

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



**MODELACIÓN GEOESTADÍSTICA DE LA VARIACIÓN ESPACIAL  
DE LA VEGETACIÓN EN SAN LUIS POTOSÍ**

**POR  
M.C. OSCAR REYES CÁRDENAS**

**COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE  
DOCTOR EN CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN MANEJO DE  
RECURSOS NATURALES**

**AGOSTO, 2017**

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



**MODELACIÓN GEOESTADÍSTICA DE LA VARIACIÓN ESPACIAL  
DE LA VEGETACIÓN EN SAN LUIS POTOSÍ**

**POR**

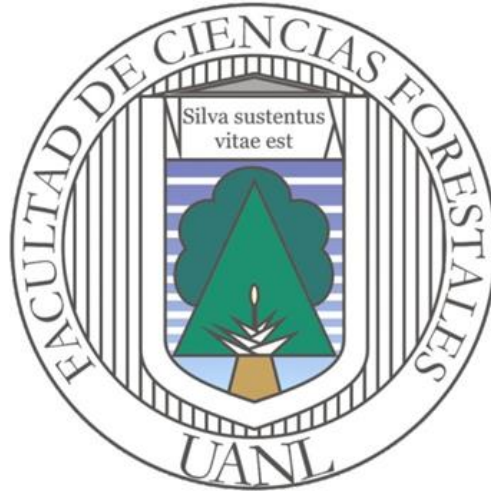
**M.C. OSCAR REYES CÁRDENAS**

**COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE  
DOCTOR EN CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN MANEJO DE RECURSOS  
NATURALES**

**LINARES, NUEVO LEÓN, MÉXICO**

**AGOSTO, 2017**

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



**MODELACIÓN GEOESTADÍSTICA DE LA VARIACIÓN ESPACIAL  
DE LA VEGETACIÓN EN SAN LUIS POTOSÍ**

**POR**

**M.C. OSCAR REYES CÁRDENAS**

**COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE  
DOCTOR EN CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN MANEJO DE  
RECURSOS NATURALES**

**LINARES, NUEVO LEÓN, MÉXICO**

**AGOSTO, 2017**

MODELACIÓN GEOESTADÍSTICA DE LA VARIACIÓN ESPACIAL DE LA  
VEGETACIÓN EN SAN LUIS POTOSÍ

Aprobación de tesis



---

Dr. Eduardo Javier Trevino Garza  
Director



---

Dr. Javier Jiménez Pérez  
Codirector



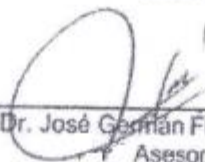
---

Dr. Oscar Alberto Aguirre Calderón  
Asesor



---

Dr. Luis Gerardo Cuellar Rodriguez  
Asesor



---

Dr. José Germán Flores Garnica  
Asesor

Junio, 2017

## Agradecimientos

Al grupo de profesores de la Facultad de Ciencias Forestales de la Universidad Autónoma de Nuevo León que colaboraron con sus conocimientos para fortalecer este trabajo de tesis.

A la Gerencia Estatal en San Luis Potosí de la Comisión Nacional Forestal por haber proporcionado datos del Inventario Nacional Forestal y de Suelos, la cual fue información sustancial para el desarrollo de los análisis realizados.

Al Programa de Mejoramiento del Profesorado (PROMEP), por la beca asignada para poder realizar los estudios de Doctorado.

Al comité de tesis (Dr. Eduardo Javier Treviño Garza, Dr. Javier Jiménez Pérez, Dr. Oscar Alberto Aguirre Calderón, Dr. Luis Gerardo Cuellar Rodríguez y Dr. José Germán Flores Garnica) por sus aportes para el desarrollo de este trabajo de investigación.

En particular al Dr. Eduardo Javier Treviño Garza, Director de tesis, y al Dr. José Germán Flores Garnica, Asesor externo, por el tiempo dedicado y sus conocimientos compartidos para culminar satisfactoriamente el Doctorado.

A todos aquellos quienes colaboraron en este proceso de aprendizaje.

## Dedicatoria

A mi esposa Marychuy, y a mis hijos Oscar y Osmar Emiliano, por su comprensión y apoyo incondicional para continuar creciendo como persona y profesionalista.

A mis padres Oscar y Teresa, y a mis hermanos Luis Alberto y Karla por haberme impulsado siempre a seguir creciendo.

A todos mis familiares y amigos que me han animado para seguir progresando en todos los ámbitos.

