



COLEGIO DE POSTGRADUADOS
INSTITUCIÓN DE ENSEÑANZA E INVESTIGACIÓN EN CIENCIAS
AGRÍCOLAS

CAMPUS MONTECILLO
FORESTAL

ALMACENAMIENTO DE CARBONO EN BOSQUES MANEJADOS DE *Pinus patula*:
ESTIMACIÓN MEDIANTE PERCEPCIÓN REMOTA

CARLOS ARTURO AGUIRRE SALADO

T E S I S

PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL
PARA OBTENER EL GRADO DE:

MAESTRO EN CIENCIAS

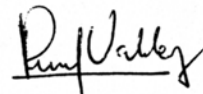
MONTECILLO, TEXCOCO, EDO. DE MÉXICO
2007

La presente tesis titulada: "ALMACENAMIENTO DE CARBONO EN BOSQUES MANEJADOS DE *Pinus patula*: ESTIMACIÓN MEDIANTE PERCEPCIÓN REMOTA" realizada por **Carlos Arturo Aguirre Salado**, bajo la dirección del **Consejo Particular** indicado, ha sido aprobada por el mismo y aceptada como requisito parcial para la obtención del grado de:

**MAESTRO EN CIENCIAS
FORESTAL**

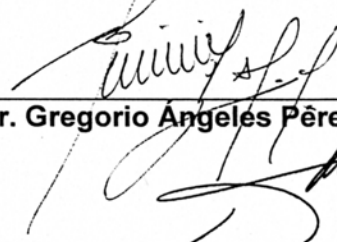
CONSEJO PARTICULAR

Consejero:



Dr. José René Valdez Lazalde

Asesor :

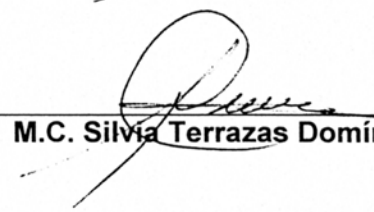


Dr. Gregorio Angeles Pérez

Asesor :

Dr. Héctor Manuel de los Santos Posadas

Asesor :



M.C. Silvia Terrazas Domínguez

Montecillo, Texcoco, Estado de México, abril de 2007.

El presente trabajo se llevó a cabo bajo el financiamiento de los fondos sectoriales CONAFOR-CONACYT 10825 otorgados al proyecto "Potencial de captura y almacenamiento de carbono en bosques manejados de *Pinus patula* en Zacualtipán, Hidalgo".

AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología que me brindó la oportunidad de financiar mi formación académica en el Colegio de Postgraduados.

Al Programa Forestal del Colegio de Postgraduados por confiar en mí, dándome la aceptación de ingreso; por supuesto, a todos y cada uno de mis estimados profesores que compartieron sus conocimientos y valioso tiempo.

A la Estación de Recepción México de la Constelación SPOT administrada por la Secretaría de Marina por proporcionar el material satelital utilizado en la presente investigación y especialmente al **Dr. Enrique Palacios Vélez**, a la **M.C. Maria Eugenia Delgadillo Piñón** y al **Lic. José Fernando López Upton** por su apoyo en la adquisición del material satelital.

A los Dres. Félix V. González Cossío y Humberto Vaquera Huerta, excelentes catedráticos de la Ciencia Estadística quienes la hacen apasionante, amigable y sencilla. Por sus interesantes clases de Estadística que fueron luz en la comprensión de ciertas cosas inherentes a la investigación.

Al Dr. José René Valdez Lazalde, mi Profesor Consejero y amigo, por haber concebido la idea inicial de este proyecto de investigación; por su sincera confianza, invaluable apoyo, completa comprensión, y constante motivación durante mi formación en este maravilloso Colegio.

Al Dr. Gregorio Ángeles Pérez, incansable investigador de la Ciencia Forestal, por su generoso, desinteresado e invaluable apoyo, por compartir momentos inolvidables durante el trabajo de campo, además por sus acertados comentarios y sugerencias en todo el desarrollo de la presente investigación y por ser parte de mi formación académica.

Al Dr. Héctor Manuel de los Santos Posadas, destacado maestro de la Ciencia Estadística, por sus atinados y valiosos aportes al análisis y discusión de la información; por compartir generosamente experiencias de la vida; por su completa y amable disposición siempre.

A los Maestros Silvia Terrazas Domínguez y Eduardo Vargas Pérez, por sus valiosos comentarios durante la revisión del trabajo, por la gran amistad y apoyo incondicional en todo momento; por la constante motivación siempre brindada.

Al Lic. en Estadística Alejandro Iván Aguirre Salado por el invaluable apoyo brindado en la parte de programación computacional; por sus cálidas charlas sobre estadística; por su gran disponibilidad en todo momento.

Al Dr. Gordon Frazer, de *Simon Fraser University, Burnaby, British Columbia, Canada*. por sus valiosos comentarios respecto al cálculo del índice de área foliar mediante fotografías hemisféricas.

A la Dra. Reija Haapanen, investigadora del Instituto de Investigación Forestal Finlandesa, Unidad de Investigación Vantaa, Helsinki quien proporcionó buena asesoría sobre el algoritmo k-nn.

Al Fís. Arturo Salinas Velásquez por sus atinadas y oportunas asesorías, cálidas charlas sobre percepción remota e indudablemente por su sincera amistad.

A Nathalie Faget de *Spot Image Francia* por su atinada y oportuna asesoría en la corrección radiométrica.

A los habitantes de los ejidos “La Mojonera” y “Atopixco” especialmente a Don Jesús Hernández y a Don Lucio Serrano, respectivamente; por su cálido apoyo e inolvidables momentos durante la jornada de levantamiento de información de campo.

A mis amigos: Roger A. Chi Poot, Isidro Ahmed Cruz Leyva, Tito Sánchez Córdova, Zócimo Cruz Martínez, José Sabino Chávez Chan por su fuerte apoyo en la fase de campo y compartir irrepitibles momentos de la vida.

A todos y cada uno de mis amigos compañeros del Colegio de Postgraduados: por hacer placentera, mi etapa de formación en esta maravillosa institución educativa, quienes no son pocos y no deseo, por no mencionarlos, pecar de omisión; pero que ellos mismos saben quién son.

DEDICATORIA

A Dios que siempre está conmigo en las buenas y en las malas.

A mi hijo Carlos Adrián Aguirre Miranda mi constante motivación de superación profesional y emocional; como un ejemplo para su vida futura.

A mi esposa Liliana Miranda Aragón especialmente por ser el cimiento de mis éxitos profesionales, por su infinito amor y constante apoyo en todo momento, que con su compañía vamos forjando día a día nuestro destino. Por haberme dado un hermoso hijo, motivo constante de superación.

A mis padres Margarito Aguirre Bravo y Bertha Salado Morales por su gran ejemplo de vida y encausarme por el camino del bien. Y por supuesto, por la grandiosa idea de darme la vida!!!... Gracias papás!!!...

A mis abuelitos Clicerio Aguirre Molina e Ignacia Bravo Hernández a quienes debo buena parte de la luz en mi formación personal.

A mi hermano, Alejandro Iván Aguirre Salado a quien agradezco su fina atención y ser parte activa de mi formación en estadística; por su gran apoyo siempre.

A mi hermana Olimpia Talya Aguirre Salado y su esposo Carlos Solano por el apoyo y motivación brindados en todo momento.

A mi suegra Alicia Aragón Barreto por su constante apoyo y comprensión en todo momento.

A mi tíos Ariadna Aguirre y Ernesto Alvarado quienes siempre están al tanto de nosotros, brindándonos su cálido apoyo, consejos en todo momento y gran ejemplo de superación.

A mi tíos Andrómeda Aguirre y Eduardo Alcaide quienes a pesar de la distancia nos brindan constantemente su apoyo y son siempre un buen ejemplo de superación.

Al Dr. Marín Pompa García quien siempre compartió conmigo su gran ejemplo de actitud y profesionalismo hacia la vida.

CONTENIDO

	Página
ÍNDICE DE FIGURAS	v
ÍNDICE DE CUADROS.....	vii
Resumen general.....	ix
Abstract.....	x
CAPÍTULO 1. Introducción general.....	1
1.1. Presentación.....	1
1.2. Objetivos e hipótesis.....	3
1.2.1. Objetivo general.....	3
1.2.2. Objetivos particulares.....	3
1.2.3. Hipótesis.....	3
1.3. Antecedentes.....	4
1.3.1. Marco internacional sobre captura de carbono.....	4
1.3.1.1. Situación de México ante el Protocolo de Kyoto.	6
1.3.2. Los servicios ambientales en México.....	7
1.3.2.1. El bosque y sus beneficios.....	7
1.3.2.2. Problemática de la preservación de los bosques.	8
1.3.2.3. El mercado de servicios ambientales.....	9
1.3.2.4. Potencial de captura de carbono para México...	10
1.3.3. Aspectos generales de la percepción remota.....	11
1.3.3.1. Definiciones.....	11
1.3.3.2. Espectro electromagnético.....	12
1.3.3.3. La percepción remota y el protocolo de Kyoto...	13
1.3.3.4. El satélite SPOT.....	14
1.3.5.3. La fotografía hemisférica.....	14

CAPÍTULO 2. Estimación de área basal, volumen, biomasa y carbono en bosques manejados de *Pinus patula* mediante imágenes de satélite SPOT 5 HRG

Resumen.....	16
Abstract.....	17
2.1. Introducción.....	18
2.2. Materiales y Métodos.....	21
2.2.1. Área de estudio.....	21
2.2.2. Levantamiento y preparación de datos de campo.....	22
2.2.3. Datos provenientes de las imágenes SPOT5 HRG.....	23
2.2.4. Procesamiento de los datos de campo y datos espectrales.....	25
2.2.4.1. Análisis de correlación y regresión stepwise.....	25
2.2.4.2. Vecino más cercano (k-nn).....	26
2.2.5. Estimación del error y validación.....	27
2.3. Resultados y Discusión.....	28
2.3.1. Relación entre los parámetros forestales y los datos multiespectrales.....	28
2.3.2. Modelos de regresión lineal.....	30
2.3.2.1. Efecto del método de extracción de la reflectancia en la correlación.....	32
2.3.2.2. Estimación de los parámetros forestales e intervalos de confianza mediante regresión lineal múltiple.....	33
2.3.3. Estimador no paramétrico vecino más cercano (k-nn)	42
2.3.4. Comparación de estimaciones: regresión y k-nn.....	43
2.3.5. Estimación del error y validación.....	45
2.4. Conclusiones.....	50

CAPÍTULO 3. Mapeo del índice de área foliar y cobertura arbórea en bosques manejados de *Pinus patula* mediante imágenes de satélite SPOT5 HRG

Resumen.....	52
Abstract.....	53
3.1. Introducción.....	54
3.1.1. El concepto de área foliar y su estimación.....	54
3.2 Materiales y Métodos.....	56
3.2.1. Área de estudio.....	56
3.2.2. Levantamiento y preparación de datos de campo.....	57
3.2.3. Datos provenientes de la imagen SPOT5 HRG.....	61
3.2.4. Procesamiento de los datos de campo y datos espectrales.	62
3.2.4.1. Análisis de correlación.....	62
3.2.4.2. Regresión stepwise.....	62
3.2.4.2.1. Límites de confianza.....	63
3.2.4.3. Vecino más cercano (k-nn).....	63
3.2.5. Estimación del error y validación.....	65
3.3. Resultados y Discusión.....	65
3.3.1. Levantamiento de información de campo.....	65
3.3.2. Calibración de las estimaciones de índice de área foliar.....	67
3.3.3. Relación entre el IAF y COB con los datos multiespectrales...	68
3.3.4. Selección de variables.....	69
3.3.5. Estimación de $IAF_{alométrico}$, $IAF_{calibrado}$ y COB mediante regresión lineal múltiple.....	72
3.3.6. Estimación de $IAF_{alométrico}$, $IAF_{calibrado}$ y COB mediante el método K-nn	76
3.3.7. Estimación del error y validación.....	79
3.4. Conclusiones.....	80

CAPÍTULO 4. DISCUSIÓN GENERAL Y CONCLUSIONES.....	82
5. LITERATURA CITADA.....	86

ÍNDICE DE FIGURAS		Página
Capítulo 1		
Figura 1.	Espectro electromagnético.....	12
Figura 2.	Comportamiento teórico de la reflectividad en la vegetación vigorosa.....	13
Capítulo 2		
Figura 1.	Ubicación del área de estudio.....	22
Figura 2.	Área basal total estimada mediante índice de estrés hídrico (NDVI43) ($\alpha=0.001$).....	37
Figura 3.	Volumen total estimado mediante índice de estrés hídrico (NDVI43) ($\alpha=0.001$).....	38
Figura 4.	Biomasa total estimada mediante índice de estrés hídrico (NDVI43) ($\alpha=0.001$).....	38
Figura 5.	Carbono total estimado mediante índice de estrés hídrico (NDVI43) ($\alpha=0.001$).....	39
Figura 6.	Parámetros forestales de densidad vs índice de estrés hídrico (NDVI43) ($\alpha=0.001$).....	41
Figura 7.	Estimaciones de los parámetros de densidad en rodales de edades diferentes de <i>Pinus patula</i> : regresión vs k-nn.....	44
Figura 8.	Comparación de los coeficientes de correlación por variable estimada.....	47
Capítulo 3		
Figura 1.	Ubicación del área de estudio.....	57
Figura 2.	A) Vista esquemática de una parcela de muestreo con fotografías hemisféricas; B) Cámara digital con lente tipo “ojo de pescado” montados en la plataforma electrónica (North Finder).....	58
Figura 3.	Ajuste de los diferentes modelos de calibración del IAF.....	68

Figura 4.	IAF _{alométrico} , IAF _{calibrado} y cobertura arbórea en rodales de edades diferentes de <i>Pinus patula</i> mediante el modelo Chapman-Richards con enfoque de cronosecuencias.....	75
Figura 5.	Índice de área foliar en rodales de edades diferentes de <i>Pinus patula</i> obtenidos mediante datos de la imagen multiespectral SPOT 5.....	75
Figura 6.	Cobertura arbórea en rodales de edades diferentes de <i>Pinus patula</i> obtenidos mediante datos de la imagen multiespectral SPOT 5.....	76
Figura 7.	Comparación de las estimaciones obtenidas mediante el análisis de regresión múltiple y el vecino mas cercano en rodales de diferentes edades de <i>Pinus patula</i>	78

ÍNDICE DE CUADROS

Página

Capítulo 2

Cuadro 1.	Características de las imágenes de satélite empleadas.....	24
Cuadro 2.	Coefficientes de correlación entre los parámetros forestales estimados: área basal, volumen, biomasa, carbono y la reflectancia e índices de vegetación obtenidos de los datos espectrales de la imagen SPOT5 HRG.....	30
Cuadro 3.	Modelos de regresión y variables seleccionadas para la estimación de los parámetros de densidad forestal.....	31
Cuadro 4.	Variabilidad de la reflectancia entre parcelas de muestreo por método de extracción: píxel central y promedio.....	32
Cuadro 5.	Carbono total estimado para rodales de edades diferentes mediante imágenes SPOT 5 2005 y 2006 con regresión lineal múltiple.....	33
Cuadro 6.	Secuencia de regresiones para carbono total.....	34
Cuadro 7.	Carbono total estimado para rodales de edades diferentes mediante imágenes SPOT5 2005 y 2006 con regresión lineal múltiple e índice de estrés hídrico (NDVI43) y NDVI41.....	35
Cuadro 8.	Carbono total estimado para rodales de edades diferentes mediante imágenes SPOT5 2005 y 2006 con regresión lineal e índice de estrés hídrico (NDVI43).....	36
Cuadro 9.	Secuencia de regresiones para área basal, volumen y biomasa total.....	40
Cuadro 10.	Carbono total para rodales de edades diferentes con imágenes SPOT 5 2005 y 2006 mediante el k-nn.....	43
Cuadro 11.	Error obtenido <i>a priori</i> mediante técnicas de regresión y k-nn.....	46
Cuadro 12.	Validación <i>a posteriori</i> mediante técnicas de regresión y vecino más cercano.....	48
Cuadro 13.	Varianza de carbono total en el predio de estudio y el área de validación.....	48

	Página
Cuadro 14. Comparación de las estimaciones de carbono con un inventario convencional.....	49
Cuadro 15. Coeficientes de correlación entre las estimaciones del inventario tradicional estratificado y los métodos de percepción remota.....	49
Capítulo 3	
Cuadro 1. Ecuaciones utilizadas en la estimación del IAF _{alométrico}	59
Cuadro 2. Modelos probados para la calibración del IAF _{óptico}	60
Cuadro 3. Características de la imagen de satélite.....	61
Cuadro 4. Estadísticos descriptivos de la información de campo.....	66
Cuadro 5. Modelos para la calibración del IAF _{óptico}	69
Cuadro 6. Coeficientes de correlación entre el índice de área foliar y la cobertura arbórea contra la reflectancia e índices de vegetación obtenidos de los datos multiespectrales SPOT5 HRG.....	69
Cuadro 7. Secuencia de regresiones para IAF _{alométrico} , IAF _{calibrado} y COB.....	71
Cuadro 8. Estimación de IAF _{alométrico} , IAF _{calibrado} y COB en rodales de edades diferentes con intervalos de confianza al 95%.....	73
Cuadro 9. Ecuaciones de IAF _{alométrico} , IAF _{calibrado} , y COB en rodales de edades diferentes de <i>Pinus patula</i>	74
Cuadro 10. IAF _{alométrico} , IAF _{calibrado} y COB para rodales de edades diferentes mediante el vecino más cercano (k-nn).....	77
Cuadro 11. Error obtenido en la validación mediante técnicas de regresión y vecino más cercano (k-nn).....	80

Resumen general

Se presenta la metodología y los resultados obtenidos sobre estimación de almacenamiento de carbono mediante técnicas de percepción remota en bosques manejados de *Pinus patula* en Zacualtipán, Hidalgo, México; la cual surge como una necesidad de monitoreo de los recursos forestales a partir de los compromisos adquiridos por México en el Protocolo de Kyoto para aminorar el inminente cambio climático causado por los denominados gases invernadero (CO_2). En esta tesis se estudia principalmente el carbono (CHA) (Mg/ha) aunque preliminarmente resulta necesaria la cuantificación de biomasa (BHA) (Mg/ha). De manera paralela también se estudian algunos parámetros forestales de densidad como índice de área foliar (IAF) (m^2/m^2), cobertura arbórea (COB) (%), área basal (ABHA) (m^2/ha), volumen (VHA) (m^3/ha) y, su relación con la reflectancia obtenida con el sensor óptico multiespectral SPOT 5 HRG de última generación. Estos parámetros se estimaron mediante ecuaciones de regresión lineal múltiple y a través de estimador no paramétrico del vecino más cercano (k-nn). Los resultados obtenidos sugieren una fuerte correlación entre estos parámetros forestales y los índices construidos con las bandas espectrales sensibles a la humedad de la vegetación. Las estimaciones promedio de los parámetros para los rodales arbolados y los errores obtenidos en la validación son como sigue: IAF = $6.5 \text{ m}^2/\text{m}^2$, Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM) = $0.50 \text{ m}^2/\text{m}^2$; COB = 80%, RECM = 4.57%; ABHA = $25.47 \text{ m}^2/\text{ha}$, RECM = 8.19 Mg/ha; VHA = $191.96 \text{ m}^3/\text{ha}$, RECM = 77.67 Mg/ha; BHA = 110.07 Mg/ha, RECM = 43.42 Mg/ha; CHA = 69.75 Mg/ha, RECM = 22.20 Mg/ha. A nivel rodal, las estimaciones basadas en los modelos de regresión lineal múltiple son comparables con las obtenidas con el k-nn. Aunque a nivel píxel, las ecuaciones de regresión llegan a producir estimaciones negativas; esta situación se supera con el uso del k-nn. Las altas correlaciones encontradas sugieren que la resolución espacial (10 m) ofrecida por el sensor SPOT 5 HRG es ideal para mapear los parámetros forestales mencionados a una escala geoespacial detallada sin captar el ruido causado por la sombra de las copas de los árboles o la rugosidad del follaje.

Palabras clave: Carbono, índice de área foliar, cobertura arbórea, regresión lineal, k-nn, percepción remota, SPOT 5, fotografía hemisférica, bosque de *Pinus patula*.

Abstract

Results in research on aboveground carbon estimation through remote sensing techniques in a managed *Pinus patula* forest located in Zacualtipán, Hidalgo, Mexico are presented. This work arises as a forest resources monitoring need with Mexico's commitments acquired in Kyoto Protocol to delay imminent climate change caused by greenhouse gases (CO₂). This research involves density forest parameters estimation but mainly focused in aboveground carbon stock assessment (AGC) (Mg/ha), although a preliminary biomass quantification (AGB) (Mg/ha) is required. Such other peripheral parameters are: leaf area index LAI (m²/m²), canopy closure (CC) (%), basal area (BA) (m²/ha), stand volume (SV) (m³/ha), and its relationship between last generation SPOT 5 HRG-derived reflectance. These parameters were estimated by multiple linear regression method and through a non parametric procedure known as the nearest neighbor (k-nn). The results suggest a strong correlation involving forest parameters and vegetation-moisture-sensible bands. Parameters average estimates for forested stands and obtained errors in validation stage are presented as follows: LAI = 6.5 m²/m², Root mean square error (RMSE) = 0.50 m²/m²; CC = 80%, RMSE = 4.57%; BA = 25.47 m²/ha, RMSE = 8.19 Mg/ha; SV = 191.96 m³/ha, RMSE = 77.67 Mg/ha; AGB = 110.07 Mg/ha, RMSE = 43.42 Mg/ha; AGC = 69.75 Mg/ha, RMSE = 22.20 Mg/ha. At stand level, estimations based with multiple linear regression models are comparable with those obtained by the nearest neighbor approach. Although at pixel level, regression equations can produce negative estimations; this situation was overcome with the k-nearest neighbor method. High correlations suggest that 10 m spatial resolution offered by SPOT 5 HRG multispectral sensor is ideal for mapping forest parameters at detailed geospatial scales, without noise caused by tree crown shade or foliage roughness.

Key words: Carbon, leaf area index, canopy closure, linear regression, k-nn, remote sensing, SPOT 5, hemispherical photography, *Pinus patula* forest.

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN GENERAL

1.1. Presentación

A nivel mundial existe una preocupación derivada del alarmante aumento en la emisión de gases que acentúan el efecto invernadero sobre la tierra. El bióxido de carbono (CO₂) es uno de los principales gases que provocan este efecto, ocupando escasamente un 0.03% del volumen atmosférico, sin embargo, lo alarmante es que después de la revolución industrial, este gas aumentó en casi un 25% (UNFCCC, 1998; Houghton, 2007).

La política ambiental global formulada en el Protocolo de Kyoto apunta a los bosques y selvas como uno de los objetivos para la reducción del carbono atmosférico; los cuales almacenan grandes cantidades de CO₂ y a su vez, lo intercambian con la atmósfera mediante los procesos de fotosíntesis y respiración (Brown *et al.*, 1999).

Mientras que las cantidades de carbono regresadas a la atmósfera por los bosques son fuertemente incrementadas por la deforestación, los cambios en el uso de la tierra o los disturbios naturales como incendios; el crecimiento propio de los árboles incrementa el almacenamiento de carbono en la vegetación. Por esta razón, el manejo forestal sustentable representa una buena herramienta para asegurar la captura de carbono al aumentar la superficie bajo manejo (Brown *et al.*, 1996). De manera simultánea, el manejo forestal sustentable disminuye la probabilidad de ocurrencia de eventos que inducen a la liberación de CO₂ a la atmósfera; ejemplo de ello, son los tres arriba mencionados.

Una tarea fundamental para determinar a nivel local o regional la capacidad de fijación y almacenamiento de carbono por los bosques son los inventarios de biomasa; donde existen métodos convencionales (destruictivos) para la parametrización de los modelos y posteriormente vía métodos de muestreo en campo se estiman valores totales, aunque tienen un alto costo de mano de obra. Como una alternativa a este tipo de

técnicas existe la percepción remota, que realiza de manera instantánea un completo censo espectral del área de interés, permitiendo elaborar cartografía a detalle de píxel con la información obtenida de unidades de muestreo en campo, mediante técnicas estadísticas. Bajo este contexto, uno de los retos actuales consiste en desarrollar metodologías que permitan monitorear la contribución real de los bosques y selvas a la mitigación del efecto invernadero de manera precisa y a costo razonable (Namayanga, 2002).

El propósito de este trabajo es probar la aplicabilidad de las imágenes satelitales adquiridas por la plataforma y sensor SPOT 5 HRG en la estimación de parámetros forestales como el índice de área foliar, la cobertura arbórea, el área basal, el volumen maderable, la biomasa y el carbono; todos ellos necesarios para la adecuada realización de actividades de manejo forestal sustentable.

Este trabajo está organizado en cuatro capítulos que reportan la investigación realizada:

En el Capítulo 1, titulado “Introducción general” se aborda la justificación del presente trabajo enmarcándolo en la política internacional sobre cambio climático, servicios ambientales por captura de carbono, además de una breve reseña sobre los sensores utilizados en la presente investigación.

En el Capítulo 2, titulado “Estimación de área basal, volumen, biomasa y carbono en bosques manejados de *Pinus patula* mediante imágenes de satélite SPOT 5 HRG” donde se prueban dos métodos de estimación: regresión lineal múltiple y vecino más cercano (k-nn), ambos basados en datos espectrales.

En el Capítulo 3, titulado “Mapeo del índice de área foliar y cobertura arbórea en bosques manejados de *Pinus patula* mediante imágenes de satélite SPOT 5 HRG”, se analizan de manera similar al capítulo 2, los parámetros índice de área foliar y cobertura arbórea obtenidos de las fotografías hemisféricas.

Por último, en el Capítulo 4 titulado “Discusión general y conclusiones” se revisan y discuten las principales conclusiones de esta tesis.

1.2. Objetivos e hipótesis

1.2.1. Objetivo general

- Estimar el carbono almacenado y otros parámetros dasométricos en un área forestal bajo manejo mediante el uso de imágenes de satélite en el Ejido “La Mojonera”, municipio de Zacualtipán, Hidalgo.

1.2.2. Objetivos particulares

- Estimar el área basal, el volumen de madera, la biomasa y el carbono en rodales coetáneos de edades diferentes mediante el uso de imágenes de satélite.
- Estimar el índice de área foliar y la cobertura arbórea en rodales coetáneos de edades diferentes mediante el uso de imágenes de satélite.
- Validar los resultados obtenidos con datos de un inventario convencional y fotografía hemisférica en un área cercana al predio de interés.
- Integrar una base de datos espacial con los parámetros forestales estimados para el área de estudio.

1.2.3. Hipótesis

- El área basal, el volumen de madera, la biomasa y el carbono en un bosque bajo manejo de *Pinus patula* están correlacionados con las reflectancias obtenidas de una imagen de satélite multiespectral SPOT 5.
- El índice de área foliar y la cobertura arbórea obtenidos mediante fotografías hemisféricas están correlacionados con las reflectancias obtenidas de una imagen de satélite multiespectral SPOT 5.

1.3. Antecedentes

1.3.1. Marco internacional sobre captura de carbono

Existen varios esfuerzos para frenar el alto impacto negativo del género humano sobre los recursos naturales y las excesivas emisiones de gases contaminantes a la atmósfera. El primero de estos tuvo lugar en junio de 1972 cuando se celebró la Conferencia de Naciones Unidas sobre el Medio Ambiente en Estocolmo, Suecia. Allí se declararon 24 principios, representando el primer reconocimiento internacional sobre el rompimiento de los ecosistemas naturales y el severo daño a toda manifestación de vida (UNEP, 1972).

Posteriormente, el 16 de septiembre de 1987 se celebró el Protocolo de Montreal en Canadá con el propósito de frenar el desgaste de la capa de ozono ocasionada mayormente por los compuestos clorofluorocarbonados (UNEP, 2000).

Sin embargo, fue hasta el desarrollo de la Cumbre Mundial sobre Medio Ambiente celebrada en Río de Janeiro en 1992, cuando se incluyeron a los gases de efecto invernadero como tema ambiental relevante. Ahí se estableció la meta de alcanzar en el año 2000 los mismos niveles de gases de efecto invernadero emitidos en 1990. Posteriormente, dada la urgente necesidad de crear un marco legal internacional para disminuir el inminente cambio climático ocasionado por los gases de invernadero generados principalmente por países industrializados, surgió el Protocolo de Kyoto en 1997, como una confirmación de la Cumbre de Río celebrada años atrás.

Finalmente en la Cumbre de Buenos Aires (1998) se estableció el plan de acción correspondiente al Protocolo de Kyoto cuya legitimidad consistió en el consenso generalizado del sentido de responsabilidad conjunta en la mitigación del cambio climático.

Este Protocolo representa la base de un mercado de pago por los servicios ambientales de captura de carbono que generan los bosques y selvas, es también ahí donde se establecen los límites máximos permisibles de la emisión de gases invernadero a las naciones industrializadas y a las que están en transición. Será a partir del periodo 2008-2012 cuando se haga una revisión de las emisiones mínimas obligatorias para cada nación signataria del Protocolo, mismas que deberán reducir el total de sus emisiones a al menos el 95% de las emisiones existentes en 1990 (UNFCCC, 1998).

Para alcanzar estas metas se plantearon tres mecanismos flexibles para disminuir las emisiones y aumentar los reservorios de carbono capturado. Estos son el Mercado de Emisiones, la Implementación Conjunta y el Mecanismo de Desarrollo Limpio (UNFCCC, 1998).

El Mercado de Emisiones funciona de modo tal que, un país que haya rebasado sus niveles de emisiones de gases invernadero puede negociar con otro que no haya alcanzado el máximo y darle una compensación económica por ello. Actualmente Canadá se encuentra en el rol de comprador de derechos de emisión y Rusia esta en posición de vendedor. La Implementación Conjunta es el segundo mecanismo del Protocolo que consiste en el mercado de bonos de carbono con países en vías de desarrollo (UNFCCC, 1998; UNFCCC, 2006).

El tercero y más importante es el Mecanismo de Desarrollo Limpio, el cual se enfoca principalmente a países en vías de desarrollo. El principal objetivo de este mecanismo se visualiza mediante dos vías; reducir las emisiones, o capturar carbono. La reducción de emisiones se puede alcanzar mediante la sustitución de combustibles fósiles por energías alternativas y más eficientes; mientras que la captura de carbono se relaciona con proyectos de manejo forestal sustentable (UNFCCC, 1998). Dicho de otra manera, mediante el Mecanismo de Desarrollo Limpio se creó un mercado de bonos de carbono, los cuales funcionan de manera que, si un país con saldo positivo reduce sus emisiones industriales o captura carbono vía manejo forestal puede vender los

derechos del carbono capturado a los países industrializados. Esta situación podría beneficiar significativamente a México (CRA, 2000).

