used, easily implemented and having some advantages in their use. Regression methods usually exhibit great accuracy and produce estimates of variables with properties well grounded on parameters. The k-nn method can produce estimates of all the variables simultaneously required, preserve natural relations among variables and better retain variability in training data.

Therefore, the objectives of this study were: 1) to produce maps of high spatial resolution of the

aplicación y ciertas ventajas. Los métodos de regresión usualmente muestran alta precisión y producen estimaciones de las variables con propiedades bien documentadas en los parámetros. El método k-nn puede producir estimaciones de todas las variables requeridas simultáneamente, preservar las relaciones naturales entre las variables y retener mejor la variabilidad en los datos de entrenamiento.

Por tanto, los objetivos del presente estudio fueron: 1) generar mapas de alta resolución espacial de carbono arbóreo aéreo (Mg ha^{-1}) mediante regresión y k-nn; 2) comparar las estimaciones obtenidas con ambos métodos en rodales de edades diferentes; 3) validar las estimaciones mediante un inventario forestal convencional del área.

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

El trabajo se efectuó en bosques manejados de *P. patula* en Zacualtipán, Hidalgo, México (Figura 1), propiedad de dos ejidos: La Mojonera (100.62 ha) y Atopixco (71.69 ha). La topografía es plana con lomerío (pendientes de 0-25%), a una altitud promedio de 2050 m. El suelo de las partes bajas es feozem háplico con una capa superficial oscura, suave y rico en materia orgánica. En las pendientes más pronunciadas hay regosol calcárico con semejanza al material parental. Las rocas son tobas riolíticas con obsidiana. El clima es templado húmedo con lluvias en verano (2050 mm) y una temperatura promedio de 13.5 °C. En las últimas tres décadas el manejo forestal se ha orientado a desarrollar rodales coetáneos de *P. patula*.

Datos de campo

Durante el verano de 2006, fueron establecidas sistemáticamente 42 parcelas cuadradas de medición (20 m×20 m) en rodales coetáneos de *P. patula*, de 8 a 24 años. Los rodales con edades más jóvenes no fueron medidos dada la escasez de árboles conformados. Se midió el diámetro a la altura del pecho (1.3 m; DN) de todos

aboveground tree carbon (Mg ha^{-1}) through regression and k-nn; 2) to compare the estimations obtained by both methods in stands of different ages; 3) to validate the estimates through a conventional forest inventory of the area.

MATERIALS AND METHODS

Study area

The study was conducted in managed forests of *P. patula* in Zacualtipán, Hidalgo, México (Figure 1), belonging to two ejidos (community-owned lands): La Mojonera (100.62 ha) and Atopixco (71.69 ha). The relief is flat with hillocks (slopes of 0-25%), at an average altitude of 2050 m. The soil in lower areas is haplic phaeozem with a dark surface layer, smooth and rich in organic matter. In the steepest slopes there is calcaric regosol similar to parental material. Rocks are rhyolitic tuffs combined with obsidian. The climate is temperate humid with summer rains (2050 mm) and an average temperature of 13.5 °C. Over the last three decades, forest management has focused on the development of contemporary stands of *P. patula*.

Field data

In the summer of 2006, 42 square plots (20×20 m) were set up in contemporary stands of *P. patula*, of 8 to 24 years old. The younger stands were not measured due to a shortage of formed trees. The diameter of all the trees in the plots was measured at chest level (1.3 m; DN). To obtain validation data of the model 33 plots were set up in the forest of Atopixco adjacent to La Mojonera. Both areas have similar ecological and forest conditions. All the plots were georeferenced with a GPS Trimble Geoexplorer III receptor; the average of readings was used to minimize the positional error.

The DN was used to estimate total height (AT) and aboveground biomass (B) in dry weight with the use of models adjusted for *P. patula* (Figueroa, 2007)^[4]: $AT = 1.988955 \times DN^{0.703082}$ and $B = 5338.61 + 18.63496 \times DN^2 \times AT$. The aboveground biomass was divided in parts the proportions of which were estimated as follows:

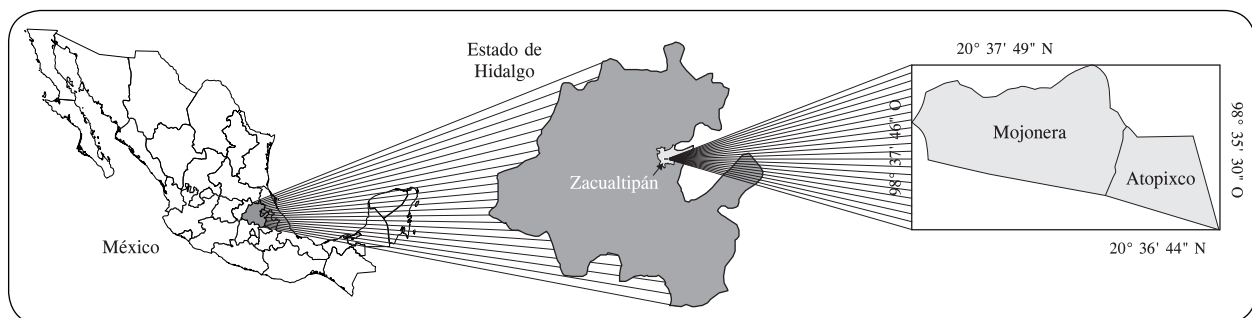


Figura 1. Ubicación geográfica.
Figure 1. Geographical location.

los árboles dentro de la parcela. Para obtener datos de validación del modelo se levantaron 33 parcelas en el bosque de Atopixco, geográficamente adyacente a La Mojonera. Ambas áreas tienen condiciones ecológicas y silvícolas similares. Todas las parcelas fueron georreferidas con un receptor GPS Trimble Geoexplorer III; el promedio de las lecturas fue usado para minimizar el error posicional.

El DN fue usado para estimar la altura total (AT) y la biomasa aérea (B) en peso seco con el uso de modelos ajustados para *P. patula* (Figueroa, 2007)⁴: $AT = 1.988955 \times DN^{0.703082}$ y $B = 5338.61 + 18.63496 \times DN^2 \times AT$. La biomasa aérea fue dividida en partes y sus proporciones fueron estimadas: fuste (0.7774), ramas (0.0953) y corteza (0.1156). Para el follaje (BF) se usó la siguiente ecuación alométrica $BF = 29.4408 \times \exp^{(-26.5190/DN)}$. El contenido de carbono se determinó con un analizador de carbono: fuste (0.5063), ramas (0.5055), corteza (0.5217) y follaje (0.5034). El contenido de carbono arbóreo aéreo de las 75 parcelas fue convertido a valores por hectárea antes de ser usado en los modelos de entrenamiento y validación. Finalmente, se usaron tres parcelas en suelo desnudo para documentar espectralmente las situaciones de mínima biomasa en la construcción del modelo.