## ÍNDICE

<b>CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN</b>	<b>1</b>
1.1 Biomasa aérea	2
1.2 Fuentes de datos	3
1.2.1 Datos de campo	3
1.2.2 Información espectral	6
1.3 Estimación de la biomasa aérea	7
1.3.1 Ecuaciones alométricas	7
1.3.2 Procesamiento de imágenes	8
1.4 Modelación	9
1.5 Análisis de incertidumbre	12
1.6 Hipótesis	13
1.7 Objetivos	14
1.7.1 Objetivo general	14
1.7.2 Objetivos específicos	14
1.8 Bibliografía	14
<b>CAPÍTULO 2. DINÁMICA DE LA BIOMASA AÉREA DERIVADA DE UN PROGRAMA DE REFORESTACIÓN</b>	<b>23</b>
2.1 Resumen	23
2.2 Abstract	24
2.3 Introducción	24
2.4 Materiales y métodos	27
2.5 Resultados y discusiones	31
2.6 Conclusiones	37
2.7 Bibliografía	37
<b>CAPÍTULO 3. ZONIFICACIÓN FORESTAL BAJO EL CONCEPTO DE ÁREAS DE RESPUESTA HOMOGÉNEA</b>	<b>44</b>

3.1 Resumen	44
3.2 Abstract	44
3.3 Introducción	45
3.4 Objetivo	47
3.5 Materiales y métodos	47
3.5.1 Área de estudio	47
3.5.2 Edafología	49
3.5.3 Modelo de elevación digital	50
3.5.4 Generación de mapas de ARH	51
3.5.5 Validación	53
3.6 Resultados	55
3.7 Conclusiones	64
3.8 Bibliografía	65
<b>CAPÍTULO 4. MODELACIÓN DE BIOMASA FORESTAL AÉREA MEDIANTE TÉCNICAS DETERMINISTAS Y ESTOCÁSTICAS</b>	<b>70</b>
4.1 Resumen	70
4.2 Abstract	70
4.3 Introducción	71
4.4 Objetivo	72
4.5 Inventario Nacional Forestal y de Suelos	72
4.6 Estimación de biomasa	73
4.7 Modelaje espacial	73
4.8 Materiales y métodos	75
4.8.1 Cálculo de biomasa	75
4.8.2 Estrategia determinista	78
4.8.3 Estrategias estocásticas	79
4.8.4 Análisis comparativo	81
4.8.5 Cartografía temática	82



4.9 Resultados	83
4.9.1 Estimación de biomasa	83
4.9.2 NDVI	84
4.9.3 Modelaje espacial	85
4.9.4 Selección del modelo	87
4.9.5 Cartografía de biomasa	87
4.10 Discusión	88
4.11 Conclusiones	89
4.12 Bibliografía	90
<b>CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES</b>	<b>96</b>

## ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 2.1. Características de las imágenes de satélite Landsat utilizadas para el análisis temporal de biomasa en plantaciones forestales	29
Tabla 2.2. Modelos ajustados	33
Tabla 2.3. Análisis de varianza de valores de biomasa y modelo polinomial	36
Tabla 2.4. Valores estimados de biomasa	36
Tabla 3.1. Variables utilizadas en la modelación de las Áreas de Respuesta Homogénea, para la vegetación forestal del estado de San Luis Potosí	51
Tabla 3.2. Superficie que corresponde a las diferentes unidades que componen un conjunto de ARH	56
Tabla 3.3. Comparación de los tipos de vegetación definidos por las ARH y el INFyS a través de una matriz de confusión. BP: Bosque de pino, BPQ: Bosque de pino-encino, BQ: Bosque de encino, BQP: Bosque de encino-pino, SBC: Selva baja caducifolia y SMQ: Selva mediana subperennifolia	62
Tabla 3.4. Errores de omisión y comisión resultantes de la comparación de las similitudes entre los tipos de vegetación definidos por las ARH y los registrados en el INFyS	63
Tabla 3.5. Cálculo del índice Kappa	63
Tabla 4.1. Ecuaciones alométricas empleadas para calcular la biomasa aérea	77
Tabla 4.2. Técnicas y variables empleadas	82
Tabla 4.3. Valores de meseta y rango para los semivariogramas esférico, exponencial y gaussiano para kriging y cokriging	85
Tabla 4.4. Valores de la Raíz del Error Medio Cuadrático ( $Mg\ ha^{-1}$ ) para los 8 modelos. empleado	87

## ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1 Estructura de un conglomerado del INFyS dependiendo del tipo de vegetación	5
Figura 2.1 Localización geográfica de la Unidad de Manejo Forestal 2404	28
Figura 2.2. Distribución de los valores del NDVI, a) 2000, b) 2010, y c) 2015	31
Figura 2.3. Distribución espacial de los conglomerados del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (CONAFOR, 2007), que se ubican en el área de estudio	32
Figura 2.4. Imágenes de biomasa, a) 2000, b) 2010, y c) 2015	35
Figura 3.1. Principales tipos de vegetación forestal en el estado de San Luis Potosí, México	48
Figura 3.2. Variación altitudinal de la zona de la región forestal del estado de San Luis Potosí	49
Figura 3.3. Tipos de suelo en el área de la región forestal del estado de San Luis Potosí	50
Figura 3.4. Ejemplo de las posibles combinaciones empleadas para definir las Áreas de Respuesta Homogénea	53
Figura 3.5. Áreas de respuesta homogénea que corresponden al Bosque de pino	57
Figura 3.6. Áreas de respuesta homogénea que corresponden al Bosque de pino-encino	58
Figura 3.7. Áreas de respuesta homogénea que corresponden al Bosque de encino	58
Figura 3.8. Áreas de respuesta homogénea que corresponden al Bosque de encino-pino	59
Figura 3.9. Áreas de respuesta homogénea que corresponden a selva baja caducifolia	59
Figura 3.10. Áreas de respuesta homogénea que corresponden a selva mediana subperennifolia	60
Figura 3.11. Localización espacial de los conglomerados utilizados para validación de las ARH en el estado de San Luis Potosí	61

