

MAPEO DEL ÍNDICE DE ÁREA FOLIAR Y COBERTURA ARBÓREA MEDIANTE FOTOGRAFÍA HEMISFÉRICA Y DATOS SPOT 5 HRG: REGRESIÓN Y K-NN

MAPPING LEAF AREA INDEX AND CANOPY COVER USING HEMISPHERICAL PHOTOGRAPHY AND SPOT 5 HRG DATA: REGRESSION AND K-NN

Carlos A. Aguirre-Salado^{1*}, José R. Valdez-Lazalde², Gregorio Ángeles-Pérez²,
Héctor M. de los Santos-Posadas², Alejandro I. Aguirre-Salado³

¹Ingeniería Geomática. Facultad de Ingeniería. Universidad Autónoma de San Luis Potosí. 78290. San Luis Potosí, San Luis Potosí. (carlos.aguirre@uaslp.mx). ²Forestal, ³Estadística. Campus Montecillo. Colegio de Postgraduados. 56230. Texcoco, México. (valdez@colpos.mx).

RESUMEN

El índice de área foliar (IAF) es una variable útil para caracterizar la dinámica y productividad de los ecosistemas forestales. La cobertura arbórea (COB) regula la cantidad de luz penetrante que controla los procesos fotodependientes, y promueve la infiltración de la precipitación como servicio hidrológico ambiental. En este estudio se estimaron el IAF y la COB (%) mediante datos multispectrales del satélite SPOT 5 en rodales de edades diferentes en un bosque manejado de *Pinus patula* en Zacualtipán, estado de Hidalgo, México. El IAF se obtuvo mediante la calibración alométrica de mediciones ópticas en fotografías hemisféricas (Pseudo $r^2=0.79$). Las estimaciones geospaciales se realizaron con dos métodos: el análisis de regresión lineal múltiple y el estimador no paramétrico del vecino más cercano (k-nn). El análisis de los resultados mostró una relación alta entre el IAF_{calibrado} ($r^2=0.93$, RECM=0.50, coeficiente de determinación y raíz del error cuadrático medio) y la COB ($r^2=0.96$, RECM=4.57 %) con las bandas espectrales y con los índices construidos a partir de éstas. Las estimaciones promedio para los rodales arbolados fueron IAF=6.5 y COB=80 %. Las estimaciones por hectárea con ambos métodos (regresión y k-nn) fueron comparables entre sí. No obstante, k-nn requirió un esfuerzo computacional considerable para calcular las distancias espectrales entre el píxel objetivo y los de la muestra.

Palabras clave: *Pinus patula*, geomática aplicada, imagen de satélite, índice de vegetación, inventario forestal, Hidalgo, México.

ABSTRACT

Leaf area index (LAI) is a useful variable for characterizing the dynamics and productivity of forest ecosystems. Canopy cover (COB), on the other hand, regulates the amount of penetrating light that controls certain light-dependent processes, and promotes the infiltration of rainfall as an environment hydrological service. This paper addresses the estimation of LAI and COB (%) using multispectral data from SPOT 5 satellite in stands of different ages in a managed forest of *Pinus patula* in Zacualtipán, Hidalgo, México. The LAI was obtained by the allometric calibration of optical measurements taken with hemispherical photographs (Pseudo $r^2=0.79$). Geospatial estimates were made using two methods: the multiple linear regression analysis and the nonparametric estimator of the nearest neighbor (k-nn). The analysis of the results showed a high ratio between LAI_{calibrated} ($r^2=0.93$, RMSE=0.50; coefficient of determination and root mean squared error) and the COB ($r^2=0.96$, RMSE=4.57 %), with the bands and spectral indices constructed from them. The average estimates for forested stands were: LAI = 6.5; COB=80 %. The estimates per hectare of both methods (regression and k-nn) were comparable between them; however, k-nn required a considerable computational effort in calculating the spectral distances between the target pixel and the pixels in the sample.

Key words: *Pinus patula*, applied geomatics, satellite image, vegetation index, forest inventory, Hidalgo, México.

INTRODUCTION

Photosynthetic tissue of plants is responsible for controlling various processes of exchange of matter and energy in ecosystems. Given

* Autor responsable ♦ Author for correspondence.

Recibido: Julio, 2010. Aprobado: Octubre, 2010.

Publicado como ARTÍCULO en *Agrociencia* 45: 105-119. 2011.

INTRODUCCIÓN

El tejido fotosintético de las plantas controla diversos procesos de intercambio de materia y energía en los ecosistemas. Dada su gran importancia en la fotosíntesis, es un elemento fundamental del crecimiento y productividad de un sitio forestal. Su dinámica puede monitorearse mediante el índice de área foliar (IAF) ($\text{m}^2 \text{m}^{-2}$), que representa la cantidad de superficie foliar soportada (m^2) por una determinada superficie de terreno (m^2). Este índice es una variable clave en modelos ecológicos regionales y globales (Yang *et al.*, 2006). Los métodos para su estimación *in situ* son muestreo destructivo, relaciones alométricas y métodos ópticos (Jonckheere *et al.*, 2004), y generalmente complementarios para la calibración de las mediciones. Sin embargo son costosos y tediosos, lo cual limita su utilidad para aplicaciones a gran escala (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006; Velasco *et al.*, 2010). Otra variable importante en el monitoreo de la densidad del bosque es la cobertura arbórea (COB), que regula la cantidad de luz penetrante y controla ciertos procesos ecológicos fotodependientes. Además, su evaluación es necesaria para promocionar al bosque como candidato al pago de servicios hidrológicos ambientales en México (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006).

Dada la variabilidad natural y la gran extensión de las áreas boscosas, es necesario conocer con detalle geoespacial el comportamiento de las variables IAF y COB. En este sentido, son notables los avances en la estimación de variables de densidad forestal mediante datos espectrales obtenidos con sensores en plataformas satelitales (Hall *et al.*, 2006; Soudani *et al.*, 2006; Stümer *et al.*, 2010). En México hay pocos estudios acerca de la relación entre este tipo de variables (numéricas) con la información de campo, y más aún sobre IAF con fotografía hemisférica y datos satelitales. Velasco-López *et al.* (2010) realizaron un estudio en la Reserva de la Biosfera Mariposa Monarca para generar información que validara productos globales de IAF.

Por tanto, los objetivos del presente estudio fueron analizar el potencial del sensor SPOT 5 HRG para generar mapas de alta resolución espacial de IAF y COB en un bosque de *Pinus patula*, sujeto a manejo forestal, en la región de Zacualtipán, estado de Hidalgo, México; así como comparar dos métodos de estimación: regresión y k-nn.

its great importance in photosynthesis, it is a fundamental element of growth and productivity in a forest site. Its dynamics can be monitored with the Leaf Area Index (LAI) ($\text{m}^2 \text{m}^{-2}$), which represents the amount of leaf area supported (m^2) by a given ground area (m^2). This index is a key variable in global and regional environmental models (Yang *et al.*, 2006). The methods used for its estimation *in situ* vary (destructive sampling, allometric and optical methods; Jonckheere *et al.*, 2004) and are generally complementary to the calibration of measurements. However, they are expensive and tedious, so their usefulness is limited to large-scale applications (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006; Velasco *et al.*, 2010). Another important variable in monitoring forest density is canopy cover (COB) which is responsible for regulating the amount of light penetrating and controlling light-dependent ecological processes. In addition, its evaluation is necessary if the forest is to be promoted as a candidate for the payment of environmental hydrological services in México (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006).

Given the natural variability and the large size of wooded areas, it is necessary to know in detail the behavior of such geospatial variables of interest - LAI and COB. In this sense, there are significant advances in the field of variable estimation of forest density from spectral data obtained by sensors mounted on satellite platforms (Hall *et al.*, 2006; Soudani *et al.*, 2006; Stümer *et al.*, 2010). However, in the case of México there are almost no studies that relate these variables (numeric) to field information, neither much about LAI with hemispherical photography and satellite data. Velasco-López *et al.* (2010) conducted a research in the Reserve of the Monarch Butterfly Biosphere, as part of an effort to generate information to validate global LAI products.

Therefore, the objectives of this study were to analyze the potential of SPOT 5 HRG sensor to generate maps of high spatial resolution of LAI and COB in a forest of *Pinus patula* under forest management in the region of Zacualtipán, state of Hidalgo, México; and to compare two methods of estimation: regression and k-nn.

