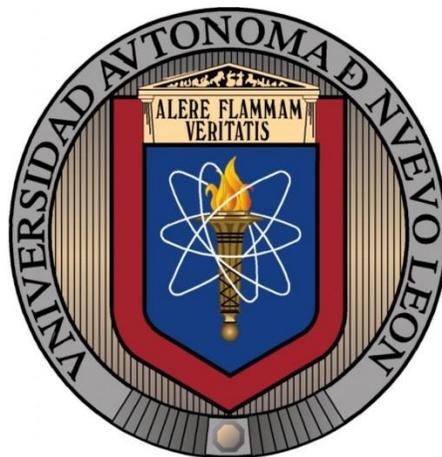


**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN**

**FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES**

**SUBDIRECCIÓN DE POSGRADO**



**MODELACIÓN DE LA DINÁMICA DEL CARBONO EN BOSQUES DEL ESTADO  
DE DURANGO**

**TESIS DE MAESTRÍA**

**PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE  
MAESTRÍA EN CIENCIAS FORESTALES**

**PRESENTA**

**RENÉ ALEJANDRO MARTÍNEZ BARRÓN**

Linares, N.L., México

Mayo 2014

**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN**  
**FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES**  
**SUBDIRECCIÓN DE POSGRADO**

**MODELACIÓN DE LA DINÁMICA DEL CARBONO EN BOSQUES DEL ESTADO  
DE DURANGO**

**TESIS DE MAESTRÍA**

**PRESENTADA COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE  
MAESTRÍA EN CIENCIAS FORESTALES**

**PRESENTA**

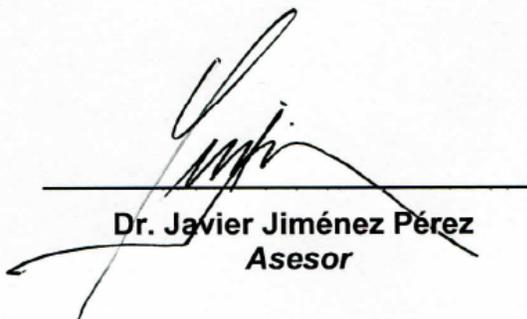
**RENÉ ALEJANDRO MARTÍNEZ BARRÓN**

**COMITÉ DE TESIS**



---

**Dr. Oscar A. Aguirre Calderón**  
*Director*



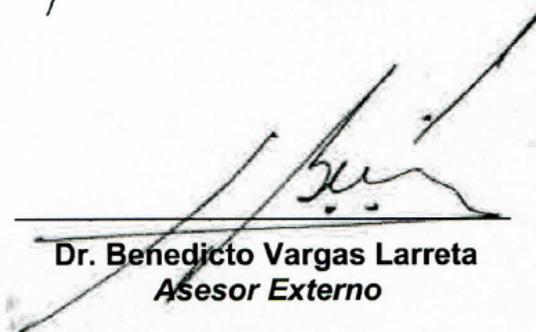
---

**Dr. Javier Jiménez Pérez**  
*Asesor*



---

**Dr. Eduardo J. Treviño Garza**  
*Asesor*



---

**Dr. Benedicto Vargas Larreta**  
*Asesor Externo*

Se agradece al Fondo Mixto CONACYT-Gobierno del Estado de Durango por el apoyo financiero otorgado para la realización de este trabajo a través de proyecto: “Estimación del potencial de los bosques de Durango para la mitigación del cambio climático” clave: DGO-2011-C01-165681.

## **AGRADECIMIENTOS**

La presente tesis es un esfuerzo en el cual, directa o indirectamente, han participado instituciones y personas leyendo, opinando, corrigiendo, teniéndome paciencia, dando ánimo, acompañándome en los momentos de crisis y en los momentos de felicidad, a las cuales estoy muy agradecido y si llegara omitir a alguien pido disculpas de antemano.

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por el apoyo otorgado para la realización de mis estudios de maestría dentro de la Facultad de Ciencias Forestales UANL.

A la Facultad de Ciencias Forestales de la Universidad Autónoma de Nuevo León por permitirme la oportunidad de formar parte del Programa de Maestría en Ciencias Forestales, en especial a su cuerpo académico de profesores-investigadores quienes con su experiencia y amplio conocimiento han sido pieza fundamental para mi formación profesional.

Al Colegio de Postgraduados Campus Montecillo, por las facilidades otorgadas para el uso de equipo del laboratorio de Geomática y por proporcionar el material satelital utilizado en la presente investigación y especialmente al Dr. José René Valdez Lazalde y al Dr. Isidro Ahmed Cruz Leyva por su invaluable apoyo brindado en el procesamiento y análisis de datos espectrales; por su completa y amable disposición siempre.

Al Dr. Oscar Alberto Aguirre Calderón, mi profesor, consejero y amigo, director de esta investigación; por su sincera confianza, invaluable apoyo, completa comprensión y constante motivación durante mi formación académica.

Al Dr. Javier Jiménez Pérez por sus valiosos comentarios durante la revisión del trabajo, por su amistad y apoyo incondicional en todo momento.

Al Dr. Eduardo Javier Treviño Garza por formar parte de este comité de tesis, por sus acertados comentarios y sugerencias; por la constante motivación siempre brindada.

Al Dr. Benedicto Vargas Larreta, por haber concebido la idea inicial de este proyecto de investigación, por su confianza, profesionalismo y apoyo; por sus atinados y valiosos aportes al análisis y discusión de la información; por sus comentarios y sugerencias durante la revisión y desarrollo de la presente investigación.

A todos y cada uno de mis amigos compañeros de la Facultad de Ciencias Forestales, por hacer placentera mi etapa de formación en esta institución educativa, en especial a Judith Jazmín Centeno Deras, Ana Socorro Escobedo Soto, Miguel González González, José Ángel Sígala Rodríguez, Alejandro Antonio Quiñones Valles, Andrés Abraham Quiñones Valles y Luis Fernando Bueno Luna, por su valiosa amistad y por lo buenos e inolvidables momentos vividos.

A todo el personal administrativo de la Facultad de Ciencias Forestales, especialmente a la Subdirección de Posgrado.

Para todas las personas antes mencionadas y para aquellas que contribuyeron de una u otra forma en mi desarrollo profesional, expreso mi más sincero agradecimiento.

## DEDICATORIA

A Dios por mostrarme que día a día con humildad, paciencia y sabiduría todo es posible. Por haberme guiado hasta este punto y darme salud para lograr mis objetivos, además de su infinita bondad y amor.

A mis padres Jesús Martínez Esparza y Jacinta Barrón Flores, por su gran ejemplo de vida y porque siempre he contado con su amor incondicional y su apoyo. Por sus incansables sacrificios y por su infinito esfuerzo para hacer de mí lo que ahora soy. Y por supuesto, por la grandiosa idea de darme la vida, ¡MUCHAS GRACIAS!

A mis hermanos por el apoyo que siempre me han manifestado en cada una de mis metas.

A mis sobrinos porque me iluminan tremendamente cada día que los veo, por recordarme que no debo de perder nunca el contacto con mi niño interior, especialmente mi sobrino Eliezer Genaro quien ha sido y es mi motivación, inspiración y felicidad.

Y a toda mi familia, por estar al pendiente y por brindarme siempre palabras de aliento para seguir adelante.

## ÍNDICE DE CONTENIDO

	Página
<b>ÍNDICE DE CONTENIDO</b> .....	I
<b>ÍNDICE DE CUADROS Y FIGURAS</b> .....	III
<b>RESUMEN</b> .....	IV
<b>ABSTRACT</b> .....	V
<b>1. INTRODUCCIÓN</b> .....	1
<b>2. OBJETIVOS</b> .....	3
2.1 Objetivo general.....	3
2.2 Objetivos específicos.....	3
<b>3. HIPÓTESIS</b> .....	3
<b>4. REVISIÓN DE LITERATURA</b> .....	3
4.1 Emisiones de carbono y cambio climático .....	3
4.2 El cambio climático y el sector forestal .....	4
4.3 Modelación de la biomasa y el carbono.....	5
4.4 El papel de los bosques en el cambio climático global .....	6
4.5 El impacto de los bosques en el ciclo del carbono .....	7
4.6 Estimación de la biomasa a partir de ecuaciones alométricas.....	7
4.7 Estimación de carbono a partir de la biomasa .....	10
4.8 Estudios realizados mediante sensores remotos.....	11
4.8.1 Perspectivas de la teledetección .....	11
4.8.2 El uso de los sensores remotos (SR) y los sistemas de información geográfica (SIG) para la gestión del carbono .....	11
4.8.3 Integración de los sensores remotos (SR) con los sistemas de información geográfica (SIG) para el secuestro y monitoreo de carbono.....	12
4.8.4 Utilización de imágenes de satélite en el estudio de la vegetación .....	13
4.8.5 Estimación de biomasa y carbono a partir de sensores remotos.....	15
4.8.6 Historia y descripción de los satélites LANDSAT.....	18
4.8.6.1 Satélites LANDSAT.....	18
4.8.6.1.1 Satélites ERTS-1, LANDSAT 2 Y 3.....	19
4.8.6.1.2 Satélites LANDSAT 4 y LANDSAT 5 .....	19
4.8.6.1.3 Satélite LANDSAT 7 .....	20
<b>5. MATERIALES Y MÉTODOS</b> .....	22

5.1	Área de estudio.....	22
5.2	Materiales .....	23
5.2.1	Imágenes de satélite.....	23
5.3	Metodología .....	23
5.3.1	Cuantificación de los almacenes de carbono a partir de datos de campo	23
5.3.2	Procesamiento de las imágenes de satélite.....	25
5.3.2.1	Datos provenientes y selección de las imágenes .....	25
5.3.2.2	Selección de las bandas e índices de reflectancia .....	26
5.3.3	Procesamiento de datos de campo y datos espectrales.....	27
5.3.3.1	Extracción de los niveles digitales de la imagen .....	27
5.3.3.2	Análisis de correlación y generación del modelo de regresión .....	27
5.3.3.3	Aplicación del modelo de regresión .....	28
5.3.4	Validación de los modelos e imágenes.....	28
5.3.5	Generación de los mapas de biomasa y carbono arbóreo aéreo .....	29
<b>6.</b>	<b>RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....</b>	<b>29</b>
6.1	Relación entre las variables forestales y datos espectrales.....	29
6.2	Modelos de regresión .....	30
6.3	Verificación de la estimación de biomasa y carbono con los modelos desarrollados .....	34
6.4	Aplicación y validación de los modelos de regresión.....	36
6.5	Generación de los mapas de biomasa y carbono arbóreo aéreo .....	39
<b>7.</b>	<b>CONCLUSIONES .....</b>	<b>44</b>
<b>8.</b>	<b>LITERATURA CITADA.....</b>	<b>45</b>
<b>9.</b>	<b>ANEXOS .....</b>	<b>54</b>

## ÍNDICE DE CUADROS Y FIGURAS

	Página
Cuadro 1. Principales características del satélite LANDSAT 7. ....	21
Cuadro 2. Aplicaciones de los sensores RVB, MSS, TM y ETM+.....	21
Cuadro 3. Datos de las variables biomasa y carbono en toneladas por hectárea utilizados para la generación de los modelos de regresión lineal múltiple.....	<b>¡Error! Marcador no definido.</b>
Cuadro 4. Características de las bandas y principales aplicaciones que componen el satélite LANDSAT TM.....	<b>¡Error! Marcador no definido.</b>
Cuadro 5. Coeficientes de correlación entre las variables forestales estimadas biomasa, carbono y la reflectancia e índices de vegetación obtenidos de los datos espectrales de la imagen LANDSAT TM. ....	30
Cuadro 6. Modelos de regresión y variables seleccionadas para la estimación de las variables forestales.....	31
Cuadro 7. Estadísticos de ajuste de los modelos de biomasa y carbono con la altura dominante como variable independiente. ....	33
Cuadro 8. Estimadores de los parámetros para la estimación de biomasa y carbono con y sin la altura dominante como variable independiente. ....	34
Cuadro 9. Datos de las variables estimadas en campo por medio de las ecuaciones alométricas y las estimadas por los modelos de regresión seleccionados. ....	35
Cuadro 10. Intervalos de confianza para las variables forestales. ....	36
Cuadro 11. Comparación de la cantidad de biomasa ( $t\ ha^{-1}$ ) y contenido de carbono ( $Mg\ ha^{-1}$ ) estimados en campo vs cantidad de biomasa y contenido de carbono obtenidos con los modelos e imágenes desarrolladas. ....	39
Cuadro 12. Clases y rangos de biomasa y contenido de carbono utilizados para la generación de los mapas. ....	40
Figura 1. Localización del área de estudio.....	22
Figura 2. Valores de biomasa y carbono observados y predichos vs índice de estrés hídrico (NDVI43).....	34
Figura 3. Mapas de biomasa (izq.) y contenido de carbono arbóreo aéreo (der.) obtenidos con los modelos de regresión seleccionados.....	37
Figura 4. Cobertura de puntos de las parcelas y mapas utilizados para validación. ....	38
Figura 5. Mapas de biomasa total ( $t\ ha^{-1}$ ) en el área de estudio. ....	41
Figura 6. Mapas de carbono arbóreo aéreo total ( $Mg\ ha^{-1}$ ) en el área de estudio.....	43

## RESUMEN

La información obtenida a partir de imágenes mediante sensores remotos es una fuente importante de datos para implementar la gestión forestal sostenible. Existen técnicas para la estimación de parámetros forestales las cuales se han desarrollado a través de la teledetección. Este estudio presenta las relaciones encontradas entre los datos espectrales obtenidos con el sensor Landsat TM (Thematic Mapper) y variables forestales biomasa ( $t\ ha^{-1}$ ) y carbono ( $Mg\ ha^{-1}$ ) en bosques del Estado de Durango. Para las relaciones y estimaciones se utilizó el método de regresión lineal múltiple. Los resultados obtenidos muestran una alta correlación entre las variables forestales y los índices espectrales relacionados con la humedad de la vegetación. Los modelos seleccionados para la estimación de biomasa y cuantificación del carbono arbóreo aéreo fueron los que presentaron los mejores ajustes y menores errores para la biomasa un RMSE =  $54.74\ (t\ ha^{-1})$ , y para el carbono un RMSE =  $26.87\ (Mg\ ha^{-1})$ . De esto se concluye que la adecuada utilización de imágenes provenientes de la percepción remota, en este caso las imágenes Landsat TM, proveen de información valiosa para la estimación de biomasa y cuantificación de carbono arbóreo aéreo.

**Palabras clave:** Biomasa, carbono, regresión lineal, percepción remota, Landsat TM.

## **ABSTRACT**

The information obtained from remote sensing images is an important source of data to implement sustainable forest management. There are techniques for forest parameters estimation which have been developed through remote sensing. This study presents the relationships between the spectral data obtained with Landsat TM (Thematic Mapper) and forest biomass and carbon variables in Durango state forests. For relationships and estimates multiple linear regression method was used. The results showed a high correlation between forest variables and spectral indices related to vegetation moisture. The selected models for biomass estimation and aboveground tree carbon quantification were those with the best tweaks and minor errors for biomass a RMSE = 54.74, and for carbon a RMSE = 26.87. From this we conclude that the proper use of remote sensing images, in this case Landsat TM, provide valuable information for biomass estimation and aboveground tree carbon quantification.

**Keywords:** Biomass, carbon, linear regression, remote sensing, Landsat TM.

## 1. INTRODUCCIÓN

En la actualidad, la humanidad se enfrenta a uno de los problemas más severos que ponen en riesgo su supervivencia en el planeta, debido a que han detectado cambios en el motor principal de su funcionamiento: el clima (Bautista y Torres, 2003).

México, por su ubicación geográfica, topografía y aspectos socioeconómicos, es especialmente vulnerable a los impactos de la variabilidad y el cambio climático (INE, 2006), por lo que este problema es de singular importancia en el país, ya que ha sido catalogado entre las regiones más vulnerables a los impactos asociados al mismo debido a sus condiciones bioclimáticas y socioeconómicas (Ordoñez y Masera, 2001).

Asimismo los compromisos adquiridos por México en el Protocolo de Kyoto además de la regulación forestal mexicana, requieren evaluar la productividad de los bosques manejados para el establecimiento de la línea base de almacenamiento de carbono. Además, contar con información actualizada y confiable acerca del carbono en los ecosistemas es necesario para generar esquemas de manejo forestal operativo adecuados, y así cumplir las necesidades locales de producción maderable y compromisos globales de mitigación del nivel de dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>) en la atmósfera (Aguirre *et al.*, 2009).

Uno de los depósitos más importantes del carbono en la biosfera se encuentra en los ecosistemas terrestres (en la materia orgánica vegetal viva, en la necromasa y en la materia orgánica del suelo), que en comparación con los demás depósitos en la tierra es pequeño pero temporalmente muy activo. Entre tales ecosistemas los forestales son particularmente importantes como reservorio de carbono, porque los árboles retienen altas cantidades de este elemento por unidad de área en comparación con otros tipos de vegetación (IPCC 2001).