Figura 4.1. Ubicación espacial de los conglomerados del INFyS	75
Figura 4.2. Tipos de vegetación forestal	78
Figura 4.3. Gráfica de distribución del número de especies por género en la zona de estudio	83
Figura 4.4. Distribución espacial de los valores del índice de vegetación de diferencia normalizada	84
Figura 4.5. Gráfica de distribución de los valores del NDVI	85
Figura 4.6. Semivariogramas para los modelos a) esférico, c) exponencial, y e) gaussiano y variogramas cruzados para los modelos: b) esférico, d) exponencial, y f) gaussiano	86
Figura 4.7. Mapa de superficies continuas, basado en la interpolación de biomasa con un modelo exponencial de cokriging	88

# CAPÍTULO 1.

## INTRODUCCIÓN

Los recursos forestales son aprovechados de diferentes maneras, por lo que se requiere determinar su cantidad y ubicación para establecer estrategias con el propósito de lograr el uso sustentable de los mismos.

Para analizar su distribución se necesita generar mapas de superficies continuas a partir de la utilización de diferentes algoritmos y apoyados en herramientas computacionales. La modelación de la vegetación forestal es importante en el análisis de información sustancial para apoyar la toma de decisiones en la implementación de estrategia para el manejo de los recursos forestales (Romo *et al.*, 2014). En el presente trabajo se emplean diversas técnicas para modelar la cantidad y distribución espacial de variables forestales.

Entre las metodologías que se emplean para estimar la cantidad de biomasa en una determinada superficie se han desarrollado ecuaciones alométricas, las cuales relacionan variables como diámetro normal y altura de un árbol para estimar la biomasa. Por otro lado, dada la relación entre la vegetación y la información obtenida a partir de imágenes de satélite, se han empleado diversos sensores satelitales para la estimación de variables forestales. Con ello se ha logrado disminuir el trabajo en campo y hacer eficientes los recursos empleados para la obtención de información en campo.

Aunado a lo anterior se han aplicado técnicas deterministas y estocásticas mediante las cuales se estima la cantidad de biomasa a partir de datos obtenidos en campo y, en ocasiones, relacionando ésta con datos obtenidos a partir de imágenes de satélite, como el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI, por sus siglas en inglés). Otra técnica empleada es el álgebra de mapas, en la cual se integran variables descriptivas del territorio, y, mediante el cumplimiento de las mismas, se obtiene la ubicación de la vegetación analizada.

Finalmente, las diferentes herramientas que ofrecen los sistemas de información geográfica (SIG), han permitido la representación, mediante mapas, de la cobertura forestal.

En el presente capítulo se realiza una presentación de los principales conceptos que se encuentran en el presente trabajo. En el segundo capítulo se analizan los resultados de la estimación de biomasa aérea en una región donde se implementó un programa de reforestación. En el tercer capítulo se obtuvieron áreas de respuesta homogénea mediante la técnica del álgebra de mapas, en la que se utilizaron la vegetación, exposición, altitud y edafología como variables descriptivas del territorio. Finalmente se compararon técnicas deterministas (distancia inversa ponderada) y estocásticas (kriging y cokriging) para analizar la cantidad y distribución de recursos forestales.

Con el empleo de las técnicas indicadas se espera contribuir a mejorar la estimación de variables para hacer eficientes los recursos, tanto humanos como materiales, para representar la superficie forestal.

### **1.1. Biomasa aérea**

El concepto de biomasa aérea hace referencia al *material vegetal acumulado sobre el nivel del suelo (entrenudos aéreos del tallo, hojas y estructuras reproductivas)* (Barioglio, 2006). Es decir, es la materia viva que se encuentra sobre la superficie del terreno. Por ello, al modelar la biomasa aérea se deduce la abundancia de vegetación en un área determinada. Por lo que la modelación de la biomasa aérea es importante para analizar la cantidad y distribución de los recursos forestales y con ello lograr el aprovechamiento sustentable de los mismos, para: a) obtener beneficios materiales o ambientales (Winck *et al.*, 2015); b) el establecimiento de áreas de preservación (Duarte *et*

*al.*, 2016); c), establecer estrategias para la mitigación del calentamiento global (Flores-Nieves *et al.*, 2011; Yerena-Yamallel *et al.*, 2011).

Con el propósito de preservar los recursos forestales, es necesario implementar estrategias que involucren instancias gubernamentales y a la sociedad. En México, la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) ha implementado la estrategia del pago por servicios ambientales para conservar la cobertura forestal (Pérez-García *et al.*, 2009; Rodríguez & Ávila, 2013).

## **1.2 Fuentes de datos**

Para calcular la biomasa aérea se pueden utilizar datos tomados directamente en campo o a partir de sensores espectrales.

### **1.2.1 Datos de campo**

Una forma de estimar la cantidad de biomasa forestal es cuantificando la información de todos los árboles del área de estudio, sin embargo, esta opción no es viable debido a la cantidad de recursos y tiempo que se necesita para lograrlo.