Datos espectrales SPOT 5 HRG

La imagen de satélite fue proporcionada por la Estación de Recepción México (ERMEXS) de la constelación SPOT, administrada por la Secretaría de Marina – Armada de México. La escena fue tomada el 18 de abril de 2006, con una resolución espacial de 10 m en modo multispectral (Cuadro 1). La imagen fue georreferida al sistema de coordenadas UTM-14n, con datum WGS84, y remuestreada utilizando el método del vecino más cercano con 32 puntos de control y una función polinomial de segundo orden. La raíz del cuadrado medio del error obtenido fue 0.9688 píxeles. Los números digitales o valores de la imagen de 8 bits (B) fueron convertidos a reflectancia exoatmosférica adimensional después de una transformación a radianza mediante las siguientes ecuaciones (Thenkabail *et al.*, 2004; Soudani *et al.*, 2006): $L_\lambda = (B_\lambda/A)$ y $\rho_\lambda = (\pi \times L_\lambda \times d^2)/(ESUN \times \cos\theta_s)$, donde L_λ = radianza espectral en la apertura del sensor ($W\ m^{-2}\ sr^{-1}\ \mu m^{-1}$); A = ganancia de calibración absoluta ($W^{-1}\ m^2\ sr\ \mu m$); B_λ = banda espectral; d = distancia

tree trunk (0.7774), branches (0.0953) and bark (0.1156). For foliage the following allometric equation was used: $BF = 29.4408 \times \exp^{(-26.5190/DN)}$. The carbon content of the different parts was determined by using a carbon analyzer, obtaining the following values: tree trunk (0.5063), branches (0.5055), bark (0.5217) and foliage (0.5034). The aboveground tree carbon content of the 75 plots was converted into values per hectare before being used in the training and validation models. Finally, three plots were used under bare soil to document in spectral terms the presence of minimum biomass in the construction of the model.

SPOT 5 HRG spectral data

The satellite image was provided by the México Reception Station (ERMEXS) of the Constellation SPOT, run by the Marine Ministry – Mexican Navy. The scene was taken on April 18, 2006, with a spatial resolution of 10 m under a multispectral modality (Table 1). The image was georeferenced to the system of coordinates UTM-14n, with datum WGS84, and resampled using the nearest neighbor method with 32 points of control and a polynomial function of second order. The root mean square error was 0.9688 pixels. The digital numbers or values of the 8 bits (B) image were converted into adimensional exoatmospheric reflectance after being transformed to radiance through the following equations (Thenkabail *et al.*, 2004; Soudani *et al.*, 2006): $L_\lambda = (B_\lambda/A)$ and $\rho_\lambda = (\pi \times L_\lambda \times d^2)/(ESUN \times \cos\theta_s)$, where L_λ = spectral radiance at the opening of the sensor ($W\ m^{-2}\ sr^{-1}\ \mu m^{-1}$); A = gain of absolute calibration ($W^{-1}\ m^2\ sr\ \mu m$); B_λ = spectral band; d = distance from the earth to the sun in astronomic units on the date the image was taken; $ESUN$ = mean solar exoatmospheric irradiance or solar flow ($W\ m^{-2}\ sr^{-1}\ \mu m^{-1}$); θ_s = solar zenithal angle in degrees.

Spectral data were obtained from the reflectance average of the 20×20 m plots in order to minimize variance (Hall *et al.*, 2006). Then the vegetation spectral indexes were built to stress the vegetation traits related to their density: chlorophyll or moisture. Indexes are useful since some characteristics of vegetation are better identified in specific portions of the electromagnetic spectrum; they reduce external effects on the remote perception data, like variations in the

Cuadro 1. Características de la imagen SPOT 5 HRG.
Table 1. Characteristics of the SPOT 5 HRG image.

Bandas espectrales	B1: Verde	B2: Rojo	B3:IRC	B4:IROC
Longitud de onda (μm)	0.50-0.59	0.61-0.68	0.78-0.89	1.58-1.75
Ganancias de calibración absoluta	0.2139	0.2854	0.1739	0.8225
Ángulo de orientación ($^\circ$)	12.26			
Ángulo de la posición del sol ($^\circ$)	Azimuth: 111.46	Elevación: 66.19		

B_λ : Bandas espectrales; IRC: infrarrojo cercano; IROC: infrarrojo de onda corta.

B_λ : Spectral bands; IRC: close infrared; IROC: short wave infrared.

⁴ Figueroa, N., C. M. 2007. Almacenamiento de carbono en bosques manejados de *Pinus patula* en la Mojonera, Zacualtipán, Hidalgo. Tesis de Maestría en Ciencias. Colegio de Postgraduados. ♦ Figueroa, N., C. M. 2007. Almacenamiento de carbono en bosques manejados de *Pinus patula* en la Mojonera, Zacualtipán, Hidalgo. Master's in Science thesis. Colegio de Postgraduados.

de la tierra al sol en unidades astronómicas en la fecha de toma de la imagen; $ESUN$ = irradiancia exoatmosférica solar media o flujo solar ($W\ m^{-2}\ sr^{-1}\ \mu m^{-1}$); θ_s = ángulo zenital solar en grados.

Los datos espectrales fueron extraídos como el promedio de la reflectancia dentro de las parcelas de 20×20 m para minimizar la varianza (Hall *et al.*, 2006). Luego se contruyeron los índices espectrales de vegetación para resaltar las características de la vegetación relacionadas con su densidad: la clorofila o la humedad. Los índices son útiles porque algunas características de la vegetación se identifican mejor en porciones específicas del espectro electromagnético, reducen efectos externos en los datos de percepción remota, como variaciones en el ángulo del sensor, efectos topográficos y ruido atmosférico (Gilbert *et al.*, 1997). La base de datos espectral final consistió en las reflectancias obtenidas de las cuatro bandas individuales de la imagen y cuatro transformaciones matemáticas aplicadas a la reflectancia: 1) Índice de vegetación de diferencias normalizadas ($NDVI$), calculado y conocido como: $NDVI = (\rho_3 - \rho_2 / \rho_3 + \rho_2)$ (Rouse *et al.*, 1974); 2) $NDVI41$, calculado como $NDVI41 = (\rho_4 - \rho_1 / \rho_4 + \rho_1)$; 3) $NDVI42$, calculado como $NDVI42 = (\rho_4 - \rho_2 / \rho_4 + \rho_2)$; 4) índice de estrés hídrico ($NDVI43$), calculado como $NDVI43 = (\rho_4 - \rho_3 / \rho_4 + \rho_3)$ (Rock *et al.*, 1986).