Las estimaciones de contenido de carbono se han realizado en parcelas de muestreo en campo donde se miden atributos de árboles individuales, lo que permite estimar su biomasa mediante relaciones alométricas. Luego las estimaciones individuales son sumadas para obtener estimaciones de la parcela;

finalmente mediante extrapolaciones se obtienen estimaciones por unidad de superficie. Esta información es útil pero no describe la variabilidad espacial dentro de las unidades de manejo forestal. Las imágenes obtenidas mediante sensores remotos tienen una función importante, ya que graban la energía electromagnética reflejada y registran la variabilidad natural a una determinada resolución espacial, temporal y radiométrica de una manera instantánea y a bajo costo, en comparación con los métodos de inventario tradicionales (Aguirre *et al.*, 2009).

Hay varias metodologías que emplean la percepción remota en estudios locales dirigidos a la estimación de biomasa y carbono. Varias de ellos usan píxeles individuales, o grupos de ellos como unidad de análisis. Entre estos métodos están los paramétricos, como el ajuste de modelos matemáticos mediante regresión entre las variables de interés y los datos espectrales de las imágenes de satélite (Labrecque *et al.*, 2006).

Con la realización de análisis multitemporales apropiados se pueden establecer, sobre un territorio dado, labores de predicción, prevención, determinación de escenarios futuros, monitorización de ciertos elementos del medio natural así como la estimación del cambio producido en las diferentes clases de uso y de ocupación de la tierra (Bedón y Pinto 2007).

Las técnicas basadas en la teledetección espacial adquieren un elevado potencial para este tipo de tareas, dada la periodicidad en la obtención de los datos y la variedad creciente en la resolución espacial de las imágenes disponibles, lo cual permite la identificación de los cambios desde diferentes escalas de trabajo.

Este estudio trata sobre la modelación espacial de la biomasa y de la dinámica del carbono aéreo forestal en bosques del Estado de Durango, mediante la utilización de imágenes de satélite LANDSAT TM y parámetros dasométricos forestales.

## 2. OBJETIVOS

### 2.1 Objetivo general

Modelar la dinámica del carbono forestal mediante la utilización de imágenes de satélite en bosques del Estado de Durango.

### 2.2 Objetivos específicos

- Cuantificar los almacenes de carbono en los sistemas forestales evaluados, y
- Modelar espacialmente la biomasa y el carbono arbóreo aéreo mediante el uso de imágenes de satélite.

## 3. HIPÓTESIS

La información de imágenes de satélite complementada con parámetros dasométricos obtenidos en sitios de muestreo, permite modelar de manera precisa la dinámica del carbono en ecosistemas forestales.

## 4. REVISIÓN DE LITERATURA

### 4.1 Emisiones de carbono y cambio climático

En 2003, las emisiones de carbono de los combustibles fósiles en los Estados Unidos, Canadá y México ascendió a 1,856 millones de toneladas métricas (Mtm) a la atmósfera en forma de CO<sub>2</sub> (27% de las emisiones de combustibles fósiles mundiales). Aproximadamente el 6% de esas emisiones fueron de México. Por otra parte, el secuestro es actualmente de unas 490 Mtm de carbono por año en Estados Unidos y aproximadamente 60 Mtm por año en Canadá, mientras que los ecosistemas mexicanos son una fuente neta de alrededor de 50 Mtm de carbono por año, principalmente como consecuencia de la deforestación, el cambio de uso del suelo y los incendios forestales (King *et al.*, 2007).

Las proyecciones de temperatura y precipitación para los años 2020, 2050 y 2080 indican que México será más cálido (2-4 °C) alrededor del 2050. Estos análisis indican que la parte más continental del norte de México será la que experimente mayores incrementos de temperatura. Los cambios para las lluvias indican una disminución en la precipitación que fluctúa entre 0 y 0.6 mm/día (INE, 2006).

Para Durango se estiman cambios importantes en las zonas climáticas de condiciones extremas, de modo que por un lado en las zonas de alta precipitación se esperarían lluvias más intensas con un alto poder erosivo-destructivo, mientras que en las zonas secas las altas temperaturas traerían consigo estrés hídrico y un incremento de la aridez de grandes áreas (CONAZA, 2006). Por otro lado, se estima un incremento de la temperatura entre 1 y 2 °C para los estados comprendidos en la región del pacífico (donde se encuentra Durango).

Lo descrito anteriormente pone en evidencia la necesidad de definir estrategias o desarrollar tecnologías que permitan hacer frente a los posibles efectos de estos cambios, principalmente a la creciente acumulación de CO<sub>2</sub> atmosférico.

#### **4.2 El cambio climático y el sector forestal**

Se han identificado muchos factores que causan cambios en las reservas de carbono de los bosques, pero la importancia relativa de cada uno sigue siendo difícil de cuantificar (Goodale *et al.*, 2002). En ese sentido, las estrategias de manejo forestal se pueden adaptar para manipular la intensidad de la captura de carbono de los sistemas forestales, mediante una variedad de actividades, entre ellas la aforestación, la restauración forestal, la agroforestería, el manejo forestal, la bioenergía, la preservación de los bosques, el manejo de productos de madera y la silvicultura urbana (Birdsey *et al.*, 2000).

Sin embargo, el papel potencial de la silvicultura para ayudar a estabilizar el CO<sub>2</sub> atmosférico depende de las políticas de gobierno, la cosecha forestal y las tasas de disturbios y perturbaciones naturales, las expectativas a futuro de la productividad de los bosques, el destino y la longevidad de los productos forestales y la capacidad para implementar tecnología y prácticas forestales para aumentar la retención del CO<sub>2</sub>. Un manejo forestal flexible y adaptativo que tenga

en cuenta todos los escenarios posibles y permita además considerar múltiples opciones de uso, sería la alternativa más adecuada.

De Jong *et al.* (2004) encontraron que el manejo de los bosques y las selvas naturales son las mejores opciones para secuestrar carbono, ya que presentan las mayores tasas de captura neta por hectárea. Señalan que las selvas podrían capturar entre 148 y 182 tC ha<sup>-1</sup>, mientras que los bosques templados capturarían entre 94 y 134 tC ha<sup>-1</sup>. El IPCC (2001) estima que los bosques podrían capturar entre 60 y 87 GtC (Gigatoneladas) para el año 2050. Considerables cantidades del carbono secuestrado por los bosques regresan a la atmósfera por causas diversas, por lo que el manejo forestal representa una opción de gestión para maximizar la captura de carbono, al disminuir la probabilidad de ocurrencia de eventos que inducen a la liberación excesiva de CO<sub>2</sub> a la atmósfera.

#### **4.3 Modelación de la biomasa y el carbono**

Para analizar y conocer el impacto del cambio climático en los bosques y el manejo forestal, se han desarrollado diversas metodologías que buscan lograr una sinergia entre mitigación y adaptación. Aaheim *et al.* (2011), describen una serie de modelos ecológicos y económicos que estiman los impactos y la capacidad de adaptación del sector forestal al cambio climático, y concluyen que debido a que es muy difícil integrar ambos tipos de modelos (situación ideal para evaluar los efectos del cambio climático apropiadamente) se continuará teniendo un conocimiento limitado sobre las implicaciones sociales, ecológicas y económicas globales del efecto del cambio climático en los bosques.

A pesar de ello, los estudios basados en la modelación de una o ambas perspectivas han tenido un creciente interés en las últimas décadas, y la motivación de la mayoría de estos estudios ha sido explorar el papel potencial que los bosques y el manejo forestal pueden jugar en la mitigación del cambio climático (e.g. Spittelhouse y Stewart, 2003).

Entre las técnicas más utilizadas se encuentran los métodos indirectos basados en el uso de datos existentes de volumen generados a partir de inventarios forestales (Bautista y Torres, 2003); los métodos basados en ecuaciones alométricas (Díaz

*et al.*, 2007); los métodos estadísticos (paramétricos y no paramétricos) que buscan relacionar variables del bosque (biomasa o carbono) con las reflectancias o índices espectrales de vegetación estimados a partir de imágenes de satélite (Aguirre *et al.*, 2009) e incluso la modelación geoespacial mediante variables cartográficas (Cruz, 2008).

#### **4.4 El papel de los bosques en el cambio climático global**

Los bosques juegan un papel importante en el ciclo de carbono a nivel mundial dado que absorben casi la tercera parte de las emisiones antropogénicas de dióxido de carbono (CO<sub>2</sub>) a la atmósfera. Estos capturan el carbono (C) de la atmósfera mediante el proceso de la fotosíntesis convirtiendo la energía en biomasa forestal y a su vez emitiendo de nuevo el carbono a la atmósfera durante la respiración y descomposición de las plantas. A nivel mundial, este intercambio de carbono entre los bosques y la atmósfera es influido por disturbios naturales y los causados por el hombre (IPCC, 2000).

Sin embargo, evidencias científicas muestran que desde la revolución industrial, la quema de combustibles fósiles y la destrucción de los bosques han aumentado las concentraciones de gases de efecto invernadero (GEI), que atrapan el calor para aumentarlo de manera significativa en nuestra atmósfera, a una velocidad y magnitud mucho mayor que las fluctuaciones naturales (IPCC, 2007).

Según Streck y Scholz (2006), los bosques actúan como almacenes de carbono y así juegan un papel importante en la mitigación del cambio climático, en consecuencia, cuando los bosques son talados liberan carbono y actúan como una fuente de emisiones de GEI, y cuando se restauran secuestran carbono, convirtiéndose en sumideros de éste. Por ello, los bosques juegan un papel importante en el ciclo global del carbono tanto como un "sumidero" (absorción de dióxido de carbono), como una "fuente" (emitiendo dióxido de carbono), y su uso puede agravar el problema del cambio climático, pero al mismo tiempo puede ser una herramienta en la formulación de nuevas formas de mitigarlo.

#### **4.5 El impacto de los bosques en el ciclo del carbono**

Un beneficio inherente en la conservación de los bosques es el almacenamiento de grandes cantidades de carbono, que de estar libres en la atmósfera se sumarían a los GEI. Por ende, se debe permitir que los bosques prosperen y hagan su trabajo en la captación de carbono para reducir la amenaza del cambio climático.

El ciclo del carbono comienza con la fijación del  $\text{CO}_2$  por medio de la fotosíntesis realizada por las plantas, el carbono se almacena tanto en forma de biomasa (troncos, ramas, hojas, raíces, etc.), como en forma de carbono orgánico en el suelo (Winjum *et al.*, 1993). Con el tiempo los bosques acumulan carbono a través del crecimiento de los árboles, por lo tanto, los bosques inmaduros secuestran carbono a tasas elevadas, mientras que el secuestro en bosques maduros es eventualmente igual, es decir, el balance de carbono del ecosistema alcanza un estado estacionario (Streck y Scholz, 2006), por lo que el bosque es sólo un depósito de carbono, pero ya no actúa como un sumidero de carbono (UNFCCC, 2006). Lo anterior significa que los bosques actúan como reservorios para el carbono de la atmósfera; de esta manera las fuentes de GEI depende de varios factores como la edad del bosque, del régimen de manejo, de las alteraciones bióticas y abióticas (por ejemplo, plagas de insectos, incendios forestales, etc.) y de la deforestación inducida por el ser humano.

Además del papel fundamental que los bosques desempeñan en el ciclo del carbono, también proporcionan muchos bienes y servicios que la sociedad valora altamente. Esto incluye la madera y los productos no madereros como combustibles y fibras, así como alimentos y medicinas, la biodiversidad, la conservación del suelo y del agua y los recursos recreativos.

#### **4.6 Estimación de la biomasa a partir de ecuaciones alométricas**

Generalmente, el carbono en los árboles se calcula a partir de ecuaciones de biomasa, ya que permiten evaluar la estructura y condición de un bosque, cuantificar su productividad, determinar la cantidad de carbono fijado y la tasa de

fijación de CO<sub>2</sub>, y con ello valorar el impacto en la mitigación de gases de efecto invernadero (Méndez-González *et al.*, 2011).

De lo anterior destaca la importancia de la estimación de la biomasa de un rodal forestal, que de acuerdo a Garzuglia y Saket (2003), citados por Díaz, *et al.* (2007), es la cantidad de materia orgánica aérea presente en los árboles, incluyendo hojas, ramas, tronco principal y corteza, donde el procedimiento más común para su estimación es utilizar técnicas de regresión. Éste consiste en el muestreo destructivo de unos cuantos árboles para relacionar algunas de sus variables fáciles de medir con el contenido de biomasa, utilizando para ello métodos de regresión; por ejemplo, el diámetro normal. Esta técnica es conocida como de análisis dimensional o alometría. Según Pastor *et al.* (1984), citados por Cano (1993) y Díaz *et al.* (2007), mencionan en estudios forestales que el concepto alometría se ha utilizado para relacionar componentes o variables de difícil medición (biomasa y área foliar), con variables más fáciles de medir (altura, diámetro, área basal y área de albura), con el objeto de estimar las primeras en función de las segundas; siendo el diámetro normal (o DAP) el parámetro del árbol que más se ha utilizado.

Acosta (2003), concluye que el uso de ecuaciones alométricas para estimar la cantidad de biomasa y, por lo tanto, de carbono en sistemas vegetales, resulta ser más práctico y confiable, debido a que tal estimación es primero a nivel individuo y después, mediante la sumatoria, se obtiene una estimación global. Asimismo, en diversos estudios realizados se han utilizado ecuaciones alométricas para la estimación de biomasa, entre los que destacan los de Acosta *et al.* (2002), quienes generaron ecuaciones alométricas para seis especies forestales del bosque mesófilo de montaña y bosque de encino (*Quercus spp*) en Oaxaca, México. Dichas ecuaciones se basaron en el modelo  $Y=bX^k$ , donde  $Y$  es la biomasa aérea (kg),  $X$  es el diámetro (cm) a la altura del pecho (DAP) y  $b$  y  $k$  son los parámetros a estimar; en todos los casos el coeficiente de determinación ( $R^2$ ) fue mayor a 0.97. Las especies se dividieron en dos subgrupos; el grupo QLI (*Quercus*, *Liquidambar* e *Inga*) y el grupo ACR (*Alnus*, *Clethra* y *Rapanea*), los

coeficientes de determinación para los modelos ajustados en los subgrupos fueron de 0.99 y 0.98.

En el ejido La Victoria, Pueblo Nuevo, Durango, Pimienta *et al.* (2007) ajustaron modelos para estimar biomasa y carbono para *Pinus cooperi* Blanco; encontrando que el mejor modelo para estimar biomasa seca es

$$B=22.3476+(-4.9470)*D^2+0.4911*D^2+0.0039*(D^2H)$$

con un coeficiente de determinación ( $R^2$ ) de 0.99 y un error estándar porcentual ( $S_x$  %) de 11.69. Para estimar el contenido de carbono la ecuación final fue

$$CC=11.5090+(-3.1229)*D+0.3100*D^2+0.0004*(D^2H)$$

con  $R^2 = 0.99$  y  $S_x \% = 2.46$ . Con esos modelos se elaboraron tablas para estimar biomasa y carbono para las diferentes categorías diamétricas y de altura.

En Tlaxco, Tlaxcala, Díaz *et al.* (2007) seleccionaron 25 árboles de *Pinus patula* Schl. et Cham., y ajustaron el modelo  $Y=b*X^k$  para determinar biomasa y carbono, tomando como variable independiente ( $X$ ) el diámetro normal (DN). La expresión final de la ecuación fue  $B=0.0357*DN^{2.6916}$  y permite estimar biomasa, mientras que la ecuación de carbono fue  $C=0.021*DN^{2.6451}$ .

Por otra parte, en Texcoco, Bonilla (2009) ajustó el mismo modelo para biomasa y carbono con resultados similares a los reportados por Díaz *et al.* (2007).

Asimismo, Jiménez (2010) realizó un estudio en el Parque Nacional Izta-Popo, para estimar biomasa y contenido de carbono para *Pinus hartwegii* Lindl. A través, del cálculo de los parámetros del modelo  $Y=bX^k$  por medio de una regresión obtuvo la ecuación  $B=0.0635*DN^{2.4725}$  para la estimación de biomasa y para el contenido de carbono la ecuación fue  $C=0.0309*DN^{2.4722}$ , con un coeficiente de determinación de 0.98 para ambas ecuaciones.

En bosques templados del sur del Estado de Nuevo León, Aguirre-Calderón y Jiménez-Pérez (2011), diseñaron ecuaciones de biomasa en función del diámetro normal para *Pinus pseudostrobus*, *Pinus teocote* y *Quercus* spp. Además, determinaron el contenido de carbono de las especies objeto de estudio. Los

resultados permitieron la construcción de tarifas y tablas de biomasa así como de contenido de carbono.

#### **4.7 Estimación de carbono a partir de la biomasa**

Aproximadamente el 50% de la biomasa está formada por carbono, y por lo tanto, es posible realizar estimaciones sobre la cantidad de dióxido de carbono que ingresa a la atmósfera cada vez que se desmonta o se quema un bosque (FAO, 1995, citado por Vidal *et al.*, 2004).

Por lo anterior, en diversos estudios se ha empleado la biomasa de los árboles para estimar su contenido de carbono, a través de la multiplicación de la cantidad disponible en una determinada superficie por un factor que va de 0.40 hasta 0.55, valores que han sido reportados para la proporción de carbono contenido en cualquier especie vegetal (Díaz *et al.*, 2007).

Valenzuela (2001) utilizó un factor de 0.50 para determinar el carbono en un bosque de *Abies religiosa*; sin embargo, Avendaño (2009) concluyó que el contenido de carbono en *Abies religiosa* equivale a un 46.48% de la biomasa total del árbol, y esta proporción es la misma en fuste, ramas y follaje.