Cuando las naciones sean evaluadas por la comisión del Protocolo (2008-2012) se incluirán las emisiones hechas y el monto de carbono en bonos comprados a los países vendedores, y se buscará un saldo positivo para cumplir las obligaciones pactadas en el Protocolo. Por ello, se espera que en los próximos años se intensifique la transacción de bonos de carbono entre países desarrollados y en vías de desarrollo lo que sin duda deberá realizarse con la debida estimación del carbono almacenado y capturado.

Otro antecedente al respecto es la cumbre de Johannesburgo, celebrada en 2002 en Sudáfrica con el insistente propósito de lucha contra la pobreza y el continuo deterioro ambiental. Esta cumbre no produjo los resultados esperados por el desinterés de países como Estados Unidos. No es sino hasta noviembre de 2006 cuando se celebra la Cumbre de Nairobi, Kenya, en la Convención Marco de Naciones Unidas sobre Cambio Climático donde se vuelven a retomar los compromisos adquiridos en Kyoto sobre reducción de emisiones de gases invernadero, así como su captura mediante sistemas orientados al manejo forestal.

1.3.1.1. Situación de México ante el Protocolo de Kyoto

México firmó el Protocolo de Kyoto por primera vez el 9 de junio de 1998 y lo ratificó el 7 de septiembre del 2000 (UNFCCC, 2006); listándose como uno de los países que pueden ofrecer bonos de carbono a los países industrializados por no superar el límite máximo permisible de emisiones.

El gobierno mexicano fue uno de los primeros en presentar dos Comunicaciones Nacionales ante la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático, las cuales contienen inventarios de emisiones de gases de invernadero para 1990, 1994, 1996 y 1998; estudios sobre la vulnerabilidad de México ante los efectos del cambio climático, análisis de las opciones de mitigación de emisiones y una

compilación de políticas y programas implementados con efectos sobre las emisiones de dichos gases (SEMARNAP, 1997; SEMARNAT e INE; 2001; SRE, 2003). Específicamente, con el objeto de consolidar proyectos de reducción de emisiones de gases de efecto invernadero y de captura de carbono, Masera *et al.* (2000) elaboraron un estudio para la consolidación de la Oficina Mexicana para la Mitigación de Gases de Efecto Invernadero. Dicha oficina fue establecida en el 2003, donde actualmente a través del Mecanismo del Desarrollo Limpio se están negociando términos y promoviendo acuerdos con diversos países (Holanda, Francia, Japón, Gran Bretaña y Canadá), para impulsar proyectos de captura de carbono (SRE, 2003).

La Comisión Nacional Forestal con fundamento en la Ley General de Desarrollo Forestal Sustentable creó el Fondo Forestal Mexicano cuyo propósito es promover y fomentar el aprovechamiento sustentable de los recursos forestales, facilitar el acceso a financiamiento y desarrollar mecanismos de pago por servicios ambientales de los bosques (SRE, 2003).

1.3.2. Los servicios ambientales en México

1.3.2.1. El bosque y sus beneficios

Es comúnmente aceptado que la presencia de los bosques provee una serie de productos y servicios a la sociedad. La producción maderable por siempre ha sido el beneficio más sobresaliente de las masas forestales, sin embargo, durante los últimos tiempos se ha resaltado que el bosque es más que madera, orillando a visualizar alternativas de producción y de servicios más congruentes con la preservación del ambiente.

Dentro de los servicios ambientales que el bosque proporciona se encuentra la protección de la cuenca hidrológica, la conservación de la biodiversidad y la captura de carbono (Pagiola *et al.*, 2003). Todos ellos son importantes según el tipo de bosque que se trate. Para el caso de conservación de la biodiversidad, el escenario ideal sería

un bosque natural; mientras que para capturar carbono, el interés radicará en la cantidad de biomasa que el ecosistema pueda soportar y mantener.

Un beneficio inherente a la conservación de los bosques es el almacenamiento de grandes cantidades de carbono, que de estar libres en la atmósfera se sumarían al efecto invernadero. Por ello se ha visto un incremento generalizado en el interés de capturar carbono mediante la vegetación a través de la conservación forestal, la reforestación y la agroforestería. De manera general y sencilla el proceso de captura de carbono se resume a continuación.

El ciclo de carbono comienza con la fijación del CO_2 por medio de la fotosíntesis realizada por las plantas. La luz solar es la que activa el proceso, haciendo reaccionar al CO_2 y el agua (H_2O) para formar los carbohidratos, utilizados posteriormente como alimento por las plantas y además liberar oxígeno a la atmósfera. Durante este proceso también se libera CO_2 , producto del proceso de la formación de carbohidratos. Las plantas son consumidas por los animales que también respiran y liberan CO_2 . Cuando ellos mueren son descompuestos por microorganismos y el carbono que resta en sus tejidos se oxida y regresa a la atmósfera en forma de CO_2 . Las plantas leñosas o árboles guardan más y por mayor tiempo el carbono en comparación con las hierbas y arbustos dada su longevidad y porte. De ahí la relevancia del servicio ambiental por captura de carbono que prestan las masas forestales (Schimel, 1995).

1.3.2.2. Problemática de la preservación de los bosques

Existe una fuerte presión a la permanencia del bosque que puede ser explicada por diferentes razones. En general, un mercado directo deficiente de los productos forestales obliga a que los poseedores tomen la alternativa de cambiar de uso al suelo para asegurar por un corto tiempo un ingreso de subsistencia. Otros problemas como los incendios, la tala clandestina y los asentamientos humanos irregulares completan el cuadro de causas de la disminución de la cubierta forestal.

La obvia presión al recurso forestal se documenta con la superficie deforestada cada año en México. Algunas cifras son reportadas por Grainger (1984) y Toledo (1992) que son del orden de 1'500,000 ha/año, Masera *et al.* (1992) de 668,000 ha/año y SEMARNAT (2001) de 1'200,000 ha/año.

Los bosques se encuentran en un peligro inminente de alteración e inclusive en algunos lugares con riesgo a desaparecer, por lo que resultó indispensable y urgente un programa de revaloración del recurso forestal con la iniciativa de fomentar un mercado de servicios ambientales.

1.3.2.3. El mercado de servicios ambientales

Existe una gran interrogante respecto a quién está dispuesto a pagar los servicios ambientales provenientes del bosque; la respuesta estará en función del tipo de beneficio que se quiera sufragar (Grieg-Gran *et al.*, 2005).

Pagiola *et al.* (2003) señalan que existe una mayor facilidad para la creación de un mercado de servicios ambientales orientado a la captura de carbono en comparación con los servicios de protección de cuencas hidrológicas o de la conservación de la biodiversidad. La razón estriba en que el valor del carbono capturado es el mismo en todas partes porque la contribución a la reducción del cambio climático será invariable en cualquier otro lugar. Por otro lado, el monitoreo de los reservorios de carbono es más fácil que relacionar el cambio de uso de suelo con las funciones hídricas o diversidad biológica; por lo tanto es más fácil su comercialización. Finalmente, resultan más baratas las labores silviculturales encaminadas a la captación de carbono que otros métodos para abordar el cambio climático.

El servicio de un bosque al mantener carbono capturado en sus tejidos vegetales trae beneficios a escala global, ya que el efecto del carbono libre en la atmósfera generará el efecto invernadero y consigo el cambio climático global. De ahí la trascendencia

mundial y la necesidad de acciones locales. Esto se expresa claramente en el lema del Protocolo de Kyoto, “Piensa globalmente, actúa localmente”.

Con el propósito de iniciar un mercado de servicios ambientales en México, la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) promueve un programa de pago por captura de carbono (PSA-CABSA) donde se estimula económicamente a los poseedores del bosque motivando la conservación de sus recursos forestales. Los fondos destinados al financiamiento de este Programa provienen de un préstamo del Banco Mundial de 45 millones de dólares para México y una donación de 15 millones de dólares procedentes del Fondo para el Medio Ambiente Mundial (FMAM). Dicho préstamo tiene que ser reembolsado en pagos con fecha límite del 15 de agosto del 2020.

Para el año 2006 se cuenta con un fondo de 100 millones de pesos para financiar proyectos de captura de carbono, conservación de la biodiversidad y reconversión a sistemas agroforestales. El monto a pagar por tonelada de carbono almacenada es de \$50.00 y \$1.19 por punto acumulado.

1.3.2.4. Potencial de captura de carbono para México

Masera (1995) y Masera *et al.* (2000 y 2001) analizaron el potencial de captura de carbono para México encontrando que los bosques y selvas bajo manejo forestal presentan los mayores potenciales de captura promedio neto, variando de 98 a 134 y de 148 a 182 Mg/ha, respectivamente. No obstante, para las áreas naturales protegidas se reporta un menor potencial de captura. Para el caso de los bosques de pino su capacidad oscila entre 50-86 Mg/ha y en cuanto al bosque de pino-encino es de 33-69 Mg/ha (Masera *et al.*, 2000).

Los bosques manejados pueden soportar más individuos y de mejor conformación dada la redistribución del potencial productivo del suelo, al momento de la aplicación de los aclareos propios de las labores silvícolas programadas. Ello hace que el manejo forestal sea una herramienta excelente para quien desee capturar carbono.

Así mismo, Maserá *et al.* (2001) proyectan el potencial de captura de carbono para México en un horizonte de planeación a 30 años. Plantean dos escenarios: actual e ideal. El escenario actual considera las mismas tasas de deforestación reportadas y también los esfuerzos de conservación y restauración pero a un ritmo limitado. El ideal representa lo que pasaría si se actúa de manera rápida en los aspectos anteriores.

De esta manera, México podría tener la posibilidad de capturar aproximadamente 46 millones de Mg/año entre el año 2000 y 2030. Una buena parte de esta mitigación se debería a la disminución de la deforestación, el manejo ordenado de los bosques naturales, la restauración de las áreas degradadas y la conservación de los bosques ubicados en las áreas naturales protegidas (Martínez y Fernández, 2004).

1.3.3. Aspectos generales de la percepción remota

1.3.3.1. Definiciones

Existen varias definiciones sobre percepción remota. El Centro Canadiense de Percepción Remota (CCRS, 1998), la define como la ciencia de adquisición de información sobre la superficie terrestre sin estar en contacto con ella misma. Esto se hace mediante el escaneo y grabado de la energía emitida o reflejada, y posteriormente su procesamiento, análisis y aplicación de esa información. Por otro lado, Eastman (2006) menciona que este término tiene que ver con la medición de las interacciones entre los materiales de la superficie terrestre y la energía electromagnética.

La Oficina de las Naciones Unidas para los Asuntos del Espacio Exterior (UNOOSA, 2005) señala que la percepción remota es el censo de la superficie de la tierra desde el espacio haciendo uso de las propiedades de las ondas electromagnéticas emitidas, reflejadas o difractadas por los objetos percibidos, para el propósito de mejorar el manejo de recursos naturales, el uso de la tierra y la protección del ambiente.

1.3.3.2. Espectro electromagnético

Todos los métodos de percepción remota detectan energía electromagnética, la cual incluye formas familiares a la luz visible, rayos X, rayos ultravioleta, ondas de televisión y ondas de radio. La longitud de onda puede ser medida en unidades que van desde los nanómetros (μm) hasta los metros (Johnston, 1998).

La Figura 1 muestra el espectro electromagnético desde los rayos ultravioleta pasando por la luz visible, el infrarrojo cercano, el infrarrojo térmico, las microondas, las ondas de radio y televisión. Los satélites comunes trabajan en el rango de la luz visible, el infrarrojo cercano y infrarrojo térmico. Los sensores de radar lo hacen en la región de las microondas.

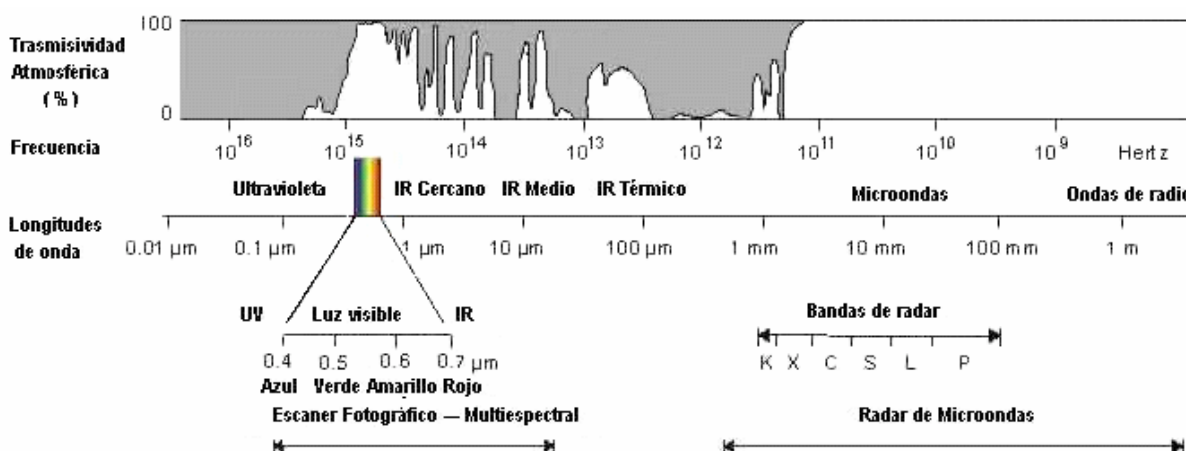


Figura 1. Espectro electromagnético (Hemphill, 2005)

La vegetación vigorosa muestra una baja reflectividad en las bandas del espectro electromagnético visible (azul, verde, rojo) debido al efecto absorbente de los pigmentos de clorofilas, xantofilas y carotenos (Figura 2). En el infrarrojo cercano existe una elevada reflectividad ocasionado principalmente por la estructura celular interna de la hoja. Mientras la longitud de onda aumenta, llegando al infrarrojo medio se presenta una drástica reducción de la reflectividad causada por el efecto absorbente del agua (Harris, 1987).

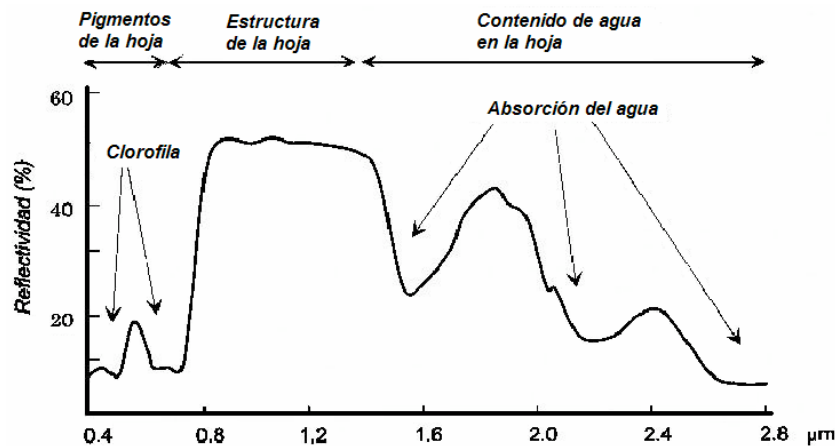


Figura 2. Comportamiento teórico de la reflectividad en la vegetación vigorosa (CCRS, 1998).

1.3.3.3. La percepción remota y el Protocolo de Kyoto

Rosenqvist *et al.* (2003) analizan los artículos del Protocolo de Kyoto y mencionan que los sensores remotos son una buena herramienta para el apoyo en el establecimiento de la línea base de almacenamiento de carbono para 1990 (Art. 3), para la detección y cuantificación del cambio en la cobertura (Art. 3 y Art. 12), para la cuantificación de la biomasa vegetal superficial y para la detección de cambios asociados (Art. 3 y Art. 12), así como para el monitoreo de fuentes de metano (Art. 3, Art.5 y Art. 12).

Los sensores más adaptados para este propósito son Landsat TM, ETM+, SPOT HRVIR y HRG. Todos ellos incluyen bandas en el infrarrojo con la posibilidad de proveer información fuertemente correlacionada con la vegetación (Chen *et al.*, 2002; Cohen y Goward, 2004; Darvishsefat *et al.*, 2004).

1.3.3.4. El satélite SPOT

El acrónimo de este satélite francés proviene del nombre *Système Pour L'Observation de la Terre*. Los satélites SPOT 1-3 cuentan con tres bandas multiespectrales (20 m): verde, rojo e infrarrojo y una pancromática (10 m). El SPOT 4 fue lanzado en 1998 y posee las mismas tres bandas más una del infrarrojo de onda corta. Una de las diferencias significativas es que cuenta con una lente que puede tomar escenas adyacentes, lo que lo hace sumamente útil en aplicaciones estereoscópicas. Finalmente el 4 de Mayo de 2002 se lanzó el SPOT 5, mejorando la resolución espacial de las bandas multiespectrales a 10m, y la pancromática a 5 m, además de una remuestreada a 2.5 m (Eastman, 2006). Fontannaz (2002) describe con detalle al satélite SPOT 5 donde resalta tres características: alta resolución espacial, amplio tamaño de escenas y posibilidad estereoscópica. Para lograr estos objetivos se le instalaron los sensores: Alta Resolución Geométrica (HRG), Supermodo pancromático a 2.5 m (THR) y Alta Resolución Estereoscópica (HRS).

Un estudio comparativo realizado por Darvishsefat *et al.* (2004) concluyó que los datos provenientes de SPOT 5 – HRG son más apropiados para el mapeo forestal a escalas de 1:25,000 respecto a Landsat 7.

1.3.3.5. La fotografía hemisférica

La fotografía hemisférica se ha utilizado desde los años 70's en el estudio de doseles arbóreos. Las imágenes son tomadas mediante un lente tipo "ojo de pescado" montado en una cámara fotográfica que puede estar bajo o encima del dosel. La forma del lente proporciona un ángulo extremo de visión generalmente de 180°. Este tipo de fotografía es una buena herramienta que proporciona información sobre el grado de cobertura y específicamente la posición, tamaño y distribución de claros en el dosel (Rich, 1990). No obstante, la literatura reporta varios intentos de estimación del índice de área foliar en bosques con resultados no satisfactorios ya que en doseles con hoja acicular el sesgo ocasionado por la geometría del follaje resulta en una frecuente subestimación

de este parámetro forestal; además, en coberturas arbóreas cercanas al 100% existe una evidente insensibilidad de la cámara (Bonhomme and Chartier, 1972; Anderson, 1981). Al respecto, Leblanc y Chen (2001) recomiendan aplicar un factor de corrección o calibración de las mediciones el cual debe ser encontrado experimentalmente.

CAPÍTULO 2. Estimación de área basal, volumen, biomasa y carbono en bosques manejados de *Pinus patula* mediante imágenes de satélite SPOT 5 HRG

Resumen

SPOT 5 HRG pertenece a una nueva generación de sensores remotos de alta resolución espacial y está abriendo un amplio horizonte al estado del arte sobre estimación de parámetros forestales a una escala propia del manejo forestal operativo. Este trabajo presenta las relaciones encontradas entre los datos espectrales obtenidos con el sensor SPOT 5 HRG y parámetros forestales de densidad: área basal (m^2/ha), volumen (m^3/ha), y principalmente biomasa (Mg/ha) y carbono (Mg/ha) en un bosque manejado de *Pinus patula* en la región central de México. Las estimaciones se realizaron mediante dos métodos, análisis de regresión lineal múltiple y el procedimiento no paramétrico del vecino más cercano (k-nn). Los resultados obtenidos sugieren que existe una fuerte correlación entre los parámetros forestales y los índices construidos con las bandas espectrales de la imagen SPOT sensibles a la humedad de la vegetación. Las estimaciones promedio de los parámetros para los rodales arbolados y los errores obtenidos (Raíz del Error Cuadrático Medio) en la validación son como sigue: ABHA = $25.47 \text{ m}^2/\text{ha}$, RECM = $8.19 \text{ Mg}/\text{ha}$; VHA = $191.96 \text{ m}^3/\text{ha}$, RECM = $77.67 \text{ Mg}/\text{ha}$; BHA = $110.07 \text{ Mg}/\text{ha}$, RECM = $43.42 \text{ Mg}/\text{ha}$; CHA = $69.75 \text{ Mg}/\text{ha}$, RECM = $22.20 \text{ Mg}/\text{ha}$. Las estimaciones de inventario total realizadas mediante percepción remota (regresión y k-nn) fueron conservadoras respecto al muestreo estratificado. Aunque el método K-nn dió estimaciones más cercanas de inventario total respecto al muestreo estratificado por tener la ventaja de no calcular valores negativos como lo haría la regresión en lugares de escasa vegetación; no obstante, aunque resulta recomendable su uso, requiere de un considerable esfuerzo computacional.

Palabras clave: Carbono, regresión lineal, k-nn, percepción remota, SPOT 5 HRG, *Pinus patula*.

Abstract

SPOT 5 HRG belongs to a relatively new high spatial resolution sensors generation and is opening a wide horizon in the state-of-the-art on estimating forest parameters at adequate and required scale for operative forest management. This paper presents the relationships between SPOT 5 HRG spectral data and density forest parameters such as basal area (BA) (m^2/ha), stand volume (SV) (m^3/ha), and mainly aboveground biomass (AGB) (Mg/ha) and aboveground carbon (AGC) (Mg/ha) in a managed *Pinus patula* forest in Central Mexico. Two methods were used, multiple linear regression and the non parametric k-nearest neighbor procedure. Results suggest that there is a strong correlation among density forest parameters and the indexes involving SPOT image spectral bands sensible to vegetation moisture. Average parameter estimations for forested stands and errors obtained (Root of Mean Square Error) in validation stages are as follows: AB = 25.47 m^2/ha , RMSE = 8.19 Mg/ha ; SV = 191.96 m^3/ha , RMSE = 77.67 Mg/ha ; AGB = 110.07 Mg/ha , RMSE = 43.42 Mg/ha ; AGC = 69.75 Mg/ha , RMSE = 22.20 Mg/ha . The estimates obtained using remote sensing approaches (regression and k-nn) were conservative respect to those obtained by traditional inventory in a stratified sampling method. K-nn estimations were closest to those done by traditional methods because the algorithm does not calculate negative values as regression does in minimum or scarce vegetation situations; however, although its using is recommended, it requires a considerable computational effort.

Keywords: Aboveground carbon estimation, linear regression, k-nn, remote sensing, SPOT 5 HRG, *Pinus patula*.

2.1. Introducción

El cumplimiento de los compromisos adquiridos por México en el Protocolo de Kyoto, además de la regulación forestal mexicana hacen necesario conocer la productividad de los bosques bajo manejo, para establecer la línea base de almacenamiento de carbono soportado por este tipo de masas. Estas exigencias requieren de información actualizada y confiable sobre parámetros forestales de densidad como el área basal, el volumen maderable, la biomasa y el carbono, en apoyo a la generación de esquemas de manejo forestal operativo adecuados para cumplir las necesidades locales de producción maderable y compromisos globales de mitigación del nivel de dióxido de carbono (CO₂) en la atmósfera.

A lo largo del tiempo, estas estimaciones se han realizado mediante parcelas de muestreo en campo donde se miden atributos de árboles individuales que posteriormente, vía relaciones alométricas permiten estimar su biomasa. En una etapa subsecuente, se suman estos parámetros individuales para obtener estimaciones a nivel parcela y finalmente mediante extrapolaciones se calculan por unidad de superficie.

Infortunadamente, este tipo de información no refleja la variabilidad espacial existente y necesaria para estimar con alta precisión los parámetros forestales de interés. Es aquí donde las imágenes captadas por sensores remotos cumplen un papel importante mediante el censo de la reflectancia registrada en los píxeles que cubren el área de interés, captando la variabilidad a una determinada resolución espacial, radiométrica y temporal (Fazakas *et al.*, 1999; Mäkelä y Pekkarinen, 2001). El reto radica entonces en utilizar los datos de reflectancia captados en las imágenes para estimar parámetros de densidad del bosque incluyendo su variabilidad espacial.

Existen diversos esfuerzos en la comunidad científica mundial para desarrollar metodologías que faciliten la aplicabilidad de los sensores remotos para estudios locales enfocados a estimar parámetros forestales que caractericen la densidad y

productividad de las masas (Mallinis *et al.*, 2004; Zheng *et al.*, 2004; Hall *et al.*, 2006; Valdez-Lazalde *et al.*, 2006). La disponibilidad de los datos provenientes de los sensores remotos define en un mayor grado la metodología a utilizar. De tal manera, que Landsat y SPOT son más aptos para estudiar extensivas masas de vegetación ya que el nivel de detalle del píxel es lo suficientemente general como para no contener ruido proveniente de la textura de las hojas o de la sombra ocasionada por las ramas de los árboles (Wulder, 1998).

Un gran número de las metodologías desarrolladas utilizan píxeles individuales o conjuntos de píxeles como la unidad de análisis. Entre los métodos utilizados destacan los paramétricos como el ajuste de ecuaciones matemáticas mediante regresión entre variables de interés y las reflectancias o índices de vegetación estimados a partir de la imagen de satélite (Zhu, 1994; Hyypä *et al.*, 2000; Steininger, 2000; Dong *et al.*, 2003; Mallinis *et al.*, 2004; Zheng *et al.*, 2004; Mandal, 2005; Labrecque *et al.*, 2006; Hall *et al.*, 2006); el método no paramétrico del vecino más cercano (k-nn) (Tommola *et al.*, 1999; Franco *et al.*, 2001; Mäkelä y Pekkarinen, 2001, 2004; McRoberts *et al.*, 2002, 2006; Reese *et al.*, 2002, 2003; Tomppo *et al.*, 2002; Holmström y Franson, 2003; Haapanen *et al.*, 2004;); trabajos con el algoritmo del vecino más similar (MSN) que es una variación del algoritmo de k-nn (Muinonen *et al.*, 2001; Sironen *et al.*, 2001); estimadores de razón y regresión para el estudio de cobertura arbórea (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006); y métodos geoestadísticos que incluyen el empleo de variogramas, los cuales por su naturaleza se caracterizan por los altos costos de muestreo (Treitz y Howarth, 2000; Wallerman, 2002, Berterretche *et al.*, 2005; Zawadzki *et al.*, 2005).

Las metodologías de análisis tienen que evolucionar a un ritmo comparable con la naturaleza de los datos empleados. Así, la relativa disponibilidad de datos de sensores de alta resolución espacial y mejorada resolución radiométrica como IKONOS, QuickBird o LIDAR ha orillado a los científicos dar un giro en el enfoque del modelo basado en píxel o píxeles, generando una nueva línea de investigación denominada clasificación orientada a objetos (Lewinski y Zaremski, 2004; Oruc *et al.*, 2004). Esta nueva concepción del problema tiene como propósito detectar o delinear los árboles

individuales, ya sea mediante la detección de copas (Gougeon, 1995; Culvenor, 2002; Gougeon y Leckie, 2003; Clark *et al.*, 2004; Leckie *et al.*, 2005) o detección de cimas en modelos digitales de elevación de fina resolución espacial (Lefski *et al.*, 1999; Chen *et al.*, 2004; Okuda *et al.*, 2004). Definitivamente este enfoque aborda mejor el problema de ruido natural del dosel forestal cuando se dispone de datos con muy alta resolución espacial.

Sin embargo, a pesar de la existencia de este tipo de datos con muy alta resolución espacial, resulta difícil su aplicación por la insuficiente cobertura de las imágenes, teniéndose que adquirir vía pedido a un alto costo y con baja certidumbre de obtener una imagen libre de nubosidad en algunas áreas de interés, como la aquí analizada.

Conceptualmente, el problema sugiere que la resolución espacial ideal para estudiar parámetros forestales de densidad es aquella que no sea tan detallada como para registrar la gran variabilidad natural ocasionada por la sombra de los árboles o la textura del follaje. Con esto en mente, la plataforma SPOT parece ser una buena opción para estimar parámetros forestales de densidad. SPOT 5 fue lanzado en mayo de 2002 y diseñado para coleccionar datos ópticos multiespectrales (verde, rojo, infrarrojo cercano e infrarrojo medio) de alta resolución, los que por su naturaleza están íntimamente relacionados con la vegetación.

Este trabajo describe una aplicación de las imágenes multiespectrales de alta resolución espacial provenientes del sensor SPOT 5 HRG en la estimación de parámetros forestales de densidad en un bosque manejado de *Pinus patula* mediante técnicas de regresión lineal múltiple y no paramétrica (k-*nn*) basadas en el análisis de píxeles individuales y promedio de píxeles en parcelas de muestreo.

Los objetivos globales fueron combinar observaciones de campo y datos de percepción remota para: (1) producir mapas de alta resolución que describan los parámetros forestales de área basal (m^2/ha) (ABHA), volumen (m^3/ha) (VHA), biomasa (Mg/ha) (BHA) y carbono (Mg/ha) (CHA), (2) comparar las estimaciones de los algoritmos en rodales de edades diferentes y, (3) validar los resultados de las estimaciones de biomasa y carbono mediante un inventario convencional del área.

2.2. Materiales y Métodos

2.2.1. Área de estudio

El área de estudio se ubica al sureste de la cabecera municipal de Zacualtipán de Ángeles, en el estado de Hidalgo, México; específicamente en los predios “La Mojonera” (100.62 ha) y parte del ejido “Atopixco” (71.69 ha) (Figura 1). El relieve es semiplano, con cerros y llanos en una altitud promedio de 2050 m y pendientes de 0% a 25%. El suelo de las partes bajas es feozem háplico (Hh) con una capa superficial obscura, suave y rica en materia orgánica; mientras que en partes con mayor pendiente se encuentra el regosol calcárico (Rc), delgado y con poco desarrollo; pareciéndose mucho a la roca madre. Las rocas presentes son riolitas y tobas riolíticas con obsidiana. El clima es C(fm)w”b(e)g equivaliendo a un templado-húmedo con lluvias todo el año y porcentaje de lluvia invernal con respecto al total anual menor de 18%, con temperatura media anual de 13.5 °C y precipitación de 2050 mm. En las últimas tres décadas la masa forestal en el área de estudio ha sido orientada hacia *Pinus patula* mediante el denominado “Método de Desarrollo Silvícola” por ello los rodales se caracterizan por ser monoespecíficos (puros), coetáneos, de cobertura y edades variables a lo largo del paisaje que van desde 0 hasta 24 años; Mientras que en el bosque sin intervenir existen especies como *Pinus teocote*, *Quercus laurina*, *Q. rugosa*, *Q. excelsa*, *Q. crassifolia*, *Q. affinis*, *Cornus disciflora*, *Viburnum sp*, *Cleyera theaoides*, *Alnus sp*, *Arbutus xalapensis*, *Prunus serotina*, *Symplocus spp*, *Ternstroemia sp*, *Vaccinium leucanthum*, entre otras (Ángeles-Pérez, 1995).