Relación entre datos de campo y datos espectrales

Primero se realizó un análisis de correlación entre el carbono y los datos espectrales para averiguar el comportamiento de los datos y su grado de asociación. Luego el procedimiento estadístico de regresión por pasos (Stepwise) fue usado para seleccionar un modelo que estimara el carbono arbóreo aéreo ($Mg\ ha^{-1}$) con el mínimo número de variables, para tener estimaciones estables.

Otro método usado fue el k-nn (no paramétrico) que es una especie de interpolación basada en el espacio espectral donde las variables son estimadas para los píxeles objetivo mediante el cálculo de una media, ponderada inversamente a la distancia espectral, entre los k vecinos más cercanos. Este proceso: 1) calcula la distancia euclidiana desde el píxel objetivo a todas las parcelas de la muestra utilizando los datos espectrales (ρ); 2) ordena las distancias de manera ascendente; 3) selecciona las k primeras muestras de la lista; 4) estima las variables desconocidas como un promedio ponderado inversamente al cuadrado de la distancia espectral de las k muestras seleccionadas (Franco-Lopez *et al.*, 1999). La fórmula fue: $\hat{y}_i = \sum_{j=1}^k \left(\frac{1}{d^2} \right) y_j / \sum_{j=1}^k \left(\frac{1}{d^2} \right)$, donde, $\hat{y}_i$ = promedio ponderado inversamente al cuadrado de la distancia espectral de los k vecinos más cercanos; d = distancia euclidiana espectral; y_i = observaciones a ser promediadas.

Las variables seleccionadas del análisis de regresión (ρ) se usaron para calcular las distancias euclidianas espectrales en el algoritmo k-nn. McRoberts *et al.* (2002) sugieren una cuidadosa selección de las variables de entrenamiento (bandas espectrales) para evitar sesgos en las estimaciones y discuten los criterios para seleccionar el número óptimo de vecinos más cercanos. Estos autores encontraron que usando el mismo criterio objetivo, el valor

sensor angle, topographic effects and atmospheric noise (Gilbert *et al.*, 1997). The final spectral database consisted in reflectances obtained from the four individual bands of the image and four mathematical transformations applied to reflectance: 1) Normalized difference vegetation index ($NDVI$), calculated and known as: $NDVI = (\rho_3 - \rho_2 / \rho_3 + \rho_2)$ (Rouse *et al.*, 1974); 2) $NDVI41$, calculated as $NDVI41 = (\rho_4 - \rho_1 / \rho_4 + \rho_1)$; 3) $NDVI42$, calculated as $NDVI42 = (\rho_4 - \rho_2 / \rho_4 + \rho_2)$; 4) Index of water stress ($NDVI43$), calculated as $NDVI43 = (\rho_4 - \rho_3 / \rho_4 + \rho_3)$ (Rock *et al.*, 1986).

Relationship between field data and spectral data

First a correlation analysis between carbon and spectral data was conducted to learn about the behavior of data and their degree of association. Then the stepwise regression statistical (stepwise) procedure was used to select a model to estimate the aboveground tree carbon ($Mg\ ha^{-1}$) including the smallest number of variables in order to have stable estimations.

Another method applied was the k-nn (not parametric) which is a kind of interpolation based on the spectral space where variables are estimated for the reference pixels by calculating a mean weighted in reverse order to the spectral distance among the k nearest neighbors. This process: 1) calculates the euclidian distance from the reference pixel to all the plots of the sample using spectral data (ρ); 2) orders distances in a rising fashion; 3) selects the k first samples of the list; 4) estimates the unknown variables as an average weighted in reverse order to the square of the spectral distance of the k samples selected (Franco-Lopez *et al.*, 1999). The formula was: $\hat{y}_i = \sum_{j=1}^k \left(\frac{1}{d^2} \right) y_j / \sum_{j=1}^k \left(\frac{1}{d^2} \right)$, where, $\hat{y}_i$ = average weighted in reverse order to the square of the spectral distance of the k nearest neighbors; d = spectral euclidian distance; y_i = observations to be averaged.

The selected variables of the regression analysis (ρ) were used to calculate the spectral euclidian distances in the k-nn algorithm. McRoberts *et al.* (2002) suggest a careful selection of the training variables (spectral bands) to avoid bias in the estimates and discuss criteria for the selection of the optimum number of the nearest neighbors. These authors found that by using the same objective criterion the value of k varied between 7 and 13 for a specific study area, and from 21 to 33 for another area. In the present study, the optimum k was selected based on the estimation error (root mean square error) (RCME) through the leave-one-out cross validation technique (Franco-Lopez *et al.*, 2001; Mäkelä and Pekkarinen, 2004). After identifying the best regression model and the optimum number of the nearest neighbors, the aboveground tree carbon of all the image pixels was estimated.

Validation

It was conducted with the data obtained in 33 sampling plots located in Atopixco, covering the entire age interval in the area of interest. The absolute error (RCME), and the relative (RCME%) were evaluated. The Pearson correlation coefficient (R) was used as

de k varió entre 7 a 13 para un área de estudio determinada y de 21 a 33 para otra área. En el presente estudio el k óptimo fue seleccionado basado en el error de la estimación (raíz del cuadrado medio del error) (RCME) mediante la técnica de validación cruzada dejando uno fuera (Franco-Lopez *et al.*, 2001; Mäkelä y Pekkarinen, 2004). Una vez identificado el mejor modelo de regresión y el número óptimo de vecinos más cercanos, se estimó el carbono arbóreo aéreo para todos los píxeles en la imagen.