MATERIALS AND METHODS

Study area

This study was conducted in managed forests of *P. patula* located in Zacualtipán, Hidalgo, Mexico (Figure 1), which are

MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

Este estudio se efectuó en bosques manejados de *P. patula*, en Zacualtipán, (Figura 1), que pertenecen a los ejidos La Mojonera (100.62 ha) y Atopixco (71.69 ha). La topografía es plana con lomerío, distribuida en una altitud promedio de 2050 m y pendientes entre 0 y 25 %. El suelo de las partes bajas es feozem háplico con una capa superficial oscura, suave y rica en materia orgánica. En las pendientes más pronunciadas hay regosol calcárico con semejanza al material parental. Las rocas presentan tobas riolíticas con obsidiana. El clima es templado húmedo con lluvias (2050 mm anuales) en verano (junio-septiembre), 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*.

El concepto de área foliar y su estimación

El IAF es una variable adimensional definida por Watson (1947) como el área total de una cara del tejido fotosintético por unidad de terreno; es aceptable en especies con hoja ancha ya que ambas caras de la hoja tienen la misma superficie. Sin embargo, su medición es difícil en coníferas porque no tienen esta anatomía foliar. Por tanto, Bolstad y Gower (1990) propusieron el concepto de área foliar proyectada (AFP) para considerar la forma irregular de las acículas y hojas no planas. En este caso la elección del ángulo de proyección es decisiva ya que la proyección vertical generalmente no muestra los valores máximos de área foliar, y además carece de significado físico y biológico. Chen y

part of two ejidos (communal lands): La Mojonera (100.62 ha) and Atopixco (71.69 ha). The topography is flat with low hills, spread over an average altitude of 2050 m and slopes from 0 to 25 %. The soil in the lowlands is feozem haplic with a dark surface layer, soft and rich in organic matter. On the steeper slopes there is calcareous regosol similar to parental material. The rocks have rhyolitic tuffs with obsidian. The climate is temperate humid with summer rainfall (June-September) (2050 mm annually) and an average temperature of 13.5 °C. In the past three decades, forest management has been focused on developing even-aged stands of *P. patula*.

The concept of leaf area and its estimation

The LAI is a dimensionless variable defined by Watson (1947) as the total area of one side of the photosynthetic tissue per unit of land, being acceptable for broadleaf species as both sides of the leaf have the same surface. However, its measurement is difficult in conifers because they do not have this leaf anatomy. Therefore, Bolstad and Gower (1990) proposed the concept of projected leaf area (AFP) to take into account the irregular shape of needles and non flat leaves. In this case the choice of the projection angle is critical, since a vertical projection does not necessarily result in the maximum values of leaf area, and has no physical or biological significance. Chen and Black (1992) defined LAI as half of the leaf surface area per unit area of land, which is still valid (Jonckheere *et al.*, 2005) and is the one adopted in this study. Another concept used in this research is the specific leaf area (SLA), defined as the division of the leaf area by the leaf dry weight and is expressed in $\text{cm}^2 \text{g}^{-1}$ (Garnier *et al.*, 2004). SLA was used to calculate the individual tree leaf

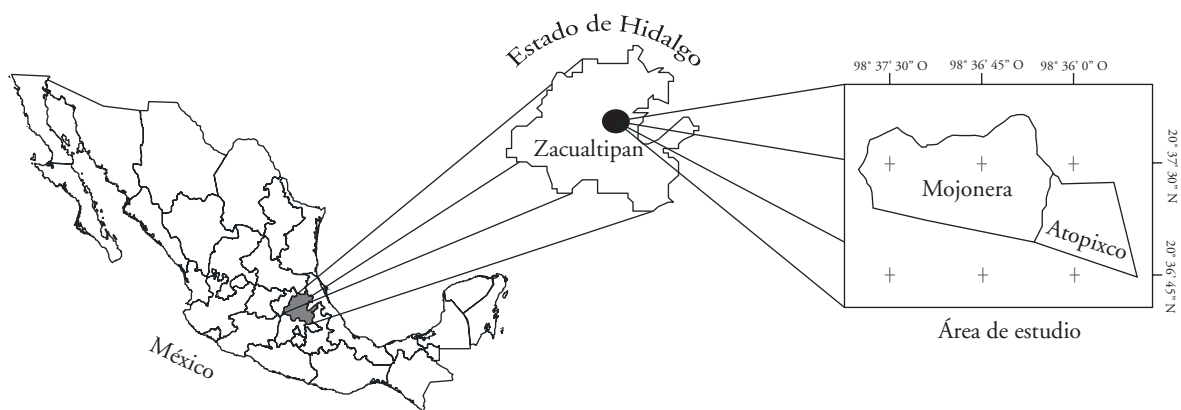


Figura 1. Localización del área de estudio.
Figure 1. Location of the study area.

Black (1992) definieron al IAF como la mitad del área foliar por unidad de superficie de terreno, lo cual sigue vigente (Jonckheere *et al.*, 2005) y se adopta en el presente estudio. Además, en esta investigación se usa el área foliar específica (AFE), definida como la división del área foliar entre el peso seco de la hoja y se expresa en $\text{cm}^2 \text{g}^{-1}$ (Garnier *et al.*, 2004). El área foliar de árboles individuales se calculó multiplicando el AFE por la biomasa del follaje (BF), y sus unidades son kg de peso seco.

Levantamiento de información en campo

Durante el verano de 2006 se establecieron al azar 45 unidades de muestreo de 20 m×20 m (Velasco-López *et al.*, 2010) en rodales coetáneos de *P. patula*, distribuidos en el intervalo de edades de 8 a 24 años. En cada rodal se establecieron tres unidades de muestreo divididas a su vez en cuatro cuadrantes de 10 m×10 m. Cada parcela fue georeferenciada con un receptor GPS Trimble Geoexplorer III^{MR}, promediando las mediciones para minimizar el error posicional. En cada unidad de muestreo se tomaron cuatro fotografías hemisféricas (lente ojo de pescado) digitales con una cámara digital NIKON COOLPIX para calcular la COB y el $\text{IAF}_{\text{óptico}}$ mediante el programa Gap Light Analyzer (GLA) Versión 2 (Frazer *et al.*, 1999). La cámara estuvo sobre una plataforma electrónica que detecta el norte (North Finder) (Regent Instruments, Inc. Canadá) (Figura 2).

Respecto al cálculo de COB, GLA clasifica los píxeles que corresponden a vegetación y cielo abierto, mientras que para $\text{IAF}_{\text{óptico}}$ utiliza la ley de Beer-Lambert: cuando una onda electromagnética atraviesa una capa de un material, la disminución relativa de la intensidad de la onda es directamente proporcional al espesor de la capa (dosel forestal) (Frazer *et al.*, 1999). Las cuatro mediciones provenientes de cada fotografía para cada parcela

area by simply multiplying it by the foliage biomass (BF), kg of dry weight.

Field data

During the summer of 2006, 45 sampling units of 20 m×20 m (Velasco-Lopez *et al.*, 2010) were established randomly in even-aged stands of *P. patula* distributed in the range of ages from 8 to 24 years. In each stand three sampling units were established divided in turn into four quadrants of 10 m×10 m. Each plot was georeferenced with a GPS Trimble Geoexplorer III^{MR}, averaging the measurements to minimize the positional error. In each sample unit four hemispherical digital photographs were taken (fish eye lens) using a digital NIKON COOLPIX camera to calculate the COB and $\text{LAI}_{\text{optical}}$ with the software Gap Light Analyzer (GLA) Version 2 (Frazer *et al.*, 1999.) This camera was mounted on an electronic platform that detects the north (North Finder) (Regent Instruments, Inc. Canadá) (Figure 2).