Callo (2001), Fragoso (2003) y Zamora (2003), utilizaron un factor de 0.45 para determinar el carbono de los géneros *Pinus sp.*, *Abies sp.* y *Quercus sp.*, mientras que Barranco (2002) y Herrera y Lucateros (2003) utilizaron un factor de 0.55, para calcular el carbono de varias especies vegetales. Por otra parte, Figueroa *et al.* (2005) determinaron porcentajes de carbono 47.26% en encino (*Quercus peduncularis*) hasta 51.3% en aile (*Alnus glabrata*); asimismo, Díaz *et al.* (2007) reportan que la proporción de carbono en árboles de *Pinus patula* es de 50.31%. Jiménez (2010) reporta un factor de 48.55% de contenido de carbono para *Pinus hartwegii* Lindl en el Estado de México.

En el sur del Estado Nuevo León, Aguirre-Calderón y Jiménez-Pérez (2011), determinaron porcentajes de contenido de carbono de 50.35 para *P. pseudostrobus*, 47.48 para *P. teocote* y 48.43 para *Quercus spp.*

## **4.8 Estudios realizados mediante sensores remotos**

### **4.8.1 Perspectivas de la teledetección**

Una de las aportaciones más destacadas de la teledetección espacial al estudio del medio ambiente es su capacidad para seguir procesos dinámicos, ya que las imágenes se captan por un sensor que observa a la Tierra desde una órbita estable y repetitiva (Chuvienco, 1998). Esta tecnología tiene el potencial de ser útil para el monitoreo del carbono, pero su utilidad depende de muchos factores como la escala del proyecto, los recursos financieros disponibles y el tipo de datos necesarios (Brown, 1996).

La información que se genera a través de los sensores remotos es utilizada a nivel mundial en áreas de investigación como la agricultura, geología, meteorología, geografía, minería, ingeniería forestal, inventarios forestales, etc.

### **4.8.2 El uso de los sensores remotos (SR) y los sistemas de información geográfica (SIG) para la gestión del carbono**

La teledetección (SR), es la ciencia de obtener e interpretar la información a una distancia, usando sensores que no están en contacto físico con los objetos de interés, mientras que el SIG es un sistema de hardware, software, procedimiento y personal para facilitar la gestión, manipulación, análisis, modelado, representación y salida de datos geo-referenciados para resolver problemas complejos de planificación y gestión de recursos (Star y Estes, 1990). En principio, los sensores remotos miden la cantidad visible y no visible de la radiación reflejada desde la superficie del objetivo y es expresado como la figura de reflectancia espectral, por lo tanto, la teledetección se puede dividir en detección pasiva y activa. La detección por sensores pasivos se basa en fuentes naturales de radiación, es decir, por medio del sol, mientras que los sensores activos generan su propia radiación para iluminar su objetivo.

#### **4.8.3 Integración de los sensores remotos (SR) con los sistemas de información geográfica (SIG) para el secuestro y monitoreo de carbono**

Las tecnologías actuales de teledetección, ofrecen una adquisición de análisis de datos geo-referenciados de una variedad de plataformas y pueden ser operacionalmente vinculados con capas de datos espaciales y modelos dentro de un SIG. La capacidad de esfuerzo de integración de datos de SR con otras fuentes de información, hacen que la tecnología geoespacial sea un poderoso instrumento contemporáneo (Kohl *et al.*, 2006), por lo que no pueden alcanzar su potencial a menos que las dos tecnologías estén fundamentalmente vinculadas. Por ello, las interacciones de ambas tecnologías son resumidas por Wilkinson (1996) de la siguiente forma:

- Datos de SR pueden usarse como entrada para el análisis dentro de un SIG
- SIG puede proporcionar datos complementarios para mejorar el análisis de SR para la discriminación de tipos de ecosistemas, cubierta vegetal y clases de uso del suelo
- La aplicación de la SR y otros datos espaciales en un SIG proporciona capacidades para el modelado y análisis de escenarios.

La fuerza de integración entre los SR y los SIG, facilitan los esfuerzos de investigaciones dirigidos a la gestión del ciclo global del carbono, principalmente en la forma de proporcionar información de valor añadido, y ayuda en los procedimientos de ejecución. De esta manera la integración de SR-SIG puede actuar como un sistema de soporte de decisiones en herramienta de gestión y seguimiento de secuestro de carbono. Del mismo modo, esta integración permite la cuantificación de la variabilidad espacial y temporal de las condiciones climáticas y del suelo a través de una región (Niu y Duiker, 2006). En un largo plazo, el despliegue de SR-SIG se prevé que se pueda reducir tanto en costos como en tiempo (Updegraff *et al.*, 2005), y de esta forma permitir la adquisición

rápida de datos a partir de una amplia cobertura regional de una manera no destructiva (Chandra y Ghosh, 2006).

Estudios donde se han integrado el uso de los SR con SIG, como el realizado por Caldwell *et al.* (2007), ilustran la complejidad de la forestación y reforestación. El modelo desarrollado por estos autores está compuesto por sub modelos, módulos de evaluación cualitativa, escenarios elaborados y productos finales para las tasas de ingresos en términos financieros y el aumento en el secuestro de carbono. Niu y Duiker (2006) reportan que las imágenes Landsat integradas en un SIG pueden utilizarse para identificar puntos de acceso (es decir, los altos lugares de capacidad de secuestro de carbono) para programas de forestación en Estados Unidos. Este enfoque permitió la predicción de la capacidad potencial de secuestro de carbono como consecuencia de la reforestación de 20-50 años. Un enfoque similar se utilizó para trabajos de reforestación en América Latina, donde se prevé que estos trabajos puedan generar hasta 2.3 millones de dólares en créditos de carbono en los próximos 20 años (Benítez y Obersteiner, 2006). Por ello, numerosos reportes de la literatura sugieren que la integración de SR con SIG, es un gran paso que puede ayudar a la gestión y estrategias de control para el secuestro de carbono.

#### **4.8.4 Utilización de imágenes de satélite en el estudio de la vegetación**

La tierra es el recurso natural más importante, ya que en ella se encuentra la flora, la fauna y el agua que dan lugar a un ecosistema total (Rao *et al.*, 1991), por lo tanto, un sensor remoto se basa en muchas de las características de la superficie de la tierra, incluyendo la cubierta natural y artificial. Para la interpretación de estas características se utilizan los elementos de tono, textura, forma, tamaño, sombra, lugar, y asociación para obtener información sobre las actividades de uso de la tierra, lo cual es también información básica de la cubierta terrestre (Colwell, 1997).

Diversos estudios que se han realizado de la vegetación mediante la interpretación y uso de imágenes de satélite, son basados en las características individuales de reflectancia de la vegetación, la cual está en función, principalmente del contenido

de clorofila, de la estructura celular y del contenido de agua de la vegetación. Estas características son las más relevantes para la generación de mapas de cobertura vegetal a través de imágenes de satélite de los bosques, por lo tanto, muchos de estos mapas de vegetación son generados a partir de sensores remotos basados en mapas de índices de vegetación (IVs).

Soria y Granados (2005), mencionan que para extraer información sobre la vegetación a partir de imágenes de satélite, es necesario realizar transformaciones a la imagen, las cuales pueden simplificar o reducir el volumen de datos. Dichas transformaciones son basadas en los índices de vegetación, el cual se define como “la función de la radiación de las bandas visible (Vis) e infrarrojo cercano (IRc)”. Por otro lado, Lillesand y Kiefer (1999), definen un índice de vegetación como la combinación matemática de canales o bandas que indican la presencia o estado de la vegetación verde, y se utilizan para determinar la biomasa verde, el índice de área foliar (IAF), porcentajes de cobertura del suelo y la cantidad y actividad de la vegetación fotosintética activa y su productividad (Baret y Guyot, 1991).

La determinación de los índices de vegetación a partir de imágenes de satélite implica realizar operaciones pixel a pixel entre los niveles digitales (ND) almacenados en dos o más bandas de la misma imagen. Por ello, Soria y Granados (2005) indican que su empleo se justifica en base a dos objetivos, el primero para mejorar la discriminación entre suelo y vegetación, y el segundo para disminuir el efecto del relieve (pendiente y orientación) en la caracterización espectral de distintas cubiertas.

Existen diversos índices de vegetación, pero el más usado es el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI, por sus siglas en inglés), propuesto por Rouse *et al.* (1974), aunque el concepto fue discutido por Kriegler *et al.* (1969), citados por Kuldeep y Upasana (2011). El NDVI es un índice usado para medir la diferencia entre las reflectancias del rojo y del infrarrojo cercano, proporcionando una medida sobre la cantidad, calidad y desarrollo de la cobertura vegetal y vigorosidad en áreas extensas; hace posible el seguimiento de los procesos de

degradación de los bosques (Meneses, 2011), así como la evaluación y análisis del ciclo fenológico del maíz (De la Casa y Ovando, 2007).

El NDVI es un índice que arroja valores de intensidad del verdor de la zona, y da cuenta de la cantidad de vegetación presente y su estado de salud. Dichos valores van de -1 a +1, y se calcula a partir de la luz visible e infrarroja cercana reflejada por la vegetación, es decir, los valores que están por debajo de 0.1 corresponden a cuerpos de agua y suelos desnudos, mientras que los valores más altos son indicadores de la actividad fotosintética de las zonas de matorral, bosque templado, selva y de la actividad agrícola (Meneses, 2011).

#### **4.8.5 Estimación de biomasa y carbono a partir de sensores remotos**

El bosque es un importante almacén de carbono, por ello, el nivel de biomasa es un indicador del potencial del mismo, y ha recibido mucha atención desde la adopción del Protocolo de Kyoto. Sin embargo, existe incertidumbre acerca de las estimaciones de los bosques como sumideros de carbono (Houghton, 2005). Por lo tanto, el uso de las técnicas de teledetección se ha identificado como una herramienta importante en el apoyo del Protocolo de Kyoto, y en la cuantificación de las existencias de biomasa aérea y de los cambios asociados a ella (Tomppo *et al.*, 2002; Rosenqvist *et al.*, 1999). Sin embargo, los datos obtenidos por medio de la teledetección son útiles para la estimación indirecta del valor de la biomasa/carbono, pero esta información debe de ser complementada con datos basados en la realidad del terreno, llevando a cabo mediciones de las variables de los árboles que se utilizan en ecuaciones empíricas de biomasa (Zianis *et al.*, 2005).

El uso de datos por percepción remota es una importante ventaja, debido a que pueden cubrir un área grande y proporcionar sistemas de observación sistemática (Rosenqvist *et al.*, 2003). Sin embargo, la biomasa no se puede medir directamente a partir de la teledetección, pero los datos obtenidos a través de las reflectancia de los colores rojo, verde y de las radiaciones infrarrojas contienen información importante sobre la biomasa forestal (Dong *et al.*, 2003). Para esto, existen dos enfoques principales que predicen la biomasa por medio de la

utilización de imágenes de satélite. Uno de estos enfoques es el uso de la radiación de la energía solar y el uso de coeficientes de reflexión, que es determinada principalmente por el follaje verde de la biomasa (Christensen y Goudriaan, 1993). Las estimaciones indirectas de carbono se pueden generar a partir de relaciones empíricas establecidas con índices de vegetación por ejemplo el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) y el índice de vegetación mejorado (EVI). Muchos estudios han demostrado que los índices de vegetación (VIs) y su relación simple con datos de satélite ofrecen estimaciones útiles acerca del contenido de carbono en la biomasa (Foody *et al.*, 2003).

Kuldeep y Upasana (2011) usaron el modelo InVEST, para la estimación del carbono en la India. Este modelo utiliza mapas de uso y tipos de cobertura del suelo, y datos sobre las tasas de cosecha de madera, así como tasas de degradación del producto y por ende de las acciones en cuatro reservorios de carbono: biomasa aérea (AGB), biomasa subterránea (BGB), materia orgánica del suelo (MOS) y la materia orgánica muerta (DOM), para estimar la cantidad de carbono almacenado en un paisaje o la cantidad de carbono fijado en el tiempo (Tallis *et al.*, 2010). Así mismo, un equipo del Centro de Investigación Woods Hole (WHRC), ha emprendido un ambicioso proyecto para cuantificar la cantidad de biomasa en los E.U. Este proyecto hace uso de la alta resolución de datos de satélite, datos topográficos a partir de encuestas, datos nacionales del uso y cobertura del suelo, y de extensos datos de inventarios forestales recolectados por el Departamento de Agricultura y del Servicio de Inventario y Análisis Forestal (FIA). Los enfoques de estas y de muchas investigaciones que se están llevando a cabo en la actualidad pueden proporcionar un medio eficaz y rentable en la estimación de la biomasa/carbono para la mitigación del cambio climático.

En un estudio realizado en una región piloto de 20,000 km<sup>2</sup> situada al oeste de Canadá, Labrecque *et al.* (2006), realizaron la comparación de cuatro métodos para mapear la biomasa forestal en dicha región. Los métodos incluyen: 1) Relaciones Radiométricas Directas (RRD), 2) Vecino más cercano (*k-nn*), 3) Clasificación de Cobertura del Suelo (LCC), y 4) Biomasa utilizando estructura y tipo (BioCLUST). Se evaluaron los resultados de cada método utilizando un

conjunto de parcelas de muestreo y se comparó con un mapa de biomasa generado a partir de mapas de inventario forestal. Tomaron en cuenta el error medio cuadrático (RMSE), y se comparó con las parcelas. Los métodos de DRR, *k-nn* y BioCLUST proporcionaron resultados similares con valores promedios de RMSE de 59, 59 y 58 ( $t\ ha^{-1}$ ), respectivamente. Para el método *k-nn* los valores del error fueron más bajos seguido por los métodos RRD, BioCLUST y LCC (6, -8, 17, y 42 ( $t\ ha^{-1}$ ), respectivamente). Con el mapa de referencia de biomasa evaluaron el método BioCLUST el cual produjo un menor RMSE de 41 ( $t\ ha^{-1}$ ), y un sesgo o error de -4 ( $t\ ha^{-1}$ ), seguido por el método RRD y el *k-nn*, con valores del RMSE de 47 y 54 ( $t\ ha^{-1}$ ), y un sesgo de 9 y 23 ( $t\ ha^{-1}$ ).

En general, estos autores mencionan que la elección de un método dependerá tanto de la disponibilidad del conjunto de datos como del nivel de precisión de los resultados requerido.

Por otra parte, Escandón *et al.* (1999), evaluaron dos métodos para estimar biomasa arbórea con apoyo de sensores remotos (Landsat TM). El primer método se realizó con base en una clasificación supervisada multiespectral con seis bandas. Utilizaron tipos de vegetación identificados a partir de la composición de la biomasa de los géneros dominantes y de la altura promedio estimada del dosel, identificando ocho clases de vegetación. En el segundo método utilizaron índices diferenciados de vegetación (NDVI) de las bandas TM4/TM3; TM4/TM5 y TM4/TM7. Aplicaron un modelo de regresión que relaciona la biomasa promedio con los valores o niveles digitales (ND) con los NDVI. El modelo exponencial fue el de mejor ajuste para los tres NDVI. Los valores de los NDVI fueron TM4/TM3:  $R^2=0.611$ , TM4/TM5:  $R^2=0.671$  y TM4/TM7:  $R^2=0.676$ . Los resultados indicaron que la biomasa total calculada por el método de clasificación multiespectral, comparado con los valores estimados por el método de ordenamiento exponencial, mostró mayor similitud con el valor máximo del NDVI que relaciona las bandas TM4/TM7 (de mayor ajuste estadístico) y con el valor promedio del NDVI TM4/TM3 (de menor ajuste estadístico). Utilizando el NDVI TM4/TM5, todos los valores de biomasa resultaron más bajos.

Aguirre *et al.*, (2009), realizaron un estudio en Zacualtipán, Hidalgo, México, en el cual relacionaron datos espectrales del sensor de alta resolución espacial SPOT 5 HRG y el carbono arbóreo aéreo, en un bosque de *Pinus patula*. Cuantificaron la biomasa ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ), y usaron la regresión lineal múltiple y el método no paramétrico del vecino más cercano (*k-nn*). En la validación, los coeficientes de correlación calculados entre los valores observados y estimados para los métodos de regresión y *k-nn* fueron altamente significativos ( $\alpha = 0.01$ ), mostrando su potencial para predecir el carbono arbóreo aéreo. La raíz del cuadrado medio del error (RCME) para las estimaciones del *k-nn* fue 22.24 ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ). Estos autores mencionan que la estimación total calculada mediante *k-nn* fue la más cercana a la obtenida mediante muestreo estratificado y los resultados confirman la capacidad de las imágenes SPOT 5 y el método *k-nn* para apoyar la realización de inventarios de carbono.

#### **4.8.6 Historia y descripción de los satélites LANDSAT**

##### **4.8.6.1 Satélites LANDSAT**

La constelación de satélites LANDSAT (LAND=tierra y SAT=satélite), que inicialmente se llamaron ERTS (Earth Resources Technology Satellites), fue la primera misión de los Estados Unidos para el monitoreo de los recursos terrestres. La forman 7 satélites de los cuales sólo se encuentran activos el 5 y 7. Su mantenimiento y operación es administrada por la Administración Nacional Aeronáutica y Espacial (NASA) en tanto que la producción y comercialización de las imágenes depende del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS).