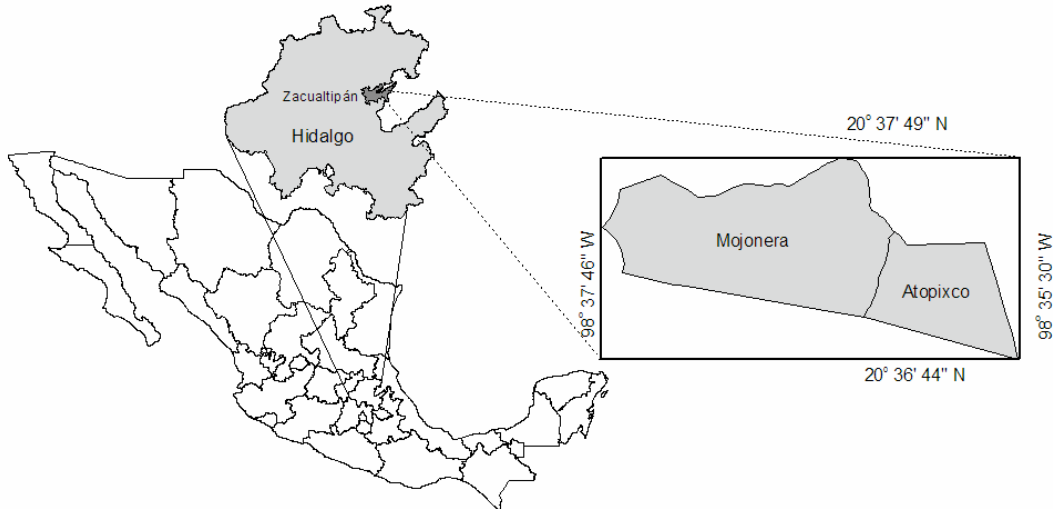


Figura 1. Ubicación del área de estudio.

2.2.2. Levantamiento y preparación de datos de campo

Se establecieron sistemáticamente 45 parcelas cuadradas de 400 m² en rodales puros y coetáneos manejados de *Pinus patula*, abarcando edades de 8 a 24 años. En cada rodal se establecieron tres parcelas divididas en cuatro cuadrantes de 10 x 10 m. Se midió el diámetro normal de todos los árboles dentro de la parcela, mismos que se etiquetaron con un número consecutivo para ser identificables en el próximo año de medición (Figueroa, 2007). Para la validación del modelo, en el año 2006 se midieron 33 parcelas en un predio adyacente (Atopixco) con condiciones ecológicas y de manejo similares. Todas las parcelas fueron georeferenciadas con receptor GPS Trimble Geoexplorer III.

El área basal fue calculada a partir de las mediciones individuales del diámetro normal aplicando la fórmula de área del círculo. La altura individual para pino fue estimada con el modelo ajustado por Figueroa (2007): $HT = 1.988955 \times DN^{0.703082}$, donde HT = altura total individual (m), DN = Diámetro normal (cm). El volumen para pino se estimó con base a la fórmula generada por Carrillo *et al.* (2004): $VOL = e^{(0.9451 \times (\ln(DN^2 \times HT)) - 9.7688)}$ donde VOL = volumen de pino (m³), DN = Diámetro normal (cm), HT = altura total individual (m) para una región geográficamente muy cercana al área de estudio; mientras que

para las especies hojosas se utilizó la propuesta por SAG (1976):
 $VOL = e^{(-9.804346+(1.910336*\ln(DN)+1.032620*\ln(AT)))}$ donde VOL = volumen de hojosas (m^3),
 DN = Diámetro normal (cm), HT = altura total individual de hojosas calculada como
 $HT = -0.0084DN^2 + 0.8409DN + 2.1453$. Dado que son rodales puros de *Pinus patula*, el volumen correspondiente a especies hojosas fue mínimo.

La ecuación de biomasa aérea total para *P. patula* utilizada fue generada por Figueroa (2007). Es de la forma $B = 5338.61 + 18.63496DN^2*AT$; donde B es el peso seco de la biomasa aérea total, DN es el diámetro normal y AT es la altura del árbol. Posteriormente, este autor separó la biomasa total en los diferentes compartimentos calculando por separado, mediante el analizador de carbono, una proporción de éste elemento para cada uno de ellos: biomasa del fuste (0.5063), de las ramas (0.5055), de la corteza (0.5217) y del follaje (0.5034).

Los parámetros forestales calculados a partir del diámetro normal en las 79 parcelas fueron extrapolados a hectáreas antes de ser utilizados en la construcción y validación del modelo.

2.2.3. Datos provenientes de las imágenes SPOT 5 HRG

Las imágenes de satélite utilizadas fueron obtenidas de la Estación de Recepción México de la Constelación SPOT, administrada por la Secretaría de Marina. Estas escenas fueron tomadas en dos periodos: el 8 de abril del 2005 y 18 de abril de 2006, con una resolución espacial de 10 m (Cuadro 1).

Cuadro 1. Características de las imágenes de satélite empleadas.

Instrumento:	High Resolution Geometry (HRG2)			
Bandas espectrales:	B1: Verde	B2: Rojo	B3:IRC	B4:IRM
Longitud de onda (µm):	0.50 - 0.59	0.61 - 0.68	0.78 - 0.89	1.58 - 1.75
Ganancias de calibración absolutas 2005 (mW.cm-2.m m-1)	0.1677	0.2240	0.1739	0.6332
Ganancias de calibración absolutas 2006 (mW.cm-2.m m-1)	0.2139	0.2854	0.1739	0.8225
Angulo de orientación 2005 y 2006 (°):	13.00		12.26	
Angulo de posición del sol 2005 (°):	Azimuth: 123.09		Elevación: 66.62	
Angulo de posición del sol 2006 (°):	Azimuth: 111.46		Elevación: 66.19	

Ambas imágenes fueron georeferenciadas al sistema de coordenadas UTM-14n, datum WGS84 mediante el método imagen a imagen para minimizar el error por desplazamiento entre una escena y otra. Se utilizó el método del vecino más cercano en la rectificación de las imágenes utilizando 32 puntos de control terrestre y una función polinomial de 2do orden. La RECM obtenido fue de 0.9688 es decir, menor a un píxel.

Para hacer comparables las imágenes tomadas en dos fechas fue necesario reescalar los números digitales (DN) de cada escena a reflectancia exoatmosférica adimensional. Previo al cálculo de las reflectancias para cada banda, es necesario convertirlas a radianza (Thenkabail *et al.*, 2004; Soudani *et al.*, 2006). Para ello se utilizaron las siguientes fórmulas:

$$L_{\lambda} = \left(\frac{X}{A} \right) + B \qquad \rho = \frac{\pi \times L_{\lambda} \times d^2}{ESUN \times \cos \theta_s}$$

Donde:

L_{λ} = Radianza espectral en la apertura del sensor en watts/m²*steradian*µm;
 A = Ganancia de calibración absoluta en watts/m²*steradian*µm; B = Offset de calibración absoluta en watts/m²*steradian*µm; ρ = Reflectancia exoatmosférica

adimensional; d = Distancia de la tierra al sol en unidades astronómicas; $ESUN$ = Irradianza espectral exoatmosférica solar ($W\ cm^{-2}\ \mu m^{-1}$); θ_s = Ángulo de elevación solar en grados.

Los valores de las imágenes fueron extraídas de dos maneras: (1) valor del píxel central de la parcela y (2) promedio de las reflectancias de la parcela. Posteriormente, se le aplicaron transformaciones matemáticas basadas en índices de vegetación y componentes principales para realzar rasgos de interés (v. gr. la humedad). Esto funciona porque determinadas características son más sensibles en alguna parte el espectro electromagnético y pueden ser detectadas mejor en bandas específicas (Cohen y Goward, 2004). Se incorporó la reflectancia de las cuatro bandas de la imagen y cinco transformaciones matemáticas aplicadas a la reflectancia: (1) índice de vegetación de diferencias normalizado (NDVI23), calculado como $NDVI = (IRC - R) / (IRC + R)$; (2) NDVI41, calculado como $NDVI41 = (IRM - VERDE) / (IRM + VERDE)$; (3) NDVI42, calculado como $NDVI42 = (IRM - Rojo) / (IRM + Rojo)$ (4) Índice de Estrés Hídrico (NDVI43), calculado como $NDVI43 = (IRM - IRC) / (IRM + IRC)$; (5) 1er y 2do Componente Principal (CP1 y CP2).

2.2.4. Procesamiento de los datos de campo y datos espectrales

2.2.4.1. Análisis de correlación y regresión stepwise

Inicialmente se realizó un análisis de correlación entre los parámetros forestales de densidad y la respuesta espectral captada en los píxeles de la imagen a través de los índices de vegetación, ésto con el propósito de averiguar su comportamiento y el grado de relación entre las variables. Posteriormente, se utilizó el procedimiento regresión stepwise para definir un modelo de regresión lineal múltiple para la estimación de los parámetros forestales: área basal (m^2/ha), volumen (m^3/ha), biomasa (Mg/ha), carbono (Mg/ha). El modelo utilizado fue de la forma:

$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$; donde:

y = Parámetro forestal a estimar; X_n : Bandas espectrales, Índices de Vegetación; β_n : Coeficientes de regresión.

Como indicadores de ajuste se utilizó el coeficiente de determinación (r^2) calculado con la fórmula siguiente, además de un valor de probabilidad menor al 0.05 para cada variable.

$$r^2 = \frac{SCR}{SCT} = \frac{SCR}{SCR + SCE}; \text{ donde:}$$

SCR = Suma de cuadrados de regresión; SCE= Suma de cuadrados del error.

Finalmente, para todos los parámetros se estimaron límites de confianza al 95%. Esto se realizó mediante la fórmula propuesta por Neter *et al.* (1996):

$$IC = \hat{y}_i \pm t_{n-(k+1), \left(1-\frac{\alpha}{2}\right)} \hat{s}_R \sqrt{1 + h_{ii}}; \text{ donde:}$$

IC = Intervalo de confianza; \hat{y}_i = Valor predicho; t = Valor de t de student con $n - (k+1)$ grados de libertad y un nivel de significancia $\left(1-\frac{\alpha}{2}\right)$; \hat{s}_R = Cuadrado Medio del Error;

$$h_{ii} = \bar{x}_i^t (X^t X)^{-1} \bar{x}_i \Rightarrow \text{Varianza del valor estimado de } \hat{y}_i.$$

2.2.4.2. Vecino más cercano (k-nn)

K-nn es un método no paramétrico donde la estimación de una variable asociada a un píxel se hace mediante el cálculo de una media ponderada de los k vecinos espectrales (píxeles) más cercanos. Este proceso funciona de la siguiente manera: a) Dado el valor de un píxel a cualquier ubicación, calcular la distancia euclidiana u otra distancia a todos los valores espectrales en el conjunto de datos de referencia b) Seleccionar las “k” muestras espectralmente más cercanas c) Estimar los parámetros desconocidos

como un promedio ponderado inverso a la distancia entre las “k” muestras más cercanas (Altman, 1992). La formula empleada fue la siguiente:

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

\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.

Para el cálculo de la distancia espectral, se utilizaron las variables seleccionadas en el procedimiento de la regresión, en la búsqueda de una mejora de las estimaciones por la regresión lineal múltiple. La selección del k vecino óptimo fue hecha heurísticamente basada en la estimación del error (RECM) mediante la técnica de validación cruzada (leave one out). Se probaron desde 2 hasta los 30 k vecinos más cercanos.

Una vez identificado el mejor modelo de regresión para estimar la variable de interés y el mejor k vecino más cercano se procedió a estimar tal parámetro para cada píxel en la imagen del área de estudio.

2.2.5. Estimación del error y validación

El error en las estimaciones se analizó en dos etapas: error *a priori* y validación *a posteriori*. El error a priori fue obtenido para ambos procedimientos y en ambos años; en la regresión con los valores de la muestra inicial y en k-nn como resultado de la técnica de validación cruzada (leave one out). Mientras que para el año 2006 (validación a posteriori) se midieron 33 parcelas independientes en “Atopixco”, un predio geográficamente adyacente con condiciones silvícolas y ecológicas similares al área de estudio. Dichas parcelas abarcan el rango completo de las edades presentes en el predio de interés.

Las formulas utilizadas fueron:

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

Donde:

RECM = Raíz del error cuadrático medio; RECM % = Raíz del error cuadrático medio relativo; \hat{y} = Valor estimado; y = Valor observado; n = Número de observaciones; $\bar{\hat{y}}$ = promedio de las estimaciones.

2.3. Resultados y Discusión

2.3.1. Relación entre los parámetros forestales y los datos multiespectrales

Los parámetros forestales de interés (área basal, volumen, biomasa y carbono) mostraron una fuerte correlación negativa contra la reflectancia sin transformación matemática e índices de vegetación. Esto en concordancia con Hall *et al.*, (2006). La correlación negativa se explica por la disminución del albedo en zonas con vegetación densa y cerrada. Dicha correlación se acentuó en el parámetro área basal de pino y área basal total encontrando valores de hasta -0.82 en la banda 4 que es fuertemente sensible a la absorción de energía por la humedad.

Por otro lado se encontró una débil correlación entre los parámetros forestales de las especies hojosas y las reflectancias, lo cual se explica por la mínima presencia de estas especies en las parcelas de muestreo debido al interés silvícola y económico orientado al establecimiento y desarrollo de *Pinus patula* (Ángeles *et al.*, 1997).

Los índices normalizados de vegetación y los componentes principales resaltaron la respuesta espectral correlacionada con la vegetación. El NDVI43 fue el mejor correlacionado con los parámetros forestales de densidad mostrando la correlación

más fuerte (-0.86) con el área basal. El signo negativo de la correlación ilustra que la densidad forestal observada es inversamente proporcional a la escasez de humedad, es decir, directamente proporcional a la presencia de humedad (Rock *et al.*, 1986; Gong *et al.*, 2003; Speranza y Zerda, 2005).

El NDVI23 se comportó directamente proporcional a la densidad, es decir, congruente con la reflectividad ocasionada por la clorofila, notoria en bosques más densos (Heiskanen, 2006). No obstante, el 1er componente principal (CP1) obtenido en el año 2006 fue el que mostró la correlación más alta de todas con el área basal (-0.85). Este componente explica el 71.90% de la variabilidad total expresándose en él las bandas 2, 3 y 4. Estas bandas llevan información del espectro rojo, infrarrojo cercano e infrarrojo medio, las cuales son sensibles a aspectos estructurales de las células y su condición de humedad (Harris, 1987). En el Anexo 1 se presenta a detalle las matrices resultado del procesamiento de análisis de componentes principales para las imágenes de ambas fechas.

Comparativamente, los datos espectrales que más se correlacionaron con el comportamiento de la densidad en el bosque fueron el NDVI43, NDVI42, CP1 y la Banda 4. Esto fue revelado por el coeficiente de correlación promedio calculado para pino y totales (Cuadro 2).

Cuadro 2. Coeficientes de correlación entre los parámetros forestales estimados: área basal, volumen, biomasa, carbono y la reflectancia e índices de vegetación obtenidos de los datos espectrales de la imagen SPOT5 HRG.

	AÑO	Variable	B1	B2	B3	B4	NDVI23	NDVI41	NDVI42	NDVI43	CP1	CP2
PINO	2005	ABHA	-0.54	-0.73	-0.80	-0.82	0.56	-0.55	-0.76	-0.81	-0.83	0.29
		VHA	-0.52	-0.60	-0.65	-0.72	0.46	-0.46	-0.74	-0.75	-0.72	0.31
		BHA	-0.44	-0.64	-0.67	-0.74	0.52	-0.53	-0.71	-0.76	-0.73	0.22
		CHA	-0.46	-0.65	-0.68	-0.75	0.52	-0.53	-0.72	-0.77	-0.74	0.23
	2006	ABHA	-0.61	-0.81	-0.83	-0.85	0.72	-0.63	-0.80	-0.86	-0.85	0.27
		VHA	-0.59	-0.64	-0.67	-0.69	0.54	-0.44	-0.70	-0.70	-0.69	0.33
		BHA	-0.53	-0.67	-0.69	-0.71	0.60	-0.51	-0.68	-0.72	-0.71	0.25
		CHA	-0.54	-0.68	-0.71	-0.73	0.61	-0.52	-0.70	-0.74	-0.73	0.26
HOJOSAS	2005	ABHA	0.43	-0.21	0.03	-0.14	0.41	-0.51	-0.01	-0.20	-0.07	-0.53
		VHA	0.51	-0.17	0.07	-0.08	0.38	-0.51	0.06	-0.14	-0.01	-0.60
		BHA	0.48	-0.18	0.06	-0.10	0.39	-0.51	0.04	-0.16	-0.03	-0.58
		CHA	0.48	-0.18	0.06	-0.11	0.39	-0.51	0.04	-0.16	-0.03	-0.57
	2006	ABHA	0.27	-0.18	-0.09	-0.13	0.27	-0.32	0.04	-0.14	-0.11	-0.38
		VHA	0.37	-0.14	-0.04	-0.08	0.24	-0.32	0.12	-0.08	-0.05	-0.47
		BHA	0.34	-0.15	-0.06	-0.10	0.26	-0.33	0.09	-0.10	-0.07	-0.44
		CHA	0.56	0.56	0.63	0.61	0.43	0.34	0.55	0.55	0.62	-0.34
TOTAL	2005	ABHA	-0.29	-0.75	-0.52	-0.76	0.82	-0.65	-0.59	-0.81	-0.72	0.04
		VHA	-0.25	-0.59	-0.35	-0.63	0.71	-0.52	-0.53	-0.72	-0.58	0.05
		BHA	-0.22	-0.63	-0.38	-0.64	0.75	-0.57	-0.51	-0.72	-0.60	0.01
		CHA	-0.25	-0.65	-0.40	-0.66	0.76	-0.57	-0.53	-0.74	-0.62	0.04
	2006	ABHA	-0.67	-0.80	-0.77	-0.85	0.79	-0.64	-0.80	-0.88	-0.84	0.32
		VHA	-0.76	-0.63	-0.63	-0.71	0.59	-0.42	-0.78	-0.75	-0.70	0.51
		BHA	-0.72	-0.67	-0.66	-0.74	0.64	-0.47	-0.79	-0.79	-0.73	0.46
		CHA	-0.73	-0.68	-0.67	-0.75	0.65	-0.49	-0.79	-0.80	-0.74	0.45
		$\bar{X}_{\text{PINO-TOTAL}}$	-0.68	-0.63	-0.73	0.64	-0.53	-0.70	-0.77	-0.72	0.25	-0.68

ABHA: Área basal (m²/ha); VHA: Volumen (m³/ha); BHA: Biomasa (Mg/ha); CHA: Carbono (Mg/ha); B_i: Banda espectral; NDVI: Índice de Vegetación de Diferencias Normalizadas; CP: Componente principal.

2.3.2. Modelos de regresión lineal

Las variables seleccionadas mediante el procedimiento stepwise coinciden con las que tienen una mayor correlación con los parámetros forestales (Cuadro 3). La banda 4 y los índices de vegetación basados en esa banda son los que mejor describen el comportamiento de la densidad en el bosque de pino; en esta parte del espectro existe una fuerte absorción de energía provocada por la presencia de humedad en el follaje y está íntimamente ligada a la densidad de la vegetación.

Comparativamente, en ambos años de análisis existen diferencias en las variables seleccionadas para un mismo parámetro, probablemente debido las diferencias de las condiciones de toma de la escena, ángulo de la posición del sol y azimut ocasionando un efecto óptico diferente en ambas imágenes (Steininger, 2000).

Cuadro 3. Modelos de regresión y variables seleccionadas para la estimación de los parámetros de densidad forestal.

AÑO	MODELO	Píxel central		Promedio de píxeles		
		R ₂ ajustada	P value	R ₂ ajustada	P value	
PINO	ABHA = B ₀ +B ₁ (BANDA4)	0.6842	<0.0001	0.6887	<0.0001	
	VHA = B ₀ +B ₁ (NDVI42)	0.5991	<0.0001	0.6304	<0.0001	
	BHA = B ₀ +B ₁ (NDVI43)+ B ₂ (BANDA1)	0.6185	<0.0001	0.6189	<0.0001	
	CHA = B ₀ +B ₁ (NDVI43)+ B ₂ (BANDA1)	0.6272	<0.0001	0.6275	<0.0001	
	ABHA = B ₀ +B ₁ (NDVI43)+B ₂ (BANDA1)	0.7724	<0.0001	0.7769	<0.0001	
	VHA = B ₀ +B ₁ (NDVI42)+ B ₂ (BANDA1)	0.6685	<0.0001	0.6660	<0.0001	
	BHA = B ₀ +B ₁ (NDVI42)+ B ₂ (BANDA1)+B ₃ (NDVI23)	0.692	<0.0001	0.6682	<0.0001	
	CHA = B ₀ +B ₁ (NDVI42)+ B ₂ (BANDA1)+B ₃ (NDVI23)	0.7033	<0.0001	0.6806	<0.0001	
	HOJOSAS	ABHA = B ₀ +B ₁ (BANDA4)+ B ₂ (NDVI43)	0.1272	0.0216	0.2202	0.0054
		VHA = B ₀ +B ₁ (NDVI43)+ B ₂ (CP1)	0.1075	0.0346	0.2160	0.0060
BHA = B ₀ + B ₁ (BANDA4)+ B ₂ (NDVI43)		0.1173	0.0274	0.2219	0.0051	
CHA = B ₀ + B ₁ (BANDA4)+ B ₂ (NDVI43)		0.1194	0.0261	0.2235	0.0049	
ABHA = B ₀ +B ₁ (BANDA1)		0.1449	0.0057	0.1639	0.0058	
VHA = B ₀ +B ₁ (NDVI42)		0.0959	0.0218	0.1591	0.0066	
BHA = B ₀ +B ₁ (NDVI42)		0.0970	0.0212	0.1620	0.0061	
CHA = B ₀ +B ₁ (BANDA1)		0.1361	0.0073	0.6802	<0.0001	
TOTAL	ABHA = B ₀ +B ₁ (NDVI43)	0.6482	<0.0001	0.7718	<0.0001	
	VHA = B ₀ +B ₁ (NDVI43)+B ₂ (NDVI41)+B ₃ (NDVI23)	0.5988	<0.0001	0.7506	<0.0001	
	BHA = B ₀ +B ₁ (NDVI23)+B ₂ (NDVI43)+B ₃ (NDVI41)	0.5757	<0.0001	0.7362	<0.0001	
	CHA = B ₀ +B ₁ (NDVI23)+B ₂ (NDVI43)+B ₃ (NDVI41)	0.5869	<0.0001	0.7458	<0.0001	
	ABHA = B ₀ +B ₁ (NDVI43)	0.7573	<0.0001	0.7677	<0.0001	
	VHA = B ₀ +B ₁ (BANDA1)+B ₂ (NDVI42)	0.6432	<0.0001	0.6666	<0.0001	
	BHA = B ₀ +B ₁ (NDVI43)+ B ₂ (CP2)	0.6876	<0.0001	0.6908	<0.0001	
	CHA = B ₀ +B ₁ (NDVI43)+ B ₂ (CP2)	0.6989	<0.0001	0.7031	<0.0001	

ABHA: Área basal (m²/ha); VHA: Volumen (m³/ha); BHA: Biomasa (Mg/ha); CHA: Carbono (Mg/ha).

NDVI: Índice de Vegetación de Diferencias Normalizadas; CP: Componente principal.

2.3.2.1. Efecto del método de extracción de la reflectancia en la correlación

Cuando se estimaron los parámetros forestales de densidad utilizando la reflectancia promedio de los píxeles que conforman la parcela, se observó una mejora en la capacidad predictiva de los modelos (r^2) (Cuadro 3); una explicación puede ser el aumento de la certidumbre espacial en la ubicación del sitio (Hall *et al.*, 2006) y la disminución de la variabilidad de la reflectancia entre sitios de muestreo, ambos efectos provocados por el promedio de las reflectancias.

En el Cuadro 4, se presenta la disminución de la varianza (-) en los datos de las imágenes SPOT5 inducida por el método de extracción de la reflectancia.

Cuadro 4. Variabilidad de la reflectancia entre parcelas de muestreo por método de extracción: píxel central y promedio.

Varianza 2005				
	B1	B2	B3	B4
Píxel central	0.00051441	0.00012560	0.00016477	0.00238436
Promedio de píxeles	0.00043176	0.00012541	0.00014948	0.00243153
Diferencia	-0.00008265	-0.00000019	-0.00001529	0.00004716
Varianza	NDVI	NDVI41	NDVI42	NDVI43
Píxel central	0.00038639	0.00277833	0.00077295	0.00200156
Promedio de píxeles	0.00034596	0.00257849	0.00073196	0.00204563
Diferencia	-0.00004043	-0.00019984	-0.00004099	0.00004408
Varianza		CP1	CP2	
Píxel central		0.00180828	0.00040534	
Promedio de píxeles		0.00180698	0.00032206	
Diferencia		-0.00000129	-0.00008328	

Varianza 2006				
Varianza	B1	B2	B3	B4
Píxel central	0.00058890	0.00050346	0.00082132	0.00830645
Promedio de píxeles	0.00050731	0.00050167	0.00085173	0.00859650
Diferencia	-0.00008159	-0.00000179	0.00003040	0.00029005
Varianza	NDVI06	NDVI41	NDVI42	NDVI43
Píxel central	0.00066226	0.00345601	0.00049963	0.00248098
Promedio de píxeles	0.00058473	0.00345001	0.00043036	0.00240998
Diferencia	-0.00007753	-0.00000600	-0.00006927	-0.00007100
Varianza		CP1	CP2	
Píxel central		0.00669879	0.00041024	
Promedio de píxeles		0.00691245	0.00034744	
Diferencia		-0.00021367	-0.00006280	

2.3.2.2. Estimación de los parámetros forestales e intervalos de confianza mediante regresión lineal múltiple

En el Cuadro 5 se muestran las estimaciones de carbono total para rodales de edades diferentes utilizando los modelos de mayor precisión para cada imagen analizada (2005 y 2006).

Cuadro 5. Carbono total estimado para rodales de edades diferentes mediante imágenes SPOT5 2005 y 2006 con regresión lineal múltiple.

Edad del rodal (años)	Superficie (ha)	2005				2006			
		CHA = -134.06 +518.63(NDVI23)-384.73(NDVI43)+192.75(NDVI41)				CHA =139.03-357.63(NDVI43)+430.00(CP206)			
		R ² = 0.7458				R ² = 0.7031			
		C estimado (Mg/ha)		IC	CT (Mg)	C estimado (Mg/ha)		IC	CT (Mg)
24	4.97	66.13	±	33.81	328.67	56.78	±	59.35	282.20
23	7.58	60.17	±	33.46	456.09	54.99	±	59.47	416.82
22	4.01	59.47	±	33.47	238.47	55.08	±	59.49	220.87
21	3.73	20.11	±	34.65	75.01	37.97	±	60.33	141.63
20	4.08	47.59	±	33.65	194.17	44.99	±	59.85	183.56
19	4.43	47.09	±	33.50	208.61	42.74	±	60.03	189.34
18	7.09	66.62	±	33.52	472.34	50.45	±	59.62	357.69
17	5.17	53.68	±	33.43	277.53	48.85	±	59.76	252.55
16	3.47	47.87	±	33.55	166.11	43.4	±	60.05	150.60
15	1.55	46.65	±	33.74	72.31	33.05	±	60.63	51.23
13	7.14	39.89	±	33.70	284.81	38.13	±	60.22	272.25
11	6.64	50.67	±	34.82	336.45	45.91	±	59.99	304.84
10	6.36	47.55	±	34.27	302.42	42.73	±	60.05	271.76
9	4.37	42.22	±	33.9	184.50	39.76	±	60.34	173.75
8	10.27	45.13	±	33.86	463.49	50.96	±	59.65	523.36
7	4.12	-13.07	±	37.10	-53.85	20.28	±	61.85	83.55
6	4.28	23.75	±	35.99	101.65	5.67	±	63.46	24.27
5	5.12	-8.86	±	36.76	-45.36	11.7	±	62.81	59.90
2	3.43	-37.00	±	40.30	-126.91	4.79	±	63.52	16.43
1	2.81	69.02	±	36.41	193.95	-5.02	±	64.87	-14.11
Total	100.62				4130.46				3962.49

IC: Intervalo de confianza ($\alpha=0.05$); CT: Carbono total (Mg).

Las estimaciones menores de carbono total para el año 2006, sugieren que en la comparación de dos años sean utilizadas las mismas variables para mostrar consistencia en las estimaciones. Se analizó una regresión “forzada” (modelo C) con las mismas variables en datos del año siguiente encontrándose no significancia para la interceptada y el índice de vegetación construido con las bandas 2-3 (Cuadro 6). Posteriormente, se probó una regresión “forzada” con el índice de estrés hídrico (NDVI43) y el índice NDVI41 para ambos años (modelo D y E), a lo cual el segundo índice o la interceptada no fueron significativos ($\alpha=0.05$) y a pesar de todo no se mostró el incremento positivo esperado en el almacenamiento de carbono en ambos periodos (Cuadro 7). En este trabajo se entiende por regresión forzada donde las variables utilizadas no son las que escogió el procedimiento Stepwise, con el propósito de averiguar su capacidad predictiva.

Cuadro 6. Secuencia de regresiones para carbono total

(A) Stepwise	CHA05 =	-134.06	+	518.63 (NDVI23)	-	384.73 (NDVI43)	+	192.75 (NDVI41)
R ² =0.7458	P value:	0.0444		0.0023		<0.0001		0.0026
(B) Stepwise	CHA06 =	139.03	-	357.63 (NDVI43)	+	430.00 (CP206)		
R ² =0.7031	P value:	<0.0001		<0.0001		0.0011		
(C) Regresión forzada	CHA06 =	-4.54	+	48.72 (NDVI23)	-	567.02 (NDVI43)	+	213.11 (NDVI41)
R ² =0.6907	P value:	0.9747		0.8614		<0.0001		0.0127
(D) Regresión forzada	CHA05 =	74.68	-	492.77 (NDVI43)	+	121.78 (NDVI41)		
R ² =0.6878	P value:	<0.0001		<0.0001		0.0567		
(E) Regresión forzada	CHA06 =	29.38	-	579.19 (NDVI43)	+	206.61 (NDVI41)		
R ² =0.6978	P value:	0.0573		<0.0001		0.0017		
(F) Regresión forzada	CHA05 =	89.72	-	407.87 (NDVI43)				
R ² =0.6672	P value:	<0.0001		<0.0001				
(G) Regresión forzada	CHA06 =	78.91	-	388.09 (NDVI43)				
R ² =0.6257	P value:	<0.0001		<0.0001				

CHA05: Carbono total (Mg/ha); NDVI: Índice de Vegetación de Diferencias Normalizadas construido con la bandas de la imagen; P value: valor de probabilidad.

Cuadro 7. Carbono total estimado en rodales de edades diferentes mediante imágenes SPOT5 2005 y 2006 con regresión lineal múltiple e índice de estrés hídrico (NDVI43) y NDVI41.