Regarding the calculation of COB, the GLA classifies the pixels that correspond to vegetation and open sky, while for $\text{LAI}_{\text{optical}}$ it uses the Beer-Lambert Law. According to this law, when an electromagnetic wave goes through a layer of material, the relative decrease in the wave intensity is directly proportional to the thickness of the layer (canopy) (Frazer *et al.*, 1999). The four measurements from each photo for each plot were averaged. According to Mussche *et al.* (2001), the optical methods for measuring LAI generally underestimate its value. Additionally, the grouping of needles is another factor that increases underestimation. In this regard Leblanc and Chen (2001) recommend applying a correction factor or calibration to optical measurements, which must be found experimentally. In this study, calibration was performed using a regression between

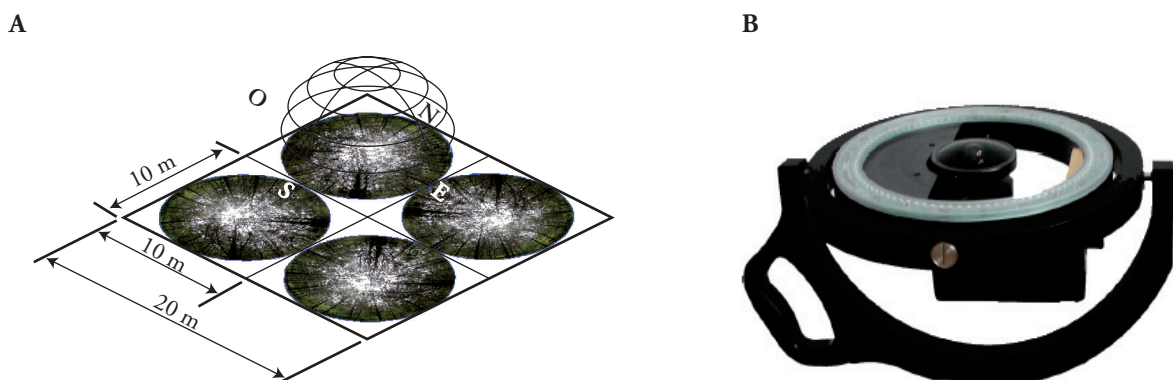


Figura 2. A) Visita esquemática de una parcela de muestreo con fotografías hemisféricas. B) Cámara digital con lente hemisférico tipo ojo de pescado en la plataforma electrónica North Finder.

Figure 2. A) Schematic view of a sample plot with hemispherical photographs. B) Fish eye type hemispheric lens digital camera mounted on the North Finder electronic platform.

fueron promediadas. De acuerdo con Mussche *et al.* (2001), los métodos ópticos para la medición del IAF generalmente subestiman su valor. Además, la agrupación de las acículas es otro factor que aumenta la subvaluación. Al respecto, Leblanc y Chen (2001) recomiendan aplicar un factor de corrección o calibración a las mediciones ópticas, el cual debe obtenerse experimentalmente. En el presente estudio la calibración se realizó mediante una regresión IAF medido vía GLA (IAF_{óptico}), e IAF calculado mediante relaciones alométricas (IAF_{alométrico}). El IAF_{alométrico} se calculó con la fórmula:

$$IAF_{alométrico} = \frac{\left(\sum_{i=1}^n \left(\frac{AFS}{2} \right) \right)}{A}$$

donde, IAF_{alométrico} = índice de área foliar alométrico por parcela; AFS = área foliar superficial individual (m²); A = área de la parcela (400 m²); *i* = *i*-ésimo árbol de la parcela.

Para calcular AFS se midió el diámetro normal (1.3 m desde la base) de todos los árboles en todas las parcelas y con ello se calculó la biomasa del follaje mediante la ecuación de Figueroa (2010) para *P. patula* en esa región (Cuadro 1) (Modelo C). Cano-Morales *et al.* (1996) estimaron el AFE para *P. patula* (Modelo B) con base al diámetro normal, que se multiplicó por la biomasa del follaje para obtener el área foliar superficial (Modelo A).

Después se calibró el IAF_{óptico} con el IAF_{alométrico} mediante regresión y el resultado fue el IAF_{calibrado}. Los modelos probados fueron: 1) regresión lineal; 2) polinomial de 2^{do} orden; 3) Chapman-Richards (Richards, 1959); y 4) Schumacher (Schumacher, 1939) (Cuadro 2).

Como indicadores de ajuste se usaron el coeficiente de determinación (*r*²) calculado con la fórmula $r^2 = \frac{SCR}{SCT} = \frac{SCR}{SCR + SCE}$ y la pseudo *r*² para los modelos no lineales (SAS Inc., 2008) con

$$\text{la fórmula Pseudo } r^2 = 1 - \left(\frac{SCE}{SCT_{corregida}} \right)$$

Cuadro 1. Ecuaciones usadas para calcular el IAF_{alométrico}.
Table 1. Equations used to calculate LAI_{allometric}.

Modelo (A)	Modelo (B)	Modelo (C)
AFS=(AFE) (BF)	AFE = 2.64 (9.5336–0.0758xDN)	BF = (29440.89 e ^(–26.51909/DN))/1000
AFS = área foliar superficial por árbol (m ²)	Referencia: Cano-Morales <i>et al.</i> , (1996)	Referencia: Figueroa, (2010)
AFE = área foliar específica por árbol (m ² kg ^{–1})	AFE = área foliar específica por árbol (m ² kg ^{–1})	BF = peso seco de la biomasa del follaje (kg)
BF = peso seco de la biomasa del follaje (kg)	DN = diámetro normal (cm)	DN = diámetro normal (cm).

the LAI measured via GLA (LAI_{optical}) and the LAI calculated via allometric relationships (LAI_{allometric}). The LAI_{allometric} was calculated with the following formula:

$$IAF_{alometric} = \frac{\left(\sum_{i=1}^n \left(\frac{AFS}{2} \right) \right)}{A}$$

where LAI_{allometric} = allometric leaf area index per plot; SLA = individual surface leaf area (m²); A = plot area (400 m²); *i* = *i*-th tree in the plot.

The SLA was calculated by measuring the normal diameter (1.3 m from the base) of all trees in all the plots and thus the foliage biomass was calculated by using the equation by Figueroa (2010) for *P. patula* in that region (Table 1) (Model C). Cano-Morales *et al.* (1996) estimated the SLA for *P. patula* (Model B) based on the normal diameter, which was multiplied by the foliage biomass to obtain the surface leaf area (Model A).

Then the LAI_{optical} was calibrated with LAI_{allometric} using a regression and the result was the LAI_{calibrated}. The models tested were: 1) linear regression; 2) 2nd order polynomial model; 3) the Chapman-Richards model (Richards, 1959); and 4) the Schumacher model (Schumacher, 1939) (Table 2).

As indicators of adjustment, the coefficient of determination (*r*²) calculated with the formula $r^2 = \frac{SCR}{SCT} = \frac{SCR}{SCR + SCE}$ as well as the pseudo *r*² for nonlinear models (SAS Inc., 2008) with the formula Pseudo $r^2 = 1 - \left(\frac{SCE}{SCT_{corregida}} \right)$ were used.

where SCR = sum of regression squares; SCT = sum of total squares; SCE = sum of error squares

SPOT 5 HRG spectral data

The satellite image used was provided by the Estación de Recepción México (México receiving station) of the constellation

Cuadro 2. Modelos probados para la calibración del índice de área foliar $I AF_{\text{óptico}}$.
Table 2. Models tested for the calibration of the leaf area index $L AI_{\text{optical}}$ calibration.

Lineal	Polinomial 2 ^{do} orden
$I AF_{\text{calibrado}} = \beta_0 + \beta_1 (I AF_{\text{óptico}}) + \varepsilon$	$I AF_{\text{calibrado}} = \beta_0 + \beta_1 (I AF_{\text{óptico}}) + \beta_2 (I AF_{\text{óptico}})^2 + \varepsilon$
Exponencial Chapman-Richards	Exponencial Schumacher
$I AF_{\text{calibrado}} = \beta_0 (1 - e^{-\beta_1 (I AF_{\text{óptico}})})^{\beta_2} + \varepsilon$	$I AF_{\text{calibrado}} = \beta_0 e^{\left(\frac{-\beta_1}{I AF_{\text{óptico}}}\right)} + \varepsilon$

$I AF_{\text{calibrado}}$: índice de área foliar óptico calibrado; $I AF_{\text{óptico}}$: índice de área foliar óptico; β_k : coeficientes de regresión ♦ $L AI_{\text{calibrado}}$ = calibrated optical leaf area index; $L AI_{\text{optical}}$ = optical leaf area index; β_k : regression coefficients.

donde, SCR = suma de cuadrados de regresión; SCT = suma de cuadrados totales; SCE = suma de cuadrados del error.