Validación

Esta fue efectuada con los datos levantados en 33 parcelas de muestreo localizadas en Atopixco, cubriendo todo el intervalo de edades en el área de interés. Se evaluó el error absoluto (RCME) y relativo (RCME%). El coeficiente de correlación de Pearson (R) se usó como una medida de ajuste entre las predicciones y observaciones de ambos métodos.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Relación carbono/datos espectrales

El carbono arbóreo aéreo (C) mostró una correlación negativa con los datos crudos de reflectancia y los índices de vegetación sensibles a la humedad (ρ_4) (Cuadro 2). El $NDVI43$ mostró la correlación más alta (-0.80) confirmando los resultados de Gong *et al.* (2003), de que la densidad de los bosques de coníferas (hoja acicular) son mejor explicados por los índices sensibles a la humedad, que por los sensibles a la clorofila. El signo negativo indica que la densidad forestal es inversamente proporcional al estrés hídrico de la vegetación ($NDVI43$) y al albedo (Rock *et al.*, 1986; Hall *et al.*, 2006). Además, el comportamiento del $NDVI$ tradicional fue directamente proporcional a la densidad forestal, siendo consistente con el aumento de la reflectividad registrada en el infrarrojo cercano (ρ_3) ocasionada por la presencia de mayores cantidades de clorofila, propia de bosques densos (Heiskanen, 2006).

Modelo seleccionado y k óptimo vecino más cercano

El modelo seleccionado mediante el procedimiento de regresión por pasos fue: $C = 176.83 - 273.52$

a measure of adjustment for the predictions and observations of both methods.

RESULTS AND DISCUSSION

Carbon/spectral data relationship

Aboveground tree carbon (C) showed a negative correlation with the reflectance harsh data and the indexes of vegetation sensitive to moisture (ρ_4) (Table 2). $NDVI43$ exhibited the highest correlation (-0.80) confirming the results by Gong *et al.* (2003), that the density of conifer forests (acicular leaf) can be better explained by indexes sensitive to moisture than by those sensitive to chlorophyll. The negative sign indicates that forest density is proportional in reverse order to the water stress of vegetation ($NDVI43$) and albedo (Rock *et al.*, 1986; Hall *et al.*, 2006). Also the traditional $NDVI$ performance was directly proportional to forest density, being consistent with the increased reflectivity registered in the near infrared (ρ_3) caused by the presence of larger amounts of chlorophyll, typical of dense forests (Heiskanen, 2006).

Selected model and k optimum nearest neighbor

The model selected through the stepwise regression procedure was: $C = 176.83 - 273.52 \times NDVI43 - 429.87 \times \rho_1$, where, C = aboveground tree carbon ($Mg\ ha^{-1}$), $NDVI43$ = water stress index, ρ_1 = reflectance in the green band. The determination coefficient (R^2) was 0.70 ($p \leq 0.001$) and is considered acceptable for these studies. $NDVI43$ is negatively correlated with the amount of carbon as it represents the water stress, and ρ_1 behaves similarly due to a decrease of albedo, both typical features of dense forests (Rock *et al.*, 1986; Gong *et al.*, 2003; Hall *et al.*, 2006). The level of regression of aboveground tree carbon built with the selected variables is shown in Figure 2, and a prevailing reverse relationship can be observed.

The error graph obtained via cross validation in search of the optimum k nearest neighbor is shown in Figure 3. The error stabilized in the fifth nearest

Cuadro 2. Coeficientes de correlación entre los datos de campo y los datos espectrales.
Table 2. Correlation coefficients between field data and spectral data.

Variable	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	$NDVI$	$NDVI41$	$NDVI42$	$NDVI43$
C	-0.73	-0.68	-0.67	-0.75	0.65	-0.49	-0.79	-0.80

C: carbono arbóreo aéreo ($Mg\ ha^{-1}$); $NDVI$: índice normalizado de vegetación; ρ_j : reflectancia por banda espectral. ♦ C: aboveground tree carbon ($Mg\ ha^{-1}$); $NDVI$: normalized vegetation index; ρ_j : reflectance by spectral band.

$\times NDVI43 - 429.87 \times \rho_1$, donde, C = carbono arbóreo aéreo ($Mg\ ha^{-1}$), $NDVI43$ = índice de estrés hídrico, ρ_1 = reflectancia en la banda verde. El coeficiente de determinación (R^2) fue 0.70 ($p \leq 0.001$) y es considerado aceptable para estos estudios. El $NDVI43$ está correlacionado negativamente con la cantidad de carbono porque representa el estrés hídrico y la ρ_1 se comporta similarmente debido a una disminución del albedo, ambas características de bosques densos (Rock *et al.*, 1986; Gong *et al.*, 2003; Hall *et al.*, 2006). En la Figura 2 se muestra el plano de regresión del carbono arbóreo aéreo construido con las variables seleccionadas y se puede observar la relación inversa prevaleciente.

En la Figura 3 se muestra la gráfica del error obtenido mediante la validación cruzada en la búsqueda de k óptimo vecino más cercano. El error se estabilizó en el quinto vecino más cercano, seleccionado para efectuar las estimaciones ($RMSE = 22.24\ Mg\ ha^{-1}$ y $RMSE\% = 35.43\ \%$).

Estimación de carbono arbóreo aéreo

Las estimaciones a nivel píxel revelan la variabilidad interna y el potencial productivo del rodal en las diversas edades de análisis. Los valores de carbono más bajos se observaron en los rodales jóvenes (1-7 años), donde la vegetación es escasa debido a la reciente cosecha por las actividades programadas de manejo forestal orientado a generar masas coetáneas (Ángeles-Pérez *et al.*, 2005). Por el contrario, en los rodales de mayor edad (20-24 años de edad) los valores fueron $\geq 25\ Mg\ ha^{-1}$ de carbono, similares a los reportados por Masera *et al.* (2000) en términos de biomasa para bosques maduros que oscilan entre 50 y $86\ Mg\ ha^{-1}$. Típicamente el contenido de carbono

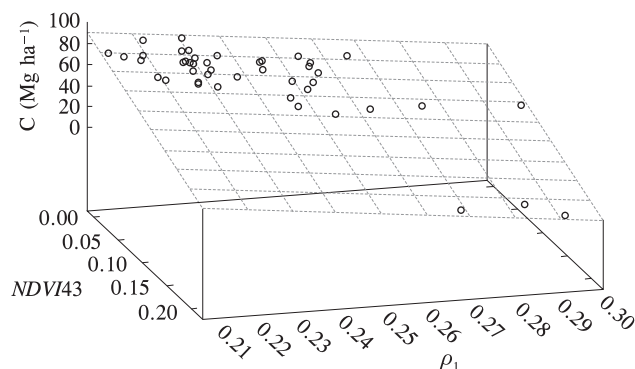


Figura 2. Plano de regresión y observaciones del carbono arbóreo aéreo ($Mg\ ha^{-1}$) construido con el $NDVI43$ y ρ_1 .
Figure 2. Level of regression and observations about the aboveground tree carbon ($Mg\ ha^{-1}$) built with $NDVI43$ and ρ_1 .

neighbor, selected to carry out estimates ($RMSE = 22.24\ Mg\ ha^{-1}$ and $RMSE\% = 35.43\ \%$).