Edad del rodal (años)	Superficie (ha)	2005				2006			
		CHA = 74.68 – 492.77(NDVI43) + 121.78(NDVI41)				CHA = 29.38 – 579.19 NDVI43) + 206.61(NDVI41)			
		R ² = 0.6878				R ² = 0.6978			
		C estimado (Mg/ha)		IC	CT (Mg)	C estimado (Mg/ha)		IC	CT (Mg)
24	4.97	70.10	±	34.68	348.42	64.27	±	44.13	319.43
23	7.58	61.71	±	34.40	467.78	55.91	±	45.36	423.83
22	4.01	60.96	±	34.31	244.46	55.44	±	44.98	222.33
21	3.73	30.73	±	35.09	114.62	27.33	±	48.08	101.95
20	4.08	52.77	±	34.35	215.31	48.38	±	44.80	197.41
19	4.43	49.87	±	34.44	220.93	45.38	±	45.59	201.03
18	7.09	66.49	±	34.64	471.40	59.73	±	46.18	423.47
17	5.17	52.72	±	34.54	272.58	47.95	±	45.59	247.88
16	3.47	45.30	±	34.66	157.19	41.21	±	46.02	143.00
15	1.55	45.76	±	35.13	70.93	42.77	±	44.66	66.30
13	7.14	45.08	±	34.53	321.89	39.89	±	47.72	284.80
11	6.64	47.50	±	36.28	315.40	38.97	±	53.92	258.79
10	6.36	43.66	±	35.65	277.68	36.59	±	51.87	232.71
9	4.37	39.11	±	35.22	170.91	33.65	±	49.91	147.06
8	10.27	45.59	±	35.02	468.17	38.99	±	50.29	400.38
7	4.12	-1.69	±	37.56	-6.98	-2.33	±	52.11	-9.59
6	4.28	16.45	±	36.89	70.40	11.46	±	55.04	49.06
5	5.12	-4.48	±	37.95	-22.94	-4.91	±	52.66	-25.12
2	3.43	-15.56	±	38.96	-53.39	-14.28	±	52.88	-48.97
1	2.81	70.70	±	37.62	198.66	58.21	±	56.45	163.56
Total	100.62				4323.41				3799.30

IC: Intervalo de confianza ($\alpha = 0.05$); CT: Carbono total (Mg)

No obstante se siguieron eliminando variables hasta que se quedó solamente con el índice de estrés hídrico (NDVI43), con el que se estimó el carbono total para ambos años, encontrando el incremento debido al crecimiento anual de la masa forestal (Cuadro 8). En el análisis 2005, las anualidades 1999, 2001 y 2004 presentaron estimaciones negativas y corresponden a situaciones con una mínima o escasa vegetación debido a su reciente cosecha (Ángeles-Pérez *et al.*, 2005); y en algunos casos, tardanza en la repoblación del rodal. Respecto al análisis 2006, la anualidad

2005 presenta las estimaciones negativas de carbono total por tener reciente la cosecha de los árboles (Ángeles-Pérez *et al.*, 2005). El almacenamiento de carbono por hectárea en este tipo de bosque coincide con los mencionados por Masera *et al.*, (2000) que oscilan entre 50 y 86 Mg/ha. Rock *et al.* (1986) mencionan que el cociente de las bandas MIR y NIR están inversamente correlacionadas al contenido de humedad. El índice de estrés hídrico normalizado calculado las mismas bandas (4-3) explica la negatividad de la variable NDVI43, es decir es una relación inversamente proporcional a la presencia de humedad y vegetación (Speranza y Zerda, 2005) (Cuadro 8).

Cuadro 8. Carbono total estimado en rodales de edades diferentes mediante imágenes SPOT5 2005 y 2006 con regresión lineal e índice de estrés hídrico (NDVI43).

Edad del rodal (años)	Superficie (ha)	2005				2006			
		CHA = 89.72 - 407.87(NDVI43)				CHA = 78.91 - 388.09(NDVI43)			
		R ² = 0.6672				R ² = 0.6257			
		C estimado (Mg/ha)		IC	CT (Mg)	C estimado (Mg/ha)		IC	CT (Mg)
24	4.97	71.40 ±		34.56	354.83	72.17 ±		39.75	358.70
23	7.58	62.07 ±		34.35	470.52	70.43 ±		39.74	533.85
22	4.01	61.65 ±		34.29	247.21	70.52 ±		39.72	282.79
21	3.73	31.00 ±		34.85	115.64	53.84 ±		39.75	200.81
20	4.08	54.17 ±		34.28	220.99	60.67 ±		39.62	247.55
19	4.43	50.77 ±		34.35	224.91	58.49 ±		39.69	259.10
18	7.09	65.99 ±		34.43	467.86	66.00 ±		39.75	467.93
17	5.17	53.54 ±		34.39	276.78	64.45 ±		39.71	333.22
16	3.47	46.26 ±		34.61	160.51	59.14 ±		39.69	205.22
15	1.55	48.40 ±		34.50	75.01	49.05 ±		39.89	76.02
13	7.14	44.39 ±		34.39	316.92	53.99 ±		39.70	385.46
11	6.64	42.18 ±		34.52	280.05	61.59 ±		39.73	408.94
10	6.36	40.03 ±		34.56	254.61	58.48 ±		39.68	371.91
9	4.37	37.33 ±		34.85	163.12	55.59 ±		39.91	242.91
8	10.27	42.88 ±		34.56	440.34	66.51 ±		39.73	683.05
7	4.12	-1.14 ±		37.46	-4.71	36.64 ±		40.52	150.97
6	4.28	12.71 ±		36.05	54.39	22.45 ±		41.48	96.09
5	5.12	-3.95 ±		37.68	-20.22	28.30 ±		41.19	144.92
2	3.43	-13.81 ±		38.77	-47.36	21.55 ±		41.69	73.91
1	2.81	62.25 ±		34.29	174.91	12.08 ±		42.63	33.96
Total	100.62				4,226.32				5,557.27

IC: Intervalo de confianza ($\alpha=0.05$); CT: Carbono total (Mg).

Para algunas áreas con repoblación incipiente, el incremento detectado en la imagen fue mayor debido a la repoblación presentada en 2006. Por el contrario, la anualidad 2005 presenta decremento en las existencias volumétricas por coincidir con el periodo de cosecha. En resumen, el almacenamiento de carbono total estimado fue de 4,226.32 y 5,557.27 Mg en 2005 y 2006, respectivamente. La captura de carbono promedio fue de 13.22 Mg/ha sumando un total de 1,330.95 Mg. En un proyecto de captura de carbono, el posible monto a pagar por tonelada capturada es de \$50.00 lo que arrojaría una cantidad total de \$ 66,547.5 por concepto de captura, para el área analizada.

En las Figuras 2, 3, 4, y 5 se presentan los mapas de área basal (m^2/ha), volumen (m^3/ha), biomasa (Mg/ha) y carbono total (Mg/ha) para el área de estudio y de validación. La superficie que aparece en blanco representa los terrenos que no son forestales, segregados automáticamente del análisis.

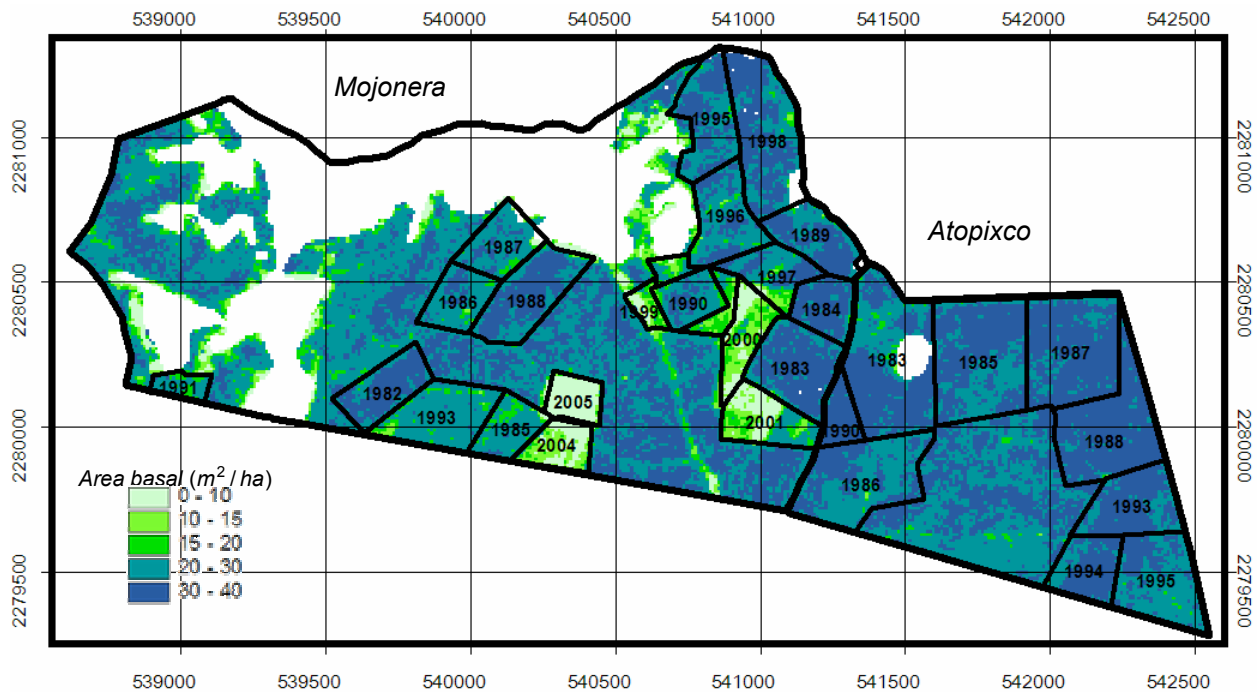


Figura 2. Área basal total estimada mediante índice de estrés hídrico (NDVI43) ($\alpha=0.001$).

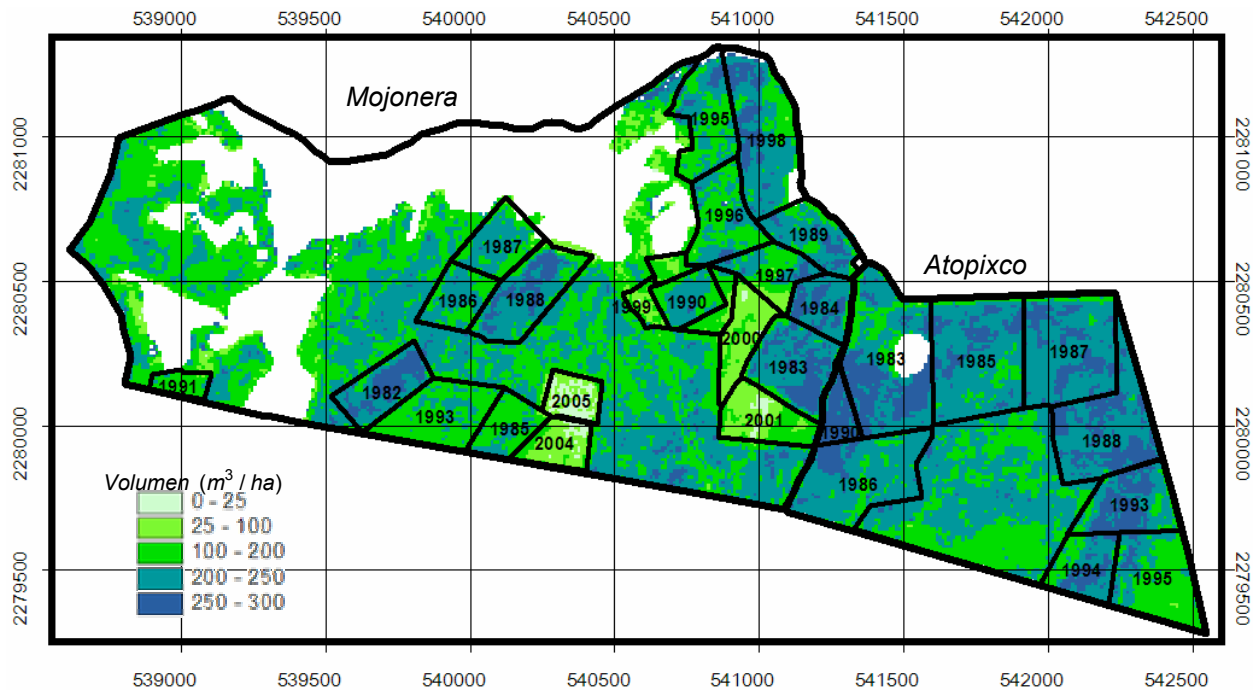


Figura 3. Volumen total estimado mediante índice de estrés hídrico (NDVI43) ($\alpha=0.001$).

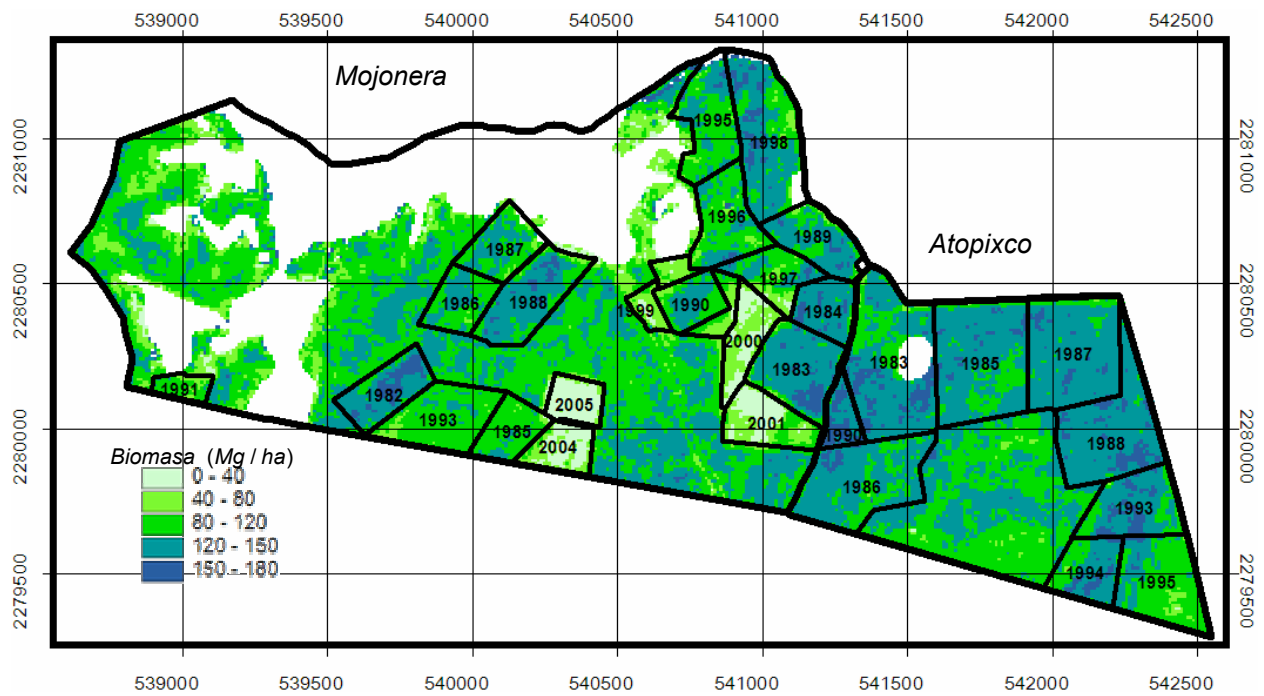


Figura 4. Biomasa total estimada mediante índice de estrés hídrico (NDVI43) ($\alpha=0.001$).

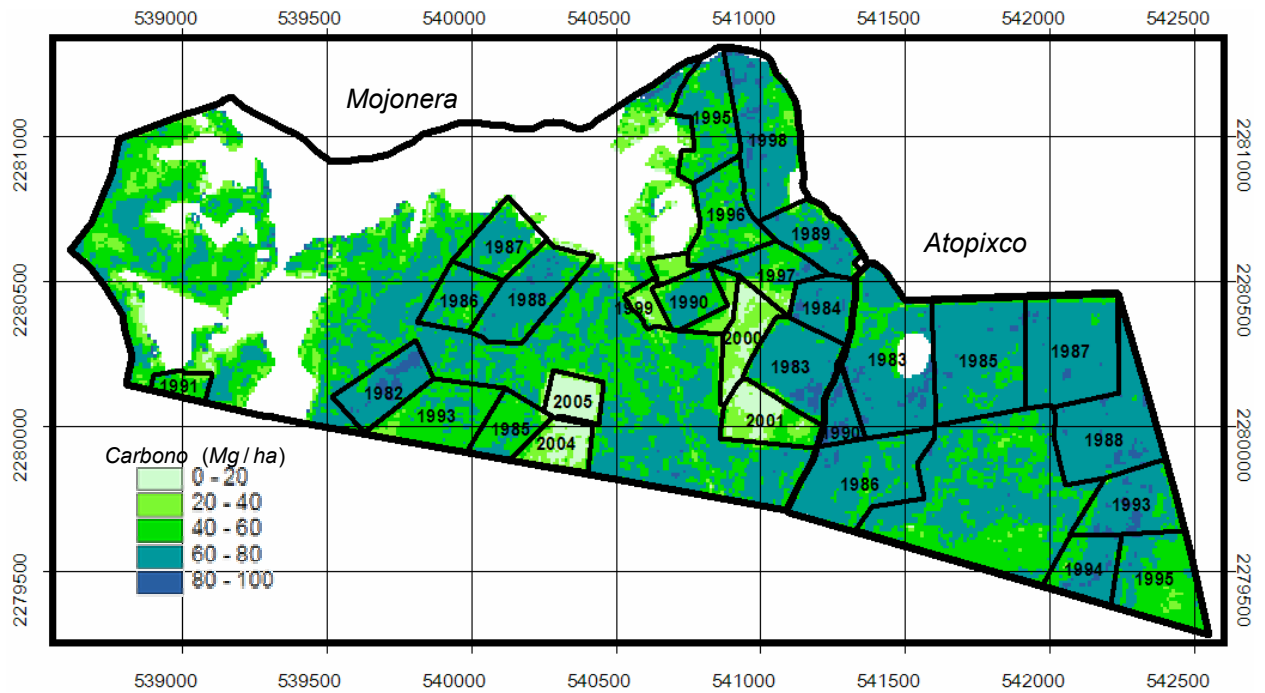


Figura 5. Carbono total estimado mediante índice de estrés hídrico (NDVI43) ($\alpha=0.001$).

Cuadro 9. Secuencia de regresiones para área basal, volumen y biomasa total.

Área basal						
Stepwise	ABHA05 =	-51.89	-	310.16(NDVI43)	+	225.50(NDVI42) + 33.62(NDVI41)
R ² =0.7791	P value:	0.0487		<0.0001		0.0010 0.1302
Stepwise	ABHA06 =	-54.50	-	144.15(NDVI43)	-	83.34(B1)
R ² =0.7829	P value:	<0.0001		<0.0001		0.0519
Regresión forzada	ABHA05 =	-34.50	-	268.27(NDVI43)	+	191.18(NDVI42)
R ² =0.7718	P value:	0.1461		<0.0001		0.0028
Regresión forzada	ABHA06 =	49.43	-	155.14(NDVI43)	-	30.14(NDVI42)
R ² =0.7630	P value:	0.1663		<0.0001		0.6936
Regresión forzada	ABHA05 =	39.25	-	165.48(NDVI43)		
R ² =0.7237	P value:	<0.0001		<0.0001		
Regresión forzada	ABHA06 =	35.51	-	166.37(NDVI43)		
R ² =0.7677	P value:	<0.0001		<0.0001		
Volumen						
Stepwise	VHA05 =	-420.43	-	1594.97(NDVI43)	+	1589.53(NDVI23) + 907.47 (NDVI41)
R ² =0.7506	P value:	0.0750		<0.0001		0.0077 0.0001
Regresión forzada	VHA06 =	134.51	-	2183.82(NDVI23)	-	175.59 (NDVI43) + 859.46 (NDVI41)
R ² =0.6666	P value:	0.7979		<0.0001		0.8639 0.0066
Regresión forzada	VHA05 =	219.32	-	1926.09(NDVI43)	+	689.98(NDVI41)
R ² =0.7099	P value:	<0.0001		<0.0001		0.0026
Regresión forzada	VHA06 =	44.99	-	2139.97(NDVI23)	+	893.69 (NDVI41)
R ² =0.6743	P value:	0.4196		<0.0001		0.002
Regresión forzada	VHA05 =	304.57	-	1445.11(NDVI43)		
R ² =0.6474	P value:	<0.0001		<0.0001		
Regresión forzada	VHA06 =	262.40	-	1301.23(NDVI43)		
R ² =0.5600	P value:	<0.0001		<0.0001		
Biomasa						
Stepwise	BHA05 =	-262.71	-	471.99(NDVI43)	+	380.49(NDVI41) - 741.99(NDVI23)
R ² =0.7542	P value:	0.0452		<0.0001		0.0010 0.1302
Stepwise	BHA06 =	344.70	-	515.46 (NDVI43)	-	854.06(B1)
R ² =0.7791	P value:	<0.0001		<0.0001		0.0014
Regresión forzada	BHA05 =	170.90	-	781.25(NDVI43)		
R ² =0.6559	P value:	<0.0001		<0.0001		
Regresión forzada	BHA06 =	150.16	-	743.10(NDVI43)		
R ² =0.6085	P value:	<0.0001		<0.0001		

ABHA: Área basal total (m²/ha); VHA: Volumen total (m³/ha); BHA: Biomasa total (Mg/ha);

NDVI: Índice de Vegetación de Diferencias Normalizadas construido con la bandas de la imagen;

P value: valor de probabilidad.

Para hacer la comparación bianual de los demás parámetros y desaparecer la subestimación del año 2006, se empleó el índice de estrés hídrico (NDVI43) que es altamente significativo ($\alpha=0.001$) (Cuadro 9). En la Figura 6 se puede apreciar el incremento resultado del crecimiento anual de estos bosques y su relación negativa con el índice de estrés hídrico lo que refleja el considerable potencial de captura de carbono por este tipo de vegetación.

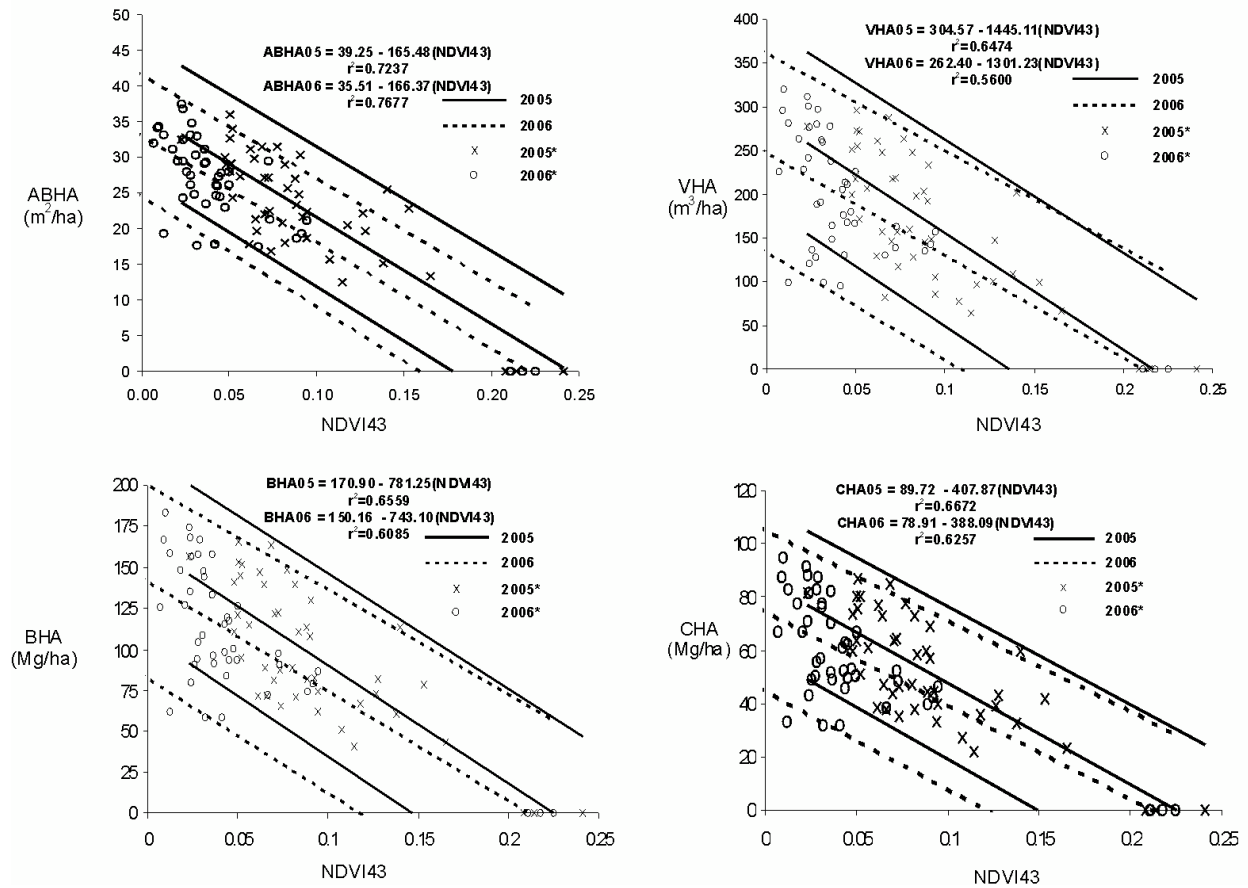


Figura 6. Parámetros forestales de densidad vs índice de estrés hídrico (NDVI43) ($\alpha=0.001$).

Una desventaja de las predicciones de la regresión lineal es la estimación de valores negativos aunque generalmente coinciden con áreas recientemente cosechadas. Los valores obtenidos se pueden generalizar a cero, dado que resulta ilógica la presencia negativa de biomasa en términos cuantitativos.

2.3.3. Estimador no paramétrico vecino más cercano (k-nn)

A diferencia de las estimaciones mediante métodos de regresión lineal múltiple, las estimaciones de carbono total para los rodales de edades diferentes mediante el método del k-vecino más cercano para ambas imágenes 2005 y 2006, no mostraron resultados negativos y sí un visible aumento conforme aumenta la edad de los rodales. Dada la naturaleza de este algoritmo, por ser un promedio ponderado inversamente a la distancia espectral de la variable de interés entre los k-vecinos espectralmente más cercanos, no permite la manifestación de valores negativos en ningún caso (Altman, 1992). Los rodales que presentan estimaciones negativas en la regresión lineal múltiple coinciden con las más pequeñas en el método del vecino más cercano (Cuadro 10).

Bajo este método, el almacenamiento de carbono estimado fue de 4,896.23 y 6,542.92 Mg/ha en 2005 y 2006, respectivamente. La captura de carbono promedio fue de 15.55 Mg/ha sumando un total de 1,565.57 Mg/ha. En un proyecto de captura de carbono, el posible monto a pagar por tonelada capturada es de \$50.00 lo que arrojaría una cantidad total de \$ 78,278.5 por concepto de captura, para el área analizada.

Las estimaciones de carbono total obtenidas por el método del k-nn fueron ligeramente mayores respecto a aquellas resultantes en el análisis de regresión. La causa de ello es que los rodales más jóvenes (1-6 años) en la regresión presentan valores negativos y en el k-nn, aunque son las estimaciones más pequeñas respecto a las demás edades, son las que elevan ligeramente los resultados. El comportamiento individual de las diferencias calculadas con ambas imágenes se reveló con su promedio, obteniéndose valores más altos, 2.47 y 9.16 Mg/ha para 2005 y 2006, respectivamente.

Cuadro 10. Carbono total para rodales de edades diferentes con imágenes SPOT5 2005 y 2006 mediante el k-nn.

Edad del rodal (años)	Superficie (ha)	2005		2006	
		Knn óptimo = 4		Knn óptimo = 4	
		C estimado (Mg/ha)	CT (Mg)	C estimado (Mg/ha)	CT (Mg)
24	4.97	67.02	333.07	74.07	368.15
23	7.58	61.16	463.56	73.22	555.01
22	4.01	61.39	246.17	73.33	294.05
21	3.73	40.34	150.47	66.82	249.25
20	4.08	55.25	225.44	69.62	284.05
19	4.43	52.41	232.16	68.22	302.21
18	7.09	63.67	451.39	71.02	503.57
17	5.17	55.56	287.25	70.54	364.68
16	3.47	51.37	178.26	68.78	238.68
15	1.55	49.65	76.95	64.89	100.58
13	7.14	47.49	339.08	67.52	482.13
11	6.64	48.77	323.83	69.85	463.81
10	6.36	46.63	296.56	68.75	437.24
9	4.37	44.70	195.34	65.69	287.08
8	10.27	47.09	483.59	71.71	736.45
7	4.12	30.21	124.47	54.46	224.35
6	4.28	35.35	151.31	39.72	170.01
5	5.12	29.45	150.79	46.95	240.36
2	3.43	27.78	95.27	41.23	141.42
1	2.81	32.48	91.27	35.53	99.84
Total	100.62		4,896.23		6,542.92

2.3.4. Comparación de estimaciones: regresión y k-nn

En la Figura 7 se muestran las estimaciones el área basal, el volumen, la biomasa y el carbono en rodales de edades diferentes de *Pinus patula* mediante el índice de estrés hídrico (NDVI43) y los dos métodos empleados: regresión y k-nn. En los tres primeros parámetros forestales, el k-nn tiene una forma suavizada respecto a la regresión; mientras que con el carbono se presentan formas abruptas aunque consistentes en ambos estimadores.