Los satélites LANDSAT llevan a bordo diferentes instrumentos. Su evolución buscó siempre captar más información de la superficie terrestre, con mayor precisión y detalle, de ahí las mejoras radiométricas, geométricas y espaciales que se incorporaron a los sensores pasivos; el primero, conocido como Multispectral Scanner Sensor (MSS), seguido de Thematic Mapper (TM) que tiene mayor sensibilidad radiométrica que su antecesor y por último, Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+) que entre sus mejoras técnicas destaca una banda espectral (pancromática) con resolución de 15 metros.

Las imágenes LANDSAT están compuestas por 7 u 8 bandas espectrales, que al combinarse producen una gama de imágenes de color que incrementan notablemente sus aplicaciones. Dependiendo del satélite y el sensor se incluye un canal pancromático y/o uno térmico; asimismo las resoluciones espaciales varían de 15, 30, 60 y 120 m.

#### **4.8.6.1.1 Satélites ERTS-1, LANDSAT 2 Y 3**

Los tres primeros satélites LANDSAT fueron construidos a partir de una modificación del satélite meteorológico NIMBUS. Tenían una órbita circular, casi polar, sincrónica con el Sol, a una altura aproximada de 920 km. Los satélites realizaban una órbita completa alrededor de la Tierra cada 103 minutos y 27 segundos, cubriendo 14 fajas de la superficie terrestre por día. Las principales características de estos tres satélites son las siguientes:

- Cada satélite se constituía por un sistema de cámaras de televisión (tres en ERTS-1 y LANDSAT 2 y dos en el LANDSAT 3), mismas que observaban y registraban una escena, de 185 km, en forma instantánea. Los sensores a bordo de estos satélites eran RVB en LANDSAT 1 y 2, y MSS en LANDSAT 2 y 3.
- Operaba en la faja del espectro electromagnético comprendida entre el visible y el infrarrojo cercano.
- La resolución espacial en el ERTS-1 y LANDSAT 2 era de 80x80 m, con tres bandas espectrales (verde, rojo e infrarrojo cercano). En LANDSAT 3 era de 40x40 m, con una banda espectral (pancromático).

#### **4.8.6.1.2 Satélites LANDSAT 4 y LANDSAT 5**

Estos dos satélites sufrieron algunas modificaciones tanto en la forma de la plataforma como en sus características orbitales. La altitud fue modificada de 920 a 705 km; el tiempo de revisita pasó de 18 a 16 días y el período orbital pasó de 103 minutos a 98.9 minutos. Las principales características de estos dos satélites se muestran a continuación:

- El sensor MSS fue colocado a bordo de LANDSAT 4, por insistencia de los investigadores del Departamento de Agricultura de los Estados Unidos, quienes querían un sistema multiespectral para estudios agrícolas.
- Se trata de un barredor óptico electrónico, que opera en cuatro canales del espectro electromagnético, dos en el visible (4 y 5) y dos en el infrarrojo cercano (6 y 7).
- Una escena terrestre observada por este sensor representaba un área de 185 km y la resolución espacial era de 80 x 80 m.
- El sensor TM fue colocado a bordo de LANDSAT 5, es un avanzado sensor de barrido multiespectral, concebido para proporcionar una mayor resolución espacial, mejor discriminación espectral entre los objetos de la superficie terrestre, mayor fidelidad geométrica y mayor precisión radiométrica en relación con el sensor MSS.
- Opera simultáneamente en siete bandas espectrales, siendo tres en el visible, una en el infrarrojo cercano, dos en el infrarrojo medio y una en el infrarrojo termal.
- Tiene una resolución espacial de 30 metros en las bandas del visible e infrarrojo medio y 120 metros en la banda del infrarrojo termal.
- La escena terrestre registrada por este sensor es también de 185 km.

#### **4.8.6.1.3 Satélite LANDSAT 7**

Landsat 7 fue diseñado para una vida útil de 5 años y tiene la capacidad de recolectar, así como transmitir hasta 532 imágenes por día. Se encuentra en una órbita Heliosincrónica, que significa que pasa siempre a la misma hora por un determinado lugar. Tiene visión de toda la superficie terrestre en un lapso de tiempo de 15 días, y realiza 232 órbitas. A diferencia de sus antecesores, Landsat 7 posee una capacidad de almacenamiento de 378 gigabytes, equivalente alrededor a 100 imágenes. El instrumento esencial a bordo del satélite es el Enhanced Thematic Mapper Plus (ETM+). En el Cuadro 1, se muestran las principales características del satélite LANDSAT 7.

Cuadro 1. Principales características del satélite LANDSAT 7.

Modo Espectral	Espacial (metros)	Espectral (micras)		Radio-métrica	Temporal
Pancro-mática	15	Banda 8. Pancromática	0.52 - 0.90	8 BITS	16 Días
Multi-espectral	30	Banda 1. Azul	0.45 - 0.52		
		Banda 2. Verde	0.53 - 0.61		
		Banda 3. Roja	0.63 - 0.69		
		Banda 4. Infrarrojo cercano 1	0.78 - 0.90		
		Banda 5. Infrarrojo cercano 2	1.55 - 1.75		
		Banda 6. Infrarrojo medio	2.09 - 2.35		

Fuente. INEGI (2011)

En el Cuadro 2, se muestran las principales aplicaciones de los sensores (RVB, MSS, TM y ETM+) a bordo de los diferentes satélites LANDSAT.

Cuadro 2. Aplicaciones de los sensores RVB, MSS, TM y ETM+.

Los canales y sus aplicaciones	Bandas	Banda Espectral (µm)	Aplicaciones
	1	0.45 - 0.52 (azul)	- Mapeo de aguas costeras. - Diferenciación entre suelo y vegetación. - Diferenciación entre vegetación conífera y decidua.
	2	0.52 - 0.60 (verde)	- Mapeo de vegetación. - Calidad de agua.
	3	0.63 - 0.90 (rojo)	- Absorción de la clorofila. - Diferenciación de especies vegetales. - Áreas urbanas y uso de suelo. - Agricultura. - Calidad de agua.
	4	0.76 - 0.90 (infrarrojo cercano)	- Delimitación de cuerpos de agua. - Mapeo geomorfológico y geológico. - Identificación de áreas de incendios y áreas húmedas. - Agricultura y vegetación.
	Bandas	Faja Espectral (µm)	Aplicaciones

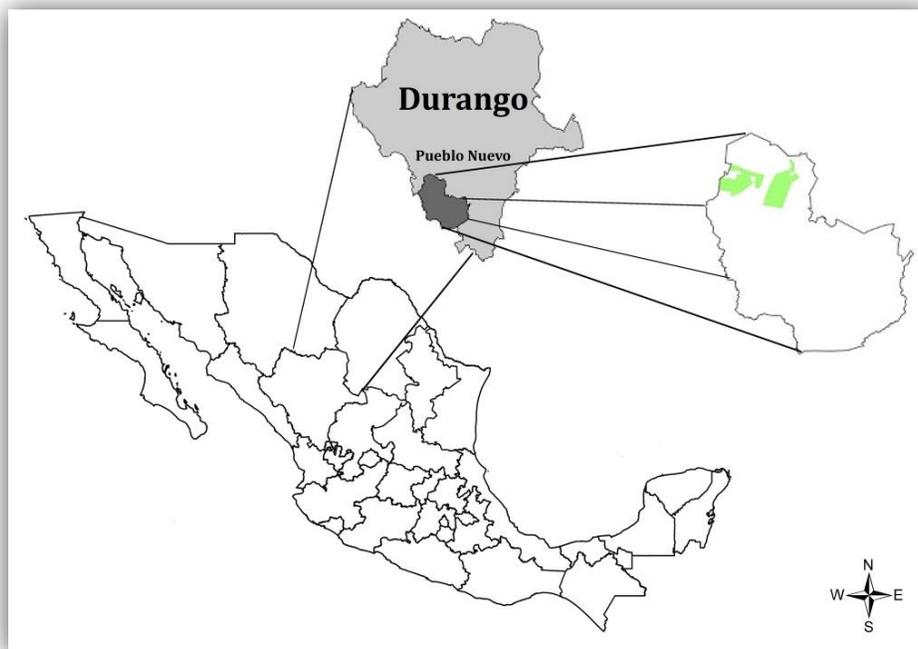
	5	1.55 - 1.75 (infrarrojo termal)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Uso del suelo.</li> <li>- Medición de la humedad en la vegetación.</li> <li>- Diferenciación entre nubes y nieve.</li> <li>- Agricultura.</li> <li>- Vegetación.</li> </ul>
	6	10.40 - 12.50 (infrarrojo termal)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Mapeo de stress térmico en plantas.</li> <li>- Corrientes marinas.</li> <li>- Propiedades termales del suelo.</li> </ul>
	7	2.08 - 2.35 (infrarrojo medio)	<ul style="list-style-type: none"> <li>- Identificación de minerales.</li> <li>- Mapeo hidrotermal.</li> </ul>

Fuente. INEGI (2011)

## 5. MATERIALES Y MÉTODOS

### 5.1 Área de estudio

El área de estudio se ubica en los bosques de clima templado del Estado de Durango, que comprende la región forestal de Pueblo Nuevo; específicamente en los ejidos “El Brillante, La Ciudad, La Victoria y La Campana” (Figura 1).



**Figura 1. Localización del área de estudio.**

## 5.2 Materiales

### 5.2.1 Imágenes de satélite

Se utilizó una imagen proveniente del satélite LANDSAT TM (path 031, row 044) tomada el 19 de junio de 2011, con una resolución espacial de 30 m, proporcionadas a través de la página del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS). El USGS fue establecido el 3 de marzo de 1879, es una organización científica que proporciona información oportuna, relevante y útil acerca de la salud de los ecosistemas, del medio ambiente, de los desastres y recursos naturales, de los impactos del cambio climático y el uso de la tierra.

## 5.3 Metodología

### 5.3.1 Cuantificación de los almacenes de carbono a partir de datos de campo

Para la cuantificación de los almacenes de carbono se utilizaron los datos dasométricos de 39 sitios de la Red Sitios Permanentes de Investigación Forestal, establecidos por la Universidad Juárez del Estado de Durango y el Instituto Tecnológico de El Salto (Corral *et al.*, 2009). Actualmente esta red cuenta con 391 sitios de 50x50 m distribuidos de manera sistemática en la zona boscosa del Estado de Durango.

Para estimar la biomasa en cada sitio de muestreo, se utilizaron ecuaciones alométricas generadas para las especies más importantes del Estado Durango y se aplicaron a los datos dasométricos obtenidos en los sitios de muestreo (Vargas *et al.*, 2013).

Para transformar la biomasa en cantidad de carbono almacenado en cada especie, se multiplicó la biomasa por el factor de carbono total específico para cada especie. Dichos porcentajes oscilan entre valores de 0.43 y 0.51.

Para determinar la biomasa y el contenido de carbono total en cada parcela de muestreo se realizó la sumatoria de la cantidad de biomasa y carbono obtenida por árbol. Asimismo, se realizó la conversión de las variables forestales biomasa y carbono total a toneladas por hectárea. Lo anterior fue con la finalidad de facilitar

la obtención y construcción del modelo que pueda predecir la estimación de la biomasa y carbono arbóreo aéreo a través de la percepción remota (Cuadro 3).

Cuadro 3. Datos de las variables biomasa y carbono en toneladas por hectárea utilizados para la generación de los modelos de regresión lineal múltiple.

No. de parcela	Biomasa (t ha <sup>-1</sup> )	Carbono (Mg ha <sup>-1</sup> )
1	47.33	23.14
2	109.88	54.83
3	220.88	107.72
4	92.78	45.81
5	185.62	91.32
6	131.56	65.21
7	137.68	66.34
8	89.81	43.90
9	87.53	43.02
10	39.28	19.42
11	186.07	90.56
12	186.29	90.80
13	95.39	46.41
14	154.33	76.82
15	175.44	88.14
16	55.29	27.95
17	359.56	177.18
18	165.95	79.95
19	124.21	62.36
20	391.51	194.62
21	308.59	153.36
22	251.04	123.21
23	245.69	119.57
24	83.03	40.92
25	193.99	97.71
26	238.34	118.31
27	208.31	102.07
28	164.02	80.41
29	28.83	14.01
30	132.56	65.92
31	138.21	68.28
32	105.50	51.37

33	156.64	78.25
34	148.01	74.73
35	188.76	93.69
36	64.06	31.30
37	77.60	37.54
38	82.42	41.04
39	226.46	111.51

### 5.3.2 Procesamiento de las imágenes de satélite

#### 5.3.2.1 Datos provenientes y selección de las imágenes

Las imágenes utilizadas fueron obtenidas del satélite LANDSAT TM (Thematic Mapper), a través de la página del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS). Este sensor opera con siete bandas espectrales, las cuales fueron elegidas especialmente para el monitoreo de la vegetación a excepción de la banda 7, que se agregó para aplicaciones geológicas. En el Cuadro 4, se muestran las características principales de las bandas que componen el satélite LANDSAT TM (<http://glovis.usgs.gov/>).

Cuadro 4. Características de las bandas y principales aplicaciones que componen el satélite LANDSAT TM.

Bandas	Banda Espectral	Aplicaciones
1	0.45 a 0.52 $\mu\text{m}$ (azul)	Fue diseñada para diferenciar cuerpos de agua, es útil para el mapeo de costas, para diferenciar entre suelo y vegetación y para clasificar distintos cubrimientos boscosos, por ejemplo las coníferas y latifoliadas. También es útil para diferenciar los diferentes tipos de rocas presentes en la superficie terrestre.
2	0.52 a 0.60 $\mu\text{m}$ (verde)	Especialmente diseñada para evaluar el vigor de la vegetación sana, midiendo su pico de reflectancia (o radiación) verde. Es útil también para diferenciar tipos de rocas.
3	0.63 a 0.69 $\mu\text{m}$ (rojo)	Es una banda de absorción de clorofila, muy útil para la clasificación de la cubierta vegetal. Es útil para detectar tipos de rocas.
4	0.76 a 0.90 $\mu\text{m}$ (infrarrojo cercano)	Es útil para determinar el contenido de biomasa, para la delimitación de cuerpos de agua y para la clasificación de las rocas.

5	1.55 a 1.75 $\mu\text{m}$ (infrarrojo medio)	Indica el contenido de humedad de la vegetación y del suelo. También sirve para discriminar entre nieve y nubes.
6	10.40 a 12.50 $\mu\text{m}$ (infrarrojo termal)	El infrarrojo termal es útil en el análisis del stress de la vegetación, en la decadencia de la humedad del suelo y en el mapeo termal.
7	2.08 a 2.35 $\mu\text{m}$ (Infrarrojo medio)	Especialmente seleccionada por su potencial para la discriminación de rocas y para el mapeo hidrotermal. Mide la cantidad de hidróxidos (OH) y la absorción del agua.

Las imágenes utilizadas, son imágenes ortorectificadas, es decir, imágenes correctas que representan los objetos del terreno en sus verdaderas coordenadas (X,Y) de la realidad. Asimismo, se realizaron algunas correcciones atmosféricas para lo cual se generó una máscara de la imagen, denominada máscara booleana con la finalidad de reducir el efecto de nubes y sombras de las áreas de estudio. A partir de esto, las imágenes fueron ideales para el manejo, análisis y obtención de la información a partir de datos espectrales.

#### 5.3.2.2 Selección de las bandas e índices de reflectancia

Con la finalidad de extraer la información de interés de cada una de las bandas que componen la imagen, se seleccionaron 4 bandas espectrales: banda 1 (verde), banda 2 (rojo), banda 3 (infrarrojo cercano) y banda 4 (infrarrojo medio), a las cuales se les aplicaron transformaciones matemáticas de reflectancia basadas en índices de vegetación (Aguirre, 2007). Dichas transformaciones determinan características que son más sensibles en alguna parte del espectro electromagnético y las cuales pueden ser detectadas mejor en bandas específicas (Cohen y Goward 2004).

- (1) Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI32), calculado como  $NDVI32 = (IRC-R)/(IRC+R)$ ; este índice está compuesto por las bandas espectrales infrarrojo cercano y el rojo.
- (2) NDVI41, calculado como  $NDVI41 = (IRM-V)/(IRM+V)$ ; está compuesto por las bandas espectrales infrarrojo medio y verde.
- (3) NDVI42, calculado como  $NDVI42 = (IRM-R)/(IRM+R)$ ; está compuesto por las bandas espectrales infrarrojo medio y rojo.

(4) Índice de estrés hídrico (NDVI43), calculado como  $NDVI43 = (IRM-IRC)/(IRM+IRC)$ ; este índice es conocido como de estrés hídrico y está compuesto por las bandas espectrales infrarrojo medio e infrarrojo cercano.

### 5.3.3 Procesamiento de datos de campo y datos espectrales

#### 5.3.3.1 Extracción de los niveles digitales de la imagen

Se utilizó el programa ArcMap 9.3 (ESRI® ArcMap™, 2008) del laboratorio de Geomática del Colegio de Postgraduados Campus Montecillo, Texcoco, Estado de México. Los valores de las imágenes o niveles digitales (ND), fueron extraídos a partir de las coordenadas UTM centrales de las 39 parcelas de muestreo (Anexo 1); dichos valores fueron identificados por los píxeles de las imágenes (Anexo 2), los cuáles fueron usados para el análisis y generación del modelo de regresión que describe la relación entre las variables forestales (biomasa y carbono) y los niveles digitales extraídos de las imágenes.