En México se utilizan diferentes estrategias para la obtención de datos en campo. Una de las mismas son los planes de manejo forestal (Rebollar *et al.*, 2002; Ríos-Altamirano *et al.*, 2016), así como el Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS).

Para obtener la información *in situ* se requiere emplear un determinado diseño de muestreo. Entre los diseños de muestreo para la recopilación de información forestal se encuentran el muestreo estratificado (Roldán-Cortés *et al.*, 2014; Velasco *et al.*, 2013), muestreo jerárquico estratificado (Galeana-Pizaña *et al.*, 2013), muestreo al azar (Rodríguez *et al.*, 2006), simple aleatorio

(Arteaga, 2003) y el muestreo sistemático por conglomerados (Ortiz-Reyes *et al.*, 2015).

De los diseños indicados, la CONAFOR utiliza el muestreo sistemático por conglomerados para obtener la información en campo del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS). Los conglomerados se encuentran a equidistancias de 5 km en la vegetación correspondiente a bosque, 10 km en la vegetación selva baja y zonas semiáridas y 20 km en zonas áridas (CONAFOR, 2012). Cada conglomerado está compuesto por 4 sitios, y su estructura depende del tipo de vegetación (Figura 1.1.): bosques y zonas áridas y selvas.



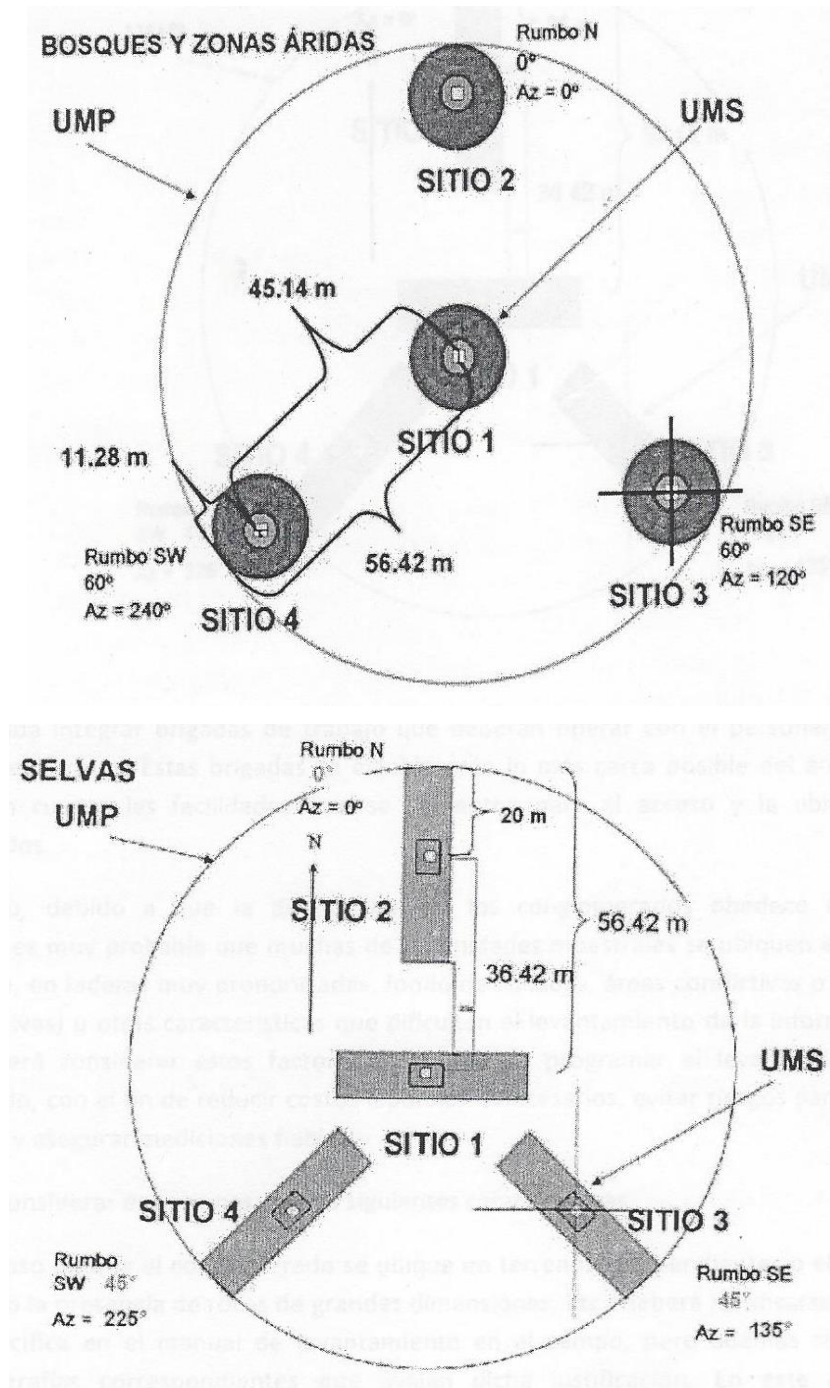


Figura 1.1. Estructura de un conglomerado del INFyS<sup>1</sup> dependiendo del tipo de vegetación.