Datos espectrales SPOT 5 HRG

La imagen de satélite usada fue proporcionada por la Estación de Recepción México de la constelación SPOT (ERMEXS), administrada por la Secretaría de Marina de México. La escena se tomó el 18 de abril de 2006, con una resolución espacial de 10 m en modo multispectral (Cuadro 3). La imagen fue georeferenciada al sistema de coordenadas UTM-14n, con datum WGS84, con base en 32 puntos de control, tomados con un receptor GPS Trimble Geoexplorer III™, una función polinomial de segundo orden y un procedimiento de remuestreo basado en el vecino más cercano. La raíz del error cuadrático medio (RECM) fue 0.97 píxeles. Los números digitales o valores de la imagen de 8 bits (B_λ) fueron convertidos a reflectancia exoatmosférica adimensional después de una transformación a radianza con las siguientes ecuaciones (Thenkabail *et al.*, 2004; Soudani *et al.*, 2006):

$$L_\lambda = (B_\lambda / A) \quad \text{y} \quad \rho_\lambda = (\pi \times L_\lambda \times d^2) / (ESUN \times \cos \theta_s)$$

donde, L_λ = radianza espectral en la apertura del sensor ($W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$); A = ganancia de calibración absoluta ($W^{-1} m^2 sr \mu m$); d = distancia de la tierra al sol en unidades astronómicas en

SPOT (ERMEXS), administered by Mexico’s Department of Navy. The scene was taken on April 18, 2006, with a spatial resolution of 10 m in multispectral mode (Table 3). The image was georeferenced to the UTM -14n coordinate system, with WGS84 datum, based on 32 control points taken with a GPS Trimble Geoexplorer III™ receiver, a second order polynomial function and a resampling procedure based on the nearest neighbor. The root mean square error (RMSE) obtained was 0.97 pixels. The digital numbers or values in the image of 8 bits (B_λ) were converted to dimensionless exoatmospheric reflectance after a transformation to radiance using the following equations (Thenkabail *et al.*, 20; Soudani *et al.*, 2006):

$$L_\lambda = (B_\lambda / A) \quad \text{y} \quad \rho_\lambda = (\pi \times L_\lambda \times d^2) / (ESUN \times \cos \theta_s)$$

where L_λ = spectral radiance in the sensor opening ($W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$); A = absolute calibration gain ($W^{-1} m^2 sr \mu m$); d = distance from the earth to the sun in astronomical units at the time of taking the image; $ESUN$ = average exoatmospheric solar irradiance or solar flux ($W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$); and θ_s = solar zenith angle in degrees. The conversion to radiance and then to reflectance is called absolute radiometric correction or standardization and generates data that have a physical meaning and can be compared with laboratory or field measurements, data from models or other satellite sensors that can be used to

Cuadro 3. Características de la imagen SPOT 5 HRG.
Table 3. Characteristics of the SPOT 5 HRG image.

Banda espectral	ρ_1 : Verde	ρ_2 : Rojo	ρ_3 : IRC	ρ_4 : 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	

ρ_j : banda espectral; IRC: infrarrojo cercano; IROC: infrarrojo de onda corta ♦ ρ_j : spectral band; IRC: near-infrared; IROC: shortwave infrared.

la fecha de toma de la imagen; ESUN = irradianza exoatmosférica solar media o flujo solar ($W m^{-2} sr^{-1} \mu m^{-1}$); θ_s =ángulo zenital solar en grados. La conversión a radianza y luego a reflectancia se denomina corrección o estandarización radiométrica absoluta y genera datos que tienen un significado físico y se pueden comparar con mediciones de laboratorio o campo, datos de modelos o de otros sensores satelitales que se pueden usar para obtener productos geofísicos o biofísicos (Vagen, 2006; Roy *et al.*, 2010).

Los datos espectrales fueron extraídos de la imagen como el promedio de la reflectancia dentro de las parcelas de 20 m × 20 m para minimizar la varianza (Hall *et al.*, 2006). Después se construyeron índices espectrales para resaltar las características de las hojas (clorofila y humedad) para luego relacionarlas con la densidad de la vegetación. 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 teledetección como variaciones en el ángulo del sensor, efectos topográficos y ruido atmosférico (Gilbert *et al.*, 1997). La base final de datos espectrales incluyó las reflectancias obtenidas de las cuatro bandas de la imagen ($\rho_1, \rho_2, \rho_3, \rho_4$; Cuadro 3) y cuatro transformaciones matemáticas (índices espectrales) aplicadas a la reflectancia: 1) índice de vegetación de diferencias normalizadas NDVI = $(\rho_3 - \rho_2)/(\rho_3 + \rho_2)$; 2) NDVI₄₁, calculado como NDVI₄₁ = $(\rho_4 - \rho_1)/(\rho_4 + \rho_1)$; 3) NDVI₄₂, calculado como NDVI₄₂ = $(\rho_4 - \rho_2)/(\rho_4 + \rho_2)$; y 4) el índice de estrés hídrico (NDVI₄₃), calculado como NDVI₄₃ = $(\rho_4 - \rho_3)/(\rho_4 + \rho_3)$.

Ajuste de modelos para estimar IAF y COB

Modelos de regresión

Inicialmente se efectuó un análisis de correlación de Pearson (r) entre el IAF y la COB y los datos espectrales (bandas e índices de vegetación) para evaluar el comportamiento de los datos y su grado de asociación. Después se usó la regresión lineal simple (PROC REG, SAS Inc., 2008), con base en la banda con mayor correlación, para tener un modelo de regresión que estime el IAF y la COB.

K-vecino más cercano

Es un método no paramétrico semejante a una interpolación basada en el espacio espectral, donde las variables para los píxeles objetivo se calculan con una media que se pondera inversamente a la distancia espectral entre los k vecinos más cercanos. La fórmula fue la siguiente:

$$\hat{y}_i = \sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{d^2} \right) y_i / \sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{d^2} \right)$$

obtain geophysical and biophysical products (Vagen, 2006, Roy *et al.*, 2010).

Spectral data were extracted from the image as the average reflectance within the plots of 20 m × 20 m to minimize the variance (Hall *et al.*, 2006). Then spectral indices were constructed to highlight the characteristics of the leaves (chlorophyll and moisture) to later relate them to the density of vegetation. The indices are useful because some vegetation characteristics are best identified in specific portions of the electromagnetic spectrum, reduce external effects on remote sensing data as variations in the angle of the sensor, topographic effects and atmospheric noise (Gilbert *et al.*, 1997). The final spectral database consisted of the reflectances obtained from the four individual image bands ($\rho_1, \rho_2, \rho_3, \rho_4$; Table 3) and four mathematical transformations (spectral indices) applied to the reflectance: 1) Normalized Difference Vegetation Index, NDVI = $(\rho_3 - \rho_2)/(\rho_3 + \rho_2)$; 2) NDVI₄₁, calculated as NDVI₄₁ = $(\rho_4 - \rho_1)/(\rho_4 + \rho_1)$; 3) NDVI₄₂, calculated as NDVI₄₂ = $(\rho_4 - \rho_2)/(\rho_4 + \rho_2)$; and 4) water stress index (NDVI₄₃), calculated as NDVI₄₃ = $(\rho_4 - \rho_3)/(\rho_4 + \rho_3)$.

Model adjustment to estimate LAI and COB

Regression models

Initially a Pearson correlation analysis (r) was conducted between the LAI and COB and the spectral data (bands and vegetation indices) to evaluate the performance of the data and their degree of association. Afterwards the simple linear regression (PROC REG - SAS Inc., 2008) was used, based on the band with the highest correlation to fit a regression model in order to estimate LAI and COB.

K-nearest neighbor

It is a nonparametric method similar to interpolation based on the spectral space, where the variables for the target pixels are calculated with an average that is weighed inversely to the spectral distance between the k nearest neighbors. The formula used was:

$$\hat{y}_i = \sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{d^2} \right) y_i / \sum_{i=1}^k \left(\frac{1}{d^2} \right)$$

where \hat{y}_i = average weighed inversely to the squared spectral distance between the k nearest neighbors; d = Euclidean spectral distance; y_i = observations to be averaged.

The selected variables from the regression analysis were those used in calculating the Euclidean spectral distances

donde, \hat{y}_i = promedio ponderado inversamente a la distancia cuadrada espectral entre los k vecinos más cercanos; d = distancia Euclidiana espectral; y_i = observaciones a promediar.

Las variables seleccionadas del análisis de regresión fueron las usadas en el cálculo de las distancias Euclidianas espectrales para este algoritmo. El k óptimo se seleccionó con base en el error de la estimación (RECM) mediante la técnica de validación cruzada dejando uno fuera (Mäkelä y Pekkarinen, 2004). Estos dos algoritmos fueron implementados en el lenguaje de programación IML (SAS Inc., 2008). Una vez determinado el modelo de regresión y el número óptimo de vecinos más cercanos, estos modelos se aplicaron a cada píxel del área de estudio para generar mapas de el IAF y la COB.