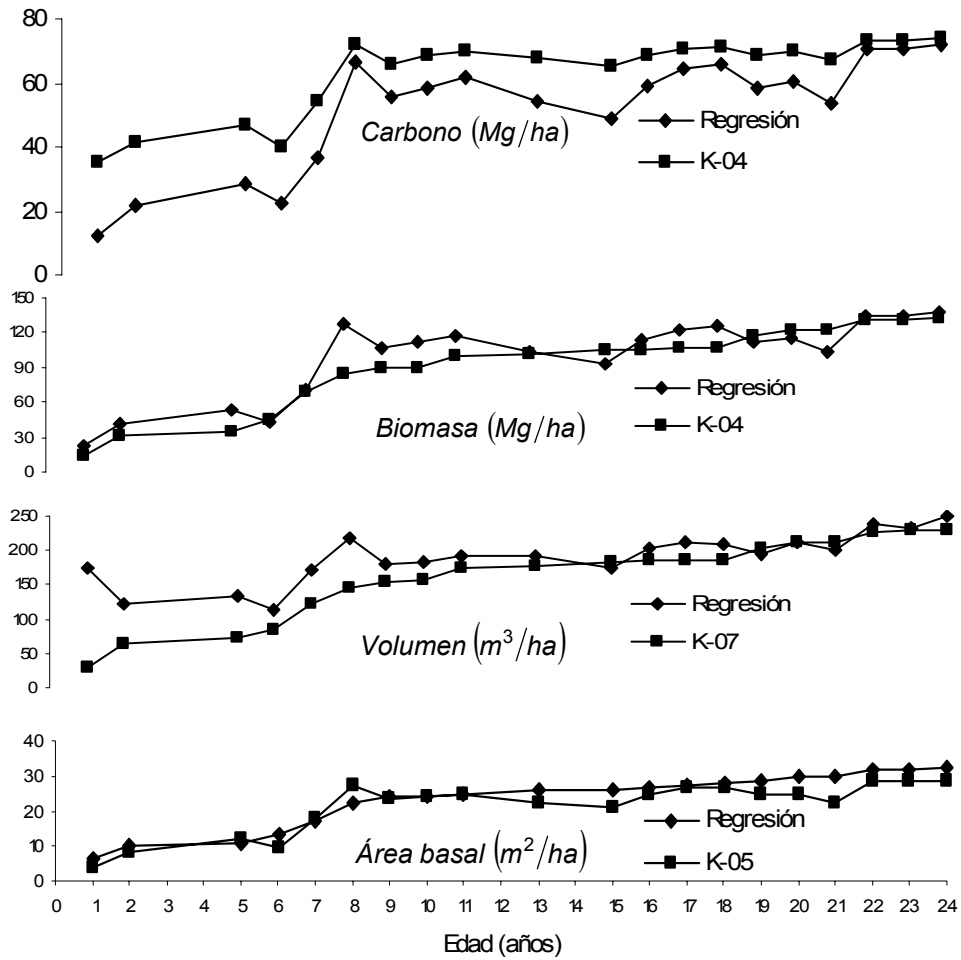


Figura 7. Estimaciones de los parámetros de densidad en rodales de edades diferentes de *Pinus patula*: regresión vs k-nn.

2.3.5. Estimación del error y validación

En el error *a priori* con datos del mismo predio, la regresión presentó errores ligeramente más bajos comparativamente con el estimador no paramétrico k-nn. El área basal fue el parámetro forestal que obtuvo los errores más pequeños llegando a 4.2 m²/ha y 16.5% (RECM absoluto y relativo) para pino en 2006. En el otro extremo se encontró el volumen de pino para 2006 con los errores mas altos llegando hasta 57.71 m²/ha y 29.14% (RECM absoluto y relativo) (Cuadro 11). Este error estimado inicial (*a priori*) con los datos provenientes del predio de estudio fue relativamente bajo comparado con otras investigaciones realizadas.

Estudios realizados con imágenes Landsat TM han obtenido valores diversos de RECM. Fazakas *et al.* (1999) estimaron biomasa en un bosque en Suecia mediante el método del k-nn reportando un RECM de 61.4 Mg/ha; Zheng *et al.* (2004) reportaron un RECM de 54 Mg/ha para estimaciones de biomasa en un bosque coetáneo manejado en Wisconsin, USA. Hall *et al.* (2006) en Alberta, Canadá utilizaron el mismo sensor pero con un modelo planteado diferente, orientado a la predicción de variables estructurales (BioSTRUCT) del rodal como altura y cobertura arbórea que posteriormente fueron empleadas para la estimación de la biomasa. Ellos obtuvieron un RECM absoluto para biomasa y volumen de 33.7 Mg/ha y 74.7 m³/ha, respectivamente. Para el caso de la biomasa, los errores obtenidos por Hall *et al.* (2006) son los que mas se acercan a los presentados en este trabajo para el año 2006 que son de 20.87 Mg/ha y 18.41%.

La visible disminución del error en las estimaciones respecto a la literatura revisada se debió probablemente a la acentuación en el nivel de detalle captado por el sensor SPOT 5 HRG con la resolución espacial de 10 m. Adicionalmente, la estructura monoespecífica de los rodales estudiados permitió que la variabilidad detectada por la reflectancia se explicara por los cambios en la densidad y no por las diferencias en la composición de especies.

Cuadro 11. Error obtenido a priori mediante técnicas de regresión y k-nn.

AÑO	Modelo	R ²	A priori					
			Regresión			k-nn		
			Pvalue	RECM	RECM%	K	RECM	RECM%
PINO								
2005	ABHA = 36.60-149.52(NDVI43)	0.6791	<0.0001	4.75	20.75	6	6.20	27.07
	VHA = 289.29-1334.31(NDVI43)	0.5859	<0.0001	51.79	31.02	8	65.26	39.09
	BHA = 162.48-722.75(NDVI43)	0.6022	<0.0001	27.13	28.20	6	36.15	37.57
	CHA = 85.68-379.25(NDVI43)	0.6120	<0.0001	13.95	27.41	6	18.53	36.41
TOTAL								
2005	ABHA = 39.25-165.48(NDVI43)	0.7237	<0.0001	4.84	19.97	4	6.67	26.67
	VHA = 304.57-1445.11(NDVI43)	0.6474	<0.0001	50.42	29.05	4	79.65	43.32
	BHA = 170.90-781.25(NDVI43)	0.6559	<0.0001	26.76	26.74	4	42.90	40.67
	CHA = 89.72-407.87(NDVI43)	0.6672	<0.0001	13.62	25.82	4	21.23	38.41
PINO								
2006	ABHA = 32.91-149.66(NDVI43)	0.6791	<0.0001	4.2	16.5	4	5.13	20.15
	VHA = 246.61-1172.61(NDVI43)	0.5859	<0.0001	56.6	29.9	9	54.50	28.25
	BHA = 141.19-670.44(NDVI43)	0.6022	<0.0001	29.3	27.1	8	32.01	28.88
	CHA = 74.58-352.63(NDVI43)	0.6120	<0.0001	14.9	26.0	8	16.00	27.36
TOTAL								
2006	ABHA = 35.51-166.37(NDVI43)	0.7677	<0.0001	4.94	20.37	5	7.63	27.09
	VHA = 262.40-1301.23(NDVI43)	0.5600	<0.0001	51.43	29.63	7	99.97	47.50
	BHA = 150.16-743.10(NDVI43)	0.6085	<0.0001	27.30	27.27	4	53.52	44.62
	CHA = 78.91-388.09(NDVI43)	0.6257	<0.0001	13.89	26.34	4	26.21	41.76

ABHA: Área basal (m²/ha); VHA: Volumen (m³/ha); BHA: Biomasa (Mg/ha); CHA: Carbono (Mg/ha).

NDVI: Índice de Vegetación de Diferencias Normalizadas.

En la Figura 8 se muestra la tendencia de los coeficientes de determinación obtenidos en las regresiones entre los parámetros forestales de densidad y el índice de estrés hídrico (NDVI43), por ser variable única mejor correlacionada y no presentar subestimación en el año 2006. El área basal fue la que presentó las correlaciones más altas, siguiéndole el carbono, la biomasa y por último el volumen. El área basal está directamente relacionada con la densidad del bosque e inversamente al estrés hídrico, lo que explica la tendencia de mejores ajustes. La biomasa y el carbono presentan una ligera disminución en la correlación, probablemente debida al ruido ocasionado por la variabilidad en la densidad de la madera (gr/cm³), situación que no se detecta en la respuesta espectral. Para la variable volumen, lo que disminuye comparativamente el coeficiente de correlación es el ruido por el efecto de la altura de los árboles, por no ser detectada en una respuesta espectral bidimensional.

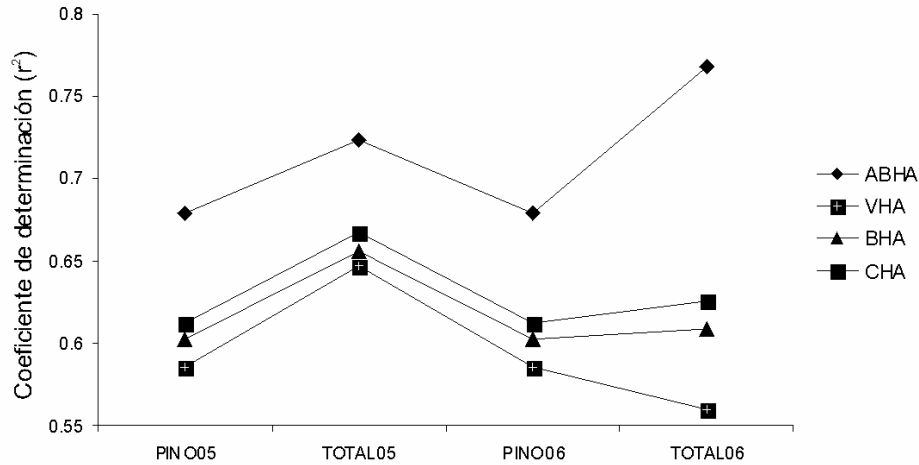


Figura 8. Comparación de los coeficientes de correlación por variable estimada.

Respecto al estimador no paramétrico k-nn, McRoberts *et al.* (2002) discuten con detalle el criterio para la selección del k óptimo, donde mencionan que el valor resultante de k no puede ser utilizado para otros estudios con diferentes conjuntos de datos. En su estudio encontraron que utilizando el mismo criterio objetivo, el valor de k varió de 7 a 13, mientras que para otra área fue de 21 a 33. En este estudio, el k-óptimo vecino más cercano varió entre 4 y 9. Los errores más pequeños para este estimador fueron en área basal de pino. En 2005 llegó hasta 6.20 y 27.07%, en 2006 fue de 5.13 y 22.15% para RECM absoluto y relativo, respectivamente. Franco *et al.* (2001) reportan para área basal un RECM de 7 m²/ha.

La validación *a posteriori* en un predio contiguo de características similares, mostró un cambio en los ajustes. Para el caso de la regresión se presentó un visible incremento en la RECM aunque sigue siendo aceptable comparada con otras investigaciones revisadas; no obstante, para el estimador no paramétrico se obtuvo una pequeña disminución del error en las estimaciones (Cuadro 12). Una posible explicación es que la regresión ajusta sus estimaciones a una tendencia lineal donde una menor varianza se traduce en límites de confianza más estrechos y precisos, mientras que el método no paramétrico hace una especie de interpolación, dicha característica lo hace más robusto en una situación de mayor varianza (Cuadro 13).

Cuadro 12. Validación *a posteriori* mediante técnicas de regresión y vecino más cercano.

AÑO	Modelo	R ²	A posteriori					
			Regresión			k-nn		
			Pvalue	RECM	RECM%	K	RECM	RECM%
PINO								
2006	ABHA = 32.91-149.66(NDVI43)	0.6791	<0.0001	11.47	53.36	4	8.58	31.12
	VHA = 246.61-1172.61(NDVI43)	0.5859	<0.0001	93.65	59.62	9	73.09	33.70
	BHA = 141.19-670.44(NDVI43)	0.6022	<0.0001	51.48	57.20	8	41.37	34.10
	CHA = 74.58-352.63(NDVI43)	0.6120	<0.0001	27.07	56.79	8	20.84	31.99
TOTAL								
2006	ABHA = 35.51-166.37(NDVI43)	0.7677	<0.0001	11.87	52.03	5	8.19	26.28
	VHA = 262.40-1301.23(NDVI43)	0.5600	<0.0001	96.81	59.37	7	77.67	32.33
	BHA = 150.16-743.10(NDVI43)	0.6085	<0.0001	52.56	56.26	4	43.42	31.50
	CHA = 78.91-388.09(NDVI43)	0.6257	<0.0001	27.61	56.03	4	22.20	30.94

ABHA: Área basal (m²/ha); VHA: Volumen (m³/ha); BHA: Biomasa (Mg/ha); CHA: Carbono (Mg/ha).

NDVI: Índice de Vegetación de Diferencias Normalizadas.

Cuadro 13. Varianza de carbono total en el predio de estudio y el área de validación.

	Carbono Total	
	Predio bajo estudio	Área de validación
Varianza	370.10	397.38
Desviación estándar	19.24	19.93

Para dilucidar qué método de percepción remota (regresión y k-nn) es el más recomendable en la estimación del inventario total de carbono se compararon las estimaciones obtenidas en 2006 y las realizadas con inventarios tradicionales (azar y estratificado). Para ello se seleccionaron los rodales con estimaciones de percepción remota que contaron con información de muestreo, explicándose con ello la disminución presentada en las estimaciones totales y las mostradas en el Cuadro 8 y 10. El muestreo estratificado mostró una mayor precisión respecto al muestreo completamente al azar, siendo el empleado para efectuar las comparaciones (Shiver y Borders, 1996). La regresión estimó mas parecidamente y de manera conservadora al

inventario total, lo cual es deseable para fines de planificación del manejo forestal donde es mejor contar con estimaciones moderadas de biomasa que sean plenamente justificables en la búsqueda de bonos por captura de carbono, o para efecto de los compromisos de mercado del producto resultante de la aplicación de labores silvícolas (Mäkelä y Pekkarinen, 2004). No obstante el k-nn presentó estimaciones totales ligeramente mayores a la regresión. El carbono total estimado mediante muestreo estratificado fue de 4741.39 Mg/ha respectivamente; en tanto, con la regresión fue de 4,672.00 y con el k-nn de 5,181.84 Mg/ha.

Cuadro 14. Comparación de las estimaciones de carbono con un inventario convencional.

Superficie:	73.72 ha	Carbono total				Precisión (%)		
		CHA	IC-	CT	IC+			
Inventario tradicional	Completamente al azar	63.98	4283.72	<=	4716.38	<=	5149.03	9.17
	Estratificado	64.31	4584.03	<=	4741.39	<=	4898.75	3.32
	Regresión	61.92			4672.00			
Imagen de satélite	K-nn	69.75			5181.84			

IC= Intervalos de confianza al 95%.

Por otro lado, en el Cuadro 15 se presentan los coeficientes de correlación calculados entre las estimaciones del inventario tradicional estratificado a nivel rodal (observadas) y aquellas obtenidas mediante percepción remota (estimadas), también a nivel rodal; siendo visiblemente mas altas comparativamente a las correlaciones a nivel píxel, probablemente causado por el aumento en la certidumbre espacial de las parcelas de muestreo dentro de los rodales.

Cuadro 15. Coeficientes de correlación entre las estimaciones del inventario tradicional estratificado y los métodos de percepción remota.

Método	Inventario tradicional estratificado
Regresión	0.78**
K-nn	0.74**

**Significativo al 0.01.

Las correlaciones obtenidas al 99% de significancia indican que ambos métodos son aceptables para realizar estimaciones de inventarios totales, aunque ligeramente más precisas con la regresión.

2.4. Conclusiones

Las variables construidas con información del infrarrojo presentaron las correlaciones más altas con los parámetros forestales de densidad. El índice de estrés hídrico construido como un índice de vegetación normalizado con las bandas 4 y 3 mostró una fuerte correlación inversa con los parámetros forestales de densidad, ya que contiene información estrechamente relacionada con el contenido de humedad de la vegetación y la presencia de clorofila.

El área basal fue el parámetro forestal de densidad con mejores ajustes y menores errores, llegando a obtener para 2006 una $r^2 = 0.7677$, un RECM absoluto = 4.60 m²/ha y RECM relativo = 16.86%. El segundo parámetro con mejor ajuste fue el carbono, presentando su mejor ajuste en 2005 con una $r^2 = 0.6672$, un RECM absoluto = 13.62 m²/ha y RECM relativo = 25.82%; mientras que para 2006 este ajuste bajó un poco ($r^2 = 0.6257$, RECM absoluto = 15.05 m²/ha y RECM relativo = 25.21%).

Todas estas estimaciones son aceptables y se le puede atribuir a una congruencia entre la escala de expresión de los parámetros forestales de densidad relativos a una superficie y el nivel de detalle presentado por un píxel multiespectral de 10 m de resolución espacial. Este detalle toma en cuenta la variabilidad espacial del bosque al punto de no ser alterada por ruido creado por la textura del follaje o sombras por las copas de los árboles. Una resolución más fina de la imagen implicaría el uso de técnicas diferentes que involucren delineación, clasificación y medición de copas arbóreas para la extracción de los parámetros forestales de densidad.

Ambas técnicas, los modelos de regresión lineal múltiple y el estimador no paramétrico k-nn, mostraron ser útiles en la estimación de los parámetros forestales. Cada una

tiene sus ventajas y desventajas. Los modelos de regresión son una manera sencilla y confiable de abordar el tema aunque se cae en el riesgo de tener estimaciones negativas y sin embargo, trabaja mejor en situaciones donde la varianza es menor. El k-nn, dada su arquitectura, tiene la ventaja de no estimar valores negativos y trabaja bien en casos de alta varianza aunque requiere de un considerable esfuerzo computacional.

Los resultados obtenidos representan información valiosa que puede ser utilizada en el desarrollo de nuevas ecuaciones con precisión mejorada en la estimación de los parámetros forestales a una escala regional aprovechando el potencial de la percepción remota multiespectral.

CAPÍTULO 3. Mapeo del índice de área foliar y cobertura arbórea en bosques manejados de *Pinus patula* mediante imágenes de satélite SPOT5 HRG

Resumen

El índice de área foliar (IAF) es un parámetro útil para la caracterización de la dinámica y productividad de los ecosistemas forestales. La cobertura arbórea (COB) por su parte regula la cantidad de luz penetrante controlando ciertos procesos fotodependientes, además de promover la infiltración de la precipitación como servicio hidrológico ambiental. Este trabajo, aborda la estimación del IAF (m^2/m^2) y la COB (%) mediante datos multiespectrales del satélite SPOT 5 en rodales de edades diferentes en un bosque manejado de *Pinus patula* en la región central de México. El IAF se obtuvo mediante la calibración alométrica de mediciones ópticas realizadas mediante fotografías hemisféricas (Pseudo $r^2=0.7912$). Las estimaciones geoespaciales se realizan mediante dos métodos, el análisis de regresión lineal múltiple y el estimador no paramétrico del vecino más cercano (k-nn). Los resultados obtenidos sugieren que existe una fuerte correlación entre el IAF y la COB con los índices construidos con las bandas espectrales sensibles a la humedad y presencia de clorofila. Las estimaciones promedio de los parámetros para los rodales arbolados y los errores obtenidos en la validación son como sigue: IAF = $6.5 \text{ m}^2/\text{m}^2$, Raíz del Error Cuadrático Medio (RECM) = $0.50 \text{ m}^2/\text{m}^2$; COB = 80%, RECM = 4.57%; Los errores obtenidos en las estimaciones de IAF y COB fueron considerablemente bajos (Raíz del CME= $0.50\text{m}^2/\text{m}^2$ y 4.57%). A nivel de rodal, las estimaciones basadas con el análisis de regresión lineal múltiple son comparables con las del k-nn; Sin embargo éste último requiere de un considerable esfuerzo computacional.

Palabras clave: Índice de área foliar, cobertura arbórea, regresión, k-nn, fotografía hemisférica, SPOT 5, *Pinus patula*.

Abstract

Leaf area index (LAI) is a useful parameter for describing forest ecosystem productivity and dynamics. Canopy closure (CC) regulates penetrating light amount which controls certain ecological processes; furthermore, it helps improve the rainfall interception for aquifer recharging as an additional environmental service. This work estimates both LAI and CC by SPOT 5 HRG multispectral data for different-age stands in a managed *Pinus patula* forest located in Central Mexico. LAI was obtained by calibrating optical measurements (hemispherical photography) through non linear regression (Pseudo $r^2=0.7912$). Geospatial estimations are done using linear regression analysis and non parametric k-nearest neighbor method (k-nn). Average estimates for forested stands and obtained errors in validation stage are presented as follows: LAI = 6.5 m²/m², Root mean square error (RMSE) = 0.50 m²/m² and CC = 80%, RMSE = 4.57%. Obtained results suggest that there is a strong correlation among LAI and CC with the built indexes using sensible bands to the vegetation moisture and chlorophyll. Obtained errors in LAI and CC estimations were considerably low (RMSE= 0.50m²/m² y 4.57%). At stand level, both multiple linear regression and k-nn estimations are comparable but considerable computational effort is required in non parametric method.

Keywords: Leaf area index, canopy closure, regression, k-nn, hemispherical photography, SPOT 5, *Pinus patula*.

3.1. Introducción

El tejido fotosintético de las plantas es responsable de controlar diversos procesos físicos correspondientes al 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. Para estudiar su dinámica existe un parámetro denominado índice de área foliar (IAF) que representa la cantidad de superficie foliar soportada por una determinada superficie de terreno (Cannell, 1989). Este parámetro ha sido clave en la alimentación de modelos ecológicos regionales y globales (Yang *et al.*, 2006). Los métodos para su estimación son variados (muestreo destructivo, relaciones alométricas y métodos ópticos) y generalmente se complementan entre sí cuando se trata de la calibración de las mediciones (McAllister, 2005). Otro parámetro de igual importancia en el monitoreo de la densidad del bosque es la cobertura arbórea (COB) que, entre otras cosas, es la responsable de regular la cantidad de luz penetrante y de controlar ciertos procesos ecológicos fotodependientes (Pagiola, 2003); además, es una variable necesaria de medir si se quiere promocionar al predio como candidato al pago de servicios hidrológicos ambientales (Valdez-Lazalde *et al.*, 2006).

Dada la variabilidad natural del bosque, existe la necesidad de conocer con detalle geoespacial el comportamiento de variables de interés como el IAF y la COB. En este sentido, el desarrollo de las capacidades de la percepción remota ha permitido considerables avances. Con ello en mente, el propósito de este trabajo fue analizar el potencial del sensor SPOT 5 HRG en la estimación del índice de área foliar y cobertura arbórea en un bosque *Pinus patula* bajo manejo en la región forestal de Zacualtipán, Hidalgo, México.

3.1.1. El concepto de área foliar y su estimación

A través del tiempo han existido cambios en la definición de superficie foliar, resultando importante conocer el criterio utilizado en este trabajo. El índice de área foliar (IAF) es una variable adimensional que fue primeramente definida por Watson (1947) como el

área total de una cara del tejido fotosintético por unidad de terreno. Esta definición es aceptable para especies de hoja ancha ya que ambas caras de la hoja tienen la misma superficie. Sin embargo, las coníferas no cuentan con esta anatomía foliar, complicando el problema.

En respuesta, algunos autores han propuesto el concepto de área foliar proyectada (AFP) para tomar en cuenta la forma irregular de las acículas y hojas no planas (Marshall y Waring, 1986; Bolstad y Gower, 1990; Smith, 1991). En este caso la elección del ángulo de proyección es decisiva, una proyección vertical no resulta necesariamente en los valores máximos de área foliar, y además no tiene ningún significado físico ni biológico. Después de diversos esfuerzos por establecer una definición ampliamente aceptada para este tipo de follaje, Chen y Black (1992) con una sólida base estadística, definen al IAF como la mitad del área foliar superficial por unidad de superficie de terreno. Esta definición ha permanecido vigente, así lo demuestra la literatura reciente (Chen, 1996; Jonckheere *et al.*, 2004, 2005) siendo este el criterio empleado en el presente trabajo.

Otro concepto igualmente utilizado en esta investigación es el área foliar específica (AFE) misma que es utilizada para la estimación del área foliar individual simplemente multiplicándola por la biomasa del follaje (kg) (Running *et al.*, 1986; Barrera *et al.*, 2000). AFE se define como la razón de dividir el área foliar entre el peso seco de la hoja y se expresa en cm^2/g o m^2/kg ; actualmente es muy utilizada como parámetro clave en la comparación y clasificación de especies en grupos funcionales (Garnier *et al.*, 2004).

3.2. Materiales y Métodos

3.2.1. Área de estudio

El área de estudio se ubica al sureste de la cabecera municipal de Zacualtipán de Ángeles, en el estado de Hidalgo, México; específicamente en el ejido "La Mojonera" donde se han realizado diversas investigaciones forestales durante la última década (Figura 1). Adyacente a esta superficie se ubica una porción del ejido "Atopixco" que cuenta con condiciones ecológico-silvícolas muy parecidas al predio de estudio, mismas que sirvieron como punto de comparación al validar los modelos desarrollados. El área de estudio cuenta con relieves semiplanos, cerros y llanos en una altitud promedio de 2050 m y pendientes de 0% a 25%. El suelo de las partes bajas es feozem háplico (Hh) con una capa superficial oscura, suave y rica en materia orgánica; mientras que en partes con mayor pendiente se encuentra el regosol calcárico (Rc), delgado y con poco desarrollo pareciéndose mucho a la roca madre. Las rocas presentes son riolitas y tobas riolíticas con obsidiana. El clima es C(fm)w"b(e)g que equivale a un templado-húmedo con lluvias todo el año, con temperatura media anual de 13.5 °C y precipitación de 2050 mm. Esta zona es de alta permeabilidad lo que le da una gran importancia para la recarga del manto freático. El manejo forestal de ambos sitios ha sido orientado al establecimiento de *Pinus patula*, por lo que esta especie es abundante; no obstante, en el bosque sin intervenir existen otras especies como *Pinus teocote*, *Quercus laurina*, *Q. rugosa*, *Q. excelsa*, *Q. crassifolia*, *Q. affinis*, *Cornus disciflora*, *Viburnum sp*, *Cleyera theaoides*, *Alnus sp*, *Arbutus xalapensis*, *Prunus serotina*, *Symplocos spp*, *Ternstroemia sp*, *Vaccinium leucanthum*, entre otras, donde la buena cantidad de humedad en el año explica la gran diversidad florística. Ángeles-Pérez (1995) menciona que debido a la carencia de conocimientos sobre la biología y tecnología de estas especies no se aprovechan de manera comercial, y solo se restringen a uso local como combustible o en la construcción rústica.

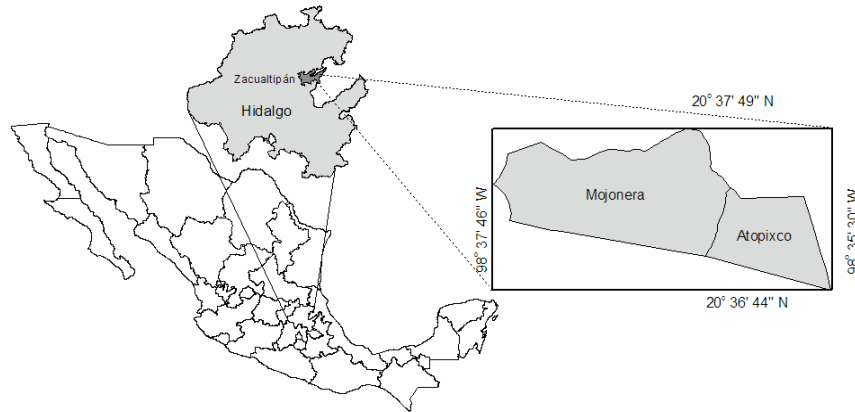


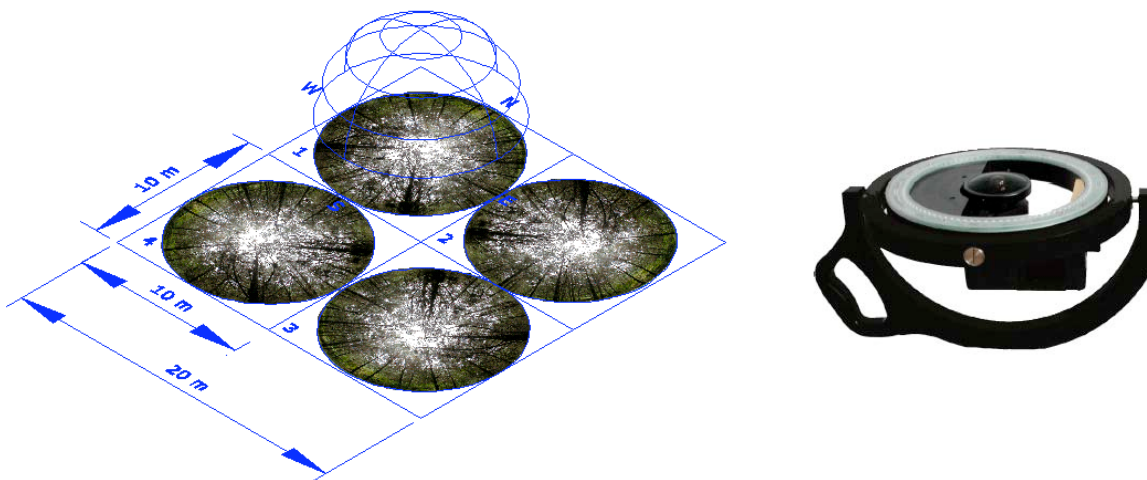
Figura 1. Ubicación del área de estudio*.

3.2.2. Levantamiento y preparación de datos de campo

Se establecieron sistemáticamente 45 unidades de muestreo cuadradas de 400 m² en rodales coetáneos de *Pinus patula* distribuidos en el intervalo de edades de 8-24 años. En cada rodal se establecieron tres unidades de muestreo de medición divididas en cuatro cuadrantes de 10 x 10m. Cada parcela fue georeferenciada con un receptor GPS Trimble Geoexplorer III, donde se promediaron las mediciones para minimizar el error. Posteriormente, en cada unidad de muestreo se tomaron cuatro fotografías hemisféricas digitales mediante una cámara digital NIKON COOLPIX para calcular la cobertura arbórea y el índice de área foliar (IAF_{óptico}) mediante el software Gap Light Analyzer (GLA) Versión 2 (Frazer *et al.*, 1999). Estas fotografías son tomadas mediante un lente tipo "ojo de pescado" montado en una cámara fotográfica donde la forma del lente proporciona un ángulo extremo de visión generalmente de 180°; siendo una buena herramienta que proporciona información importante sobre posición, tamaño y distribución de claros en el dosel (Rich, 1990). Actualmente, con la llegada de la fotografía digital se reduce en gran medida la evidente dificultad de trabajar con fotografía análoga y además con un mejorado detalle cuantificado en megapíxeles permitiendo una resolución angular menor a 0.5° (Hale y Edwards, 2002; Leblanc *et al.*, 2005). Esta cámara se montó sobre una plataforma electrónica que detecta el norte

* El área representada en el mapa como ejido Atopixco no corresponde a sus límites territoriales; es solamente el área de validación de los modelos desarrollados para el bosque de *Pinus patula* ya que comparte características ecológico-silvícolas similares.

(North Finder). Dicha tecnología es canadiense y desarrollada por Regent Instruments, Inc. (Figura 2).



A) Vista esquemática de una parcela de muestreo con fotografías hemisféricas; B) Cámara digital con lente tipo “ojo de pescado” montados en la plataforma electrónica (North Finder).

Existen otros instrumentos para la medición de la cobertura arbórea como los densitómetros, pero son muy imprecisos. La ventaja de una fotografía de dosel es que el valor estimado de la cobertura en porcentaje es fijo y altamente preciso (Frazer *et al.*, 1999). Sin duda esta tecnología es sumamente eficaz. Esto no sucede así con el índice de área foliar por existir una pérdida de sensibilidad del método en situaciones de doseles muy densos.