Estimation of aboveground tree carbon

Pixel estimates reveal the internal variability and productive potential of the stand at the different ages of analysis. The lowest carbon values are registered in young stands (1-7 years old), where vegetation is scarce due to the latest harvest, as one of the scheduled activities of forest management oriented to generate contemporary masses (Ángeles-Pérez *et al.*, 2005). On the contrary, in older stands (20-24 years of age) the values registered were $\geq 25\ Mg\ ha^{-1}$ of carbon, similar to the values reported by Masera *et al.* (2000) in terms of biomass for mature forests, ranging from 50 to $86\ Mg\ ha^{-1}$. Typically the carbon content amounts to half the biomass (Barrio-Anta *et al.*, 2006). The white areas in maps account for non forest areas and were not analyzed (Figures 4 and 5).

Comparison of estimates: regression vs k-nn

A comparison of aboveground tree carbon estimates ($Mg\ ha^{-1}$) indicates that regression may have negative values, which could be assessed as a major disadvantage of the method (Figure 6). These areas were recently harvested and their values can be generalized to zero, having no great impact on the estimates of the total inventory since such values are low. Also the sampling plots used in the construction of the model or k-nn training can be used as references and contrasted with the estimations. In older stands, there is greater consistency among estimations and both methods tend to underestimate the higher carbon values. In younger stands, there was greater discrepancy due to the negative estimates of the linear regression and the relatively high values calculated

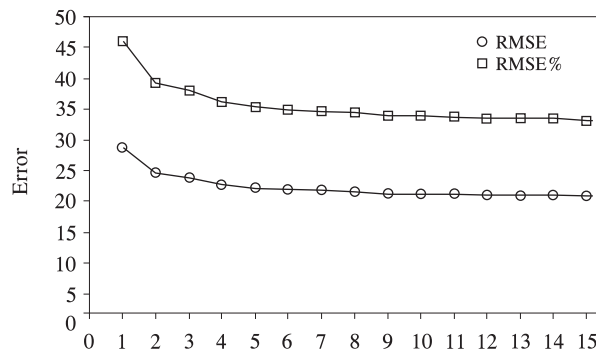


Figura 3. Selección del número óptimo de vecinos más cercanos.
Figure 3. Selection of the optimum number of the nearest neighbors.

es la mitad de la biomasa (Barrio-Anta *et al.*, 2006). Las áreas blancas en los mapas representan áreas no forestales y no analizadas (Figuras 4 y 5).

Comparación de estimaciones: regresión vs k-nn

Una comparación de estimaciones de carbono arbóreo aéreo (Mg ha^{-1}) indica que la regresión puede tener valores negativos, lo cual podría considerarse una desventaja importante del método (Figura 6). Estas áreas fueron recientemente cosechadas y sus valores pueden ser generalizados a cero, lo que no tiene gran repercusión en las estimaciones del inventario total porque dichos valores son bajos. Además pueden ser observadas las parcelas de muestreo usadas en la construcción del modelo o entrenamiento del k-nn, que se presentan para compararse con las estimaciones. En los rodales de mayor edad hay una mayor consistencia de las estimaciones y ambos métodos tienden a subestimar los valores de carbono más altos. En los rodales más jóvenes hubo una mayor discrepancia debido a las estimaciones negativas de la regresión lineal y los valores relativamente altos calculados por el k-nn; ambos mostraron una tendencia similar pero a diferentes niveles.

by k-nn; both showed a similar trend but at different levels.

Validation with independent data

The errors of regression ($\text{RCME}\% = 30.16\%$) and k-nn ($\text{RCME}\% = 33.42\%$) registered with the independent sample of validation (33 plots) are lower than those recorded with the cross validation technique for the selection of kaésimo nearest neighbor ($\text{RCME}\% = 35.43\%$). The linear regression adjusts its estimates to a hypothetical linear trend while k-nn does a spectral interpolation where extreme values could show a larger bias (McRoberts *et al.*, 2002). In addition, the values of R were calculated among those observed and estimated for both methods: regression ($R = 0.73$) and k-nn ($R = 0.57$) ($p \leq 0.001$). The considerable number of points under the reference line indicates that the estimations of remote perception are conservative compared to those based on plot sampling (Figure 7).

Several studies containing Landsat TM data (30 m of spatial resolution) have had different values of error. A value of 61.4 Mg ha^{-1} was estimated for biomass in a Swedish forest using the k-nn method

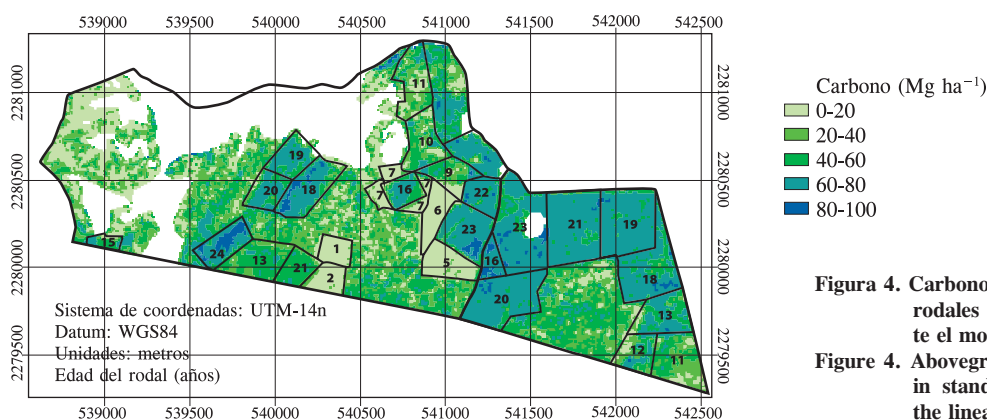


Figura 4. Carbono arbóreo aéreo (Mg ha^{-1}) en rodales de edades diferentes mediante el modelo de regresión lineal.

Figure 4. Aboveground tree carbon (Mg ha^{-1}) in stands of different ages through the linear regression model.