Validación

Se registraron datos de 33 parcelas de muestreo en Atopixco, en el intervalo completo de edades en el área de interés. El error absoluto (RECM) y el relativo (RECM %) se evaluó con las fórmulas:

$$RECM = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad \text{and} \quad RECM \% = \frac{RECM}{\bar{y}} * 100$$

donde, \hat{y}_i = valor estimado; y_i = valor observado; \bar{y} = promedio de las estimaciones; n = número de observaciones. Además, se usó el coeficiente de correlación de Pearson (r) como una medida de ajuste entre las predicciones y observaciones para ambos métodos.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Calibración del índice de área foliar

Se encontró una estrecha relación entre el IAF_{óptico} medido mediante la fotografía hemisférica y el IAF_{alométrico}. El modelo seleccionado para realizar la calibración fue el exponencial de Chapman-Richards por presentar un índice alto de ajuste (pseudo $r^2 = 0.79$); aunque el modelo de Schumacher también mostró un ajuste similar (Cuadro 4).

Correlación entre el IAF y la COB y los datos multispectrales

En el Cuadro 5 se muestran los valores de correlación para el IAF y la COB con las bandas espectrales

for this algorithm. The optimal k was selected based on the estimation error (RMSE) using the leaving-one-out-cross validation technique (Mäkelä and Pekkarinen, 2004). These two algorithms were implemented in the programming language IML (SAS Inc., 2008). Once the regression model and the optimal number of nearest neighbors were determined, these models were applied to each pixel in the study area to produce LAI and COB maps.

Validation

Data were recorded in 33 sample plots in Atopixco, covering the full range of ages found in the area of interest. The absolute error (RMSE) and the relative (RMSE%) were evaluated with the formulas:

$$RECM = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} \quad \text{and} \quad RECM \% = \frac{RECM}{\bar{y}} * 100$$

where \hat{y}_i = estimated value; y_i = value observed; \bar{y} = estimate average; n = number of observations. In addition, the Pearson correlation coefficient (r) was used as a measure of adjustment between predictis for both methods.

RESULTS AND DISCUSSION

Calibration of the leaf area index

A close relationship was found between the LAI_{optical} measured by using hemispherical photography and LAI_{allometric}. The model selected for calibration was the exponential by Chapman-Richards as it presents a high index of adjustment (pseudo $r^2 = 0.79$); however, the model by Schumacher also showed a similar adjustment (Table 4).

Correlation between LAI and COB and multispectral data

Table 5 shows the correlation values for the LAI and COB with the spectral bands and vegetation indices, prevailing the negative correlation in nearly all variables. Bands without transformation capture the albedo ($\rho_1 - \rho_4$) that usually decreases in thick canopies. However, the standarindices constructed with the ρ_4 (IROC) are affected by foliage moisture,

Cuadro 4. Modelos probados para la calibración del IAF_{óptico}.
Table 4. Models tested for the calibration of LAI_{optical}.

Modelo	Ecuación	r ² o pseudo r ²
Lineal	$IAF_{calibrado} = 2.1796 (IAF_{óptico}) + 1.8618$	0.62
Polinomial 2 ^{do} orden	$IAF_{calibrado} = -0.9644 (IAF_{óptico})^2 + 5.1758(IAF_{óptico}) + 0.1565$	0.77
Chapman-Richards	$IAF_{calibrado} = 7.2082 (1 - e^{-1.9435 (IAF_{óptico})^{3.9076}})$	0.79
Schumacher	$IAF_{calibrado} = 9.1448 e^{\left(\frac{-0.6672}{IAF_{óptico}}\right)}$	0.79

y los índices de vegetación; predominando la correlación negativa en casi todas las variables. Las bandas sin transformación captan el albedo ($\rho_1 - \rho_4$) que disminuye típicamente en doseles densos. Pero los índices normalizados construidos con ρ_4 (IROC) reciben el efecto de la humedad en el follaje, y se acenúa en el NDVI43 que representa el índice de estrés hídrico (Rock *et al.* 1986). El NDVI propuesto por Rouse *et al.* (1974), que es el típico índice de vegetación de diferencias normalizadas y es fuertemente sensible a la presencia de clorofila, fue directamente proporcional a la presencia de vegetación. La COB medida mediante la fotografía hemisférica fue la mejor correlacionada con los datos multiespectrales, ya que concentra la cantidad máxima de información descriptora del sitio por no hacer distinción entre la biomasa del follaje y densidad de árboles. Sin embargo, la banda del rojo (ρ_2) presentó la correlación más alta y fue seleccionada para construir de los modelos de regresión.

En la Figura 3 se observa las variables espectrales (NDVI43, NDVI y ρ_2) que mostraron la mejor correlación con el IAF y la COB. La tendencia de las variables NDVI43 y ρ_2 se debe al estrés hídrico y a la disminución del albedo; mientras que la del NDVI obedece al contenido clorofílico de la vegetación.

which increases in the NDVI43 that represents the moisture stress index (Rock *et al.* 1986). The NDVI proposed by Rouse *et al.* (1974), which is the typical vegetation index of normalized differences and is highly sensitive to the presence of chlorophyll, was directly proportional to the presence of vegetation. The COB measured by using hemispherical photography was the best correlated with multispectral data, as it concentrates the maximum amount of information describing the site, since it makes no distinction between foliage biomass and forest density. However, the red band (ρ_2) showed the highest correlation and was selected to build the regression models.

Figure 3 shows the relationship between the spectral variables (NDVI43, NDVI and ρ_2) exhibiting the best correlation with the LAI and COB. The trend of variables NDVI43 and ρ_2 is due to water stress and the decrease of is albedo, whereas that of NDVI is due to chlorophyll content of the vegetation.

Models to estimate LAI and COB

The models determined were: $LAI_{calibrado} = 17.25 - 72.04 \times \rho_2$ ($r^2 = 0.92$) and $COB = 200.87 + 798.23 \times \rho_2$ ($r^2 = 0.93$), where ρ_2 = reflectance of red band. The coefficients of determination (r^2) obtained are higher than those reported in the literature. Since mid 1980,

Cuadro 5. Coeficientes de correlación de Pearson de el IAF y la COB con la reflectancia e índices de vegetación obtenidos de los datos multiespectrales SPOT5 HRG.

Table 5. Pearson correlation coefficients of the LAI and COB with the reflectance and vegetation indices obtained from the multispectral SPOT5 HRG data.

	ρ_1	ρ_2	ρ_3	ρ_4	NDVI	NDVI41	NDVI42	NDVI43
IAF _{calibrado}	-0.40	-0.95	-0.92	-0.94	0.91	-0.85	-0.69	-0.91
COB	-0.39	-0.96	-0.93	-0.95	0.92	-0.87	-0.68	-0.92

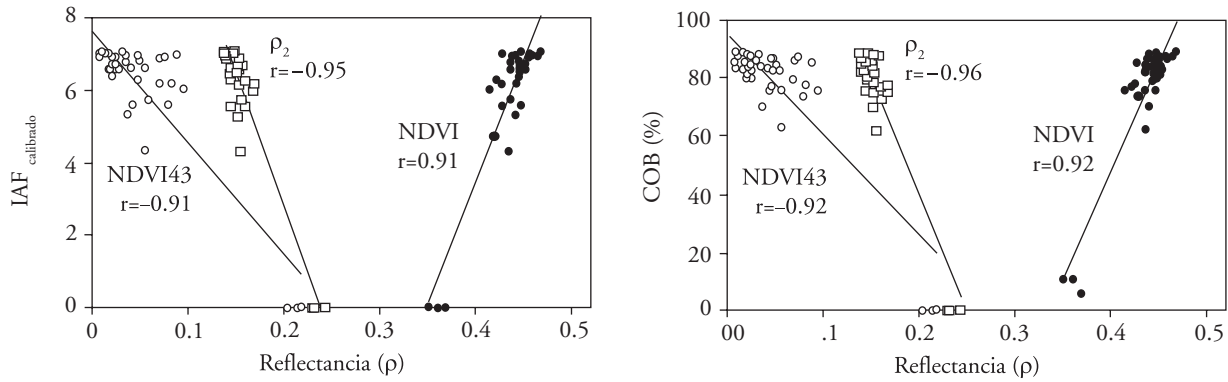


Figura 3. Correlación entre el índice de área foliar (IAF) y cobertura arbórea (COB) con las variables espectrales (NDVI43, NDVI, ρ_2).