#### 5.3.3.2 Análisis de correlación y generación del modelo de regresión

Se realizó un análisis de correlación entre las variables forestales de interés y datos espectrales generados a partir de los índices de vegetación captados en los píxeles de la imagen, lo anterior se realizó con el fin de averiguar la relación entre las variables. Para la generación del modelo de regresión se utilizó el procedimiento de regresión STEPWISE, con el objetivo de generar un modelo de regresión lineal múltiple para la estimación de las variables biomasa ( $t\ ha^{-1}$ ), y carbono ( $Mg\ ha^{-1}$ ). 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:

$y$  = biomasa o carbono;  $X_n$  = bandas espectrales, índices de vegetación;  $\beta_n$  = coeficientes de regresión.

El coeficiente de determinación ( $R^2$ ), se utilizó como indicador de ajuste, calculado con la fórmula siguiente, y se utilizó un valor de probabilidad menor al 0.05 para ambas variables.

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

donde:

**SCR** = suma de cuadrados de regresión; **SCE** = suma de cuadrados del error;

**SCT** = suma de cuadrados total.

Se estimaron los límites de confianza al 95% para las dos variables (biomasa y carbono) mediante la fórmula propuesta por Neter *et al.* (1996) citado por Aguirre, (2007).

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

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;

$h_{ii} = \vec{X}_i^t (X^t X)^{-1} \vec{X}_i \Rightarrow$  varianza del valor estimado de  $\hat{y}_i$ .

### 5.3.3.3 Aplicación del modelo de regresión

Una vez seleccionados los modelos de regresión para la estimación de la biomasa y el carbono, se aplicaron a las bandas y valores de reflectancia correspondientes, por medio del “*Raster Calculator*” del programa ArcMap™ 9.3®, a partir del cual se generaron dos nuevas imágenes que representan en cada pixel la cantidad de biomasa y contenido de carbono arbóreo aéreo presentes en las áreas de estudio.

### 5.3.4 Validación de los modelos e imágenes

Una vez que se aplicaron los modelos de regresión, se validaron las imágenes generadas a partir de los modelos. Para ello, se utilizaron los datos dasométricos y coordenadas UTM centrales de 10 parcelas de muestreo de áreas aledañas con características similares a las 39 parcelas utilizadas en el desarrollo de los modelos.

### 5.3.5 Generación de los mapas de biomasa y carbono arbóreo aéreo

Se realizó un análisis de los valores máximos de biomasa y carbono estimado en campo, determinándose con ello el valor mayor para la cantidad de biomasa y carbono registrado en los píxeles de las imágenes generadas y definiéndose de igual forma el número de clases y rangos de la cantidad de biomasa y carbono. Finalmente se generaron los mapas de biomasa y contenido de carbono arbóreo aéreo presente en el área de estudio.

## 6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 6.1 Relación entre las variables forestales y datos espectrales

En el análisis de correlación llevado a cabo entre la biomasa y el carbono con los datos espectrales se obtuvo una relación negativa. De acuerdo con Hall *et al.*, (2006) y Aguirre, (2007), la relación negativa es explicada por la disminución del albedo en zonas con vegetación densa y cerrada.

Asimismo se encontró poca correlación entre la biomasa y el carbono en relación con las reflectancias de las bandas 1, 2, 4 y el índice de vegetación NDVI42; sin embargo, se encontró una alta correlación entre las variables evaluadas y el índice de vegetación NDVI43, con un valor de -0.62 para biomasa y -0.63 para carbono. Aguirre *et al.* (2009), reportaron un valor de correlación -0.80 entre el NDVI43 y el carbono arbóreo aéreo. Los resultados obtenidos corroboraron lo mencionado por Gong *et al.* 2003 y Aguirre *et al.* 2009, quienes mencionan que la densidad de los bosques de coníferas (hoja acicular) tienen una mejor explicación por índices que son sensibles a la humedad, que por aquellos que son sensibles a la clorofila, por lo tanto, el signo negativo indica que la densidad forestal es inversamente proporcional al estrés hídrico de la vegetación (NDVI43).

Por otro lado, el índice NDVI32 conocido como Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, presenta buenas correlaciones con los datos de biomasa y carbono, debido a la reflectividad ocasionada por la clorofila de la vegetación. En concordancia con Chuvieco (1998) y Soria (2005), cuando la vegetación sufre un

tipo de estrés (plagas, sequía, etc.), su reflectancia en este índice (NDVI32) será inferior y por lo tanto, un área con vegetación sana presentará un mayor contraste entre las bandas que componen este índice (infrarrojo cercano y rojo).

Las variables espectrales que mostraron mayor correlación (coeficiente de correlación de Pearson) con la biomasa y el carbono estimados en campo fueron la Banda 3, Banda 5, Banda 7 y los índices de vegetación NDVI32, DNVI41, NDVI43, respectivamente, (Cuadro 5).

Cuadro 5. Coeficientes de correlación entre las variables forestales estimadas biomasa, carbono y la reflectancia e índices de vegetación obtenidos de los datos espectrales de la imagen LANDSAT TM.

Variable	B1	B2	B3	B4	B5	B7	NDVI32	NDVI41	NDVI42	NDVI43
<b>B(Ha)</b>	-0.24	-0.30	-0.42	-0.06	-0.54	-0.53	0.47	-0.47	-0.26	-0.62
<b>P value</b>	0.1358	0.0636	0.0073	0.7230	0.0004	0.0005	0.0024	0.0023	0.1092	<.0001
<b>C(Ha)</b>	-0.25	-0.30	-0.43	-0.06	-0.55	-0.54	0.48	-0.48	-0.26	-0.63
<b>P value</b>	0.1290	0.0597	0.0064	0.7156	0.0003	0.0004	0.0021	0.0020	0.1063	<.0001

B(Ha): Biomasa ( $t\ ha^{-1}$ ); C(Ha): Carbono ( $Mg\ ha^{-1}$ ); B<sub>i</sub>: Banda espectral; NDVI: Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada.

## 6.2 Modelos de regresión

Los índices de vegetación basados en las bandas del verde, rojo, infrarrojo cercano y medio, fueron las que describieron de manera satisfactoria el comportamiento de la biomasa y el carbono; esto debido a la fuerte absorción de energía causada por la presencia del vigor de la vegetación sana, la absorción de la clorofila y la humedad presente en la vegetación. Los modelos generados para estimar biomasa y carbono a partir de datos espectrales se presentan en el Cuadro 6.

Cuadro 6. Modelos de regresión y variables seleccionadas para la estimación de las variables forestales.

Modelos	Pixel central		
	RMSE	R <sup>2</sup>	P value
B(Ha)= $\beta_0+\beta_1(B2)+\beta_2(B3)+\beta_3(NDVI32)+\beta_4(NDVI41)+\beta_5(NDVI43)$	54.74	0.6241	<0.0001
C(Ha)= $\beta_0+\beta_1(B2)+\beta_2(B3)+\beta_3(NDVI32)+\beta_4(NDVI41)+\beta_5(NDVI43)$	26.87	0.6298	<0.0001

B(Ha): Biomasa (t ha<sup>-1</sup>); C(Ha): Carbono (Mg ha<sup>-1</sup>); B<sub>i</sub>: Banda espectral; NDVI: Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada.

En diversos estudios se han utilizado datos espectrales para la estimación de variables forestales, los cuales han presentado niveles de precisión (RMSE) y coeficientes de determinación (R<sup>2</sup>) muy variables. Un valor de RMSE de 43.42 (t ha<sup>-1</sup>) para biomasa y 22.20 (Mg ha<sup>-1</sup>) para carbono fueron estimados por Aguirre (2007) en un bosque de *Pinus patula* en la región central de México usando datos del sensor SPOT 5 HRG. Este autor realizó estimaciones mediante dos métodos la regresión lineal múltiple y el procedimiento no paramétrico del vecino más cercano (*k-nn*). Asimismo, obtuvo valores de R<sup>2</sup> para el modelo de regresión seleccionado para la estimación de biomasa y cuantificación de carbono de 0.6085 y 0.6257, respectivamente, con un nivel de confiabilidad del 99% para ambos modelos. Por su parte Márquez (2007) utilizó datos del sensor SPOT 5 para cuantificar el carbono arbóreo en la región forestal de Tlaxco, Tlaxcala México, y obtuvo un modelo estadístico de tipo exponencial con una R<sup>2</sup>= 0.78.

Labrecque *et al.* (2006) reportaron valores de RMSE de 59, 59 y 58 (t ha<sup>-1</sup>), para bosques de coníferas, de hoja caduca y mixto, respectivamente, para mapear biomasa forestal en un región piloto situada al oeste de Canadá a través de imágenes Landsat TM. Estos autores compararon cuatro métodos: 1) Relaciones Radiométricas Directas (RRD), 2) Vecino más cercano (*k-nn*), 3) Clasificación de Cobertura del Suelo (LCC), y 4) Biomasa utilizando estructura y tipo (BioCLUST). Escandon *et al.* (1999), usaron el mismo sensor pero con un enfoque diferente, evaluando dos métodos para estimar biomasa arbórea. El primer método fue una clasificación supervisada multiespectral con seis bandas, utilizando tipos de vegetación identificados a partir de la composición de la biomasa de los géneros

dominantes y de la altura promedio estimada del dosel. En el segundo método utilizaron índices de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) de las bandas TM4/TM3; TM4/TM5 y TM4/TM7. Posteriormente, aplicaron un modelo de regresión que relaciona la biomasa promedio con los valores o niveles digitales (ND) con los NDVI. El modelo exponencial fue el de mejor ajuste para los tres NDVI. Los valores de los NDVI fueron TM4/TM3 ( $R^2 = 0.61$ ), TM4/TM5 ( $R^2 = 0.67$ ) y TM4/TM7 ( $R^2 = 0.68$ ). Comparativamente, los resultados obtenidos por Aguirre (2007) son los valores que presentan mayor similitud a los estimados en el presente estudio y son considerados aceptables para este tipo de investigaciones.

Las diferencias identificadas respecto al resto de los estudios mencionados, pueden deberse a los satélites utilizados, ya que es lógico esperar diferencias en cuanto a la resolución espacial que ofrecen tanto el satélite LANDSAT y SPOT (Aguirre *et al.*, 2009) y a la resolución espectral (Soria y Granados, 2005).

Los modelos de regresión lineal múltiple basados en la banda 2 (banda verde), la banda 3 (banda rojo) e índices de vegetación NDVI32, NDVI41 y NDVI43 compuestos por las bandas espectrales verde, rojo, infrarrojo cercano e infrarrojo medio, fueron seleccionados como los mejores modelos para predecir la biomasa y el carbono presentando un valor de  $R^2$  de 0.6241 y 0.6298; un RMSE de 54.74 y 26.87, respectivamente. Sin embargo, con la adición de atributos del bosque como el área basal, volumen, índice de sitio y edad como variables independientes (Gebreslasie *et al.*, 2010), se ajustaron de nuevo los modelos y se obtuvieron mejores estadísticos de bondad de ajuste al utilizar como variable independiente la altura dominante Cuadro 7.

Cuadro 7. Estadísticos de ajuste de los modelos de biomasa y carbono con la altura dominante como variable independiente.

Modelos	RMSE	R <sup>2</sup>
$B(Ha)=\beta_0+\beta_1(B2)+\beta_2(B3)+\beta_3(NDVI32)+\beta_4(NDVI41)+\beta_5(NDVI43)+\beta_6(H0)$	48.58	0.7130
$C(Ha)=\beta_0+\beta_1(B2)+\beta_2(B3)+\beta_3(NDVI32)+\beta_4(NDVI41)+\beta_5(NDVI43)+\beta_6(H0)$	23.88	0.7164

B(Ha): Biomasa (t ha<sup>-1</sup>); C(Ha): Carbono (Mg ha<sup>-1</sup>); B<sub>i</sub>: Banda espectral; NDVI: Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada; H<sub>0</sub>: Altura dominante (m).

Los coeficientes de determinación obtenidos con el modelo de biomasa aumentaron de 0.6241 a 0.7130, mientras que la raíz del cuadrado medio del error (RMSE) disminuyó de 54.74 a 48.58 (t ha<sup>-1</sup>), para el carbono el valor de R<sup>2</sup> aumentó de 0.6298 a 0.7164 y la RMSE disminuyó de 26.87 a 23.88 (Mg ha<sup>-1</sup>), al asociar la variable altura dominante con las bandas espectrales e índices de vegetación. Gebreslasie *et al.* (2010) desarrollaron un modelo de regresión múltiple para predecir el volumen de un bosque de *Eucalyptus* en el sur de la provincia de KwaZulu Natal, Sudáfrica, utilizaron datos ASTER y el Índice de Modificación del Suelo Vegetación Ajustado (MSVI) y la banda 3 (banda roja), con un R<sup>2</sup> de 0.51 y un RMSE de 0.14 m<sup>3</sup>. Estos autores mejoraron el modelo de volumen al agregar variables independientes como la edad y el índice de sitio al lograr que el R<sup>2</sup> aumentara hasta 0.88 y el RMSE disminuyera a 0.11 m<sup>3</sup>. En acuerdo con estos autores la utilización de datos espectrales independientes reforzados con variables forestales como el área basal, volumen, biomasa, carbono, índice de sitio, edad, altura dominante, entre otras, es información importante y necesaria para la gestión eficaz de los bosques.

En el cuadro 8 se muestran los estimadores de los parámetros que componen los modelos para estimar la biomasa y el carbono de los rodales en el área de estudio. Asimismo, se muestran los modelos de biomasa y carbono con altura dominante como variable explicativa. Todos los parámetros fueron significativos ( $\alpha = 0.05$ ).

Cuadro 8. Estimadores de los parámetros para la estimación de biomasa y carbono con y sin la altura dominante como variable independiente.

Modelos Biomasa
$B(\text{Ha}) = 334.69 + -112.83(B2) + 107.13(B3) + 8250.39(\text{NDVI}32) + -8265.91(\text{NDVI}41) + 6548.72(\text{NDVI}43)$
$B(\text{Ha}) = 276.09 + -115.85(B2) + 110.10(B3) + 8697.88(\text{NDVI}32) + -8843.83(\text{NDVI}41) + 7031.96(\text{NDVI}43) + 2.83(\text{H0})$
Modelos Carbono
$C(\text{Ha}) = 164.71 + -55.23(B2) + 52.54(B3) + 4052.05(\text{NDVI}32) + -4059.76(\text{NDVI}41) + 3215.18(\text{NDVI}43)$
$C(\text{Ha}) = 136.12 + -56.71(B2) + 53.90(B3) + 4270.39(\text{NDVI}32) + -4341.74(\text{NDVI}41) + 3450.97(\text{NDVI}43) + 1.38(\text{H0})$

B(Ha): Biomasa ( $\text{t ha}^{-1}$ ); C(Ha): Carbono ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ); B<sub>i</sub>: Banda espectral; NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizada; H0: Altura dominante (m).

### 6.3 Verificación de la estimación de biomasa y carbono con los modelos desarrollados

En la figura 2 se observa la relación entre los valores de biomasa y de carbono observados en campo y los predichos con los modelos de regresión. La variable empleada fue el índice de estrés hídrico (NDVI43) debido a que fue el que resultó ser altamente significativo ( $\alpha \leq .0001$ ) y fue el que presentó mayor correlación con las variables de interés.

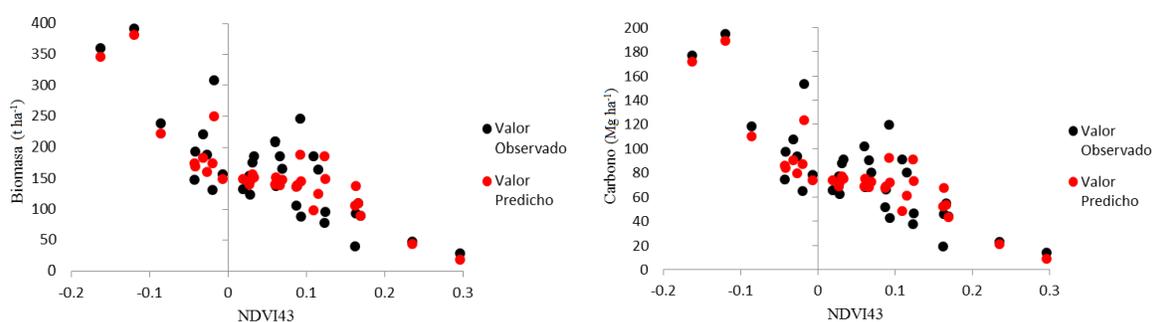


Figura 2. Valores de biomasa y carbono observados y predichos vs índice de estrés hídrico (NDVI43).

En la figura anterior se puede apreciar una relación proporcional inversa debido a que al disminuir el valor del índice de estrés hídrico (NDVI43), aumentan los valores de las variables biomasa y carbono, lo que refleja el potencial de captura de carbono que hay en un bosque. Por lo tanto, la relación dada entre los valores

observados en campo y los predichos por los modelos desarrollados son una forma viable de ser utilizados para este tipo de vegetación.