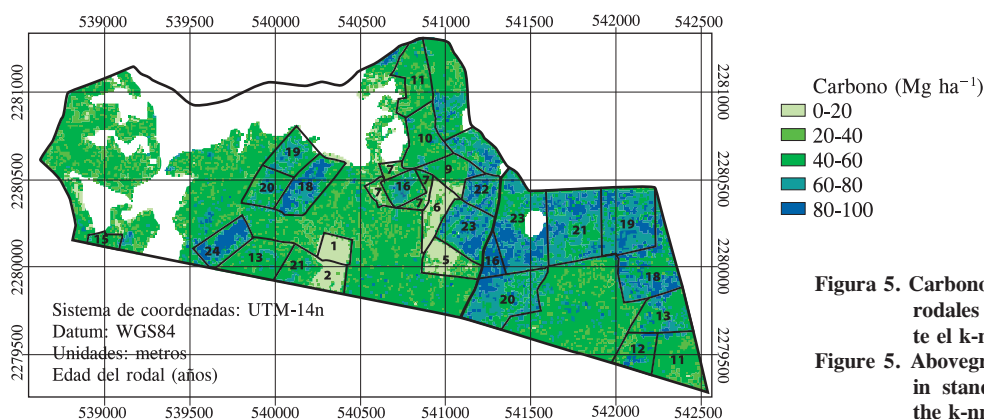


Figura 5. Carbono arbóreo aéreo (Mg ha^{-1}) en rodales de edades diferentes mediante el k-nn.

Figure 5. Aboveground tree carbon (Mg ha^{-1}) in stands of different ages through the k-nn.

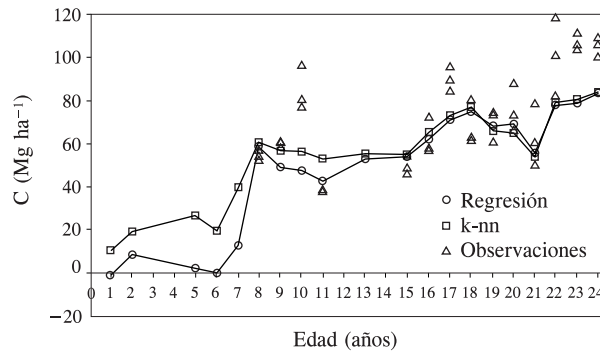


Figura 6. Comparación de estimaciones de carbono arbóreo aéreo (Mg ha^{-1}) en rodales de edades diferentes: regresión y k-nn.

Figure 6. Comparison of aboveground tree carbon (Mg ha^{-1}) estimations in stands of different ages: regression and k-nn.

Validación con datos independientes

Los errores para la regresión ($\text{RCME}\% = 30.16\%$) y el k-nn ($\text{RCME}\% = 33.42\%$) obtenidos con la muestra independiente de validación (33 parcelas) son menores respecto a los obtenidos con la técnica de validación cruzada para la selección del kaésimo vecino más cercano ($\text{RCME}\% = 35.43\%$). La regresión lineal ajusta sus estimaciones a una tendencia lineal hipotética mientras que el k-nn hace una interpolación espectral donde los valores extremos pueden tener un mayor sesgo (McRoberts *et al.*, 2002). Además, los valores de R fueron calculados entre los valores observados y estimados para ambos métodos: regresión ($R = 0.73$) y k-nn ($R = 0.57$) ($p \leq 0.001$). El considerable número de puntos bajo la línea de referencia indica que las estimaciones de percepción remota son conservadoras respecto a aquellas basadas en muestreo basado en parcelas (Figura 7).

Varios estudios con datos Landsat TM (30 m de resolución espacial) han tenido diversos valores de error. Un valor de 61.4 Mg ha^{-1} fue estimado para biomasa en un bosque sueco usando el método del k-nn (Fazakas *et al.*, 1999), mientras que Reese *et al.* (2002) obtuvieron un RMSE relativo de 53 % en estimaciones de biomasa para un bosque coetáneo en Wisconsin, EE.UU. Hall *et al.* (2006) usaron el mismo sensor pero con un enfoque diferente, orientado a predecir primero variables estructurales del rodal (BioSTRUCT) como altura de los árboles y cobertura arbórea, las cuales fueron usadas como insumos de modelos alométricos; el RCME para biomasa y volumen fue 33.7 Mg ha^{-1} y 74.7 m ha^{-3} . Para la biomasa, el error calculado por Hall *et al.* (2006) es el más similar al obtenido en el presente trabajo. En esos estudios no fue estimado el carbono. Una manera de

(Fazakas *et al.*, 1999), while Reese *et al.* (2002) recorded a relative RMSE of 53 % in biomass estimations of a contemporary forest in Wisconsin, USA. Hall *et al.* (2006) used the same sensor but with a different approach oriented to predict first the structural variables of the stand (BioSTRUCT), like the height of trees and tree cover, which were used as inputs of allometric models; the RCME of biomass and volume was 33.7 Mg ha^{-1} and 74.7 m ha^{-3} . The error calculated for biomass by Hall *et al.* (2006) is the most similar to that recorded in the present study. Carbon was not estimated in these studies. One way of comparing absolute RCME with those of the present study is to halve them since the amount of carbon in plant tissues is normally half their biomass (Barrio-Anta *et al.*, 2006).

The small errors recorded are probably the result of the high spatial resolution given by the satellite SPOT 5 under a multispectral modality. The size of the pixel of 10 m SPOT did not register the background caused by the shade of tree tops or the texture of foliage, but could describe spatial variability in the forest variable of density of interest, compared to previous studies based on Landsat.

The results obtained by Haapanen and Tuominen (2008) back the conclusions reached in the present paper. They used an aerial general photograph of a 20 m pixel size and found a smaller error in the estimation of wood volume than that registered with a Landsat ETM image. It is possible to make better estimations if there are data with an improved spectral resolution. Thenkabail *et al.* (2004) compared Landsat multispectral images (30 m) with hyperspectral images of the same spatial resolution, and concluded that the latter produced better results. The high correlations detected can also be explained by the fact that the area

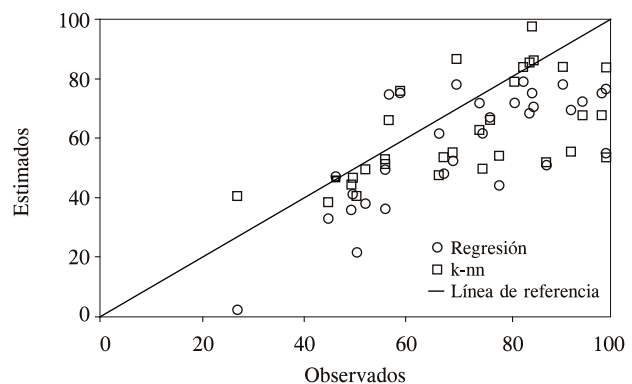


Figura 7. Observados (parcelas de muestreo) vs valores estimados (percepción remota). Izquierda, regresión y derecha, k-nn.