Algunos de los datos dasométricos que se registran en la base de datos del INF son: género, especie, altura total y el diámetro normal (1.30m), a partir de los cuales se puede estimar la biomasa forestal.

<sup>1</sup> Tomado del Manual de Procedimientos de Muestreo del Inventario Nacional Forestal y de Suelos. CONAFOR.

### 1.2.2 Información espectral

Otra fuente importante de información para la estimación de variables forestales son las imágenes de satélite. Dado que existe una relación entre los datos espectrales y los de campo, es posible estimar variables forestales a partir de información derivada de imágenes de satélite (Huang *et al.*, 2016; Muñoz-Ruiz *et al.*, 2014). La unidad mínima de información en una imagen de satélite es el píxel (resolución espacial), el cual muestra la energía que corresponde a la combinación de energía reflejada por las diferentes superficies presentes en el área indicada.

Previo a la implementación de los algoritmos para la estimación de variables forestales a partir de imágenes de satélite, es necesario aplicar a éstas una serie de correcciones para eliminar las distorsiones que se generan al momento de la toma de la imagen. Por un lado, cuando se requiere comparar la imagen con otras imágenes o mapas, es necesario aplicar la corrección geométrica (Dave *et al.*, 2015). Por otra parte, cuando se calculan valores a partir de la reflectancia de la superficie, es necesario aplicar una corrección radiométrica (Pons *et al.*, 2014) así como una corrección atmosférica (Hadjimitsis *et al.*, 2010).

Para aprovechar la información que ofrece la percepción remota, se han desarrollado diversos sensores satelitales, aprovechando las diferentes áreas que se encuentran en el espectro electromagnético, a partir de los cuales se puede obtener información para estimar variables forestales. De esta forma, con dichos sensores se captan datos en diferentes resoluciones espaciales (tamaño del píxel), con lo cual se ha generado información forestal con distinto nivel de detalle, por ejemplo, a) caracterización de la cubierta vegetal empleando imágenes AVHRR (*Advanced Very High Resolution Radiometer*) (Saiz *et al.*, 1996); b) estimación de biomasa forestal aérea mediante datos del sensor

MODIS (*Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer*) (Baccini *et al.*, 2008; Yin *et al.*, 2015); c) estimación de biomasa aérea en pastizales áridos con datos del satélite IRS (Khanghah *et al.*, 2014; Ramachandran *et al.*, 2007), d) cálculo de la biomasa aérea e índice de área foliar empleando el sensor Landsat (Ribeiro *et al.*, 2008; Vallesteros *et al.*, 2012); e) estimación de variables biofísicas con datos del satélite JERS (*Japan Earth Resources Satellite*) (Wang & Qi, 2008), entre otros.

También se ha utilizado el sistema Radar para estimar variables forestales (Robinson *et al.*, 2013) así como la tecnología LiDAR (Light Detection and Ranging) (Montagnoli *et al.*, 2015; Riegel *et al.*, 2013).

### **1.3 Estimación de la biomasa aérea**

La biomasa forestal se puede calcular mediante métodos destructivos y no destructivos (Domínguez-Cabrera *et al.*, 2009). Sin embargo, se pretende que con la utilización de las ecuaciones alométricas o procesamientos digitales de las imágenes satelitales emplear con mayor frecuencia métodos no destructivos.

#### **1.3.1 Ecuaciones alométricas**

Una forma indirecta de estimar la biomasa aérea es mediante el empleo de ecuaciones alométricas (Méndez-González, *et al.*, 2011; Zeng & Tang, 2012), las cuales se generan a partir de la alta correlación de algunas dimensiones de la vegetación. Generalmente diámetro normal y altura, y que además pueden ser medidas directamente en campo (Aquino-Ramírez *et al.*, 2015). Estas ecuaciones se han desarrollado por género de vegetación, y en algunos casos, se cuenta con fórmulas por especie (Acosta *et al.*, 2002; Chacón-León & Harvey, 2013).

### 1.3.2 Procesamiento de imágenes

Otra manera no destructiva de estimar la biomasa forestal es mediante el procesamiento de imágenes de satélite. Para esto, se han probado diferentes métodos para la estimación de biomasa forestal (Benítez *et al.*, 2016). A continuación se describen algunos de los métodos que son utilizados de forma más recurrente.

- **Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada** (NDVI por sus siglas en inglés) es un índice que se relaciona con el contenido de clorofila de la vegetación (Glenn *et al.*, 2008). Éste índice se ha utilizado para el cálculo de variables forestales (Soenen *et al.*, 2010). Para el cálculo de este índice, se utilizan los valores de las bandas del espectro electromagnético correspondientes al rojo e infrarrojo cercano mediante la siguiente ecuación:

$$\text{NDVI} = (\text{IRC} - \text{R}) / (\text{IRC} + \text{R})$$

donde NDVI = Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, IRC = Infrarrojo cercano, y, R = Rojo.

Dada la relación entre variables físicas de la vegetación y la información espectral, es posible estimar biomasa aérea (Gutiérrez-Rodríguez *et al.*, 2004; Martínez *et al.*, 2016).