En el Cuadro 9 se muestra la comparación de las estimaciones de biomasa y carbono arbóreo aéreo total estimados por medio de ecuaciones alométricas y factores de contenido de carbono existentes (Vargas-Larreta *et al.*, s/f) y las estimaciones obtenidas a partir de los modelos de regresión seleccionados.

Cuadro 9. Datos de las variables estimadas en campo por medio de las ecuaciones alométricas y las estimadas por los modelos de regresión seleccionados.

No. de parcela	B <sub>valor</sub>	B <sub>valor</sub>	C <sub>valor</sub>	C <sub>valor</sub>
	observado (t ha <sup>-1</sup> )	predicho (Mg ha <sup>-1</sup> )	observado (t ha <sup>-1</sup> )	predicho (Mg ha <sup>-1</sup> )
1	47.33	43.28	23.14	20.97
2	109.88	109.80	54.83	53.85
3	220.88	183.15	107.72	90.71
4	92.78	137.70	45.81	67.51
5	185.62	98.76	91.32	48.27
6	131.56	174.76	65.21	86.93
7	137.68	139.46	66.34	68.63
8	89.81	89.27	43.9	43.59
9	87.53	145.78	43.02	71.73
10	39.28	106.38	19.42	52.31
11	186.07	138.61	90.56	68.39
12	186.29	151.25	90.8	74.99
13	95.39	149.51	46.41	73.08
14	154.33	139.53	76.82	68.74
15	175.44	156.39	88.14	77.01
16	55.29	169.36	27.95	83.93
17	359.56	346.72	177.18	171.67
18	165.95	147.83	79.95	72.60
19	124.21	145.58	62.36	72.03
20	391.51	381.76	194.62	189.03
21	308.59	249.83	153.36	123.77
22	251.04	147.26	123.21	72.08
23	245.69	188.14	119.57	92.06
24	83.03	147.65	40.92	73.13

25	193.99	168.90	97.71	83.76
26	238.34	221.71	118.31	109.91
27	208.31	139.68	102.07	68.83
28	164.02	125.13	80.41	61.40
29	28.83	17.79	14.01	9.13
30	132.56	149.46	65.92	73.64
31	138.21	152.11	68.28	74.89
32	105.5	136.86	51.37	67.37
33	156.64	149.65	78.25	73.89
34	148.01	173.94	74.73	86.21
35	188.76	160.33	93.69	79.34
36	64.06	121.62	31.3	60.24
37	77.6	186.18	37.54	91.11
38	82.42	152.21	41.04	75.15
39	226.46	170.74	111.51	85.09

Los intervalos de confianza calculados para la biomasa y el carbono se muestran en el Cuadro 10.

Cuadro 10. Intervalos de confianza para las variables forestales.

Biomasa (t ha <sup>-1</sup> )	Carbono (Mg ha <sup>-1</sup> )
IC = $\bar{X} \pm 124.41$	IC = $\bar{X} \pm 61.78$

En este estudio se estimaron intervalos de confianza con un 95% de confiabilidad, los intervalos permiten conocer los valores máximos y mínimos de biomasa (t ha<sup>-1</sup>) y carbono (Mg ha<sup>-1</sup>) que se podrán obtener en la práctica al aplicar los modelos desarrollados.

#### 6.4 Aplicación y validación de los modelos de regresión

Los modelos seleccionados fueron aplicados a las reflectancias de las bandas e índices de vegetación correspondientes. Se extrapolaron al área de estudio obteniendo con ello dos nuevas imágenes que representan, en cada pixel, la cantidad de biomasa y contenido de carbono arbóreo aéreo (Figura 3).



Figura 3. Mapas de biomasa (izq.) y contenido de carbono arbóreo aéreo (der.) obtenidos con los modelos de regresión seleccionados.

Utilizando la metodología antes descrita, se procesaron datos dasométricos y coordenadas UTM centrales de 10 parcelas de muestreo de áreas aledañas para la evaluación de los modelos e imágenes (Anexo 3). Por medio de las coordenadas UTM centrales de las parcelas de muestreo se generó una cobertura de puntos, la cual se sobrepuso a las imágenes de cantidad de biomasa y contenido de carbono, donde se obtuvieron los niveles digitales (ND) de cada una de las variables que componen los modelos y el resultado obtenido fue la cantidad de biomasa y contenido de carbono arbóreo aéreo presente en las áreas de validación (Figura 4).

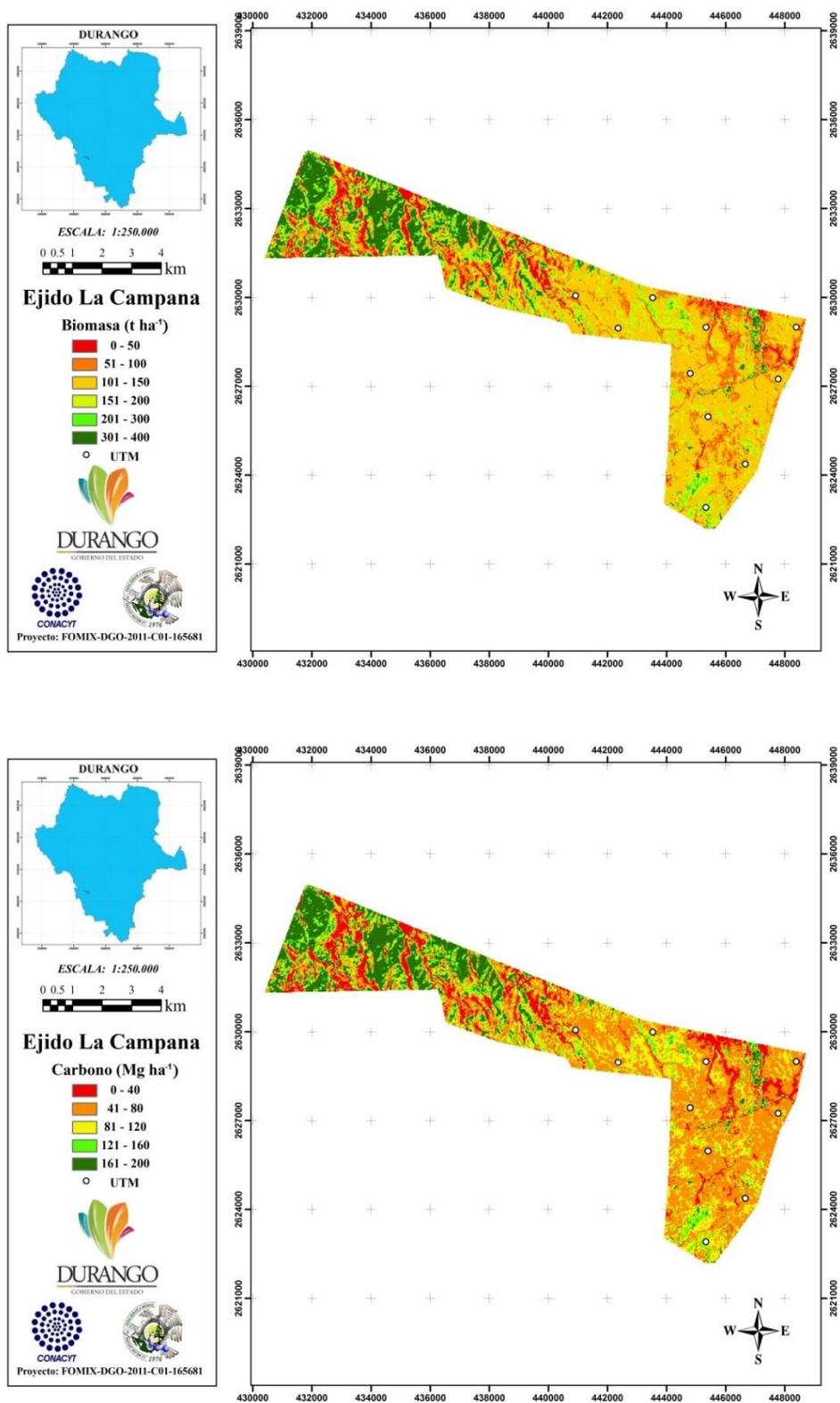


Figura 4. Cobertura de puntos de las parcelas y mapas utilizados para validación.

Los resultados se compararon con los datos de biomasa y carbono arbóreo aéreo estimados en campo por medio de las ecuaciones alométricas y factores de carbono existentes de las áreas de validación (Cuadro 11).

Cuadro 11. Comparación de la cantidad de biomasa ( $t\ ha^{-1}$ ) y contenido de carbono ( $Mg\ ha^{-1}$ ) estimados en campo vs cantidad de biomasa y contenido de carbono obtenidos con los modelos e imágenes desarrolladas.

No. de parcela	Biomasa ( $t\ ha^{-1}$ ) y contenido de carbono ( $Mg\ ha^{-1}$ ) Datos de campo		Biomasa ( $t\ ha^{-1}$ ) y contenido de carbono ( $Mg\ ha^{-1}$ ) Modelo	
	Biomasa	Carbono	Biomasa	Carbono
1	129.61	64.19	149.88	74.16
2	176.06	87.86	151.43	74.91
3	82.21	41.06	147.35	72.72
4	97.51	48.47	121.74	59.52
5	114.60	56.62	145.79	72.32
6	77.47	38.69	146.02	71.94
7	75.43	37.79	150.90	74.33
8	155.49	75.00	201.96	98.94
9	165.15	81.47	158.35	78.35
10	85.96	42.33	156.70	77.39

Los resultados obtenidos coinciden con las conclusiones de Manso *et al.*, (2005) y Sevillano *et al.*, (2009), quienes afirman que, a pesar de ciertas limitaciones, las imágenes mediante sensores remotos son válidas para la estimación de parámetros forestales a una escala regional.

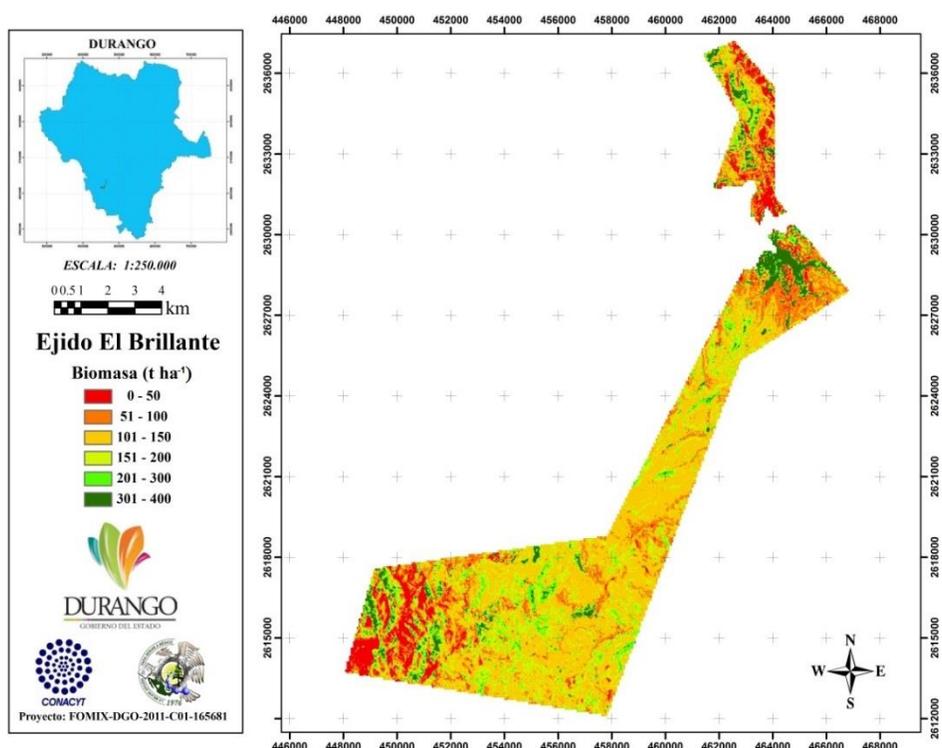
### 6.5 Generación de los mapas de biomasa y carbono arbóreo aéreo

Mediante el análisis del valor máximo de biomasa y carbono de las parcelas, se determinaron valores para los píxeles de las imágenes de  $400\ t\ ha^{-1}$  para la cantidad de biomasa y de  $200\ Mg\ ha^{-1}$  para el contenido de carbono. Para facilitar la interpretación de ambos mapas, los datos se agruparon en clases y rangos de valores de biomasa y carbono (Cuadro 12).

Cuadro 12. Clases y rangos de biomasa y contenido de carbono utilizados para la generación de los mapas.

Clases	Rango de valores de la cantidad de Biomasa por categoría ( $t\ ha^{-1}$ )	Rango de valores de contenido de Carbono por categoría ( $Mg\ ha^{-1}$ )
1	0 – 50	0 – 40
2	51 – 100	41 – 80
3	101 – 150	81 – 120
4	151 – 200	121 – 160
5	201 – 300	161 – 200
6	301 – 400	

En las figuras 5 y 6 se presentan los mapas generados de la cantidad de biomasa y contenido de carbono total para las áreas boscosas de interés.



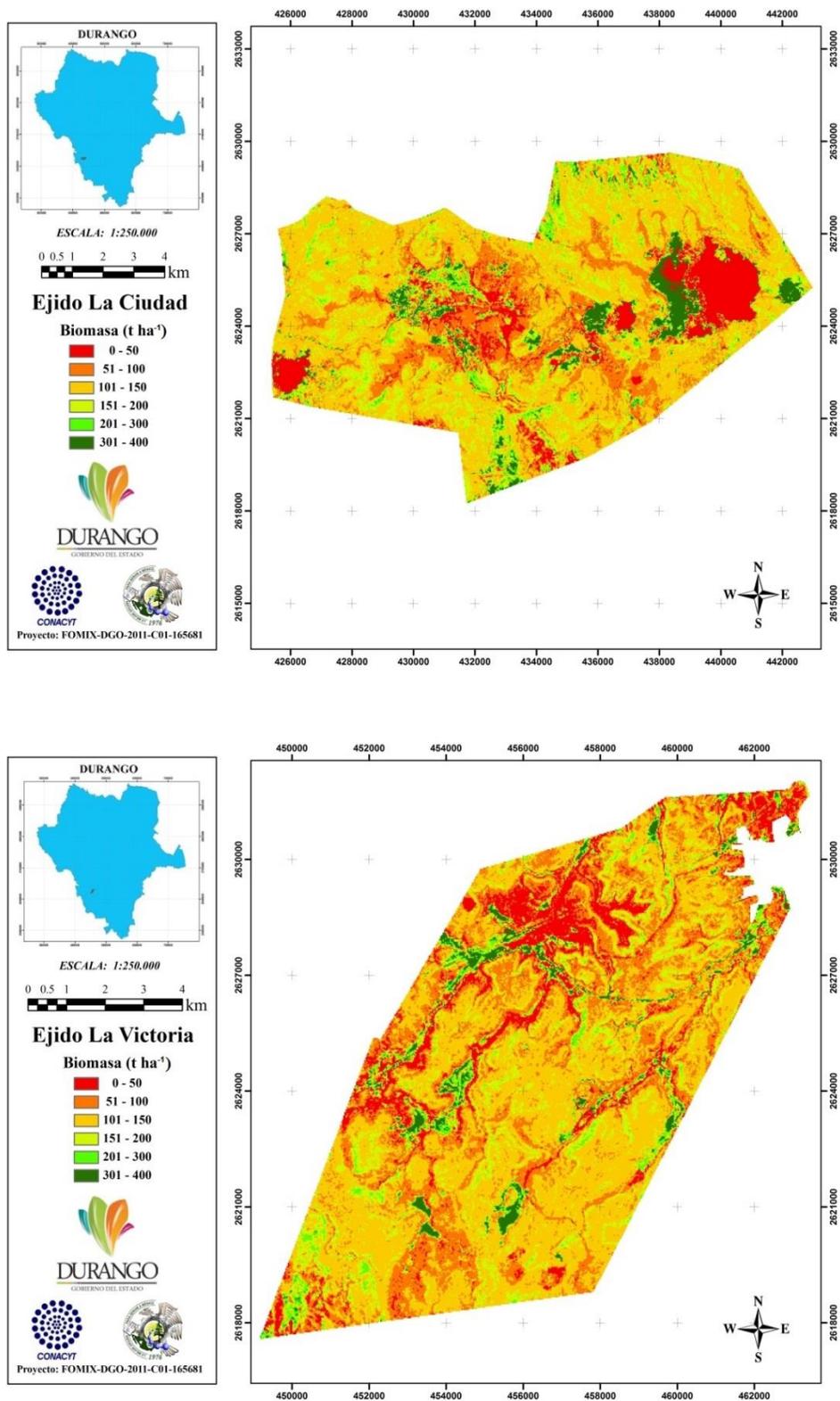
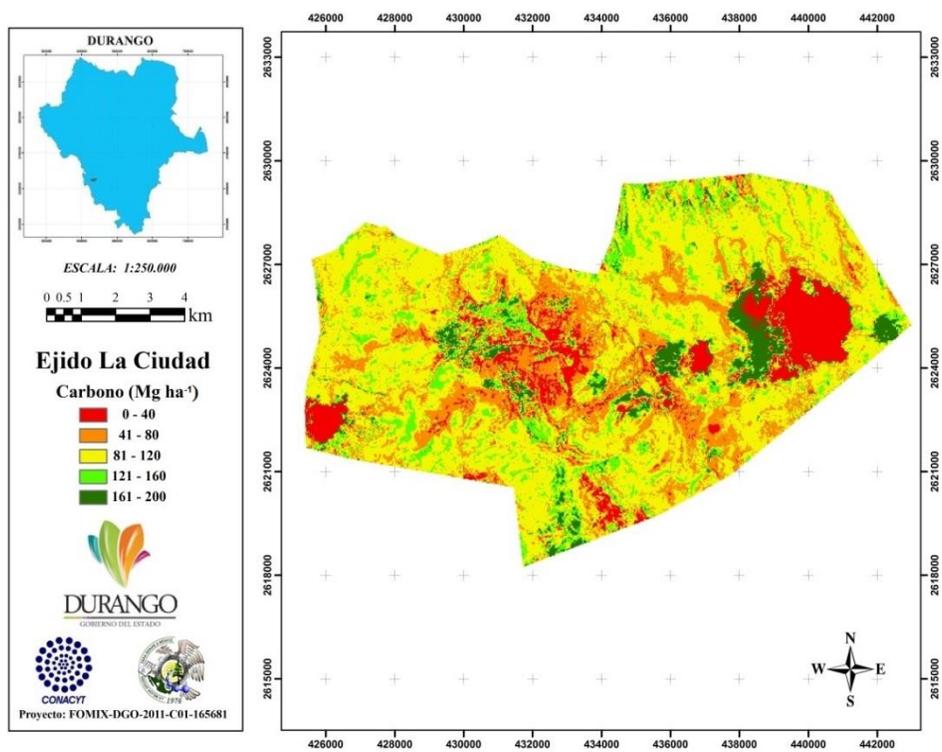
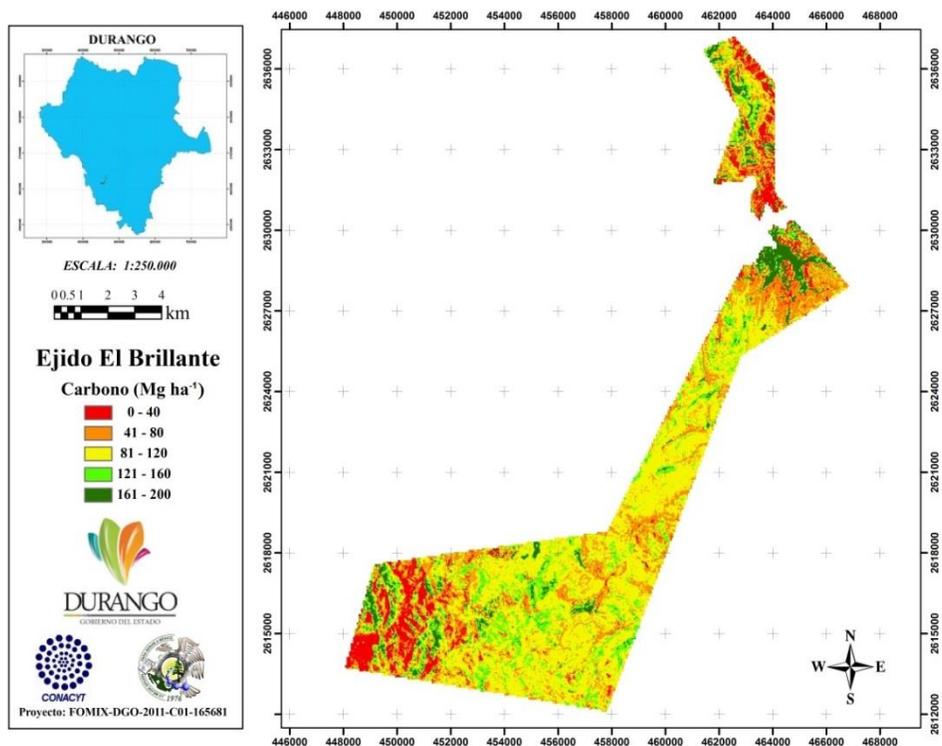