Figure 7. Observed (sampling plots) vs estimated values (remote perception). Left, regression and right, k-nn.

comparar RCME absoluto con los del presente trabajo es simplemente dividirlos a la mitad, ya que la cantidad de carbono en los tejidos vegetales es típicamente la mitad de su biomasa (Barrio-Anta *et al.*, 2006).

Los pequeños errores obtenidos probablemente son resultado de la alta resolución espacial ofrecida por el satélite SPOT 5 en modo multiespectral. El tamaño del píxel de 10 m de SPOT no capturó el ruido causado por las sombras de copas de los árboles o la textura del follaje pero pudo describir la variabilidad espacial en la variable forestal de densidad de interés, comparado con estudios previos basados en Landsat.

Los resultados de Haapanen y Tuominen (2008) apoyan los del presente trabajo; ellos usaron una fotografía aérea generalizada a un tamaño de píxel de 20 m y encontraron un menor error en la estimación de volumen maderable que el obtenido con una imagen Landsat ETM. Es posible mejorar las estimaciones si hay datos con una resolución espectral mejorada. Thenkabail *et al.* (2004) compararon imágenes Landsat multiespectrales (30 m) contra imágenes hiperespectrales de la misma resolución espacial, y concluyeron que éstas últimas dieron mejores resultados. Las altas correlaciones encontradas pueden ser explicadas porque el área de interés contuvo rodales de coníferas relativamente homogéneos con una sola especie, dando más certidumbre a las estimaciones.

Estimaciones de percepción remota vs métodos tradicionales

Las estimaciones del inventario total de carbono arbóreo aéreo obtenidas mediante técnicas de percepción remota (regresión y k-nn) y métodos de muestreo tradicional en campo (aleatorio y estratificado) se presentan en el Cuadro 3. El método de muestreo estratificado mostró una alta precisión comparado con el muestreo aleatorio y es el usado como estándar de comparación con las estimaciones de percepción remota (Shiver y Borders, 1996). Los métodos de regresión ($4088.35 \text{ Mg ha}^{-1}$) y k-nn ($4265.05 \text{ Mg ha}^{-1}$) dieron estimaciones conservadoras de los sumideros de carbono respecto al muestreo estratificado ($4741.39 \text{ Mg ha}^{-1}$). Esto puede no ser un problema, ya que la sostenibilidad estaría asegurada si las decisiones de manejo forestal están basadas en estimaciones conservadoras. Finalmente, las estimaciones de inventario total por k-nn fueron las más cercanas a los métodos de inventario tradicional, lo cual indica que es un buen predictor de inventarios totales mediante técnicas de percepción remota.

of interest contained relatively homogeneous conifer stands of one sole species, enabling the authors to make more precise estimations.

Estimations of remote perception vs traditional methods

The estimates of aboveground tree carbon total inventory obtained through remote perception techniques (regression and k-nn) and field traditional sampling methods (random and stratified) are shown in Table 3. The stratified sampling method showed high accuracy compared to random sampling, and is used as the standard of comparison with the remote perception estimates (Shiver and Borders, 1996). The methods of regression ($4088.35 \text{ Mg ha}^{-1}$) and k-nn ($4265.05 \text{ Mg ha}^{-1}$) produced conservative estimations of the carbon sinks in relation to stratified sampling ($4741.39 \text{ Mg ha}^{-1}$). This should not be a problem, as sustainability would be ensured provided forest management decisions are based on conservative estimations. Finally, the total inventory estimations using k-nn were the closest to the traditional inventory methods, indicating it is a good predictor of total inventories through remote perception techniques.

Also R was calculated among the estimations of the stratified traditional sampling at stand level (observed) (14 stands) and those obtained through remote perception: regression and k-nn ($R = 0.87$ in both cases). These values are clearly higher than those registered in the plot due to a greater spatial certainty of the sampling plots within the stands.

CONCLUSIONS

Among the spectral indexes tested, those built with the short wave infrared band (sensitive to moisture content) (ρ_4) showed the highest (negative) correlations according to field data, reaching the highest value in the $NDVI43$ (index of water stress). This confirms the capacity of spectral indexes based on moisture to predict forest density variables in conifer forests. The two methods of remote perception used have advantages and disadvantages. Regression models enable to carry out estimations, though some may be negative in the case of young stands and in addition have a better performance with a small variance. The k-nn retains better the structure of training data as it works as a spectral interpolator. Though both methods had the same correlation with the traditional stratified sampling, the k-nn value was closer in total estimations per stand, proving it is a good choice to estimate carbon sinks through remote perception techniques.

Cuadro 3. Comparación de estimaciones basadas en técnicas de percepción remota (regresión y k-nn) e inventarios tradicionales.
Table 3. Comparison of estimations based on remote perception techniques (regression and k-nn) and traditional inventories.

Área	73.72 ha	IC (95 %)						
		C	LI	CT			LS	Precisión (%)
Inventario tradicional	Aleatorio	63.98	4283.72	< =	4716.38	< =	5149.03	9.17
	Estratificado	64.31	4584.03	< =	4741.39	< =	4898.75	3.32
Percepción remota	Regresión	55.28			4088.35			
	k-nn	57.33			4265.05			

C = Carbono arbóreo aéreo (Mg ha^{-1}); IC = Intervalo de confianza; LI = Límite inferior; LS = Límite superior; CT = Carbono arbóreo aéreo total ♦ C = Aboveground tree carbon (Mg ha^{-1}); IC = Confidence interval; LI = Lower limit; LS = Upper limit; CT = Total aboveground tree carbon.

También R fue calculado entre las estimaciones del muestreo tradicional estratificado a nivel rodal (observados) (14 rodales) y aquellas obtenidas mediante percepción remota: regresión y k-nn ($R = 0.87$ en ambos casos). Estos valores son visiblemente más altos que los obtenidos en la parcela, debido a un incremento en la certidumbre espacial de las parcelas de muestreo dentro de los rodales.

CONCLUSIONES

Entre los índices espectrales probados, los construidos con la banda del infrarrojo de onda corta (sensible al contenido de humedad) (ρ_4) mostraron las correlaciones (negativas) más altas con los datos de campo, alcanzando el valor máximo en el *NDVI43* (índice de estrés hídrico). Esto confirma la capacidad de los índices espectrales basados en la humedad para predecir variables de densidad forestal en bosques de coníferas. Los dos métodos de percepción remota usados tienen ventajas y desventajas. Los modelos de regresión permiten realizar estimaciones, aunque algunas pueden ser negativas para rodales jóvenes y además funcionan mejor con poca varianza. El k-nn retiene mejor la estructura de los datos de entrenamiento ya que trabaja como un interpolador espectral. Aunque ambos métodos tuvieron la misma correlación con el muestreo tradicional estratificado en las estimaciones totales por rodal el k-nn dio un resultado aún más cercano, indicando que es una buena elección para estimar los sumideros de carbono mediante técnicas de percepción remota.