Respecto al cálculo de porcentaje de cobertura, GLA clasifica los píxeles que corresponden a vegetación y cielo abierto, mientras que para $IAF_{\text{óptico}}$ este software utiliza la Ley de Beer-Lambert (Frazer *et al.*, 1999). Las cuatro estimaciones provenientes de cada fotografía para cada parcela fueron promediadas. De acuerdo con Mussche *et al.* (2001), los métodos ópticos para la determinación del índice de área foliar generalmente subestiman las mediciones. Adicionalmente, el efecto de agrupación de las acículas es otro factor que aumenta aún más la subestimación. Al

respecto Leblanc y Chen (2001) recomiendan aplicar un factor de corrección o calibración de las mediciones ópticas, el cual debe ser encontrado experimentalmente. Para este estudio la calibración se realizó mediante una regresión entre el índice de área foliar estimado vía GLA ($IAF_{\text{óptico}}$) y el índice de área foliar estimado vía relaciones alométricas ($IAF_{\text{alométrico}}$). El $IAF_{\text{alométrico}}$ fue estimado con la siguiente fórmula;

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

$IAF_{\text{alométrico}}$ = Índice de área foliar alométrico por parcela (m^2/m^2)

AFS = Área foliar superficial individual (m^2)

A = Área de la parcela ($400 m^2$)

i = i -ésimo árbol de la parcela

Para el cálculo del AFS, se midió el diámetro normal de todos los árboles en todas las parcelas, con ello se calculó la biomasa del follaje mediante la ecuación generada por Figueroa (2007) para *Pinus patula* en esa región (Cuadro 1) (Modelo C). Cano-Morales *et al.*, (1996) estimó el área foliar específica para *Pinus patula* (Modelo B) con base al diámetro normal, que posteriormente se multiplicó por la biomasa del follaje para obtener el área foliar superficial (Modelo A).

Cuadro 1. Ecuaciones utilizadas en la estimación del $IAF_{\text{alométrico}}$.

Modelo (A)	Modelo (B)	Modelo (C)
$AFS = (AFE)(BF)$; AFS = Área foliar superficial por árbol (m^2). AFE = Área foliar específica por árbol (m^2/kg). BF = Peso seco de la biomasa del follaje (kg).	$AFE = 2.64(9.5336 - 0.0758 \times DN)$ Referencia: (Cano-Morales <i>et al.</i> , 1996) AFE = Área foliar específica por árbol (m^2/kg). DN = Diámetro normal (cm).	$BF = (29440.89 e^{(-26.51909/DN)})/1000$ Referencia: (Figueroa, 2007) BF = Peso seco de la biomasa del follaje (kg). DN = Diámetro normal (cm).

Después se calibró el $IAF_{\text{óptico}}$ con el $IAF_{\text{alométrico}}$ mediante regresión resultando lo que denominamos $IAF_{\text{calibrado}}$. Los modelos probados fueron: (1) regresión lineal, (2) modelo polinomial de 2^{do} orden, (3) el modelo Chapman-Richards (Richards, 1959) y, (4) el modelo Schumacher (Schumacher, 1939) (Cuadro 2). Los modelos no lineales han sido empleados en la estimación del crecimiento y la productividad del sitio forestal, teniendo una característica adecuada de comportamiento asintótico del primer parámetro de regresión en la representación del crecimiento biológico finito (Valdez y Lynch *et al.*, 2000; De los Santos *et al.*, 2006).

Cuadro 2. Modelos probados para la calibración del $IAF_{\text{óptico}}$.

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

Donde:

$IAF_{\text{calibrado}}$ = Índice de área foliar óptico calibrado

$IAF_{\text{óptico}}$ = Índice de área foliar óptico

β_k : Coeficientes de regresión

Como indicadores de ajuste se utilizaron el coeficiente de determinación (r^2) y la pseudo r^2 para los modelos no lineales, cuyas fórmulas son las siguientes:

$$r^2 = \frac{SCR}{SCT} = \frac{SCR}{SCR + SCE}$$

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

Donde:

SCR = Suma de cuadrados de regresión

SCT = Suma de cuadrados totales

SCE = Suma de cuadrados del error

3.2.3. Datos provenientes de la imagen SPOT 5 HRG

La imagen de satélite fue obtenida de la Estación de Recepción México de la Constelación SPOT administrada por la Secretaría de Marina (Cuadro 3).

Cuadro 3. Características de la imagen de satélite.

Instrumento:	High Resolution Geometry (HRG2)			
Nivel de procesamiento:	2A			
Resolución espacial (m)	10			
Bandas espectrales:	B1: Verde	B2: Rojo	B3:IRC	B4:IRM
Longitud de onda (μm):	0.50 - 0.59	0.61 - 0.68	0.78 - 0.89	1.58 - 1.75
Ganancias de calibración absolutas (mW.cm ⁻² .m m ⁻¹)	0.2139	0.2854	0.1739	0.8225
Angulo de orientación (°):	12.26			
Angulo de posición del sol (°):	Azimuth: 111.46		Elevación: 66.19	

La imagen fue georeferenciada al sistema de coordenadas UTM-14n, datum WGS84, mediante el ajuste de 32 puntos de control terrestre con una función polinómica de 2do orden, obteniendo un error menor a un píxel (RECM^{*}=0.9688). Se utilizó el método del vecino más cercano en el remuestreo de los valores de los píxeles.

Los números digitales (DN) de cada banda fueron convertidos a reflectancia exoatmosférica adimensional, donde un paso intermedio es el cálculo de la radianza (Thenkabail *et al.*, 2004; Soudani *et al.*, 2006). Para ello se utilizaron las siguientes fórmulas:

$$L_{\lambda} = \left(\frac{X}{A} \right) + B \qquad \rho = \frac{\pi \times L_{\lambda} \times d^2}{ESUN \times \cos \theta_s}$$

Donde:

L_{λ} = Radianza espectral en la apertura del sensor en watts/m²*steradian*μm;
 A = Ganancia de calibración absoluta en watts/m²*steradian*μm; B = Interceptada de

* RECM = Raíz del error cuadrático medio.

calibración absoluta en $\text{watts/m}^2 \cdot \text{steradian} \cdot \mu\text{m}$; ρ = Reflectancia exoatmosférica adimensional; d = Distancia de la tierra al sol en unidades astronómicas; $ESUN$ = Irradianza espectral exoatmosférica solar ($\text{W cm}^{-2} \mu\text{m}^{-1}$); θ_s = Ángulo de elevación solar en grados.

La reflectancia fue extraída como un promedio de las reflectancias de la parcela, a las que posteriormente, se le aplicaron transformaciones matemáticas como índices de vegetación y componentes principales para realzar rasgos de interés (p. ejemplo la vegetación o humedad). Esto funciona porque determinadas características son más sensibles en el espectro electromagnético y pueden ser detectadas mejor en bandas específicas (Cohen y Goward, 2004). Se incorporó la reflectancia de cuatro bandas individuales (verde, rojo, infrarrojo cercano e infrarrojo medio) y cinco transformaciones matemáticas aplicadas a la reflectancia: (1) índice de vegetación de diferencias normalizado (NDVI23), calculado como $\text{NDVI} = (\text{IRC} - \text{R}) / (\text{IRC} + \text{R})$; (2) NDVI41, calculado como $\text{NDVI41} = (\text{IRM} - \text{VERDE}) / (\text{IRM} + \text{VERDE})$; (3) NDVI42, calculado como $\text{NDVI42} = (\text{IRM} - \text{Rojo}) / (\text{IRM} + \text{Rojo})$ (4) Índice de Estrés Hídrico (NDVI43), calculado como $\text{NDVI43} = (\text{IRM} - \text{IRC}) / (\text{IRM} + \text{IRC})$; (5) 1er y 2do Componente Principal (CP1 y CP2).

3.2.4. Procesamiento de los datos de campo y datos espectrales

3.2.4.1. Análisis de correlación

Se realizaron análisis de correlación separados entre el índice de área foliar y cobertura arbórea contra la respuesta espectral captada en los píxeles de la imagen con el propósito de averiguar su comportamiento y el grado de relación entre las variables.

3.2.4.2. Regresión stepwise

Inicialmente, se utilizó el procedimiento de regresión stepwise para seleccionar las variables del modelo de regresión lineal múltiple para la estimación de índice de área foliar y cobertura arbórea mediante los datos provenientes de la imagen de satélite.

Como indicadores de ajuste se utilizó el coeficiente de determinación (r^2), además de un valor de probabilidad menor al 0.05.

$$y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$$

Donde:

y = Índice de área foliar y cobertura arbórea; X_n : Bandas espectrales, índices de vegetación, componentes principales, etc; β_i : Coeficientes de regresión;

3.2.4.2.1. Límites de confianza

Los parámetros forestales de índice de área foliar y cobertura arbórea se estimaron en rodales de edades diferentes con límites de confianza al 95%, utilizándose para ello las transformaciones matemáticas promedio por rodal. Esto se realizó mediante la fórmula propuesta por Neter *et al.* (1996):

$$IC = \hat{y}_i \pm t_{n-(k+1), \left(1-\frac{\alpha}{2}\right)} \hat{S}_R \sqrt{1 + h_{ii}}$$

Donde:

IC = Intervalo de confianza; \hat{y}_i = Valor predicho; t = Valor de t de student con $n - (k+1)$ grados de libertad y un nivel de significancia $\left(1-\frac{\alpha}{2}\right)$; \hat{S}_R = Cuadrado Medio del Error;

$$h_{ii} = \bar{x}_i^t (X^t X)^{-1} \bar{x}_i \Rightarrow \text{Varianza del valor estimado de } \hat{y}_i.$$

Para el caso de las estimaciones a nivel de rodal se aplicó la misma fórmula donde se utilizaron los índices de vegetación promedio.

3.2.4.3. Vecino más cercano (k-nn)

Además de los modelos de regresión lineal múltiple se utilizó el método conocido como k-nn (el vecino más cercano) para estimar el IAF y la cobertura arbórea a partir de los datos de la imagen de satélite SPOT 5. K-nn un método no paramétrico donde la estimación se hace mediante el cálculo de una media ponderada de los k vecinos

espectrales más cercanos. Este proceso funciona de la siguiente manera: a) Dado el valor de un píxel en cualquier ubicación, calcular la distancia euclidiana u otra distancia a todos los valores espectrales en el conjunto de datos de referencia. b) Seleccionar las “k” muestras espectralmente más cercanas. c) Estimar los parámetros desconocidos como un promedio ponderado inverso a la distancia entre las “k” muestras más cercanas (Altman, 1992).

La formula empleada es la siguiente:

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

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 seleccionadas de la muestra.

Para el cálculo de la distancia espectral se utilizaron las variables seleccionadas en el procedimiento de regresión. La selección del k óptimo fue realizada heurísticamente con base en la estimación del error (RECM) mediante la técnica de validación cruzada (leave one out). Para esto, se implementó un algoritmo en el lenguaje interactivo de matrices IML del paquete “Statistical Analysis System” (SAS, 1999).

De manera similar, para estimar el IAF y la COB mediante el procedimiento k-nn, se programó el algoritmo en el entorno IML de SAS. La información proveniente de las parcelas de campo y su respectiva información espectral se organizó en una base de datos (dbf) que contiene: bandas e índices espectrales, además de los valores obtenidos de la fotografía hemisférica de las variables a estimar (IAF y cobertura), mientras que con valores de los píxeles de la imagen de satélite también se prepararon en el mismo formato de base de datos con la sintaxis x,y, bandas e índices de

vegetación para todos los píxeles del área de interés. El algoritmo calculó la distancia espectral del n-ésimo píxel desconocido a todas las parcelas de la muestra, posteriormente las ordenó de la más cercana a la más lejana, y calculó el valor desconocido del parámetro de interés como el promedio ponderado inverso a la distancia espectral de las k muestras vecinas más cercanas. El formato de salida del procesamiento conservó los localizadores geoespaciales (x,y) de cada píxel para su posterior graficación y visualización como mapa.

3.2.5. Estimación del error y validación

Se tomaron fotografías hemisféricas en 33 unidades de muestreo independientes en el predio “Atopixco”; un bosque geográficamente adyacente con condiciones silvícolas y ecológicas muy parecidas al predio de estudio. Dichas parcelas abarcan el intervalo completo de edades presentes en el predio de interés (9-23 años).

Para comparar los modelos generados se estimó el RECM absoluto y relativo presentado en cada uno de ellos cuando se evaluó la muestra de validación. Las

fórmulas utilizadas fueron:

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

donde: RECM = Raíz del error cuadrático medio; RECM % = Raíz del error cuadrático medio relativo; \hat{y} = Valor estimado; n = Número de observaciones; y = Valor observado; n = número de observaciones; $\bar{\hat{y}}$ = promedio de las estimaciones.

3.3. Resultados y Discusión

3.3.1. Levantamiento de información de campo

En el Cuadro 4 se muestran los estadísticos descriptivos de las mediciones de campo (unidades de muestreo) para dar una idea general de la condición dasométrica del área

de estudio; se presentan parámetros descriptores del diámetro normal (DN), la altura total (AT), el índice de área foliar (IAF) alométrico y óptico y, la cobertura arbórea (COB).

Cuadro 4. Estadísticos descriptivos de la información de campo.

Edad del rodal	DN			AT			IAF _{alométrico}			IAF _{óptico}			COB		
	MED	MIN	MAX	MED	MIN	MAX	MED	MIN	MAX	MED	MIN	MAX	MED	MIN	MAX
8	7.4	1.0	13.8	8.0	1.8	12.6	6.2	5.5	6.6	1.9	1.8	1.9	82.7	81.9	83.8
9	6.5	1.7	15.4	7.3	2.9	13.6	7.7	7.1	8.1	1.9	1.8	2.1	84.0	80.8	86.7
10	18.9	7.7	37.7	15.5	8.4	25.5	6.4	5.6	7.0	2.2	1.9	2.8	86.6	84.5	89.1
11	8.6	2.4	17.3	9.0	3.7	14.8	5.3	4.5	6.3	1.6	1.2	1.9	77.0	71.5	81.7
15	17.6	7.2	25.3	14.9	8.0	19.3	7.1	6.5	7.9	1.8	1.7	2.1	79.4	77.7	81.9
16	14.5	6.0	35.4	12.9	7.0	24.4	6.6	6.1	6.9	2.0	1.8	2.3	83.3	80.1	86.5
17	22.6	7.1	34.0	17.7	7.9	23.7	6.5	5.5	7.1	2.6	1.8	3.0	85.3	82.5	87.5
18	17.7	7.8	33.6	14.9	8.4	23.5	6.4	5.9	6.7	2.1	2.1	2.2	83.4	82.5	84.5
19	18.1	5.9	33.3	15.1	6.9	23.4	6.8	5.9	7.9	1.4	0.9	2.1	72.6	62.1	86.5
20	19.1	4.5	28.9	15.7	5.7	21.2	5.2	5.0	5.6	1.5	1.3	1.8	75.5	71.2	80.0
21	18.6	4.1	32.9	15.4	5.4	23.2	5.5	5.4	5.7	2.3	1.9	2.7	85.7	82.0	90.9
22	22.8	10.4	38.8	17.8	10.3	26.0	7.3	6.5	8.8	1.8	1.4	2.1	80.5	75.1	83.2
23	22.8	11.8	35.9	17.8	11.3	24.7	7.7	6.9	8.4	2.5	2.4	2.6	88.6	87.8	89.0
24	23.4	1.8	36.3	18.1	3.0	24.9	7.5	7.0	7.8	3.0	2.6	3.3	87.3	86.0	88.9
Promedio	17.0	5.7	29.9	14.3	6.5	21.5	6.6	6.0	7.2	2.0	1.8	2.4	82.3	79.0	85.7

DN: Diámetro normal ; AT: Altura total;

Los datos anteriores muestran que a una edad temprada *Pinus patula* alcanza un IAF arriba de 6 (m^2/m^2) y una cobertura arbórea de más del 80%, indicando su gran potencial productivo; no obstante en estos rodales, los árboles comienzan a competir por espacio, luz, nutrientes y agua por lo que tienden a crecer muy delgados y endebles. En estos casos, la aplicación de aclareos orientados a eliminar los árboles suprimidos (aclareo por lo bajo) es una labor silvícola necesaria cuyo propósito es redistribuir el potencial productivo del sitio en los árboles mejor conformados.

En el cuadro anterior, también es posible observar la subestimación del IAF, con el IAF_{óptico} proveniente del procesamiento de la fotografía hemisférica además de la insensibilidad en índices mayores a tres (Jonckheere *et al.*, 2005)

3.3.2. Calibración de las estimaciones de índice de área foliar

Se encontró una estrecha relación entre el $IAF_{\text{óptico}}$ estimado mediante la fotografía hemisférica y el $IAF_{\text{alométrico}}$. El modelo seleccionado para realizar la calibración fue el exponencial de Chapman-Richards por presentar un alto índice de ajuste (Pseudo- $r^2 = 0.7912$); no obstante, el modelo de Schumacher también mostró un ajuste considerable (Pseudo- $r^2 = 0.7908$). Este tipo de ecuaciones son especiales para modelar fenómenos biológicos, dada la naturaleza asintótica del primer parámetro de regresión (Cuadro 5).

En la Figura 3 se observa gráficamente una saturación o insensibilidad de la cámara fotográfica para valores de $IAF_{\text{óptico}}$ mayores a 3, asimismo la disminución de la capacidad predictiva del modelo polinomial de 2do orden.

Cuadro 5. Modelos para la calibración del $IAF_{\text{óptico}}$.

Modelo	Ecuación	r^2 o Pseudo r^2
Lineal	$IAF_{\text{calibrado}} = 2.1796(IAF_{\text{óptico}}) + 1.8618$	0.6264
Polinomial 2do orden	$IAF_{\text{calibrado}} = -0.9644(IAF_{\text{óptico}})^2 + 5.1758(IAF_{\text{óptico}}) + 0.1565$	0.7799
Chapman-Richards*	$IAF_{\text{calibrado}} = 7.2082 \left(1 - e^{-1.9435 (IAF_{\text{óptico}})}\right)^{3.9076}$	0.7912
Schumacher	$IAF_{\text{calibrado}} = 9.1448 e^{\left(\frac{-0.6672}{IAF_{\text{óptico}}}\right)}$	0.7908

* Modelo seleccionado.

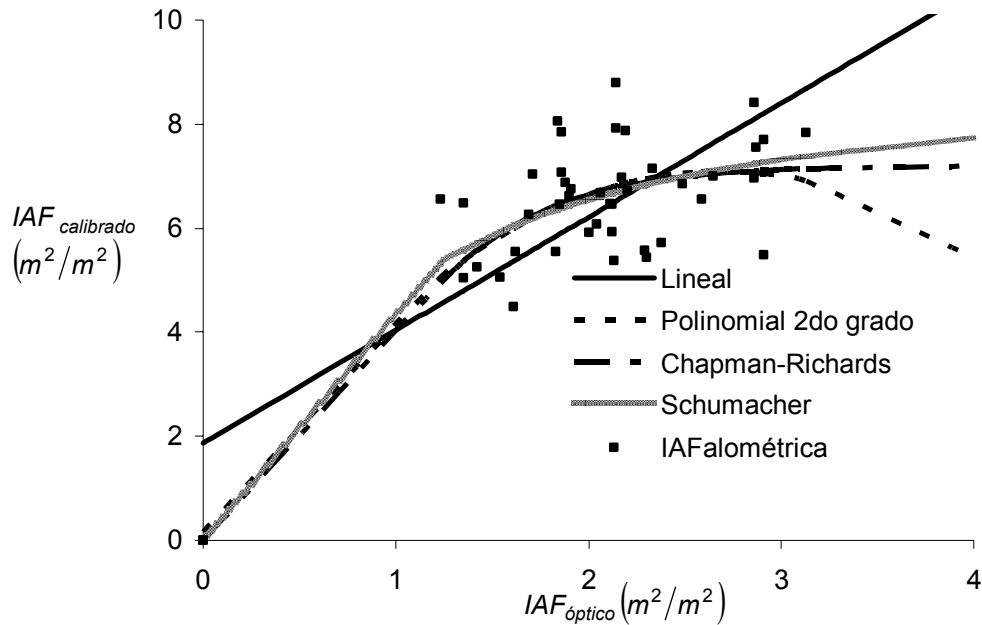


Figura 3. Ajuste de los diferentes modelos de calibración del IAF.

3.3.3. Relación entre el IAF y COB con los datos multiespectrales

En el Cuadro 6 se muestran los valores de correlación para el IAF y la COB con las bandas espectrales y los índices de vegetación, predominando la correlación negativa en casi todas las variables. Las bandas sin transformación captan el albedo que disminuye típicamente en doseles densos, mientras que los índices normalizados contruidos con la banda 4 (IRM) reciben el efecto de la humedad en el follaje, acentuándose en el NDVI43 que representa el índice de estrés hídrico (Rock *et al.* 1986; Speranza y Zerda, 2005). No obstante, el NDVI23 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 se comportó directamente proporcional a la presencia de vegetación.

El 1er componente principal (CP1) también mostró una correlación alta con las tres variables. Este componente explica el 71.90% de la variabilidad total (Anexo 1) expresándose en él las bandas 2-3-4 y llevando consigo información del rojo,

infrarrojo cercano e infrarrojo medio, sensibles a aspectos estructurales de las células y su condición de humedad (Harris, 1987).

Comparativamente, el $IAF_{\text{calibrado}}$ tuvo mejores correlaciones con la información espectral de la imagen de satélite respecto al $IAF_{\text{alométrico}}$; seguramente por ser una variable híbrida entre la información óptica proveniente de la fotografía hemisférica e información alométrica. Dicha información óptica presente en este índice representa un vínculo empírico con la reflectancia óptica detectada por el sensor remoto satelital.

La cobertura arbórea (COB) estimada mediante la fotografía hemisférica es el parámetro mejor correlacionado con los datos multiespectrales, ya que concentra la máxima cantidad de información descriptora del sitio por no hacer distinción entre la biomasa del follaje y densidad de árboles (Cuadro 6).

Cuadro 6. Coeficientes de correlación entre el índice de área foliar y la cobertura arbórea contra la reflectancia e índices de vegetación obtenidos de los datos multiespectrales SPOT5 HRG.

	<i>B1</i>	<i>B2</i>	<i>B3</i>	<i>B4</i>	<i>NDVI23</i>
$IAF_{\text{alométrico}}$	-0.5680	-0.7522	-0.7840	-0.7943	0.6570
$IAF_{\text{calibrado}}$	-0.4057	-0.9546	-0.9281	-0.9493	0.9135
COB	-0.3981	-0.9651	-0.9368	-0.9570	0.9244

	<i>NDVI41</i>	<i>NDVI42</i>	<i>NDVI43</i>	<i>CP1</i>	<i>CP2</i>
$IAF_{\text{alométrico}}$	-0.5856	-0.7309	-0.7860	-0.7960	0.2485
$IAF_{\text{calibrado}}$	-0.8582	-0.6910	-0.9164	-0.9415	-0.0357
COB	-0.8702	-0.6864	-0.9203	-0.9492	-0.0496

3.3.4. Selección de variables

El criterio para la selección de los modelos fue el coeficiente de determinación (r^2) y la significancia de cada una de las variables involucradas. En el Cuadro 7 se presentan las variables seleccionadas mediante el procedimiento stepwise, encontrándose

coincidencia con las correlaciones más altas observadas en el análisis anterior. Para el $IAF_{\text{alométrico}}$ resultó seleccionada la banda 4 que se relaciona al contenido de humedad y el 1er componente principal que es una combinación lineal de las bandas 2, 3 y 4 sensibles a la estructura celular, presencia de clorofila y contenido de humedad. La correlación obtenida en la regresión ($r^2=0.7962$) fue relativamente baja comparada con las demás variables. El único componente significativo al 0.05 fue la banda 4, motivando a probar su capacidad predictora, a lo cual se obtuvo una correlación aceptable ($r^2=0.7805$). También se evaluaron los índices tradicionales utilizados (NDVI23) (NDVI43) obteniendo resultados significativos en “regresiones forzadas”. En este trabajo se entiende por regresión forzada donde las variables utilizadas no son las que escogió el procedimiento Stepwise, con el propósito de averiguar su capacidad predictiva.

La selección de las mismas variables mediante stepwise para el $IAF_{\text{calibrado}}$ y COB, sugiere que existe entre ellas un comportamiento similar posiblemente asociado al vínculo óptico entre la fotografía hemisférica y la información multiespectral. No obstante, para el $IAF_{\text{calibrado}}$ a la selección hecha se le eliminó la variable B3, por no ser significativa con $\alpha \leq 0.05$, quedando el modelo (B) aún con un alto coeficiente de correlación ($r^2=0.9303$).

Para COB, se escogió el modelo (B) al eliminar la variable B3 por no ser significativa al 95% ($\alpha \leq 0.05$); obteniéndose también un alto coeficiente de correlación ($r^2=0.9598$). Estos resultados demuestran el fuerte vínculo existente entre la información óptica captada por ambos sensores: lente hemisférico y satelital multiespectral.

Finalmente, en las tres variables, se probó el índice de estrés hídrico (NDVI43) y el NDVI23, presentando una alta correlación, lo que los hace buenos candidatos para efectuar las estimaciones (Modelos: E, E, D) (Cuadro 7).

Cuadro 7. Secuencia de regresiones para IAF_{alométrico}, IAF_{calibrado} y COB.

		IAF _{alométrico}				
(A) Stepwise	IAF _{alométrico} =	5.77	-	52.15(B4)	+	38.40(CP1)
R ² =0.7962	P value:	0.3099		0.0299		0.1452
(B) Regresión forzada	IAF _{alométrico} =	14.06	-	17.78(B4)		
R ² =0.7805	P value:	<0.0001		<0.0001		
(C) Regresión forzada	IAF _{alométrico} =	-22.45	+	64.68(NDVI23)		
R ² =0.6777	P value:	<0.0001		<0.0001		
(D) Regresión forzada	IAF _{alométrico} =	7.76	-	33.18(NDVI43)		
R ² =0.7582	P value:	<0.0001		<0.0001		
(E) Regresión forzada	IAF _{alométrico} =	0.7095	+	15.22(NDVI23)	-	26.47(NDVI43)
R ² =0.7594	P value:	0.9122		0.2759		0.0003
		IAF _{calibrado}				
(A) Stepwise	IAF _{calibrado} =	- 30.62	+	145.67(B2)	+	29.17(B3) - 74.47(B4) + 74.37(NDVI42)
R ² =0.9406	P value:	0.0132		0.0216		0.0591 0.0002 0.0013
(B) Regresión forzada	IAF _{calibrado} =	-24.91	+	164.72(B2)	-	70.35 (B4) + 76.70(NDVI42)
R ² =0.9303	P value:	0.0410		0.0114		0.0005 0.0013
(C) Regresión forzada	IAF _{calibrado} =	-21.99	+	63.63(NDVI23)		
R ² =0.8465	P value:	<0.0001		<0.0001		
(D) Regresión forzada	IAF _{calibrado} =	7.65	-	30.97(NDVI43)		
R ² =0.8494	P value:	<0.0001		<0.0001		
(E) Regresión forzada	IAF _{calibrado} =	-7.55	+	32.80(NDVI23)	-	16.49(NDVI43)
R ² =0.8874	P value:	0.0574		0.0003		0.0002
		COB				
(A) Stepwise	COB =	- 363.12	+	1894.09(B2)	+	252.40(B3) - 888.02(B4) + 920.82(NDVI42)
R ² =0.9660	P value:	0.0006		0.0006		0.0500 <0.0001 <0.0001
(B) Regresión forzada	COB =	-313.76	+	2058.92(B2)	-	852.36 (B4) + 940.98(NDVI42)
R ² =0.9598	P value:	0.0028		0.003		<0.0001 <0.0001
(B) Regresión forzada	COB =	-239.14	+	716.90(NDVI23)		
R ² =0.8525	P value:	<0.0001		<0.0001		
(C) Regresión forzada	COB =	94.90	-	349.16(NDVI43)		
R ² =0.8568	P value:	<0.0001		<0.0001		
(D) Regresión forzada	COB =	-75.21	+	366.86(NDVI23)	-	187.32(NDVI43)
R ² =0.8946	P value:	0.0804		0.0002		0.0001

Las correlaciones obtenidas están por encima de los esfuerzos reportados. Desde mediados de los 1980's se ha investigado sobre las relaciones entre el IAF en bosques de coníferas y su comportamiento multiespectral. Running *et al.*, (1986) correlacionó la simple razón de las bandas espectrales infrarrojo/rojo (sensibles a la clorofila) de datos provenientes de un sensor multiespectral* contra IAF obtenido vía alométrica en bosques de Oregon obteniendo buenos resultados ($r^2=0.82$). Berterretche *et al.*, 2005

* Thematic Mapper montado en un avión que vuela a 20,000 m de altitud

utilizaron análisis de correlación canónica para relacionar el IAF y los datos espectrales provenientes Landsat ETM+ encontrando buena correlación ($r^2=0.51$) ($\alpha=0.01$). Gong *et al.*, 2003 encontraron también correlaciones aceptables para IAF en bosques de coníferas con las bandas sensibles a la humedad.

3.3.5. Estimación de IAF_{alométrico}, IAF_{calibrado} y COB mediante regresión lineal múltiple

Se estimó el IAF_{alométrico}, el IAF_{calibrado} y la COB en rodales de edades diferentes utilizando la reflectancia promedio y las mejor selección de variables. El IAF_{calibrado} presentó estimaciones ligeramente mayores e intervalos de confianza más estrechos ($r^2=0.9303$), comparados con el IAF_{alométrico}. Este incremento en la precisión posiblemente fue debido a la mezcla de información proveniente de la cámara fotográfica y su teórico vínculo con la información óptica multiespectral del satélite SPOT 5 (Cuadro 8). El intervalo de confianza más estrecho alcanzado para IAF_{calibrado} fue en promedio de 1 m²/ m² que coincide con el presentado por Soudani *et al.*, (2006) en su estudio comparativo de IAF obtenido de diversos sensores multiespectrales.

La cobertura arbórea (%) obtenida de forma óptico-digital fue el parámetro que se relacionó más estrechamente con el sensor multiespectral obteniendo el coeficiente de determinación mas alto ($r^2=0.9598$) (Cuadro 7). En los rodales más viejos se estimó una cobertura que sobrepasa el 80%, aunque en algunos rodales jóvenes (Edad = 8, 9, 10 y 11 años) también sucedió así, seguramente por la falta de labores silvícolas como aclareos. En los rodales más jóvenes se estimó menor cobertura arbórea, llegando hasta un 33.74 % en el rodal recién cosechado (2005) resultando un poco alto; tal vez ocasionado por proliferación de malezas en áreas de repoblación natural recién intervenidas y detectadas por el sensor como cobertura arbórea (Cuadro 6) (Ángeles *et al.*, 1997). Existen muy pocos trabajos en donde se estudie el comportamiento de la cobertura arbórea en porcentaje a nivel de píxel. Existen trabajos para estimar cobertura arbórea mediante datos de Landsat ETM obteniendo resultados medianamente satisfactorios ($r^2=0.6$) (Boyd *et al.*, 2002; Jelaska, 2004).