Figura 5. Mapas de biomasa total (t ha<sup>-1</sup>) en el área de estudio.



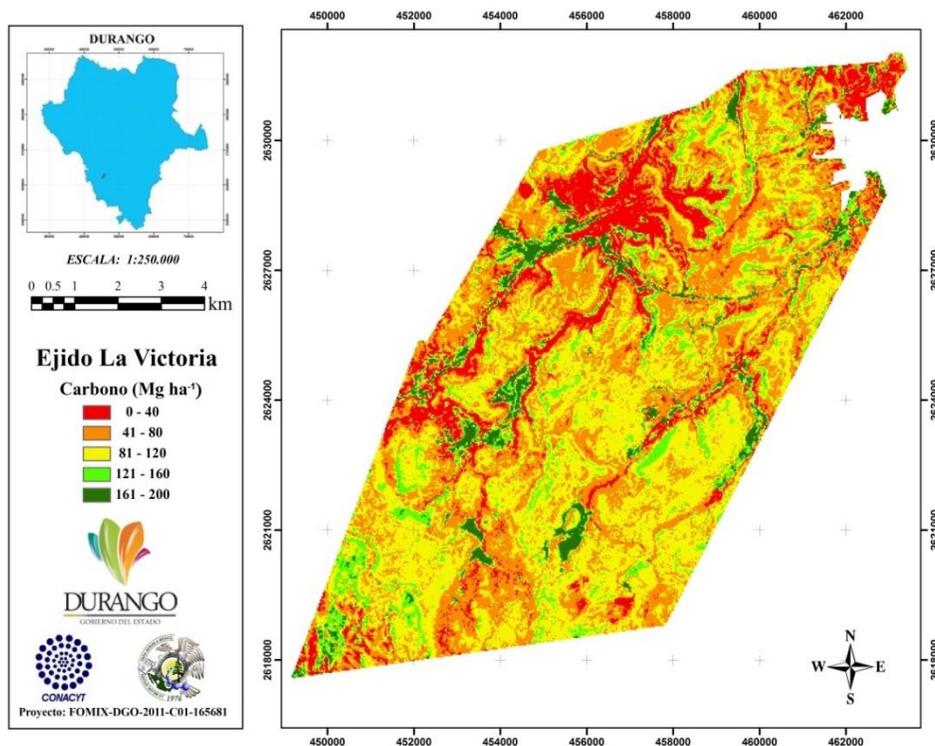


Figura 6. Mapas de carbono arbóreo aéreo total (Mg ha<sup>-1</sup>) en el área de estudio.

Los mapas anteriores generados para las regiones forestales, específicamente los ejidos “El Brillante, La Ciudad, La Victoria y La Campana”. Representan en diferentes colores los valores de la cantidad de biomasa y contenido de carbono arbóreo aéreo en toneladas por hectárea presente en dichos predios. Por ejemplo, tomando como referencia el mapa de carbono generado para el ejido La Victoria, cada color representa el contenido de carbono en este ejido con un valor máximo de hasta 200 toneladas de carbono arbóreo aéreo por hectárea presente en las áreas boscosas. Las áreas con mayor captura de carbono podrían ser áreas inmaduras y las de menor captura de carbono áreas maduras.

## 7. CONCLUSIONES

Las variables construidas a partir de algunas de las bandas espectrales del sensor Landsat TM para la estimación de biomasa y cuantificación del contenido de carbono mostraron una alta correlación con las variables forestales. Tal es el caso del índice de estrés hídrico construido como un índice de vegetación de diferencia normalizada a partir de las bandas del infrarrojo cercano e infrarrojo medio (NDVI43), el cual mostró una alta correlación con las variables forestales.

Los modelos seleccionados para la estimación de biomasa y cuantificación del carbono arbóreo aéreo fueron los que presentaron los mejores ajustes y menores errores, donde se obtuvo para la biomasa un coeficiente de determinación ( $R^2$ ) de 0.6241, un RMSE = 54.74 ( $t\ ha^{-1}$ ), y para el carbono se obtuvo un  $R^2 = 0.6298$  y un RMSE = 26.87 ( $Mg\ ha^{-1}$ ), respectivamente. Estas estimaciones comparadas con otras investigaciones se consideran aceptables.

La incorporación de la altura dominante resultó en un incremento en  $R^2$  y disminución del RMSE; los coeficientes de determinación obtenidos con el modelo de biomasa aumentaron de 0.6241 a 0.7130, mientras que la raíz del cuadrado medio del error (RMSE) disminuyó de 54.74 a 48.58 ( $t\ ha^{-1}$ ), para el carbono el valor de  $R^2$  aumentó de 0.6298 a 0.7164 y la RMSE disminuyó de 26.87 a 23.88 ( $Mg\ ha^{-1}$ ).

De los resultados obtenidos destaca la importancia de tener en cuenta la incidencia de la resolución tanto espectral como espacial. En este caso el sensor Landsat TM cuenta con una resolución espacial de 30 m, en comparación con otro tipo de satélites que tienen una resolución espacial menor como es el caso del satélite SPOT con una resolución espacial de 10 m; por lo tanto, la selección del satélite y obtención de mejores resultados estarán en función del nivel de detalle y de los objetivos que quieran lograrse.

Los resultados obtenidos constituyen información importante, lo que se concluye que las imágenes de sensores remotos proveen información valiosa que puede ser relacionada con datos de campo para desarrollar nuevas metodologías para la estimación de variables forestales, concretamente biomasa y carbono arbóreo

aéreo a escalas regionales, considerando especialmente el papel de los bosques en el secuestro y emisiones de carbono.

## 8. LITERATURA CITADA

Aaheim, A.; Chaturvedi, R. K.; Sagadevan, A. D. 2011: Integrated modelling approaches to analysis of climate change impacts on forest and forest management. *Mitig Adapt Strategy Glob Change*. 16:247-266.

Acosta, M. M. 2003. Diseño y aplicación de un método para medir los almacenes de carbono en sistemas con vegetación forestal y agrícola de ladera en México. Tesis de doctorado en ciencias. Colegio de Postgraduados. Montecillos, México 135 p.

Acosta-Mireles, M.; Vargas-Hernández, J; Velázquez-Martínez, Alejandro; y Etchevers-Barra, J. D. 2002. Estimación de la biomasa aérea mediante el uso de relaciones alométricas en seis especies arbóreas en Oaxaca, México. *Revista. Agrociencia* 36:725-736.

Aguirre-Calderón, O. A. y Jiménez-Pérez, J. 2011. Evaluación del contenido de carbono en bosques del sur de Nuevo León. *Rev. Mex. Cien. For.* Vol. 2 Núm. 6. ISSN: 2007-1132. pp. 73-83.

Aguirre S., C.A. 2007. Almacenamiento de carbono en bosques manejados de *Pinus patula*: estimación mediante percepción remota. Tesis de Maestría. Colegio de Postgraduados. Postgrado Forestal. 166 pp.

Aguirre S., C.A., Valdez L., J.R., Ángeles P., G., De Los Santos P., H.M., Haapanen, R. y Aguirre S., A.I. 2009: Mapeo de carbono arbóreo aéreo en bosques manejados de *Pinus Patula* en Hidalgo, México. *Agrociencia*. 43 (2):209-220.

Avendaño H., D. M. 2009. Determinación de ecuaciones alométricas para estimar la biomasa y carbono en *Abies religiosa* Schl. et Cham., Tlaxcala Méx. 66 p.

Baret, F., and Guyot, G. (1991), "Potentials and Limits of Vegetation Indices for LAI and APAR Assessment", *Remote Sens. Environ.* 35, pp. 161-173

- Bautista, H.J. y J.A.P. Torres. 2003: Valoración económica del almacenamiento de carbono del bosque tropical del ejido Noh Bec, Quintana roo, México. Revista Chapingo. Serie Ciencias Forestales y del Ambiente. 9 (1): 69-75.
- Benitez, P.C. and M. Obersteiner, 2006. Site identification for carbon sequestration in Latin America: A grid-based economic approach. For. Pol. Econ., 8: 636-651. DOI: 10.1016/j.forpol.2004.12.003
- Bedón, F.P.P. y S.A.A Pinto. 2007: Evaluación de técnicas de detección de cambios del uso de la tierra a través del análisis multitemporal de imágenes satelitales en el Cantón Daule. [www.repositorio.espe.edu.ec/bitstream/21000/5114/2/T-ESPE\\_033066-A.pdf](http://www.repositorio.espe.edu.ec/bitstream/21000/5114/2/T-ESPE_033066-A.pdf). 14 pp.
- Birdsey, R.A., R. Alig, and D. Adams. 2000: Mitigation activities in the forest sector to reduce emissions and enhance sinks of greenhouse gases. In: The Impact of Climate Change on America's Forests: A Technical Document Supporting the 2000 USDA Forest Service RPA Assessment [Joyce, L.A. and R.A. Birdsey (eds.)]. RMRS-GTR-59, U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station, Fort Collins, CO, pp. 112-131.
- Bonilla, P. E. 2009. Uso de relaciones alométricas para estimar biomasa y carbono en *Pinus montezumae* Lamb. Tesis de Licenciatura. División de Ciencias Forestales. Universidad Autónoma Chapingo. Chapingo, México. 64 pp.
- Brown, K. 1996. The utility of remote sensing technology in monitoring carbon sequestration agroforestry projects. College of Forest Resources University of Washington. Forestry Carbon Monitoring Program Working Paper 7/96. Winrock International Institute for Agricultural Development. pp 1-22.
- Caldwell, I.M., V.W. Maclaren, J.M. Chen, W.M. Ju and S. Zhou *et al.*, 2007. An integrated assessment model of carbon sequestration benefits: A case study of Liping county, China. J. Environ. Manag., 85: 757-773. DOI: 10.1016/j.jenvman.2006.08.020
- Chandra, A.M. and S.K. Ghosh, 2006. Remote Sensing and Geographic Information System. 1<sup>st</sup> Edn., Alpha Science, Oxford, ISBN: 1842652788, pp: 298.

- Christensen, S., and J. Goudriaan. 1993. Deriving Light Interception and Biomass from Spectral Reflection ratio. *Remote Sensing Environment* 48: pp. 87-95
- Chuvienco, E. 1998. El factor temporal en teledetección: evolución fenomenológica y análisis de cambios. *Revista de teledetección*, 10: 1–9.
- Cohen, W.B., & Goward, S. 2004. Landsat's role in ecological applications of remote sensing. *Bioscience*, 54(6), 535-545.
- Colwell, R. N. (1997),” *Manual of Photographic Interpretation*”, American Society for Photogrammetry & Remote Sensing
- Corral–Rivas J.J., B. Vargas L., Wehenkel C., O. Aguirre C., J. Álvarez G. y A. Rojo A. 2009. Guía para el establecimiento de sitios de investigación forestal y de suelos en bosques del Estado de Durango. Editorial UJED. Durango. 81 p.
- Cruz, L., I.A. 2008: Modelado espacial de los recursos forestales en el Ejido de Atopixco, Estado de Hidalgo. Tesis de Maestría. Colegio de Postgraduados. Postgrado Forestal. 116 pp.
- De Jong, J., B.H., Maser, O. y T.T. Tejeda. 2004: Opciones de captura de carbono en el sector forestal, en cambio climático una visión desde México. Red de monitoreo de políticas públicas CCMSS.[www.ccmss.org.mx/modulos/biblioteca\\_consultar.php?folio=185](http://www.ccmss.org.mx/modulos/biblioteca_consultar.php?folio=185).
- De la Casa. A. y Ovando G. 2007. Integración de índices de vegetación de la diferencia normalizada (NDVI) y el ciclo fenológico del maíz para estimar el rendimiento a escala departamental en Córdoba, Argentina. Universidad Nacional de Córdoba, Facultad de Ciencias Agropecuarias. *Agricultura Técnica-Vol. 67-Nº 4*. pp 362-371.
- Díaz, F.R., Acosta, M.M., Carrillo, F.A., Buendía, E.R., Flores, E.A. y J.D. Etcheveres-Barra. 2007: Determinación de ecuaciones alométricas para estimar biomasa y carbono en *Pinus Patula* Schl. et Cham. *Madera y Bosques*. 13 (1): 25-34.
- Dong, J., Kaufmann, R.K., Myneni, R.B., Tucker, C.J., Kauppi, P.E., Liski, J., Buermann, W., Alexeyev, V. and Hughes, M.K. 2003. Remote sensing

estimates of boreal and temperate forest woody biomass: carbon pools, sources, and sinks. *Remote Sensing of Environment*, 84, pp. 393–410

Escandon, C. J.; Ben H. J. de Jong, S. Ochoa G.; I. March M.; M. A. Castillo. 1999. Evaluación de dos métodos para la estimación de biomasa arbórea a través de datos Landsat TM en Jusnajib, La Laguna, Chiapas, México: estudio de caso. *Boletín del Instituto de Geografía, UNAM, México* Núm. 40:7184

FAO, 1995. Evaluación de los recursos forestales 1990, Países tropicales. Estudio FAO Montes, Roma, Italia. pp. 32-36.

Fitzgerald, G.J., S.M. Lesch, E.M. Barnes and W.E. Lueck 2006. Directed sampling using remote sensing with a response surface sampling design for site-specific agriculture. *Comput. Elect. Agric.*, 53: 98-112. DOI: 10.1016/j.compag.2006.04.003

Foody, G.M., Boyd, D.S. & Cutler, M.E.J. 2003. Predictive relations of tropical forest biomass from Landsat TM data and their transferability between regions. *Remote Sensing of Environment*, 85(4): pp. 463-474

Gebreslasie, M. T. Ahmed, F. B. Van Aardt, A. N. J. 2010. Predicting forest structural attributes using ancillary data and ASTER satellite data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. pp. 23-26

Gong, P., R. Pu, G. S. Biging, and M. R. Larrieu. 2003. Estimation of forest leaf area index using vegetation indexes derived from Hyperion hyperspectral data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 41: 1355-1362.