- **Vecino más cercano.** Este método también es conocido por KNN por sus siglas en inglés (*k-nearest neighbours*), el cual considera los valores de los *k* píxeles más cercanos para calcular el valor que se requiere. Este método ha sido utilizado para la estimación de biomasa a partir del cálculo del NDVI en imágenes Landsat 5 TM (Seo *et al.*, 2014)

- **Clasificación supervisada y no supervisada.** Estos métodos se centran en el establecimiento de áreas de interés para la clasificación de todos los elementos existentes en la imagen. En la **clasificación supervisada** se debe tener un conocimiento previo del área de estudio para generar las zonas que servirán de base para el procesamiento de la imagen. A diferencia de lo anterior, en la **clasificación no supervisada** no se requieren áreas de *entrenamiento*, ya que el algoritmo aplicado busca diferencias espectrales entre los elementos de la imagen y a partir de ello se generan las diferentes clases que son sustraídas de la misma. Estos métodos se han empleado en la estimación de variables forestales (Navarro *et al.*, 2007; Saadat *et al.*, 2011).
- **Clasificación orientada a objetos.** A diferencia de otros métodos que se basan en los valores de los píxeles individuales, este método analiza la información espectral de los píxeles vecinos para conformar *objetos* y con base en ello realizar la clasificación. El agrupamiento se realiza con base en características como forma, color textura y proximidad de píxeles adyacentes (Perea *et al.*, 2009). Esta técnica se ha empleado en la estimación de biomasa aérea (Li *et al.*, 2015)

#### 1.4 Modelación

Con la información tanto de campo como obtenida de forma indirecta, es posible generar mapas de superficies continuas para analizar la distribución espacial de la variable estudiada, lo cual se realiza con la utilización de un Sistema de Información Geográfica (SIG), en el cual es posible la integración de capas vectoriales (información espacial representada por puntos, líneas y polígonos) e información espectral. Con esta combinación, es posible la generación de mapas de variables continuas que permiten el análisis de la variable de interés. Existen diversas técnicas que permiten la modelación de variables en un SIG:

- **Álgebra de mapas.** Éste hace referencia a un conjunto de operaciones que se pueden aplicar a un grupo de capas en formato raster, las cuales describen las características de interés del área de estudio. Para obtener los resultados en esta técnica se generan expresiones con la combinación de operadores y condicionantes. En esta técnica la modelación se realiza mediante la aplicación de una ecuación en la que intervienen condicionantes y variables descriptivas del territorio; cuando se cumplen las condiciones, se obtiene un resultado de, al menos, un píxel. Una aplicación de este procedimiento es la generación de Áreas de Respuesta Homogénea (ARH), las cuales representan zonas que presentan características similares de acuerdo con un grupo de variables establecidas (*v. gr.* tipo de vegetación, edafología, exposición, altitud, temperatura, pendiente). Este método se ha aplicado para el establecimiento de ARH para el análisis de variación genética de plantaciones forestales, considerando la relación entre la altura del terreno y la biomasa aérea (Soto-Correa *et al.*, 2012).
  
- **Modelos de regresión (lineal y no lineal).** Por medio del estudio de la regresión se obtiene la correspondencia entre dos variables que, en el caso de la estimación de biomasa forestal, son los datos obtenidos a partir de la percepción remota y los obtenidos en campo. En el caso de los modelos, la variable independiente es la información espectral y la variable dependiente es la referente a la concentración de biomasa por unidad de área ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ). Este tipo de modelos de regresión han sido empleados para la estimación de variables forestales (Fonseca *et al.*, 2009; Rodríguez-Ortiz *et al.*, 2012).
  
- **Métodos de interpolación.** Los métodos de interpolación se basan en la primera ley de geografía, la cual indica que los elementos que se encuentran más próximos se guardan una relación mayor respecto de los

que se encuentran más distantes (de la Mora-Covarrubias *et al.*, 2008). Por lo que con estos métodos se establece una función que permita la estimación de variables a partir de información de puntos conocidos. Algunos métodos de interpolación que se han empleado en la estimación de variables forestales son:

- **Distancia inversa ponderada.** En este método el valor estimado es el promedio ponderado de la distancia inversa de los sitios que se encuentran cerca del sitio a estimar (de la Mora *et al.*, 2004). De esta forma, los sitios más próximos tienen un peso mayor (Hunner, 2000). Para realizar la interpolación en esta técnica se utiliza la siguiente ecuación:

$$x_j = \frac{\sum \frac{x_i}{d_{ij}^\beta}}{\sum \frac{1}{d_{ij}^\beta}}$$

donde  $x_j$  = valor estimado,  $x_i$  = valor conocido,  $\beta$  = ponderación y  $d_{ij}$  = distancia entre los sitios

- **Kriging ordinario.** Está técnica se basa en la teoría de las variables regionalizadas, la cual varía respecto a la ubicación de los puntos, en donde los sitios que están más cerca tienen una correlación más fuerte, a diferencia de los que se encuentran más alejados que tienden a ser estadísticamente independientes (Linkimer, 2008).
- **Cokriging.** Este método se emplea para estimar variables espaciales, para lo cual emplea una variable principal y otra auxiliar, las cuales deben estar correlacionadas espacialmente (Giraldo, 2001). Cuando se cuenta con 2 variables regionalizadas que se

obtuvieron en un mismo sitio, el análisis de la semivarianza se puede realizar mediante un semivariograma cruzado (Bogaert *et al.*, 1995).