Cuadro 8. Estimación de IAF_{alométrico}, IAF_{calibrado} y COB en rodales de edades diferentes con intervalos de confianza al 95%.

Edad del rodal	Sup (ha)	Modelo (B)			Modelo (B)			Modelo (A)		
		IAF _{alométrico} (m ² /m ²)		IC	IAF _{2calibrada} (m ² /m ²)		IC	COB (%)		IC
24	4.97	6.72	±	2.57	6.56	±	0.92	82.09	±	7.67
23	7.58	6.57	±	2.57	6.55	±	0.90	82.68	±	7.57
22	4.01	6.58	±	2.57	6.52	±	0.91	83.09	±	7.63
21	3.73	5.13	±	2.57	6.05	±	0.95	76.85	±	8.03
20	4.08	5.72	±	2.56	6.39	±	0.92	80.09	±	7.83
19	4.43	5.53	±	2.56	6.27	±	0.97	79.56	±	8.28
18	7.09	6.19	±	2.57	6.53	±	0.91	81.34	±	7.69
17	5.17	6.05	±	2.57	6.36	±	0.98	81.94	±	8.50
16	3.47	5.59	±	2.56	6.12	±	0.94	79.87	±	8.06
15	1.55	4.72	±	2.58	5.77	±	0.97	74.65	±	8.63
13	7.14	5.14	±	2.56	6.12	±	0.95	78.29	±	8.03
11	6.64	5.80	±	2.57	6.53	±	1.07	84.83	±	9.64
10	6.36	5.53	±	2.56	6.38	±	0.98	82.36	±	8.39
9	4.37	5.28	±	2.58	5.98	±	0.96	77.82	±	8.27
8	10.27	6.23	±	2.57	6.53	±	0.93	83.99	±	8.08
7	4.12	3.64	±	2.62	4.45	±	1.12	64.00	±	10.10
6	4.28	2.41	±	2.68	2.56	±	1.06	45.06	±	10.24
5	5.12	2.92	±	2.66	3.34	±	1.08	52.44	±	9.96
2	3.43	2.33	±	2.69	3.14	±	1.14	46.77	±	9.86
1	2.81	1.51	±	2.75	1.63	±	1.67	33.74	±	14.64

El manejo forestal aplicado en el área de estudio es orientado a generar bosques coetáneos mediante el método de árboles padres y, aunado a una buena regeneración de *Pinus patula* facilita la estimación de la edad del rodal, haciendo posible visualizar el comportamiento del índice de área foliar a través del tiempo en un enfoque de cronosecuencia sin considerar las variables espectrales. Para ello se compararon gráficamente los IAF's en rodales de edades diferentes encontrando una clara relación positiva explicada por la inherente relación entre la producción de biomasa de follaje y la edad del rodal. Adicionalmente, los parámetros de interés fueron modelados mediante las ecuaciones exponenciales de Chapman-Richards y Schumacher y se obtuvieron mejores índices de ajuste con el primero (Pseudo $r^2=0.7801$, 0.7950) alcanzando índices de área foliar cercanos a 7 (m²/m²) a los 24 años (Figura 4).

La cobertura arbórea también se comportó directamente proporcional a la edad del rodal, donde el modelo exponencial de Chapman-Richards tuvo un mejor índice de ajuste (Pseudo $r^2=0.7925$). En la Figura 5, se puede apreciar el fuerte incremento de la cobertura en los primeros 10 años de edad del rodal, llegando a niveles cercanos de 80% (Cuadro 9).

Cuadro 9. Ecuaciones de $IAF_{alométrico}$, $IAF_{calibrado}$, y COB en rodales de edades diferentes de *Pinus patula*.

Chapman-Richards	Schumacher
$IAF_{alométrico} = 6.5239 \left(1 - e^{-0.1159 (EDAD)}\right)^{0.7410}$ <p style="text-align: center;">Pseudo $r^2=0.7801$</p>	$IAF_{alométrico} = 6.9236 e^{\left(\frac{-3.0855}{EDAD}\right)}$ <p style="text-align: center;">Pseudo $r^2=0.7311$</p>
$IAF_{calibrado} = 6.6638 \left(1 - e^{-0.1636 (EDAD)}\right)^{0.8028}$ <p style="text-align: center;">Pseudo $r^2=0.7950$</p>	$IAF_{calibrado} = 7.1003 e^{\left(\frac{-2.2425}{EDAD}\right)}$ <p style="text-align: center;">Pseudo $r^2=0.7427$</p>
$COB = 83.6365 \left(1 - e^{-0.1558 (EDAD)}\right)^{0.5122}$ <p style="text-align: center;">Pseudo $r^2=0.7925$</p>	$COB = 85.14 e^{\left(\frac{-1.2558}{EDAD}\right)}$ <p style="text-align: center;">Pseudo $r^2=0.7259$</p>

En la Figura 4. se muestran las gráficas de IAF y COB basadas en la edad para observar esquemáticamente el comportamiento de estas variables a través del tiempo. El incremento de las variables llega a un punto en el que se estabiliza asintóticamente a menos que se aplique una labor silvícola como aclareo o cortas de regeneración.

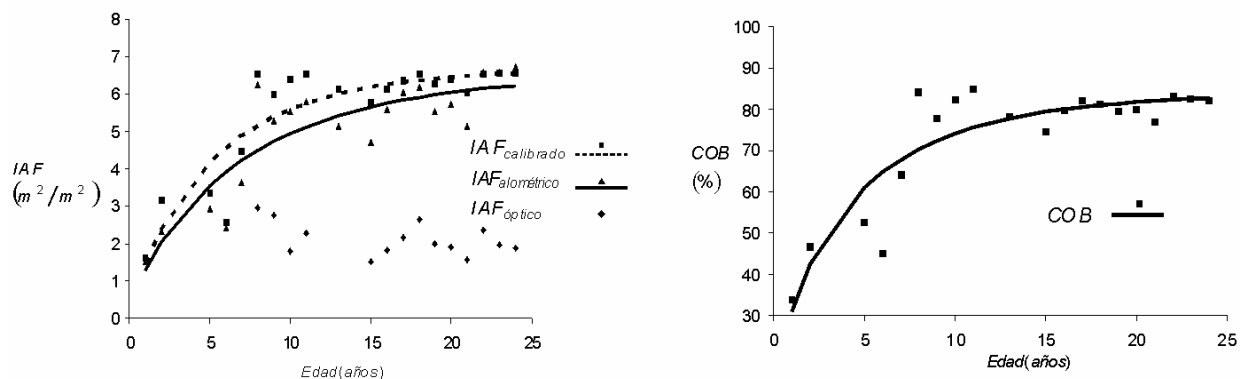


Figura 4. $IAF_{alométrico}$, $IAF_{calibrado}$ y cobertura arbórea en rodales de edades diferentes de *Pinus patula* mediante el modelo Chapman-Richards en un enfoque de cronosecuencia.

En las Figuras 5 y 6 se presentan los mapas de $IAF_{calibrado}$ y COB construidos con los modelos significativos. Se puede apreciar la variación espacial de los parámetros estimados y su relación con las diferentes edades de los rodales.

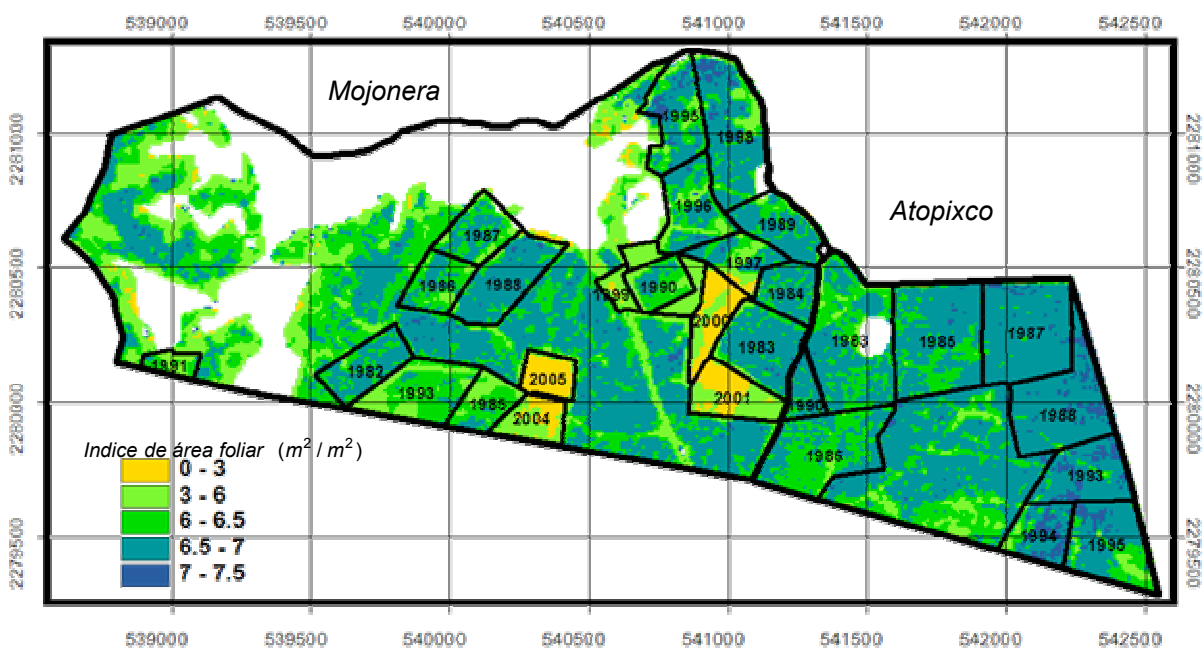


Figura 5. Índice de área foliar en rodales de edades diferentes de *Pinus patula* obtenidos mediante datos de la imagen multiespectral SPOT 5.

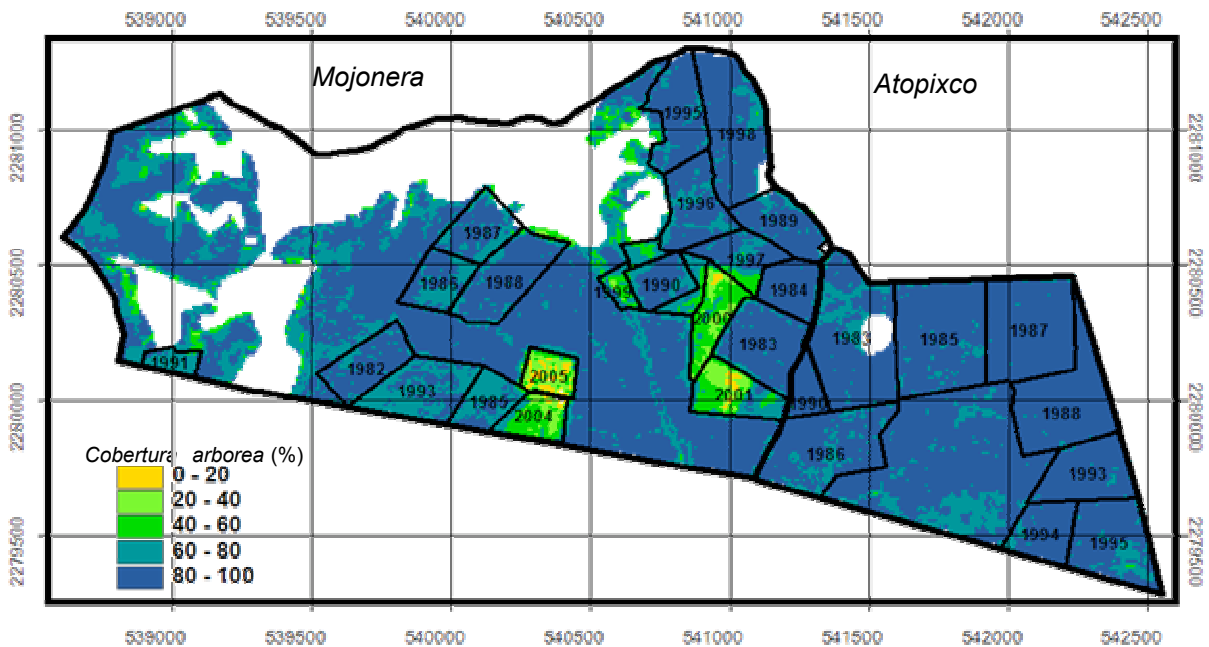


Figura 6. Cobertura arbórea en rodales de edades diferentes de *Pinus patula* obtenidos mediante datos de la imagen multispectral SPOT 5.

3.3.6. Estimación de $IAF_{\text{alométrico}}$, $IAF_{\text{calibrado}}$ y COB mediante el método K-nn

Se realizaron estimaciones de $IAF_{\text{alométrico}}$, $IAF_{\text{calibrado}}$ y COB en rodales de edades diferentes mediante el método no paramétrico del vecino más cercano (Cuadro 10). Dada la naturaleza de este algoritmo, por ser un promedio ponderado inversamente a la distancia espectral de la variable de interés entre los k vecinos espectralmente más cercanos, no permite la manifestación de valores negativos en ningún caso (Altman, 1982).

Cuadro 10. IAF_{alométrico}, IAF_{calibrado} y COB para rodales de edades diferentes mediante el vecino más cercano.

Edad del rodal	IAF _{alométrico}	IAF _{calibrado}	COB
	K=3	K=8	K=9
	RECM=1.69	RECM =0.48	RECM =3.98
	RECM%=28.56	RECM %=7.90	RECM %=5.07
24	6.84	6.71	83.28
23	6.68	6.66	83.06
22	6.57	6.59	83.11
21	5.91	5.87	78.02
20	6.43	6.36	81.32
19	6.29	6.26	80.46
18	6.51	6.45	82.28
17	6.26	6.31	80.59
16	6.19	6.19	80.49
15	5.78	5.76	78.70
13	5.98	5.83	79.31
11	6.22	6.22	82.08
10	6.21	6.17	81.62
9	5.81	5.89	78.39
8	6.46	6.37	82.69
7	4.78	5.08	70.73
6	1.51	2.49	39.31
5	2.89	3.38	50.47
2	2.91	3.33	50.60
1	1.02	1.43	27.80

Los rodales que presentan las estimaciones más pequeñas en la regresión lineal múltiple coinciden con las del método del vecino más cercano demostrando congruencia entre ellas (Figura 7). El rodal con 6 años de edad correspondiente al año de cosecha 2000 presenta estimaciones bajas respecto a los demás, posiblemente por la tardanza de la repoblación del rodal. También se puede observar que en este caso, a nivel rodal, la regresión no produjo algún valor negativo, aunque a nivel píxel es probable.

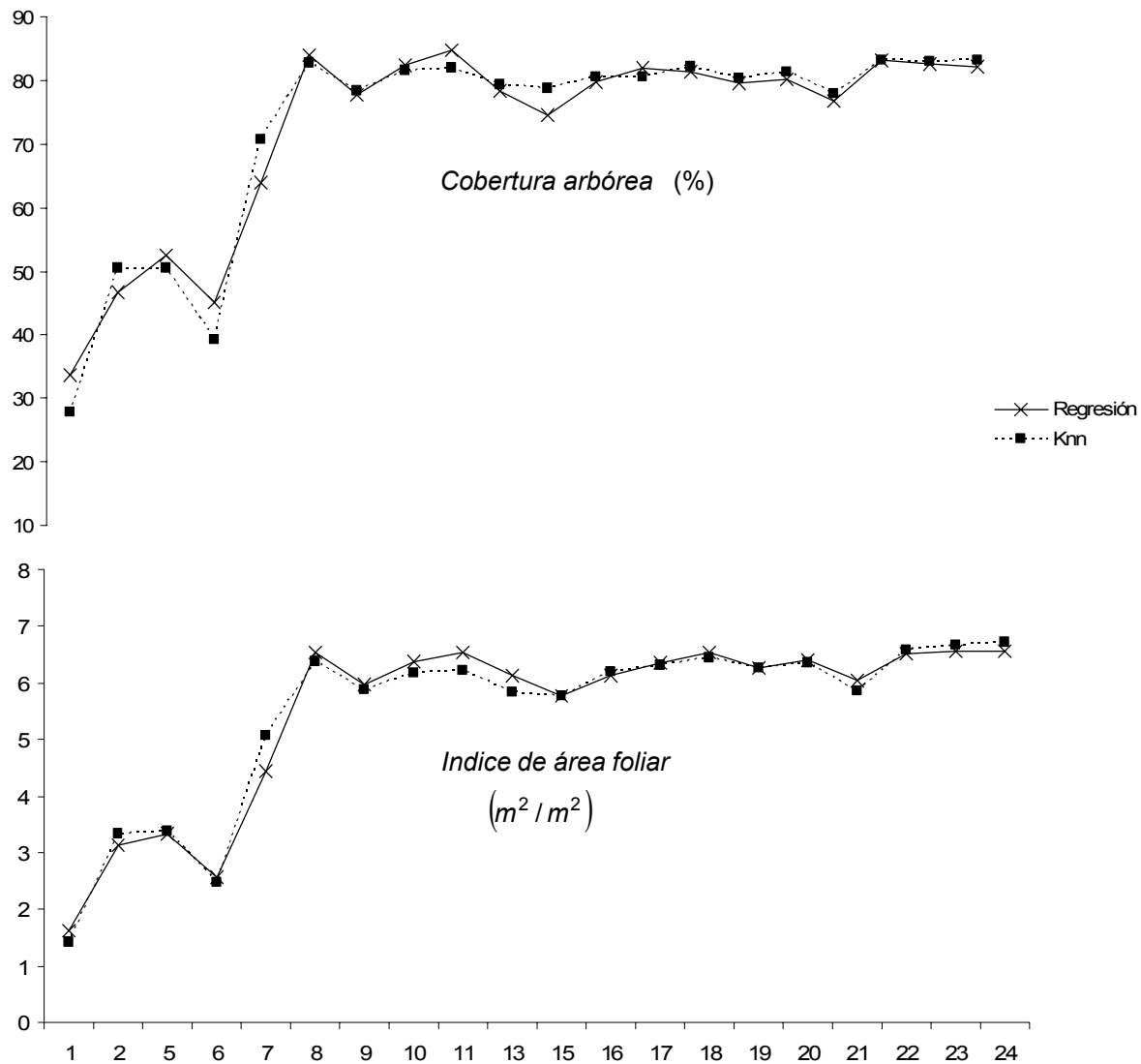


Figura 7. Comparación de las estimaciones obtenidas mediante el análisis de regresión múltiple y el vecino mas cercano en rodales de diferentes edades de *Pinus patula*.

3.3.7. Estimación del error y validación

En el Cuadro 11, se muestra la raíz del CME absoluto y relativo para los diferentes métodos de estimación en cada validación. El $IAF_{\text{calibrado}}$ obtuvo menores errores respecto al $IAF_{\text{alométrico}}$, llegando hasta $0.50 \text{ m}^2/\text{m}^2$ y 7.51% (raíz del CME absoluto y relativo) en la validación con datos del predio Atopixco geográficamente adyacente. Esto demuestra que se pueden tener mejores estimaciones geoespaciales del IAF si es complementado 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 NDVI23 utilizando regresiones no lineales del tipo $IAF = \beta_0 e^{\beta_1 X}$ y obtuvieron errores bajos (RECM=0.91). Probablemente debido a que no utilizaron bandas sensibles a la humedad, sus errores no fueron tan bajos como los de este trabajo. Scurlock *et al.* (2001) publicaron estimaciones históricas de índice de área foliar (1932-2000) para los diferentes ecosistemas existentes en el planeta, donde para el caso del bosque maduro templado de coníferas (Forest/TeENL) reportan un promedio de $6.7 \text{ m}^2/\text{m}^2$, valor muy parecido a las estimaciones obtenidas en esta investigación. Por otro lado, la cobertura arbórea, en ambos métodos de estimación, presentó los errores más bajos llegando hasta el orden del 5 %. Este parámetro forestal tiene el mínimo ruido atribuible a levantamiento de información de campo por ser 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.

Respecto al estimador no paramétrico k-nn, McRoberts *et al.* (2002) discuten con detalle el criterio para la selección del k óptimo, donde mencionan que el valor resultante de k no puede ser utilizado para otros estudios con diferentes conjuntos de datos. En su estudio encontraron que utilizando el mismo criterio objetivo, el valor de k varió de 7 a 13, mientras que para otra área fue de 21 a 33. En este estudio, el k-óptimo vecino más cercano varió entre 3 y 9; mientras que los errores fueron aceptablemente pequeños en las variables del $IAF_{\text{calibrado}}$ y cobertura arbórea (Cuadro 10).

Cuadro 11. Error obtenido en la validación mediante técnicas de regresión y vecino más cercano (k-nn).

Modelo	Regresión		k-nn		
	RECM	RECM%	K	RECM	RECM%
IAF _{alométrico} = 14.06 -17.78(B4) R ² =0.780	0.43	6.48	3	1.82	30.75
IAF _{calibrado} = -24.91+164.72(B2)- 70.35(B4)+76.70(NDVI42) R ² =0.9303	0.50	7.51	8	0.50	7.59
COB = - 363.12+1894.09(B2) -252.40(B3)- 888.02(B4)+920.82(NDVI42) R ² =0.9660	4.82	5.71	9	4.57	5.47

Desde el punto de vista de las formas de estimación, tanto el método paramétrico de regresión, como el no paramétrico k-nn mostraron consistencia en las variables del IAF_{calibrado} y COB. Mientras que en el IAF_{alométrico} no ocurrió lo mismo, el k-nn mostró un error alto, aunque aún aceptable de acuerdo a los antecedentes de la literatura (Cuadro 10).

3.4. Conclusiones

La estimación geoespacial del índice de área foliar (IAF) mediante datos de la imagen SPOT 5 resultó visiblemente mejorada con el apoyo de un lente hemisférico y su calibración mediante la vía alométrica, resultando en el aumento de la precisión, alcanzando un alto coeficiente de correlación ($r^2=0.9303$), y un error pequeño (RECM = 0.50 m²/m²). Esto es debido al posible vínculo óptico existente entre la información proveniente de la cámara fotográfica y la imagen satelital. Por su parte la COB (%) presentó aun mejores correlaciones con la imagen de satélite ($r^2=0.9660$), ya que es la completa expresión óptica de la parcela y captada además por el sensor multiespectral SPOT 5. Las bandas verde e infrarrojo medio tuvieron un mejor desempeño en la

estimación del IAF, mientras que para cobertura adicionalmente se tomó en cuenta a la banda del rojo mejorando con ello las estimaciones.

El índice de área foliar promedio obtenido fue de $6\text{m}^2/\text{m}^2$ y es alcanzado a edades tempranas de la especie (10 años) demostrando el rápido crecimiento y un gran potencial productivo además es un indicador de la fijación de carbono atmosférico a través de la respiración. Mientras que la cobertura arbórea también alcanza niveles cercanos a 80% en pocos años, convirtiéndose en un servicio ambiental regulado y enfocado a la intercepción e infiltración de la precipitación; aunque es recomendable la aplicación de los aclareos prescritos para redistribuir el incremento en los árboles mejor conformados.

Los métodos de regresión lineal múltiple y el k-nn (vecino más cercano) mostraron ambos ser aceptables y poseer similar potencial de estimación. Una ventaja del método k-nn es la ausencia de estimaciones negativas a nivel de píxel. Sin embargo, el costo computacional resulta considerable.

Los resultados obtenidos representan un buen avance en la estimación del IAF, materia prima para alimentar modelos ecológicos regionales así como en la validación de productos MODIS a nivel global. Por otro lado, el monitoreo de la cobertura arbórea con este nivel de precisión puede ser de gran utilidad en la gestión del Programa de Servicios Ambientales Hidrológicos propuesto por la CONAFOR* en México.

* CONAFOR: Comisión Nacional Forestal encargada de promover el Programa de Pago de Servicios Ambientales Hidrológicos en México.

CAPÍTULO 4. DISCUSIÓN GENERAL Y CONCLUSIONES

La percepción remota multiespectral ha sido ampliamente utilizada en la adquisición de imágenes de la superficie terrestre para estudiar cualitativa y cuantitativamente las diferentes coberturas vegetales a diferentes escalas espaciales y temporales. A pesar de que han existido esfuerzos diversos de investigación entre la comunidad científica mundial para estimar parámetros de densidad en los bosques, se han encontrado diversas complicaciones ya sea que la resolución espacial de los sensores utilizados (Landsat o MODIS) no ha sido lo suficientemente fina; o por otro lado, cuando la resolución es fina, los datos espectrales tienen una disponibilidad limitada (Ikonos, QuickBird, Lidar) y un alto costo, haciéndolos de pobre aplicación a nivel operativo.

El uso de técnicas orientadas al análisis de píxeles o conjuntos de píxeles sugieren una cuidadosa selección de la escala geoespacial de adquisición de los datos satelitales, al momento de estudiar los parámetros de densidad del bosque donde dicho nivel de detalle captado por el sensor multiespectral debe ser congruente con la escala de expresión de los mismos. Existen diversas técnicas para abordar el problema en un enfoque de píxeles, este trabajo aborda dos de las más comunes y exitosas: análisis de regresión lineal múltiple y el estimador no paramétrico conocido como k-nn.

El análisis mediante modelos de regresión lineal múltiple ha sido investigado por diversos autores (Zhu, 1994; Hyypä *et al.*, 2000; Zheng *et al.*, 2004; Labrecque *et al.*, 2006; Hall *et al.*, 2006) encontrando resultados satisfactorios. Mientras que el k-nn, desarrollado ampliamente por la escuela forestal nórdica, también ha mostrado resultados prometedores, aunque su robusta arquitectura requiere de un gran esfuerzo computacional (Franco-Lopez *et al.*, 2001; Tomppo *et al.*, 2002; Reese *et al.*, 2002, 2003; Holmström y Franson, 2003; Haapanen *et al.*, 2004; McRoberts *et al.*, 2006).

En el Capítulo 2 se presentó un análisis bianual (2005-2006) de las estimaciones de carbono en el área de estudio, donde las variables seleccionadas por el procedimiento stepwise fueron para CHA05 = $-134.06 + 518.63(\text{NDVI}23) - 384.73(\text{NDVI}43) + 192.75(\text{NDVI}41)$ y para CHA06 = $139.03 - 357.63(\text{NDVI}43) + 430.00(\text{CP}206)$ mostrando contradictoriamente estimaciones más pequeñas en 2006. El análisis de los valores de las probabilidades (<0.05) fue sugiriendo la eliminación de las variables no significativas, llegando a la conclusión de tomar en cuenta solamente al índice de estrés hídrico (NDVI43) como variable predictora en ambos periodos de análisis; quedando los modelos CHA05 = $89.72 - 407.87(\text{NDVI}43)$ y CHA06= $78.91-388.09(\text{NDVI}43)$ ($\alpha=0.001$). Harris *et al.* (1987) sostienen que la bandas sensibles al contenido de humedad en las hojas (IRM) están inversamente correlacionadas a la humedad en bosques de coníferas con un alto nivel de significancia ($\alpha=0.001$). Una desventaja de la regresión lineal es la estimación de valores negativos a nivel de píxel y a veces hasta a nivel de rodal para casos de escasa cobertura, aunque es de relativa fácil aplicación e interpretación de las relaciones existentes entre los datos espectrales y los parámetros de densidad. Respecto al k-nn, dado que es un tipo de interpolación calculado como un promedio ponderado inverso a la distancia espectral euclidiana de los k-vecinos más cercanos no se mostraron estimaciones negativas a nivel píxel, ni mucho menos a nivel rodal; aunque es necesario considerar una ligera sobreestimación en rodales jóvenes con escasa presencia de pino, provocada por el ruido ocasionado por la invasión de vegetación secundaria; por lo que para la interpretación de estos resultados en estos rodales fue necesaria la inspección en campo. Adicionalmente, se compararon las estimaciones de carbono total obtenidas mediante datos de percepción remota (regresión y k-nn) con las calculadas mediante un muestreo tradicional estratificado; llegando a la conclusión que ambas metodologías tienen similar potencial predictivo y, además una mejora en la captación de la variabilidad dentro de los rodales.

En la literatura se reportan diversos esfuerzos realizados principalmente con sensores Landsat obteniendo resultados medianamente satisfactorios (Fazakas *et al.*, 1999; Zheng *et al.*, 2004). No obstante, Hall *et al.* (2006) enfocaron de manera diferente el

problema, tratando de estimar primero variables estructurales como altura y cobertura arbórea y posteriormente vía relaciones alométricas estimar biomasa, encontrando los valores de RECM mas parecidos a los obtenidos en este trabajo que son de 20.87 Mg/ha y 18.41%.

En el Capítulo 3, se abordó la estimación del índice de área foliar obtenido a través del procesamiento de la fotografía hemisférica, donde se encontraron problemas de subestimación, causados principalmente por el tipo de follaje (acicular) y el método óptico empleado (Jonckheere *et al.*, 2005). Leblanc y Chen (2001) recomiendan buscar un factor de corrección calculado experimentalmente con estimaciones alométricas; para este caso se probaron varios modelos de regresión, de los cuales el exponencial de Chapman-Richards con la forma $IAF_{calibrado} = 7.2082 \left(1 - e^{-1.9435 (IAF_{optico})}\right)^{3.9076}$ mostró los mejores ajustes (Pseudo $r^2=0.9863$) y una tendencia asintótica deseada. El índice de área foliar calibrado entonces fue correlacionada con la imagen de satélite mediante el modelo de regresión $IAF_{calibrado} = -24.91 + 164.72(B2) - 70.35(B4) + 76.70(NDVI42)$ mostrando un alto coeficiente de determinación ($r^2=0.9303$) y una alta significancia ($\alpha=0.001$). Para el caso de la cobertura arbórea (%) obtenida mediante la fotografía hemisférica y su relación con la información multispectral se obtuvo el modelo $COB = -313.76 + 2058.92(B2) - 852.36(B4) + 940.98(NDVI42)$ alcanzando el más alto indicador de ajuste en todo el estudio ($r^2=0.9598$) ($\alpha=0.001$); esto se puede explicar por el fuerte vínculo óptico empírico existente entre la información captada por el lente de la cámara y el sensor multispectral SPOT 5 HRG. Analizando los parámetros estimados en los rodales de edades diferentes, el índice de área foliar y cobertura arbórea alcanzan valores de $6.5 \text{ m}^2/\text{m}^2$ y 80%, respectivamente a una edad de 10 años; donde las prácticas silvícolas como aclareos aunque reducen el IAF y la COB, son una buena herramienta para redistribuir el potencial productivo del sitio en los árboles mejor conformados. Dichos valores, aunados a la exitosa regeneración de estos bosques, indican la gran dinámica de este tipo de ecosistemas en términos de producción de biomasa e intercambio de gases con la atmósfera. Scurlock *et al.*, 2001 realizaron estimaciones históricas de índice de área foliar (1932-2000) a lo largo del mundo reportando para bosques templados de coníferas en estado maduro

(Forest/TeENL) un índice promedio de 6.7 m²/m², valor muy parecido a las estimaciones obtenidas en esta investigación.