Goodale, C.L., M.J. Apps, R.A. Birdsey, C.B. Field, L.S. Heath, R.A. Houghton, J.C. Jenkins, G.H. Kohlmaier, W. Kurz, S. Liu, G.-J. Nabuurs, S. Nilsson, and A.Z. Shvidenko. 2002: Forest carbon sinks in the Northern Hemisphere. *Ecological Applications*, 12(3), 891-899.

Gis Best Practies. 2009. Forest carbón management.

[www.esri.com/library/bestpractices/forest-carbon-management.pdf](http://www.esri.com/library/bestpractices/forest-carbon-management.pdf). pp 1-26.

- Houghton, R . A . 2005. Aboveground Forest Biomass and the Global Carbon Balance *Global Change Biology* 11, 945–958
- INE. 2006: México Tercera Comunicación Nacional ante la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático. Primera edición. México. 254 pp.
- INEGI. 2011. Dirección General de Geografía y Medio Ambiente. Aspectos técnicos de las imágenes LANDSAT.  
[http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/imgpercepcion/imgsatelite/doc/Aspectos\\_tecnicos\\_imagenes\\_%20landsat.pdf](http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/imgpercepcion/imgsatelite/doc/Aspectos_tecnicos_imagenes_%20landsat.pdf)
- IPCC. 2000: Climate change 2000: Special Report: Land Use, Land-Use Change and Forestry. Geneva.  
[http://www.ipcc.ch/ipccreports/sres/land\\_use/index.php?idp=0](http://www.ipcc.ch/ipccreports/sres/land_use/index.php?idp=0)
- IPCC. 2001: Climate Change 2001: Synthesis Report. A Contribution of Working Groups I, II, and III to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [Watson, R.T., and the Core Writing Team (Eds.)]. Cambridge University Press, Cambridge, United Kingdom and New York, NY, 398 pp.
- IPCC. 2007: Climate Change 2007: Synthesis Report. Contribution of Working Groups I, II and III to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change, [Core Writing Team, Pachauri, R.K. and Reisinger, A. (Eds.)], Geneva, Switzerland.
- Jiménez, C. C. 2010. Uso de ecuaciones alométricas para estimar biomasa y carbono en la parte aérea de *Pinus hartwegii* Lindl. en el Parque Nacional Izta-Popo. Tesis de Licenciatura. División de Ciencias Forestales. Universidad Autónoma Chapingo. Chapingo, México. 58 p.
- J. K. Winjum, R. K. Dixon and P. E. Schroeder, 'Forest management and carbon storage: an analysis of 12 key forest nations', *Water, Air, and Soil Pollution*, 70: 1–4, 1993, pp. 239–57.
- Kuldeep, P and P. Upasana. 2011. Forest carbon management using satellite remote sensing techniques a case study of Sagar Distric (M.P.). *E-International Scientific Journal*, volume III, ISSUE-4, ISSN 2094-1749, pp. 335-348.

- Kohl, M., S. Magnussen and M. Marchetti, 2006. *Sampling Methods: Remote Sensing and GIS Multiresource Forest Inventory*. 1st Edn. Springer, Berlin, ISBN: 3540325719, pp: 373.
- King, A.W., L. Dilling, G.P. Zimmerman, D.M. Fairman, R.A. Houghton, G. Marland, A.Z. Rose, and T.J. Wilbanks. 2007: *The First State of the Carbon Cycle Report (SOCCR): The North American Carbon Budget and Implications for the Global Carbon Cycle*. A Report by the U.S. Climate Change Science Program and the Subcommittee on Global Change Research. National Oceanic and Atmospheric Administration, National Climatic Data Center, Asheville, NC, USA. 264 pp.
- Kriegler, F. J., Malila, W. A., Nalepka, R. F., and Richardson. W. (1969), "Preprocessing Transformations and their Effects on Multispectral Recognition", *Pages 97-131 in Sixth International Symposium on Remote Sensing of Environment, University of Michigan, Ann Arbor, MI*
- Labrecque, S., R. Fournier, J. Luther, and D. Piercey. 2006. A comparison of four methods to map biomass from Landsat-TM and inventory data in western Newfoundland. *For. Ecol. Manage.* 226: 129-144.
- Lillesand, T. M., and Kiefer, R. W. (1999), "Remote Sensing and Image Interpretation", John Wiley & Sons Inc., New Jersey
- Manso, A. F., Quintano, P. C., Manso, O. F., dos Santos, J. R., Maldonado, F. D. 2005. Spectral Mixture Modeling to estimate wood volumen in north of Spain from optical satellite data. *Ambiência - Revista do Centro de Ciências Agrárias e Ambientais V. 1 No 2 p. 213-222.*
- Márquez, D. J. 2007. Estimación de carbono arbóreo por medio de imágenes del satélite SPOT en la región de Tlaxco, Tlaxcala. Tesis de licenciatura. División de Ciencias Forestales. Universidad Autónoma Chapingo. Chapingo, Texcoco, Edo. México. 79 p.
- Méndez-González J., Luckie-Navarrete S.L., Capó-Arteaga M.A. y Nájera-Luna J.A. 2011. Ecuaciones alométricas y estimación de incrementos en biomasa aérea y carbono en una plantación mixta de *Pinus devoniana* Lindl. y *P. pseudostrobus* Lindl., en Guanajuato, México. Publicado como Artículo en *Agrociencia* 45: 479-491.

- Meneses, T. C. L. 2011. El índice normalizado diferencial de la vegetación como indicador de la degradación del bosque. *Unasyva* 238, Vol. 62, 2011/2.pp 39-46. <http://www.fao.org/docrep/015/i2560s/i2560s07.pdf>
- Niu, X. and S.W. Duiker, 2006. Carbon sequestration potential by afforestation of marginal agricultural land in the Midwestern U.S. *For. Ecol. Manag.*, 223: 415-427. DOI: 10.1016/j.foreco.2005.12.044
- Ordoñez, B.J.A. y O. Maser. 2001. Captura de carbono ante el cambio climático. *Madera y Bosques*. 7 (1): 3-12.
- Pimienta, De La T. D DE J.; Domínguez, C. G.; AGUIRRE, C. O.; Hernández, F. J. y Jiménez, P. J. 2007. Estimación de biomasa y contenido de carbono de *Pinus cooperi* Blanco, en Pueblo Nuevo, Durango. *Madera y Bosques* 13(1): 35-46
- Rao, D. P., Gautam, N. C., Karale, R. L. and Sahaj, B. (1991), "IRS-1A Application for Land Use / Land Cover Mapping in India", Special Issue on: Remote Sensing National Development, *Current Science*, Vol. 61, Nos. 3 & 4, pp. 153-156
- Rosenqvist, A., Imhoff, M., Milne, A. & Dobson, C. 1999. Remote Sensing and the Kyoto Protocol: A Review of Available and Future Technology for Monitoring Treaty Compliance. Report of a workshop, Ann Arbor, Michigan, USA, October 20-22. 19p.
- Rosenqvist, A.; Milne, A.; Lucas, A.; Imhoff, M. and Dobson, C. 2003. A review of remote sensing technologies in support of the Kyoto Protocol. *Environmental Science and Policy*: pp. 441-455
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Deering, D.W., and Schell, J. A. (1974), "Monitoring the Vernal Advancement and Retro-gradation (Green Wave Effect) of Natural Vegetation", *Final Report RSC 1978-4, Remote Sensing Center, Texas A&M University, College Station, TX.*
- Sevillano, M. E., Quintano, C., Manso, A. F., Shimabukuro, Y. E. 2009. Estimación de biomasa en *Pinus radiata* (D. Don) a partir de índices derivados de

imágenes CCD-CBERS. Teledetección: Agua y desarrollo sostenible. XIII Congreso de la Asociación Española de Teledetección. pp. 329-332.

Spittelhuse, D.L. and Stewart, R. B: 2003: Economic impacts of accelerating forest growth in Europe. *Fore Policy Econ* 5(2):157-171.

Star, J. and J. Estes, 1990. *Geographic Information Systems: An Introduction*. 1st Edn., Prentice Hall, New Jersey, USA., ISBN-10: 0133511235, pp: 303.

Streck, C. y Scholz, S.M. 2006. Journal Compilation. Blackwell Publishing Ltd/The Royal Institute of International Affairs. *International Affairs* 82: 5 (2006) 861–879  
<http://dspace.cigilibrary.org/jspui/bitstream/123456789/19664/1/The%20role%20of%20forests%20in%20global%20climate%20change%20whence%20we%20come%20and%20where%20we%20go.pdf?1>

Soria, R. J. y Granados R. R. 2005. RELACIÓN ENTRE LOS ÍNDICES DE VEGETACIÓN OBTENIDOS DE LOS SENSORES AVHRR DEL SATÉLITE NOAA Y TM DEL LANDSAT. *Ciencia Ergo Sum*, julio-octubre, año/vol. 12, numero 002 Universidad Autónoma del Estado de México, Toluca, México. pp. 167-174.

Tallis, H.T., Ricketts, T., Nelson, E., Ennaanay, D., Wolny, S., Olwero, N., Vigerstol, K., Pennington, D., Mendoza, G., Aukema, J., Foster, J., Forrest, J., Cameron, D, Lonsdorf, E., and Kennedy, C. (2010)37, “InVEST 1.005 Beta User’s Guide: Integrated Valuation of Ecosystem Services and Tradeoffs”, The Natural Capital Project, Stanford.

The UNFCCC defines a sink as ‘any process, activity or mechanism which removes a greenhouse gas, an aerosol or a precursor of a greenhouse gas from the atmosphere’ (art. 1.8), 2006.

Tomppo, E., Nilsson, M., Rosengren, M., Aalto, P. & Kennedy, P. 2002. Simultaneous use of Landsat-TM and IRS-1C WiFS data in estimating large area tree stem volume and aboveground biomass. *Remote Sensing of Environment*, 82, pp. 156–171

UACH-CONAZA-SEDESOL-SAGARPA 2006: Escenarios Climatológicos de la República Mexicana ante el Cambio Climático. Universidad Autónoma

Chapingo; CONAZA, Dirección de Vinculación y Transferencia de Tecnología; SEDESOL; SAGARPA.

Updegraff, K., P.R. Zimmerman, M. Price and W.J. Capehart, 2005. C-Lock: An online system to standardize the estimation of agricultural carbon sequestration credits. *Fuel Process. Technol.*, 86: 1695-1704. DOI: 10.1016/j.fuproc.2005.01.010

USGS. 2013. Servicio Geológico de los Estados Unidos. <http://glovis.usgs.gov/>

Valenzuela, H. T. 2001. Estimación de Secuestro de Carbono en bosque natural de oyamel (*Abies religiosa*) en el sur del D.F. Tesis de licenciatura. Universidad Autónoma Chapingo. Chapingo. México. 127 p.

Vargas, L.B.; Nájera, L.J.A.; Cruz, C.F.; Corral, R.J.J.; Aguirre. C.O.A.; Castedo. D.F.; Crecente. C.F.; Valdez. L.R. 2011. Estimación del potencial de los bosques de Durango para la mitigación del cambio climático. Proyecto FOMIX, clave: DGO-2011-C01-165681.

Vidal, A; Benítez, J. Y.; Rodríguez, J.; Carlos, R. y GRA, H. Estimación de biomasa de copa para árboles en pie de *Pinus Caribaea* var. *caribaea* en la E. F. I. La Palma de la provincia Pinar del Río, Cuba. *Quebracho* 11: pp. 60-66.

Wilkinson, G.G., 1996. A review of current issues in the integration of GIS and remote sensing data. *Int. J. Geog. Inform. Syst.*, 10: 85-101. DOI: 10.1080/02693799608902068

Zianis, D., Muukkonen, P., Makipaa, R. and Mencuccini, M. 2005. Biomass and stem volumen equations for tree species in Europe. *Silva Fennica* (Monographs 4): pp. 1-63.

## 9. ANEXOS

Anexo 1. Coordenadas UTM centrales de las parcelas de muestreo utilizadas para la construcción de los modelos para la estimación de biomasa y carbono arbóreo aéreo.

No. de parcela	Coordenada X	Coordenada Y
1	456842	2629060
2	459896	2629068
3	453843	2626065
4	456843	2626049
5	459844	2626046
6	456844	2623094
7	450856	2620047
8	453853	2619997
9	456844	2620061
10	462791	2632850
11	459430	2620784
12	459107	2632850
13	451964	2617912
14	453363	2617778
15	454811	2618021
16	456564	2617888
17	455517	2616495
18	456317	2615893
19	457196	2613020
20	455490	2616719
21	455825	2616682
22	455927	2616410
23	451748	2620350
24	431805	2620355
25	434840	2620398
26	440847	2623317
27	437814	2623319
28	434807	2623338
29	431821	2623349
30	428840	2623364
31	425834	2623409
32	425958	2626399

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN  
FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES

33	428778	2626420
34	431796	2626341
35	434760	2626319
36	437810	2626345
37	440816	2626396
38	438756	2628902
39	434841	2629055

Anexo 2. Niveles digitales extraídos de las imágenes a partir de las bandas espectrales e índices de vegetación utilizados para la generación de los modelos de regresión.

No. de parcela	B1	B2	B3	B4	B5	B7	NDVI32	NDVI41	NDVI42	NDVI43
1	70	35	40	65	105	49	0.23809	0.5	0.44827	0.23529
2	66	33	37	70	98	43	0.30841	0.49618	0.45185	0.16666
3	60	28	28	66	62	22	0.40425	0.37777	0.37777	-0.03125
4	64	30	34	69	96	39	0.33980	0.523809	0.476923	0.16363
5	62	29	34	65	81	37	0.31313	0.47272	0.40869	0.10958
6	60	30	28	76	73	27	0.46153	0.41747	0.44554	-0.02013
7	66	30	33	72	86	33	0.37142	0.48275	0.44537	0.08860
8	65	32	37	66	93	40	0.28155	0.488	0.43076	0.16981
9	64	30	33	73	88	35	0.37735	0.49152	0.45454	0.09316
10	66	31	34	67	93	39	0.32673	0.5	0.46456	0.16249
11	61	29	31	70	80	32	0.38613	0.46788	0.44144	0.06666
12	60	30	30	73	78	31	0.41747	0.44444	0.44444	0.03311
13	70	34	40	74	95	43	0.29824	0.47286	0.40740	0.12426
14	64	30	33	72	76	28	0.37142	0.43396	0.39449	0.02702
15	64	30	33	78	83	32	0.40540	0.46902	0.43103	0.03105
16	59	27	27	78	71	25	0.48571	0.44897	0.44897	-0.04697
17	57	26	23	68	49	16	0.49450	0.30666	0.36111	-0.16239
18	62	30	34	74	85	33	0.37037	0.47826	0.42857	0.06918
19	57	29	30	69	73	29	0.39393	0.43137	0.41747	0.02816
20	58	28	24	61	48	18	0.43529	0.26315	0.33333	-0.11926
21	61	27	25	56	54	22	0.38271	0.33333	0.36708	-0.01818
22	65	31	36	72	95	40	0.33333	0.50793	0.45038	0.13772
23	64	32	38	79	95	36	0.35042	0.49606	0.42857	0.09195
24	66	32	33	78	78	31	0.40540	0.41818	0.40540	0

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN  
FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES

25	64	31	31	75	69	24	0.41509	0.38	0.38	-0.04166
26	65	30	29	70	59	19	0.41414	0.32584	0.34090	-0.08527
27	72	34	37	78	88	34	0.35652	0.44262	0.40799	0.06024
28	114	52	58	84	106	53	0.18309	0.34177	0.29268	0.11578
29	85	44	50	70	129	72	0.16666	0.49132	0.44134	0.29648
30	67	31	34	76	79	29	0.38181	0.43636	0.39823	0.01935
31	68	31	34	77	87	31	0.38738	0.47457	0.43801	0.06097
32	64	31	34	73	87	34	0.36448	0.47457	0.43801	0.0875
33	60	28	30	71	70	24	0.40594	0.42857	0.4	-0.00709
34	60	29	29	74	68	24	0.43689	0.40206	0.40206	-0.04225
35	63	29	30	77	73	24	0.43925	0.43137	0.41747	-0.02666
36	56	25	26	37	38	18	0.17460	0.20634	0.1875	0.01333
37	97	46	53	85	109	46	0.23188	0.40645	0.34567	0.12371
38	63	31	33	79	83	32	0.41071	0.45614	0.43103	0.02469
39	63	31	29	88	69	25	0.50427	0.38	0.40816	-0.12101

Anexo 3. Coordenadas UTM centrales de las parcelas de muestreo utilizadas para la validación de los modelos e imágenes.

No. de parcela	Coordenada X	Coordenada Y
1	447778	2627238
2	444799	2627430
3	442365	2628957
4	445341	2628989
5	448392	2628995
6	445405	2625971
7	445335	2622906
8	446665	2624375
9	443537	2629987
10	440926	2630055