- **Redes neuronales.** Este método de clasificación pertenece al concepto de inteligencia artificial. Este procedimiento se basa en: a) un modelo de conexión entre los diferentes componentes, b) la determinación de los pesos de los elementos que intervienen en la estimación, y c) y la función que activa el funcionamiento del método. Mediante la aplicación de esta técnica se ha estimado biomasa aérea a partir de la combinación del sistema GLAS, imágenes MODIS y ASTER GDEM (Xi *et al.*, 2016).
- **Árboles de regresión y clasificación.** También conocido como CART (*Classification and Regression Trees*) es un método para estimar una variable a partir de un grupo de variables predictivas mediante la aplicación de reglas (decisiones) que permiten la separación de coberturas (Elhadi & Zomrawi, 2010). Esta metodología se ha aplicado a imágenes Landsat 8 para estimar biomasa aérea (Chabi *et al.*, 2016).

### 1.5 Análisis de incertidumbre

Una vez que se han realizado las estimaciones de biomasa mediante la implementación de alguno de los métodos descritos previamente, es necesario identificar el ajuste de los valores calculados respecto a los que se han obtenido *in situ*. Para ello se emplean los siguientes estadísticos:

- **Coefficiente de determinación ( $R^2$ ).** Es un estadístico que permite identificar el porcentaje del ajuste de la variable estimada a partir de las variables empleadas para la modelación (Bravo-Iglesias *et al.*, 2014).



- **Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE por sus siglas en inglés).** Este método evidencia los errores mayores, es decir, donde existe mayor diferencia entre el valor estimado y el real (Corral-Rivas *et al.*, 2015; Manzano *et al.*, 2016).
- **Cuadrado Medio del Error (MSE por sus siglas en inglés).** Éste indica el promedio de los errores al cuadrado y se ha empleado para determinar los valores de biomasa estimados (Manzano *et al.*, 2016).
- **Matriz de confusión.** Esta matriz permite comparar los valores de la clasificación a partir de cierta metodología con otros que se consideran verdaderos (Balmaseda & Ponce de León, 2007).
- **Índice Kappa.** Mediante este estadístico se establece que la clasificación fue producto o no de una selección al azar (Parra & Hernández, 2010).

Para realizar el cálculo de la precisión se utilizan un conjunto de sitios, los cuales no fueron utilizados en la generación de los modelos. Otra manera de estimar esta precisión es mediante el empleo del método de correlación cruzada dejando uno fuera, en el cual uno a uno los sitios utilizados son dejados fuera de la estimación y este es calculado a partir de los demás.

## 1.6 Hipótesis

En el presente trabajo se parte de las siguientes hipótesis:

- Es posible estimar con precisión la biomasa forestal mediante la aplicación de modelos de regresión.
- Es posible identificar áreas con condiciones similares mediante la utilización de variables descriptivas del territorio.

- Es posible calcular con mayor precisión la biomasa forestal con técnicas estocásticas que con determinísticas, porque las primeras consideran el grado de agrupamiento de los puntos en los que se basa la interpolación.

## **1.7 Objetivos**

### **1.7.1 Objetivo general**

Analizar la distribución espacial de la cobertura de vegetación mediante la utilización de diferentes técnicas geoestadísticas.

### **1.7.2 Objetivos específicos**

- Evaluar qué impacto ha tenido el programa de reforestación aplicado en 2010 en la región comprendida por la UMAFOR 2404.
- Establecer Áreas de Respuesta Homogénea que identifiquen áreas forestales con condiciones ambientales similares.
- Definir la mejor alternativa de estimación de la distribución espacial de biomasa forestal al comparar diferentes técnicas para la modelación espacial de biomasa forestal.

## **1.8 Bibliografía**

- Acosta M., M., Vargas H., J., Velázquez M., A. & Etchevers B., J. D. (2002). Estimación de la biomasa aérea mediante el uso de relaciones alométricas en seis especies arbóreas en Oaxaca, México. *Agrociencia*, 36 (6), 725 – 736.
- Aquino-Ramírez, M., Velázquez-Martínez, A., Castellanos-Bolaños, J. F., De los Santos-Posadas, H. & Etchevers-Barra, J. D. (2015). Partición de biomasa aérea en tres especies arbóreas tropicales. *Agrociencia*, 49 (3), 299 – 314.