Figure 3. Correlation between the leaf area index LAI and canopy cover COB against the spectral variables (NDVI43, NDVI, ρ_2).

Modelos para estimar IAF y COB

Los modelos determinados fueron: $IAF_{\text{calibrado}} = 17.25 - 72.04 \times \rho_2$ ($r^2=0.92$); y $COB = 200.87 + 798.23 \times \rho_2$ ($r^2=0.93$), donde ρ_2 = reflectancia de la banda del rojo. Estos coeficientes de determinación (r^2) son mayores a los reportados en la literatura revisada. Desde mediados de la década de 1980 se ha investigado las relaciones entre IAF de bosques de coníferas y su comportamiento multispectral. Running *et al.* (1986) calcularon la correlación entre la razón simple de las bandas espectrales infrarrojo/rojo (sensibles a la clorofila) usando datos de un sensor multispectral*, con el IAF obtenido vía alométrica en bosques de Oregon ($r^2=0.82$). Berterretche *et al.* (2005) usaron análisis de correlación canónica para relacionar el IAF y los datos espectrales de Landsat ETM+ y encontraron una correlación significativa ($r^2=0.51$; $\alpha=0.01$). Además, Gong *et al.* (2003) reportan correlaciones altas para el IAF en bosques de coníferas. En México, Velasco-López *et al.* (2010) realizaron un estudio similar al presente experimento usando datos del satélite SPOT 4 (20 m, resolución espacial), fotografía hemisférica sin calibración alométrica del IAF, en 30 sitios de muestreo y el resultado fue aceptable ($r=0.60$). Las correlaciones superiores en el presente estudio se debieron a: uso de un sensor satelital con resolución espacial mejorada (10 m) y por sitios con suelo desnudo, con el propósito de proporcionar al modelo tanto las observaciones

the relationship between LAI in conifer forests and its multispectral behavior has been under study. Running *et al.* (1986) calculated the correlation between the simple ratio of the infrared/red spectral bands (sensitive to chlorophyll) based on data from a multispectral sensor*, against LAI obtained through the allometric method in forests of Oregon and obtained good results ($r^2 = 0.82$). Berterretche *et al.* (2005) used canonical correlation analysis to relate the LAI and the spectral data from Landsat ETM+ and found a significant correlation ($r^2=0.51$) ($\alpha=0.01$). Besides, Gong *et al.* (2003) found acceptable correlations for LAI in conifer forests. In México, Velasco-López *et al.* (2010) conducted an experiment similar to our study, using data from the SPOT 4 satellite (20 m spatial resolution), hemispherical photography without allometric calibration of the LAI, and 30 sampling sites, obtaining acceptable results ($r = 0.60$). The higher correlations found in our work were due to the following: use of a satellite sensor with improved spatial resolution (10 m) and sites with bare soil in order to provide the model both the observations with different LAI and those with LAI pixel reflectance tending to zero.

LAI and COB estimation

The pixel-level estimates reveal both internal variability and the productive potential of the stand at the different ages of analysis (Figures 4 and 5). The

* Sensor especial montado en un avión que vuela a 20 000 m de latitud ♦ special sensor mounted on an airplane flying at an altitude of 20 000 m.

con diferentes IAF como aquellas con reflectancia de píxeles con IAF tendientes a cero.

Estimación de el IAF y la COB

Las estimaciones a nivel píxel revelan la variabilidad interna y el potencial productivo del rodal en las diversas edades analizadas (Figuras 4 y 5). Los valores más bajos de IAF se observan en los rodales jóvenes (1 a 7 años), donde la vegetación es escasa debido a la reciente cosecha y por el manejo forestal orientado a generar masas coetáneas (Ángeles-Pérez *et al.*, 2005), mientras que los rodales más viejos (20 a 24 años) IAF varió de 6 a 7. Scurlock *et al.* (2001) publicaron estimaciones históricas de IAF (1932 a 2000) de diferentes ecosistemas del planeta donde el bosque maduro templado de coníferas (Forest/TeENL) promedió 6.7, valor muy parecido al estimado en la presente investigación.

Comparación de estimaciones: regresión vs k-nn

Los rodales que presentaron las estimaciones más pequeñas de IAF y COB mediante los modelos de

lowest LAI values can be observed in young stands (1-7 years), where vegetation is sparse due to recent harvest and the planning of forest management activities for generating even-aged woods (Ángeles-Pérez *et al.*, 2005); but in older stands (20-24 years) values range between 6 and 7. Scurlock *et al.* (2001) published historical estimates of LAI (1932-2000) for different ecosystems on the planet, where for the mature temperate coniferous forests (Forest / TeENL) the average was 6.7, which is very similar to the estimates obtained in this research.

Comparison of estimates: regression versus k-nn

The stands recording the smallest estimates of LAI and COB through the adjusted multiple linear regression models match with those obtained by the nearest neighbor method, showing congruence between both methods (Figure 6). The stand of 6 years of age has low estimates compared to the others, possibly due to the delay in the repopulation of the stand. Also at the stand level, regression did not produce negative values, although at a pixel level it might do so.

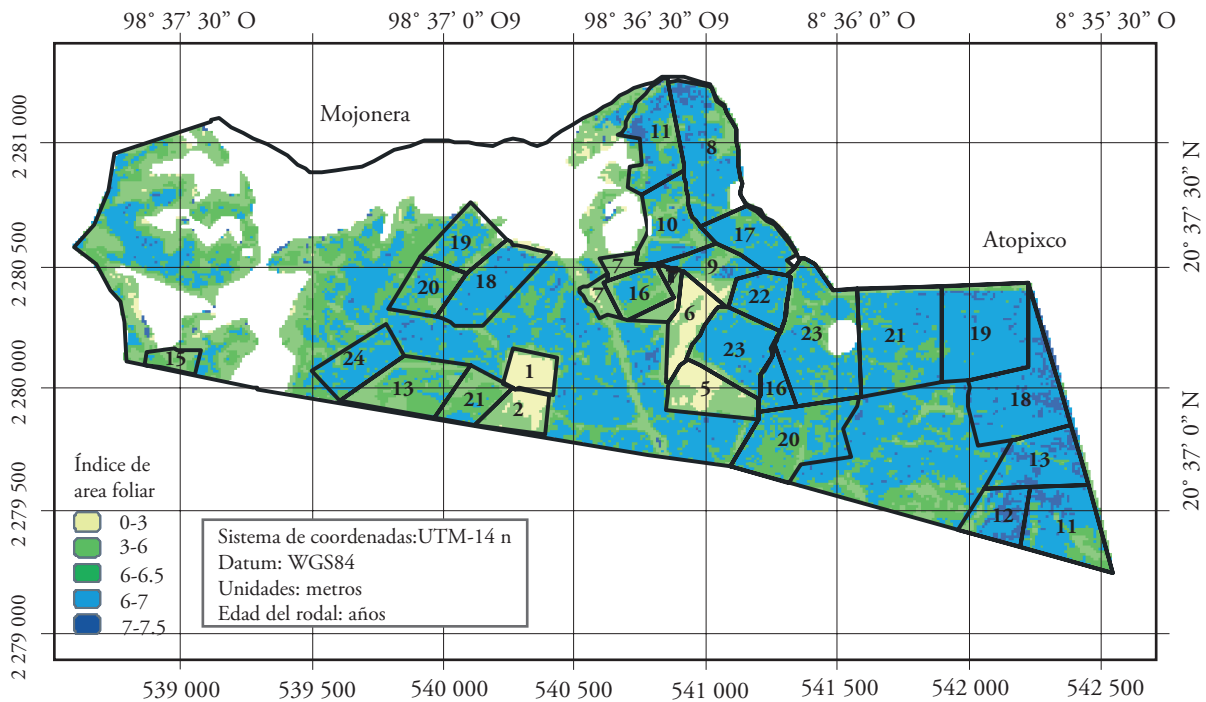


Figura 4. Índice de área foliar de rodales de edades diferentes de *Pinus patula* obtenidos mediante datos de la imagen multispectral SPOT 5 ($I_{AF\text{calibrado}} = 17.25 - 72.04 \times \rho_2$; $r^2 = 0.92$).