Finalmente, el satélite y sensor SPOT 5 HRG mostró una buena capacidad predictiva de los parámetros de densidad en las masas puras de edades diferentes de *Pinus patula* en la región de Zacualtipán, Hidalgo, dicha capacidad fue evaluada en términos de coeficientes de determinación (r^2), valor de probabilidad (P value) y la raíz del error cuadrático medio (RECM). Por lo que resulta ampliamente recomendado para estudios donde se requieran estimaciones continuas y precisas en formato geoespacial que sirvan de herramienta en el manejo forestal sustentable o como parámetros clave en la alimentación de modelos ecológicos. Esto coincide ampliamente con Darvishsefat *et al.*, 2004 que concluye en su estudio comparativo que SPOT 5 HRG es el más indicado para el mapeo de parámetros forestales a escalas operativas de manejo forestal

5. LITERATURA CITADA

- Altman, N.S. 1992. An introduction to kernel and nearest neighbor nonparametric regression. *American Statistician*, 46(3), 175-185.
- Anderson, M.C. 1981. The geometry of leaf distribution in some southeastern australian forests. *Agricultural and Forest Meteorology*, 25, 195–205.
- Ángeles-Pérez, G. 1995. Efecto de la vegetación competidora en el desarrollo inicial de *Pinus patula*. Tesis de Maestría en Ciencias. Colegio de Postgraduados. Programa Forestal. México. 114 p.
- Ángeles P., G., Velásquez M., A., Vargas, H., J.J., Ramirez, M., H., y Musalem S., M.A. 1997. Efecto del manejo de la vegetación en algunas variables de crecimiento de la repoblación natural en un rodal de *Pinus patula* en el Estado de Hidalgo (México). *Investigación Agraria. Sistemas y Recursos Forestales*, Vol. 6(1-2), 119-131.
- Ángeles-Pérez, G., Valdez-Lazalde, J.R., De los Santos-Posadas, H., Hernández-De la Rosa, P., Gómez-Guerrero, A., & Velásquez-Martínez, A. 2005. Carbon storage in managed *Pinus patula* forest in central Mexico. *The International Forestry Review*, 7(5), 294.
- Barrera, M.D., Frangi, J.L., Richter, L.L., Perdomo, M.H., & Pinedo. L.B. 2000. Structural and Functional Changes in *Nothofagus pumilio* forests along an Altitudinal Gradient in Tierra del Fuego, Argentina. *Journal of Vegetation Science*, 11(2), 179-188.
- Berterretche, M., Hudak, A.T., Cohen, W.B. Maiersperger, T.K. Gower, S.T., & Dungan J. 2005. Comparison of regression and geostatistical methods for mapping Leaf Area Index (LAI) with Landsat ETM+ data over a boreal forest. *Remote Sensing of Environment*, 96(1), 49-61.
- Bolstad, P.V., & Gower, S.T. 1990. Estimation of leaf area index in fourteen southern Wisconsin forest stands using a portable radiometer. *Tree Physiology*, 7, 115–124.

- Bonhomme, R., & Chartier, P. 1972. The interpretation and automatic measurement of hemispherical photographs to obtain sunlit foliage area and gap frequency. *Israel Journal of Agricultural Research*, 22, 53–61.
- Boyd, D.S., Foody, G.M., & Ripple, W.J. 2002. Evaluation of approaches for forest cover estimation in the Pacific Northwest, USA, using remote sensing. *Applied Geography*, 22, 375-392.
- Brown, S., Sathaye, J., Cannel, M., & Kauppi, P.E. 1996. Mitigation of carbon emissions to the atmosphere by forest management. *Commonwealth Forestry Review*, 75(1), 80-91.
- Brown, S. L., Schroeder, P., & Kern J. S. 1999. Spatial distribution of biomass in forests of eastern USA. *Forest Ecology and Management*, 123(1), 81-90.
- Cannell, M.G.R. 1989. Physiological basis of wood production, A review. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 4, 459-490.
- Cano M., E., Velásquez M., A., Vargas H., J.J., Rodríguez F.,C., y Fierros G., A.M. 1996. Área foliar específica en *Pinus patula*, efecto del tamaño del árbol, edad del follaje y posición en la copa. *Agrociencia*, 30, 117-122.
- Carrillo, A.F., Acosta, M.M., y Tenorio, G.G. 2004. Tabla de volumen para *Pinus patula* Schl. et Cham. en el Estado de Hidalgo. Folleto Técnico No. 2. INIFAP-SAGARPA. 16 p.
- CCRS. 1998. Fundamentals of remote sensing. Canada Centre for Remote Sensing Natural Resources Canada. 258 p.
- Chen, J.M., Pavlic, G., Brown, L., Cihlar, J. Leblanc, S.G. White, H.P. Hall, R.J., Peddle, D.R., King, D.J., Trofymow, J.A., Swift, E., Van Der Sanden, J., & Pellikka, P.K.E. 2002. Derivation and validation of Canada-wide coarse-resolution leaf area index maps using high-resolution satellite imagery and ground measurements. *Remote Sensing of Environment*, 80, 165– 184.
- Chen, J.M., & Black, T.A. 1992. Defining leaf area index for non-flat leaves. *Plant, Cell and Environment*, 15, 421-429.
- Chen, J.M. 1996. Optically-based methods for measuring seasonal variation of leaf area index in boreal conifer stands. *Agricultural and Forest Meteorology*, 80, 135-163.

- Chen, X., Vierling, L., Rowell, E., & DeFelice, T. 2004. Using lidar and effective LAI data to evaluate IKONOS and Landsat 7 ETM+ vegetation cover estimates in a ponderosa pine forest. *Remote Sensing of Environment*, 91, 14-26.
- Clark, D.B., Read, J.M. Clark, M.L., Murillo, C.A., Fallas, D.M., & Clark, D.A. 2004. Application of 1-m and 4-m resolution satellite data to ecological studies of tropical rain forests. *Ecological Applications*, 14(1), 61-74.
- Cohen, W.B., & Goward, S. 2004. Landsat's role in ecological applications of remote sensing. *Bioscience*, 54(6), 535-545.
- CRA. 2000. Análisis de algunos aspectos del Protocolo de Kyoto, Efectos para Argentina, Brasil, Colombia, México y Venezuela. Charles River Associates. American Council for Capital Formation. 18 p.
- Culvenor, D.S. 2002. TIDA, an algorithm for the delineation of tree crowns in high spatial resolution remotely sensed imagery. *Computers and Geosciences*, 28, 33-44.
- Darvishsefat, A.A., Fatehi, P., Khalil P.A., & Farzanehb, A. 2004. Comparison of SPOT-5 and Landsat-7 for forest area mapping. XXth ISPRS Congress Proceedings. Istanbul, Turkey. Commission, 7, 423-426.
- De los Santos P., H.M., Montero M., M. y Kanninen, M. 2006. Curvas dinámicas de crecimiento en altura dominante para *Terminalia amazonia* (Gmel.) Excell en Costa Rica. *Agrociencia*, 40(4), 521-532.
- Dong, J., Kaufman, R.K., Minen, R.B., Tucker, C.J., Kauppi, P.E., Liski, J., Buermann, W., Alexeyev, W., & Hughes, M.K. 2003. Remote sensing estimates of boreal and temperate forest woody biomass, carbon pools, sources and links. *Remote Sensing of Environment*, 84(3), 393-410.
- Eastman, R.J. 2006. Idrisi Andes, Guide to GIS and Image Processing. Clark Labs. 327 p.
- Fazakas, Z., Nilsson, M., & Olsson, H. 1999. Regional forest biomass and wood volume estimation using satellite data and ancillary data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 98-99, 417-425.

- Figuroa, N. C.M. 2007. Almacenamiento de carbono en bosques manejados de *Pinus patula* en la Mojonera, Zacualtipán, Hidalgo. Tesis de Maestría en Ciencias. Programa Forestal. Colegio de Postgraduados. No publicado.
- Franco, L.H. Ek, A.R., and Bauer, M.E. 2001. Estimation and mapping of forest stand density, volume, and cover type using the k-nearest neighbors method. *Remote Sensing of Environment*, 77, 251– 274.
- Franklin, S.E. 2001. Remote sensing for sustainable forest management. Lewis Publishers. Florida, USA. 406 p.
- Frazer, G.W., Canham, C.D., & Lertzman, K.P. 1999. Gap Light Analyzer (GLA), Version 2.0; Imaging software to extract canopy structure and gap light transmission indices from true-color fisheye photographs. User's manual and program documentation. Simon Fraser University, Burnaby, British Columbia, and the Institute of Ecosystem Studies, Millbrook, New York.
- Fontannaz, D. 2002. A new generation satellite, Spot 5 in Orbit. *International Society of Photogrammetry and Remote Sensing*, 7(3), 30-32.
- Garnier, E., Shipley, B. Roumet, C., and Laurent, G. 2004. A standardized protocol for the determination of specific leaf area and leaf dry matter content. *Functional Ecology*, 15, 688-695.
- Gong, P., Pu, R., Biging, G.S. Larrieu, M.R. 2003. Estimation of forest leaf area index using vegetation indices derived from Hyperion Hyperspectral Data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(6), 1355-1362.
- Gougeon, F.A. 1995. A crown-following approach to the automatic delineation of individual tree crowns in high spatial resolution digital images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 21(3), 274-284.
- Gougeon, F.A., & Leckie, D.G. 2003. Forest information extraction from high resolution images using an individual tree crown approach. Information Report BC-X-396. Victoria, B.C. Natural Resources Canada. Canadian Forest Service. 34 p.
- Grainger, A. 1984. Quantifying changes in forest cover in the humid tropics, overcoming current limitations. *Journal of World Forest Resource Management*, 1, 3–63.

- Grieg-Gran, M., Porras, I., & Wunder, S. 2005. How can market mechanisms for forest environmental services help the poor? Preliminary lessons from Latin America. *World Development*, 33(9), 1511-1527.
- Haapanen, R., Ek, A.R., Bauer, M.E., & Finley, A.O. 2004. Delineation of forest/nonforest land use classes using nearest neighbor methods. *Remote Sensing of Environment*, 89(3), 265-271.
- Hale, S.E., & Edwards, C. 2002. Comparison of film and digital hemispherical photography across a wide range of canopy densities. *Agricultural and Forest Meteorology*, 112, 51-56.
- Hall, R.J., Skakun, R.S., Arsenault, E.J. and Case, B.S. 2006. Modeling forest stand structure attributes using Landsat ETM+ data, Application to mapping of aboveground biomass and stand volume. *Forest Ecology and Management*, 225(1-3), 378-390.
- Harris, R. 1987. *Satellite remote sensing, an introduction*. Routledge and Kegan Paul, London. 220 p.
- Heiskanen, J. 2006. Estimating aboveground tree biomass and leaf area index in a mountain birch forest using ASTER satellite data. *International Journal of Remote Sensing*, 27, 1135-1158.
- Holmström, H., & Franson, J.S.E. 2003. Combining remotely sensed optical and radar data in knn-estimation of forest variables. *Forest Science*, 49(3), 409-418.
- Houghton, R.A. 2007. Balancing the global carbon budget. *Annual Reviews of Earth and Planetary Science*. 35, 313-347.
- Hemphill, J. 2005. Jeff's Homepage. [http, //www.geog.ucsb.edu/~jeff/115a/remote_sensing/spectrum_graphics.jpg](http://www.geog.ucsb.edu/~jeff/115a/remote_sensing/spectrum_graphics.jpg). Consultada, 02-feb-05.
- Hyypä, J., Hyypä, H., Inkinena, M., Engdahl, M. and Linkob, S. 2000. Accuracy comparison of various remote sensing data sources in the retrieval of forest stand attributes. *Forest Ecology and Management*, 128, 109-120.
- Jelaska, S.D. 2004. Analysis of canopy closure in the dinaric silver fir - beech forests in Croatia using hemispherical photography. *Hacquetia*, 3(2), 43-49.

- Johnston, C.A. 1998. Geographic Information Systems in Ecology. Blackwell. Science Ltd. London, UK. 239 p.
- Jonckheere, I., Fleck, S., Nackaerts, K., Muys, B., Coppin, P., Weiss, M., & Baret, F. 2004. Review of methods for *in situ* leaf area index determination. Part I. Theories, sensors and hemispherical photography. Agricultural and Forest Meteorology, 121, 19-35.
- Jonckheere, I., Muys, B., & Coppin, P. 2005. Allometry and evaluation of *in situ* optical LAI determination in Scots pine, a case study in Belgium. Tree physiology, 25, 723-732.
- Korhonen, L., Korhonen, K.T., Rautiainen, M., & Stenberg, P. 2006. Estimation of forest canopy cover, a comparison of field measurement techniques. Silva Fennica, 40(4), 577-588.
- Labrecque, S., Fournier, R., Luther, J., & Piercey, D. 2006. A comparison of four methods to map biomass from Landsat-TM and inventory data in western Newfoundland. Forest Ecology and Management, 226(1-3), 129-144.
- Leblanc, S.G., & Chen, J.M. 2001. A practical scheme for correcting multiple scattering effects on optical LAI measurements. Agricultural and Forest Meteorology, 110, 125-139.
- Leblanc, S.G., Chen, J.M., Fernandes, R., Deering, D.W., & Conley, A. 2005. Methodology comparison for canopy structure parameters extraction from digital hemispherical photography in boreal forests. Agricultural and Forest Meteorology, 129, 187-207.
- Leckie, D.G., Gougeon, F.A., Tinis, S., Nelson, T., Burnett, C.N., & Paradine, D. 2005. Automated tree recognition in old growth conifer stands with high resolution digital imagery. Remote Sensing of Environment, 94, 311-326.
- Lefski, M.A., Harding, D., Cohen, W.B., Parker, G., & Shugart, H.H. 1999. Surface lidar remote sensing of basal area and biomass in deciduous forests of eastern Maryland, USA. Remote Sensing of Environment, 67, 83-98.
- Lewinski, S., & Zaremski, K. 2004. Examples of object-oriented classification performed on high resolution satellite images. Miscellanea Geographica, 11, 349-358.

- Mallinis, G., Koutsias, N., Makras, A. and Karteris, M. 2004. Forest parameters estimation in a european mediterranean landscape using remotely sensed data. *Forest Science*, 50(4), 450–460.
- Mandal, R.A. 2005. Assessment of aboveground biomass in Community Forest using RS Techniques. M.Sc. Thesis in Geo-Information Science and Earth Observation. Enschede, Netherlands. 84 p.
- Marshall, J.D., & Waring, R.H. 1986. Comparison of methods of estimating leaf-area index in old-growth Douglas-fir. *Ecology*, 67(4), 975-979.
- Martínez, J. y Fernández, B.A. 2004. Cambio climático, una visión desde México. Secretaría del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Instituto Nacional de Ecología. 525 p.
- Mäkelä, H., & Pekkarinen, A. 2001. Estimation of timber volume at the sample plot level by means of image segmentation and Landsat TM imagery. *Remote Sensing of Environment*, 77, 66–75.
- Mäkelä, H., & Pekkarinen, A. 2004. Estimation of forest stand volumes by Landsat TM Imagery and stand-level field-inventory data. *Forest Ecology and Management*, 196, 245-255.
- Masera, O.R. 1995. Carbon mitigation scenarios for mexican forest: Methodological Considerations and Results. *Interciencia*, 20(6), 388-395.
- Masera, O.R., Ordoñez, M.J. y Dirso, R. 1992. Emisiones de carbono a partir de la deforestación en México. *Ciencia*, 43, 151-153.
- Masera, O.R., Ordoñez, M.J. y Dirzo, R. 1997. Carbon emissions from mexican forests, current situation and long-term scenarios. *Climate Change*, 35, 265-295.
- Masera, O.R., Ceron, A.D., & Ordóñez, J.A. 2001. Forestry mitigation options for México, finding synergies between national sustainable development priorities and global concerns. *Mitigation and Adaptation Strategies for Climate Change*, 6(3-4), 289-310.
- Masera, O., De Jong, B.H.J. Ricalde, I. y Ordóñez, J.A. 2000. Consolidación de la Oficina Mexicana para la Mitigación de Gases de Efecto Invernadero. Reporte final. Mexico, INE-UNAM. 197 p.

- McAllister, D. 2005. Remote estimation of leaf area index in forested ecosystems. PhD Dissertation. Department of Geomatics Engineering. University of Calgary. 231 p.
- McRoberts, R.E., Nelson, M.D., & Wendt, D.G. 2002. Stratified estimation of forest area using satellite imagery, inventory data, and the k-Nearest Neighbors technique. *Remote Sensing of Environment*, 82, 457–468.
- McRoberts, R.E., Holden, G.R., Nelson, M.D., Liknes, G.C., & Gormanson, D.D. 2006. Using satellite imagery as ancillary data for increasing the precision of estimates for the forest inventory and Analysis Program of the USDA Forest Service. *Canadian Journal of Forest Research*, 36, 2968-2980.
- Muironen, E., Maltamo, M., Hyppanen, H. and Vainikainen, V. 2001. Forest stand characteristics estimation using a most similar neighbor approach and image spatial structure information. *Remote Sensing of Environment*, 78, 223– 228.
- Mussche, S., Samson, R., Natchtergale, L., Schrijver, A.D., Lemeur, R., & Lust, N. 2001. A comparison of optical and direct methods for monitoring the seasonal dynamics of leaf area index in deciduous forests. *Silva Fennica*, 35(4), 373–384.
- Namayanga, L.N. 2002. Estimating terrestrial carbon sequestered in aboveground woody biomass from remotely sensed data. M.Sc Thesis in Environmental Systems Analysis and Management. International Institute for Geo-Information Science and Earth Observation. Enschede, The Netherlands. 55 p.
- Neter, J., Kutner, M.H., Nachtsheim, C.J. and Wasserman. 1996. Applied linear statistical models. 4th Ed. IRWIN, pp. 233-237.
- Okuda, T., Suzuki, M., Numata, S., Yoshida, K., Nishimura, S., Adachi, N., Niiyama, K., Manokaran, N., & Hashim, M. 2004. Estimation of aboveground biomass in logged and primary lowland rainforests using 3-D photogrammetric analysis. *Forest Ecology and Management*, 203, 63-75.
- Oruc, M., Marangoz, A.M., & Buyuksalih, G. 2004. Comparison of pixel-based and object-oriented classification approaches using Landsat-7 ETM spectral bands. XXth ISPRS Congress Proceedings. Istanbul, Turkey. Commission, 4, 1118-1122.
- Pagiola, S., Bishop, J. y Landel-Mills, N. 2003. La venta de servicios ambientales forestales. Secretaria del Medio Ambiente y Recursos Naturales. Instituto Nacional de Ecología. Comisión Nacional Forestal. México, D.F. 459 p.

- Perry, C.R., & Lautenschlaer, L.F. 1984. Functional equivalence of spectral vegetation indices. *Remote Sensing of Environment*, 14, 169-182.
- Reese, H., Nilsson, M., Sandström, P., & Olsson, H. 2002. Applications using estimates of forest parameters derived from satellite and forest inventory data. *Computers and Electronics in Agriculture*, 37, 37-55.
- Reese, H. Nilsson, M., Pahlén, T.G., Hagner, O., Joyce, S., Tingelöf, U., Egberth, M. and Olsson, H. 2003. Countrywide estimates of forest variables using satellite data and field data from the national forest inventory. *Ambio*, 32(8), 542-548.
- Rich, P.M. 1990. Characterizing plant canopies with hemispherical photographs. *Remote Sensing of Environment*, 5, 13-29.
- Richards, F. J. 1959. A flexible growth function for empirical use. *Journal of Experimental Botany*, 10, 290–300.
- Rock, B.N., Vogelmann, J.E., Williams, D.L., Vogelmann, A.F., & Hoshizaki, T. 1986. Remote detection of forest damage. *Bioscience*, 36, 439-445.
- Rosenqvist, A., Milne, A., Lucas, R., Imhoff, M., & Dobson, C. 2003. A review of remote sensing technology in support of the Kyoto Protocol. *Environmental Science and Policy*, 6(5), 1541-1552.
- Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A., Deering, D.W. and Harlan, J.C. 1974. Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. NASA/OSFC. Type III. Final Report. Oreenbello, MD. 371 p.
- Running, S.W., Peterson, D.L. Spanner, M.A., & Teuber, K.B. 1986. Remote sensing of coniferous forest leaf area. *Ecology*, 67(1), 273-276.
- SAG. 1976. Inventario Forestal del Estado de Chiapas. Secretaría de Agricultura y Ganadería. Subsecretaría Forestal y de Fauna. Dirección General de Inventario Nacional Forestal. 85 p.
- SAS, Institute Inc. 1999. SAS/IML Users guide, Version 8. Cary, N.C: SAS Institute Inc. 846 p.
- Schimel, D.S. 1995. Terrestrial ecosystems and the carbon cycle. *Global Change Biology*, 1, 77-91.
- Schumacher, F. X. 1939. A new growth curve and its application to timber-yield studies. *Journal of Forestry*, 37, 819–820.

- Scurlock, J.M.O., Asner, G.P., and Gower, S.T. 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.
- SEMARNAP. 1997. Primera Comunicación Nacional ante la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático. Mexico, D.F. 149 p.
- SEMARNAT. 2001. Boletín 201. Comunicado de prensa del 3 de diciembre del 2001.
- SEMARNAT e INE. 2001. Segunda Comunicación Nacional ante la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático. Mexico, D.F. 374 p.
- Shiver, B.D. and Borders, B.E. 1996. Sampling techniques for forest resource inventory. New York: John Wiley & Sons, pp. 126-128.
- Sironen, S., Kangas, A., Maltamo, M., & Kangas, J. 2001. Estimating individual tree growth with the k-nearest neighbour and k-Most Similar Neighbour methods. *Silva Fennica*, 35(4), 453–467.
- Smith, N.J. 1991. Predicting radiation attenuation in stands of Douglas-fir. *Forest Science*, 37. 1213–1223.
- Soudani, K., François, C., Maire, G., Le Dantec, V., & Dufrêne, E. 2006. Comparative analysis of IKONOS, SPOT, and ETM+ data for leaf area index estimation in temperate coniferous and deciduous forest stands. *Remote Sensing of Environment* 102, 161–175.
- Speranza, F.C. y Zerda, H.R. 2005. Clasificación digital de coberturas vegetales a partir de datos satelitales multiespectrales. Actas VIII. Congreso Argentino de Ingeniería Rural (CADIR). Noviembre de 2005. Villa de Merlo. 10 p.
- SRE. 2003. Reunión de seguimiento de los acuerdos emanados en la Cumbre Mundial sobre el Desarrollo Sostenible. Seguimiento de los compromisos emanados de la Cumbre de Johannesburgo. Secretaría de Relaciones Exteriores. Mexico, D.F. 83 p.
- Steininger, M.K. 2000. Satellite estimation of tropical secondary forest aboveground biomass, data from Brazil and Bolivia. *International Journal of Remote Sensing*, 21, 1139-1157.

- Thenkabail, P.S., Enclona, E.A., Ashton, M.S., Legg, C. and De Dieu, M.J. 2004. Hyperion, IKONOS, ALI and ETM+ sensors in the study of African rainforests. *Remote Sensing of Environment*, 90, 23-43.
- Tommola, M., Tynkkynen, M., Lemmetty, J., Harstela, P., and Sikanen, L. 1999. Estimating the characteristics of a marked stand using k-nearest neighbour regression. *Journal of Forest Engineering*, 10(2), 75-81.
- Tomppo, E., Nilsson, M., Rosengren M., Aalto, P., and Kennedy, P. 2002. Simultaneous use of Landsat-TM and IRS-1C WiFS data in estimating large area stem volume and above ground biomass. *Forest Ecology and Management*, 128, 109-120.
- Toledo, V.M. 1992. Bioeconomic cost. In *Developing or Destruction. The conversion of tropical forest to pasture in Latin America*. Ed. Theodore Downing. Westview Press. Boulder, Co. 67-93.
- Treitz, P., & Howarth, P. 2000. High spatial resolution remote sensing data for forest ecosystem classification, an examination of spatial scale. *Remote Sensing of Environment*, 72, 268-289.
- Trotter, C. M., Dymond, J.R., & Goulding, C.J. 1997. Estimation of timber volume in a coniferous plantation forest using Landsat TM. *International Journal of Remote Sensing*, 18(10), 2209-2223.
- UNEP. 1972. Report of The United Nations Conference On The Human Environment. United Nations Environment Programme. Stockholm, Sweden.
- UNEP. 2000. The Montreal Protocol on Substances that Deplete the Ozone Layer. Secretariat for The Vienna Convention for the Protection of the Ozone Layer & The Montreal Protocol on Substances that Deplete the Ozone Layer. Nairobi, Kenya. Consultado el 20 de septiembre de 2006. Disponible en, [http, //hq.unep.org/ozone/Montreal-Protocol/Montreal-Protocol2000.shtml](http://hq.unep.org/ozone/Montreal-Protocol/Montreal-Protocol2000.shtml). Consultada, 15-oct-06.
- UNFCCC. 1998. Kyoto protocol to the United Nations Framework Convention on Climate Change. Disponible en, [http, //unfccc.int/essential_background/kyoto_protocol/application/pdf/](http://unfccc.int/essential_background/kyoto_protocol/application/pdf/). Consultada, 02-oct-06.

- UNFCCC. 2006. Kyoto Protocol status of ratification. Disponible en, [http, //unfccc.int/essential_background/kyoto_protocol/application/pdf/](http://unfccc.int/essential_background/kyoto_protocol/application/pdf/). Consultada, 02-oct-06.
- UNOOSA. 2005. Principles relating to remote sensing of the earth from outer space. United Nations Office for Outer Space Affairs. [http, //www.oosa.unvienna.org/SpaceLaw/rstxt.htm](http://www.oosa.unvienna.org/SpaceLaw/rstxt.htm).
- Valdez-Lazalde, J.R. y Lynch, T.B. 2000. Ecuaciones para estimar volumen comercial y total en rodales aclareados de Pino *patula* en Puebla, México. *Agrociencia*, 34, 747-758.
- Valdez-Lazalde, J.R., González-Guillen, M.J. y De los Santos-Posadas, H.M. 2006. Estimación de cobertura arbórea mediante imágenes satelitales multiespectrales de alta resolución. *Agrociencia*, 40, 383-394.
- Wallerman, J., Joyce, S., Vencatasawmy, C.P., & Olsson, H. 2002. Prediction of forest stem volume using kriging adapted to detected edges. *Canadian Journal of Forest Research*, 32, 509-518.
- Wang, Y., Woodcock, C.E., Buermann, W., Stenberg, P., Voipio, P., Smolander, H., Häme, T., Tian, Y., Hu, J., Knyazikhin, Y., & Myneni, R.B. 2004. Evaluation of the MODIS LAI algorithm at a coniferous forest site in Finland. *Remote Sensing of Environment*, 91, 114–127.
- 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. *Annals of Botany*, 11, 41–76.
- Wulder M. 1998. Optical remote sensing techniques for the assessment of forest inventory and biophysical parameters. *Progress in Physical Geography*, 22, 449–476.
- Yang, W., Tan, B., Huang, D., Rautiainen, M., Shabanov, N.V., Wang, Y., Privette, J.L., Huemmrich, K.F., Fensholt, R., Sandholt, I., Weiss, M., Ahl, D.E., Gower, S.T., Nemani, R.R., Knyazikhin, Y., & Mynen, R.B. 2006. MODIS leaf area index products, from validation to algorithm improvement. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 44(7), 1885-1898.

- Zawadzki, J., Cieszewski, C.J., Zasada, M., & Lowe, R.C. 2005. Applying geostatistics for investigations of forest ecosystems using remote sensing imagery. *Silva Fennica*, 39(4), 599–617.
- Zheng, D., Rademacher, J., Chen, J., Crow, T., Bresee, M., Le Moine, J. and Ryu, S.R. 2004. Estimating aboveground biomass using Landsat 7 ETM+ data across a managed landscape in northern Wisconsin, USA. *Remote Sensing of Environment*, 93, 402-411.
- Zhu, Z. 1994. Forest density mapping in the lower 48 states, A regression procedure. Research Paper SO-280. Southern Forest Experiment Station. USDA Forest Service. New Orleans, Louisiana. 11 p.

Anexo 1. Resultado del procesamiento del análisis de componentes principales aplicado a las imágenes SPOT 5 tomadas en 2005 y 2006.

1. Para la imagen 2005.

VAR/COVAR	B105	B205	B305	B405
B105	302.52	38.33	47.46	78.13
B205	38.33	232.66	125.23	213.47
B305	47.46	125.23	74.41	115.30
B405	78.13	213.47	115.30	257.81

COR MATRIX	B105	B205	B305	B405
B105	1.000000	0.144483	0.316354	0.279762
B205	0.144483	1.000000	0.951784	0.871617
B305	0.316354	0.951784	1.000000	0.832436
B405	0.279762	0.871617	0.832436	1.000000

COMPONENT	C 1	C 2	C 3	C 4
% var.	71.72	23.05	4.59	0.64
eigenval.	2.87	0.92	0.18	0.03

eigvec.1	0.222974	-0.963857	-0.030819	-0.142525
eigvec.2	0.565404	0.249027	-0.250254	-0.745437
eigvec.3	0.571329	0.056046	-0.525023	0.628326
eigvec.4	0.551529	0.076321	0.812880	0.170928

LOADING	C 1	C 2	C 3	C 4
B105	0.377674	-0.925565	-0.013198	-0.022764
B205	0.957682	0.239134	-0.107172	-0.119059
B305	0.967718	0.053819	-0.224843	0.100354
B405	0.934182	0.073289	0.348119	0.027300

2. Para la imagen 2006.

VAR/COVAR	B106	B206	B306	B406
B106	427.65	81.55	93.34	181.61
B206	81.55	800.02	447.07	657.46
B306	93.34	447.07	268.55	367.97
B406	181.61	657.46	367.97	720.80

COR MATRX	B106	B206	B306	B406
B106	1.000000	0.139423	0.275440	0.327110
B206	0.139423	1.000000	0.964514	0.865781
B306	0.275440	0.964514	1.000000	0.836354
B406	0.327110	0.865781	0.836354	1.000000

COMPONENT	C 1	C 2	C 3	C 4
% var.	71.90	23.19	4.42	0.49
eigenval.	2.88	0.93	0.18	0.02

eigvec.1	0.222211	-0.960344	-0.112150	-0.125632
eigvec.2	0.565049	0.256204	-0.236749	-0.747682
eigvec.3	0.569954	0.109406	-0.514597	0.631167
eigvec.4	0.553619	0.011334	0.816433	0.163754

LOADING	C 1	C 2	C 3	C 4
B106	0.376841	-0.924909	-0.047164	-0.017588
B206	0.958251	0.246751	-0.099562	-0.104670
B306	0.966570	0.105369	-0.216409	0.088359
B406	0.938867	0.010916	0.343343	0.022924