Tres aspectos importantes explican las altas correlaciones encontradas: 1) coherencia entre la escala de expresión entre las variables forestales y el nivel de detalle capturado por SPOT 5 HRG en modo multiespectral; 2) uso de índices espectrales basados en la humedad para describir la densidad forestal en bosques de coníferas; 3) evaluación de rodales homogéneos monoespecíficos.

Three major aspects explain the high correlations found: 1) congruence in the scale of expression between forest variables and the extent of detail registered by SPOT 5 HRG under the multispectral modality; 2) use of spectral indexes based on moisture to describe forest density in conifer forests; 3) evaluation of monospecific homogeneous stands.

—End of the English version—



AGRADECIMIENTOS

Esta investigación fue financiada por el proyecto CONAFOR-CONACYT 10825 “Captura y Almacenamiento de carbono en bosques manejados de *Pinus patula* en bosques manejados en Zacualtipán, Hidalgo, México”. También se agradece a la Estación de Recepción México (ERMEXS) de la Constelación SPOT por proporcionar los datos satelitales. Adicionalmente se agradece al Fís. Arturo Salinas y a Nathalie Faget de SPOT – Image Francia por su apoyo en la calibración radiométrica de la imagen.

LITERATURA CITADA

- Ángeles-Pérez, G., J. R. Valdez-Lazalde, H. M. De los Santos-Posadas, P. Hernández-De la Rosa, A. Gómez-Guerrero, and A. Velásquez-Martínez. 2005. Carbon storage in managed *Pinus patula* forest in central Mexico. *The Int. For. Rev.* 7(5): 294.
- Barrio-Anta, M., M. A. Balboa, D. F. Castedo, A. U. Diéguez, and G. J. A. Álvarez. 2006. An ecoregional model for estimating volume, biomass and carbon pools in maritime pine stands in Galicia (northwestern Spain). *For. Ecol. Manage.* 223: 24-34.
- Darvishsefat, A. A., P. Fatehi, P. A. Khalil, and A. Farzanehb. 2004. Comparison of SPOT-5 and Landsat-7 for forest area mapping. XXth ISPRS Congress Proceedings. Istanbul, Turkey. Commission 7: 423-426.
- Fazakas, Z., M. Nilsson, and H. Olsson. 1999. Regional forest biomass and wood volume estimation using satellite data and ancillary data. *Agric. For. Meteorol.* 98-99: 417-425.

- Franco-Lopez, H., A. R. Alan Ek, and M. E. Bauer. 2001. Estimation and mapping of forest stand density, volume, and cover type using the k-nearest neighbors method. *Remote Sens. Environ.* 77: 251-274.
- Gilbert, M. A., J. González-Piqueras, y J. García-Haro. 1997. Acerca de los índices de vegetación. *Revista de Teledetección* 8: 1-10.
- Gong, P., R. Pu, G. S. Biging, and M. R. Larrieu. 2003. Estimation of forest leaf area index using vegetation indexes derived from Hyperion hyperspectral data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41: 1355-1362.
- Haapanen, R., and S. Tuominen. 2008. Data combination and feature selection for multi-source forest inventory. *Photogramm. Eng. Rem. S.* 74(7): 869-880.
- 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.
- Heiskanen, J. 2006. Estimating aboveground tree biomass and leaf area index in a mountain birch forest using ASTER satellite data. *Int. J. Remote Sens.* 27: 1135-1158.
- Labrecque, S., R. Fournier, J. Luther, and D. Piercey. 2006. A comparison of four methods to map biomass from Landsat-TM and inventory data in western Newfoundland. *For. Ecol. Manage.* 226: 129-144.
- 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.
- Masera, O., B. H. J. De Jong, I. Ricalde, and A. Ordóñez. 2000. Consolidación de la Oficina Mexicana para la Mitigación de Gases de Efecto Invernadero. Reporte final. México: INE-UNAM. 197 p.
- McRoberts, R. E., M. D. Nelson, and D. G. Wendt. 2002. Stratified estimation of forest area using satellite imagery, inventory data, and the k-Nearest Neighbors technique. *Remote Sens. Environ.* 82: 457-468.
- Muinonen, E., M. Maltamo, H. Hyppanen, and V. Vainikainen. 2001. Forest stand characteristics estimation using a most similar neighbor approach and image spatial structure information. *Remote Sens. Environ.* 78: 223-228.
- Reese, H., M. Nilsson, P. Sandström, and H. Olsson. 2002. Applications using estimates of forest parameters derived from satellite and forest inventory data. *Comput. Electron. Agr.* 37: 37-55.
- Rock, B. N., J. E. Vogelmann, D. L. Williams, A. F. Vogelmann, and T. Hoshizaki. 1986. Remote detection of forest damage. *Bioscience* 36: 439-445.
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., Deering, D. W., and J. C. Harlan. 1974. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. NASA/OSFC. Type III. Final Report. Oreenbello, MD. 371 p.
- Shiver, B. D., and B. E. Borders. 1996. Sampling Techniques for Forest Resource Inventory. John Wiley & Sons. New York. pp: 126-128.
- Soudani, K., C. François, G. Maire, V. Le Dantec, and E. Dufrêne. 2006. Comparative analysis of IKONOS, SPOT, and ETM+ data for leaf area index estimation in temperate coniferous and deciduous forest stands. *Remote Sens. Environ.* 102: 161-75.
- Thenkabail, P. S., E. A. Enclona, M. S. Ashton, C. Legg, and M. J. De Dieu. 2004. Hyperion, IKONOS, ALI and ETM+ sensors in the study of African rainforests. *Remote Sens. Environ.* 90: 23-43.
- Valdez-Lazalde, J. R., M. J. González-Guillen, y H. M. De los Santos-Posadas. 2006. Estimación de cobertura arborea mediante imagenes satelitales multiespectrales de alta resolución. *Agrociencia* 40: 383-394.
- Zawadzki, J., C. J. Cieszewski, M. Zasada, and R. C. Lowe. 2005. Applying geostatistics for investigations of forest ecosystems using remote sensing imagery. *Silva Fenn.* 39: 599-617.