Figure 4. Leaf area index in stands of different ages of *Pinus patula* obtained through SPOT 5 multispectral image ($LAI_{\text{calibrated}} = 17.25 - 72.04 \times \rho_2$, $r^2 = 0.92$).

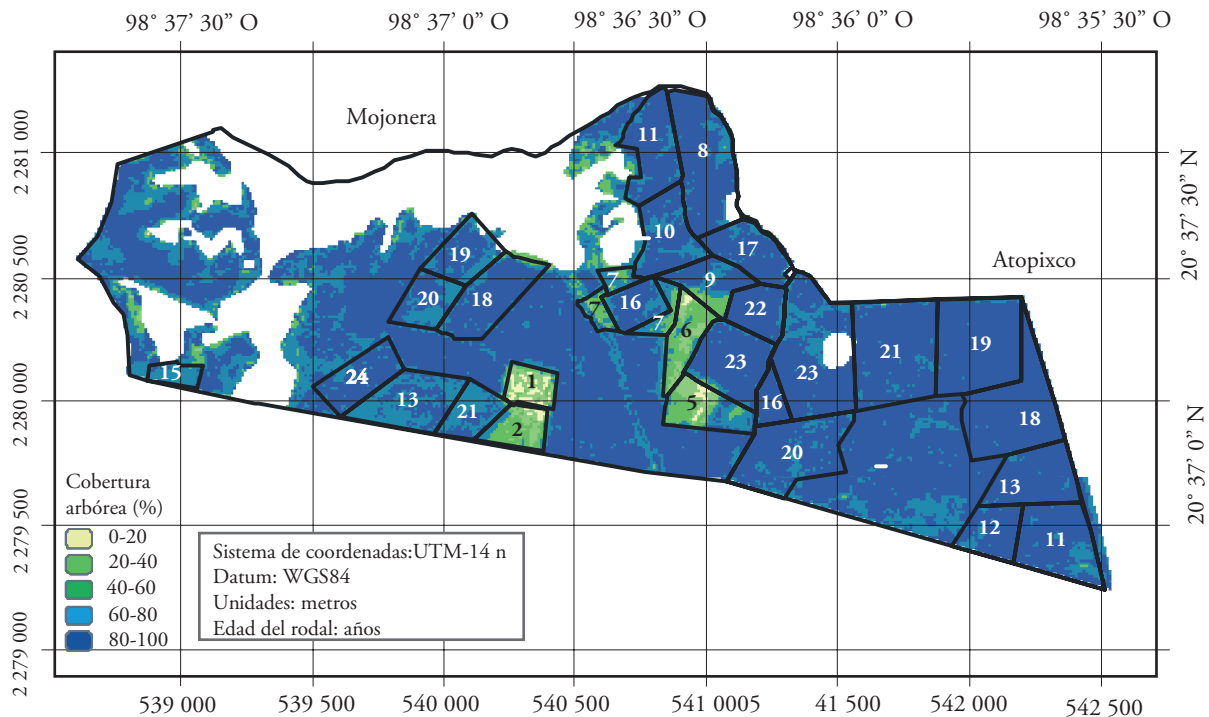


Figura 5. Cobertura arbórea en rodales de edades diferentes de *Pinus patula* obtenida mediante datos de la imagen multispectral SPOT 5 (COB = 200.87 – 798.23 × ρ_2 ; $r^2=0.93$).

Figure 5. Canopy cover in stands of *Pinus patula* of different ages obtained with the multispectral image data SPOT 5 (COB = 200.87 – 798.23 × ρ_2 ; $r^2 = 0.93$).

regresión lineal múltiple ajustados, coincidieron con las obtenidas mediante el método del vecino más cercano, lo cual muestra congruencias entre ambos métodos (Figura 6). El rodal con 6 años de edad presentó valores bajo respecto a los demás, posiblemente por la tardanza de la repoblación del rodal. Además, a nivel rodal la regresión no produjo valores negativos, aunque es probable a nivel pixel.

Cálculo del error y validación

Los errores de IAF_{calibrado} fueron bajos: 0.50 y 7.51 % (RECM y RECM %). Esto muestra que las estimaciones geoespaciales del IAF pueden ser mejores si se complementa con información óptica proveniente de una fotografía hemisférica, que representa un nexo con el sensor, también óptico, del satélite SPOT 5. Soudani *et al.* (2006) trataron de mejorar las estimaciones de IAF provenientes del NDVI usando regresiones no lineales del tipo $IAF = \beta_0 e^{\beta_1 X}$ y obtuvieron un error bajo (RECM=0.91). Probablemente debido a que no usaron bandas sensibles a la humedad, sus

Error calculation and validation

The LAI_{calibrated} recorded a low error: 0.50 and 7.51% (RMSE and RMSE%). This shows that it is possible to have better geospatial estimates of LAI, if complemented with optical information from a hemispherical photography, which represents a link with the sensor, also optical, from satellite SPOT 5. Soudani *et al.* (2006) tried to improve LAI estimates coming from NDVI using nonlinear regressions of the type $IAF = \beta_0 e^{\beta_1 X}$ and obtained a low error rate (RMSE = 0.91). This was probably due to the fact that they did not use moisture-sensitive bands, so their errors were not as low as those of this study.

Regarding the nonparametric k-nn estimator, McRoberts *et al.* (2002) analyzed in detail the criteria for selecting the optimal k. By using the same objective criteria, the value of k ranged from 7 to 13, while for other areas it was 21 to 33. In this study, the nearest neighbor optimal-k was 8 (LAI_{calibrated}) and 9 (COB), while errors were outlined at the beginning of the paragraph.

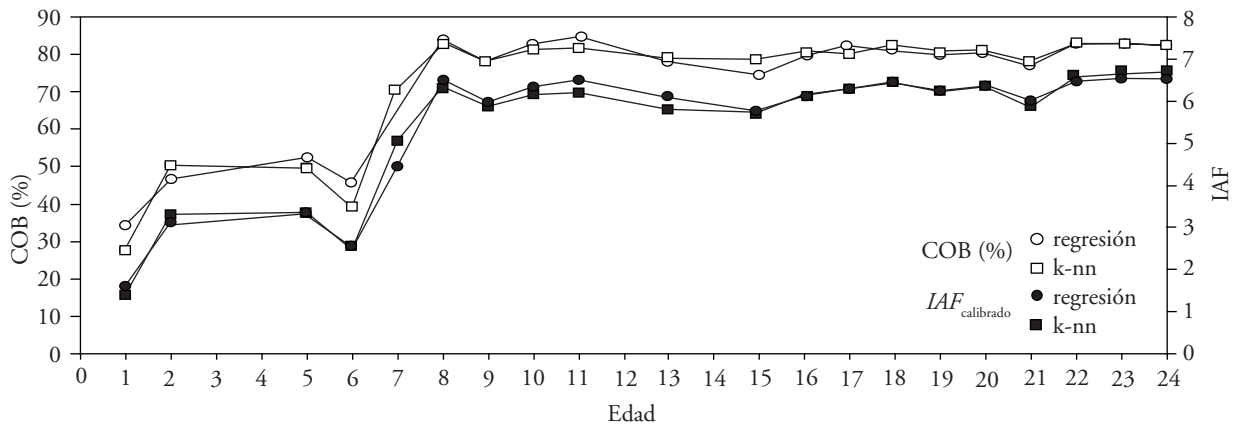


Figura 6. Comparación de estimaciones de índice de área foliar (IAF) y cobertura arbórea (COB) en rodales de edades diferentes: regresión y k-nn.

Figure 6. Comparison of estimates of leaf area index (LAI) and canopy cover (COB) in stands of different ages: regression and k-nn.

errores no fueron tan bajos como los del presente estudio.

Respecto al estimador no paramétrico k-nn, McRoberts *et al.* (2002) discuten con detalle el criterio para la selección del k óptimo; al usar el mismo criterio objetivo, el valor de k varió de 7 a 13, mientras que para otra área fue de 21 a 33. En el presente estudio, el k -óptimo vecino más cercano fue 8 ($IAF_{\text{calibrado}}$) y 9 (COB), mientras que los errores fueron los descritos al inicio del párrafo.

La COB también presentó errores bajos; en la regresión fue 4.82 y 5.71 % y en el k-nn fue 4.57 y 5.47 % (RECM y RECM %). Esta variable de densidad forestal tiene el mínimo ruido atribuible al levantamiento de información de campo, ya que es la completa expresión óptica de la parcela registrada en los píxeles de la fotografía hemisférica y correlacionada con la reflectancia multiespectral captada por el sensor satelital.

CONCLUSIONES

La estimación geoespacial de el IAF mediante datos de la imagen SPOT 5 (10 m) fue mejorada al usar un lente hemisférico y su calibración mediante la vía alométrica, lo que aumentó la precisión ($r^2=0.93$; RECM = 0.50). Esto se debe al vínculo óptico entre la información de la cámara fotográfica y la imagen satelital. La estimación geoespacial de COB (%) fue precisa al usar los datos espectrales del sensor multiespectral SPOT 5 ($r^2=0.96$; RECM=4.82). Los métodos de regresión lineal múltiple y k-nn (vecino más

The COB also showed low errors; in the regression it was 4.82 and 5.71 %, and in k-nn 4.57 and 5.47 % (RMSE and RMSE%). This variable of forest density has minimal noise attributable to the field gathering information, since it is the full optical expression of the plot recorded in the pixels of the hemispherical photography and is correlated with the multispectral reflectance captured by the sensor.

CONCLUSIONS

The geospatial estimation of LAI using data from the SPOT 5 (10 m) image was improved with the support of a hemispheric lens and its calibration by using the allometric method, which increased accuracy ($r^2 = 0.93$; RMSE = 0.50). This is due to the presence of an optical link between the information from the camera and the satellite image. The geospatial estimation of the COB (%) was accurate by using the spectral data of the SPOT 5 ($r^2=0.96$; RMSE=4.82) multispectral sensor. The multiple linear regression and the k-nn (nearest neighbor) methods were acceptable and with a similar potential for estimating. In both cases, the inclusion of reference pixels (bare soil with) values of zero in LAI and COB did work actually to provide the model a more comprehensive range to estimate the regression coefficients and finally increase the coefficient of determination. Finally, a major result was the improved calculation of LAI, useful in regional ecological modeling and the validation of products of lower resolution sensors such as MODIS.

cercano) fueron aceptables y con similar potencial de estimación. En ambos casos, la inclusión de píxeles de referencia (suelo desnudo) con valores de cero en IAF y COB proporcionaron al modelo un rango más completo para estimar los coeficientes de regresión y aumentar el coeficiente de determinación. Finalmente, se mejoró el cálculo de IAF, útil en los modelos ecológicos regionales y en la validación de productos de sensores de menor resolución como MODIS.

AGRADECIMIENTOS

Esta investigación fue financiada por el proyecto CONAFOR-CONACYT 10825. Se agradece a la Estación de Recepción México (ERMEXS) de la Constelación SPOT por proporcionar la imagen satelital. También se agradece al Dr. Ron Hall (Servicio Forestal de Canadá) por los interesantes comentarios y sugerencias realizadas al manuscrito.

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.
- Berterretche, M., A.T. Hudak, W.B. Cohen, T.K. Maierperger, S.T. Gower, and J. Dungan. 2005. Comparison of regression and geostatistical methods for mapping Leaf Area Index (LAI) with Landsat ETM+ data over a boreal forest. *Remote Sens. Environ.* 96(1):49-61.
- Bolstad, P. V., and S.T. Gower. 1990. Estimation of leaf area index in fourteen southern Wisconsin forest stands using a portable radiometer. *Tree Physiol.* 7:115-124.
- Cano-Morales, E., A. Velásquez-Martínez, J. Vargas-Hernández, C. Rodríguez-Franco, y A.M. Fierros-González. 1996. Área foliar específica en *Pinus patula*: efecto del tamaño del árbol, edad del follaje y posición en la copa. *Agrociencia* 30:117-122.
- Chen, J.M., and T.A. Black. 1992. Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant Cell Environ.* 15:421-429.
- Figueroa N., C. M. 2010. Almacenamiento de carbono en bosques manejados de *Pinus patula* en la Mojonera, Zacualtán, Hidalgo. *Rev. Mex. Cien. For.* 1(1) (En prensa).
- Frazer, G.W., C. D. Canham, and K. P. Lertzman. 1999. Gap Light Analyzer (GLA). User's manual. Simon Fraser University. Institute of Ecosystem Studies, Millbrook, New York. 36 p.
- Garnier, E., B. Shipley, C. Roumet, and G. Laurent. 2004. A standardized protocol for the determination of specific leaf area and leaf dry matter content. *Funct. Ecol.* 15:688-695.
- Gilbert, M. A., J. González-Piqueras, y J. García-Haro. 1997. Acerca de los índices de vegetación. *Rev. 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.
- 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.
- Jonckheere, I., B. Muys, and P. Coppin. 2005. Allometry and evaluation of in situ optical LAI determination in Scots pine: a case study in Belgium. *Tree Physiol.* 25:723-732.
- Jonckheere, I., S. Fleck, K. Nacckaerts, B. Muys, P. Coppin, M. Weiss, and F. Baret. 2004. Review of methods for in situ leaf area index determination. Part I: Theories, sensors and hemispherical photography. *Agric. For. Meteorol.* 121: 19-35.
- Leblanc, S. G., and J. M. Chen. 2001. A practical scheme for correcting multiple scattering effects on optical LAI measurements. *Agr. For. Meteorol.* 110:125-139.
- 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.
- 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.
- Mussche, S., R. Samson, L. Natchtergale, A. D. Schrijver, R. Lemeur, and N. Lust. 2001. A comparison of optical and direct methods for monitoring the seasonal dynamics of leaf area index in deciduous forests. *Silva Fenn.* 35:373-384.
- Richards, F. J. 1959. A flexible growth function for empirical use. *J. Exp. Bot.* 10:290-300.
- 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., R. H. Haas, J. A. Schell, D. W. Deering, and J.C. Harlan. 1974. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. NASA/OSFC. Type III. Final Report. Oreenbello, MD. 371 p.
- Roy, D. P., J., Ju, K., Kline, P. L., Scaramuzza, V., Kovalsky, M., Hansem, T., Loveland, E., Vermote, and C. Zhang. 2010. Web-enabled Landsat Data (WELD): Landsat ETM+ composited mosaics of the conterminous United States. *Remote Sens. Environ.* 114:35-49.
- Running, S. W., D. L. Peterson, M. A. Spanner, and K. B. Teuber. 1986. Remote sensing of coniferous forest leaf area. *Ecology* 67:273-276.
- SAS. Statistical Analysis System. 2008. SAS Institute, Inc., Cary, NC, USA.
- Schumacher, F. X. 1939. A new growth curve and its application to timber-yield studies. *J. For.* 37:819-820.
- Scurlock, J. M. O., G. P. Asner, and S. T. Gower. 2001. Worldwide historical estimates of leaf area index, 1932-2000. ORNL Technical Memorandum ORNL/TM-2001/268. Oak Ridge National Laboratory. Oak Ridge, Tenn. 34 p.
- 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.* 102:161-175.
- Stümer, W., B. Kenter, and M. Köhl. 2010. Spatial interpolation of in situ data by self organizing map algorithms (neural networks) for the assessment of carbon stocks in European forests. *For. Ecol. Manage.* 260(3):287-293.

- 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.
- Vagen, T.R. 2006. Remote sensing of complex land use change trajectories - a case study from the highlands of Madagascar. *Agric. Ecosyst. Environ.* 115:219-228.
- Valdez-Lazalde, J.R., M. J. González-Guillen, y H.M. De los Santos-Posadas. 2006. Estimación de cobertura arbórea mediante imágenes satelitales multiespectrales de alta resolución. *Agrociencia* 40:383-394.
- Velasco L., S., O. Champo J., M. L. España B., y F. Baret. 2010. Estimación del índice de área foliar en la Reserva de la Biosfera Mariposa Monarca. *Rev. Fit. Mex.* 33: 169-174.
- Watson, D.J., 1947. Comparative physiological studies in the growth of field crops. I. Variation in net assimilation rate and leaf area between species and varieties, and within and between years. *Ann. Bot.* 11:41-76.
- Yang, W., B. Tan, D. Huang, M. Rautiainen, N. V. Shabanov, Y. Wang, J. L. Privette, K. F. Huemmrich, R. Fensholt, I. Sandholt, M. Weiss, D. E. Ahl, S. T. Gower, R. R. Nemani, Y. Knyazikhin, and R.B. Myneny. 2006. MODIS leaf area index products: from validation to algorithm improvement. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 44:1885-1898.