- Arteaga M., B. (2003). Evaluación dasométrica de una plantación de *Pinus spp.* en Perote, Veracruz, México. *Foresta Veracruzana*, 5 (1), 27 – 32.
- Baccini, A., Laporte, N., Goetz, S. J., Sun, M. & Dong, H. (2008). A first map of tropical African's above-ground biomass derived from satellite imagery. *Environmental Research Letters*, 3, 9pp. doi: 10.1088/1748-9326/3/4/045011
- Balmaseda E., C. & Ponce de León L., D. (2007). Documentación de la calidad de la información edafológica digital: exactitud temática del mapa nacional de suelos (serie Habana). *Revista Ciencias Técnicas Agropecuarias*, 16 (4), 79 – 83.
- Barioglio, C. F. (2006). Diccionario de las Ciencias Agrícolas. *Encuentro Grupo Editor*. 496 p.
- Benítez, F. L., Anderson, L. O. & Formaggio, A. R. (2016). Evaluation of geostatistical techniques to estimate the spatial distribution of aboveground biomass in the Amazon rainforest using high-resolution remote sensing data. *Acta Amazonica*, 46 (2), 151 – 160. doi: <http://dx.doi.org/10.1590/1809-4392201501254>
- Bogaert, P., Mahau, P. & Beckers, F. (1995). The Spatial Interpolation of Agroclimatic Data. Cokriging Software and Source Code. *FAO*. Roma.
- Bravo-Iglesias, J. A., Toirac-Arguelle, W., Henry-Torriente, P. P., Mercadet-Portillo, A. & García, M. V. (2014). Estimación de carbono retenido en el fuste de las plantaciones de *Pinus maestrensis bisse* en la provincia Granma, Cuba. *Ciencia en su PC*. 2, 27 – 41.
- Chabi, A., Lautenbach, S., Agnila O., V. O. & Kyei-Baffour, N. (2016). Allometric models and aboveground biomass stocks of a West African Sudan Savannah watershed in Benin. *Carbon Balance and Management*, 11 (16), 18 pp. doi: 10.1186/s13021-016-0058-5
- Chacón-León, M. & Harvey, C. A. (2013). Reservas de biomasa de árboles dispersos en potreros y mitigación al cambio climático. *Agronomía Mesoamericana*, 24 (1), 17-26.

- CONAFOR, (2012). Manual y procedimientos para el muestreo de campo: Re-muestreo 2012. *Secretaría de Medio Ambiente y Recursos Naturales-Comisión Nacional Forestal (CONAFOR)*. México. 136 p.
- Corral-Rivas, S.; Álvarez-González, J. G., Corral-Rivas, J. J. & López-Sánchez, C. A. (2015). Characterization of diameter structures of natural forests of northwest of Durango, México. *Revista Chapingo. Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, 21 (2), 221 – 236. doi: 10.5154/r.rchscfa.2014.10.046
- Dave, C. P., Joshi, R. & Srivastava, S. S. (2015). A survey on geometric correction of satellite imagery. *International Journey of Computer Applications*, 116 (12), 24 – 27.
- de la Mora O., C., Flores G., J. G., Ruiz C., J. A. & García V., J. (2004). Modelaje estocástico de la variabilidad espacial de la calidad de agua en un ecosistema lacustre. *Revista Internacional de Contaminación Ambiental*, 20 (3), 10 pp.
- de la Mora-Covarrubias, A., Rubio-Arias, H. O. & Jiménez-Castro, J. A. (2008). Vigilancia entomológica de *Culex quinquefasciatus* Sya, 1823, vector de enfermedades arbovirales en la zona urbana de Ciudad Juárez, Chihuahua, México, *Universidad y ciencia*, 24 (2), 101 – 109.
- Domínguez-Cabrera, G., Aguirre-Calderón, O. A., Jiménez-Pérez, J., Rodríguez-Laguna, R. & Díaz-Balderas, J. A. (2009). Biomasa aérea y factores de expansión de especies arbóreas en bosques del sur de Nuevo León. *Revista Chapingo. Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, 15 (1), 59 – 64.
- Duarte, G. T., Ribeiro, M. C. & Paglia, A. P. (2016). Ecosystem Services Modeling as a Tool for Defining Priority Areas for Conservation. *PLoS ONE*, 11(5), 19 pp. <http://doi.org/10.1371/journal.pone.0154573>
- Elhadi, E. M. & Zomrawi, N. (2010). Object-based land use/cover extraction from Quickbird image using decision tree. *Journal of American science*, 6 (2), 176 – 180.

- Flores-Nieves, P., López-López, M. A., Ángeles-Pérez, G., de la Isla-Serrano, M. de L. & Calva-Vásquez, G. (2011). Modelos para la estimación y distribución de biomasa de *Abies religiosa* (Kunth) Schlttdl et Cham. en proceso de declinación. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 2 (8), 9 – 20.
- Fonseca G. W., Alice G, F. & Rey B., J. M. (2009). Modelos para estimar la biomasa de especies nativas en plantaciones y bosques secundarios en la zona Caribe de Costa Rica. *Bosque*, 30 (1), 36 – 47.
- Galeana-Pizaña, J. M., Ordóñez-Díaz, J. A. B., Corona-Romero, N. (2013). Estimación de contenido de carbono en la cuenca del río Magdalena, México. *Madera y Bosques*, 19 (1), 53 – 69.
- Giraldo H., R. (2001). Propuesta de un indicador como variable auxiliar en el análisis Cokriging. *Revista Colombiana de Estadística*, 24 (1), 1 – 12.
- Glenn, E. P., Huete, A. R., Nagler, P. L. & Nelson, S. G. (2008). Relationship between remotely-sensed vegetation indices, canopy attributes and plant physiological processes: What vegetation indices can and cannot tell us about the landscape. *Sensors*, 8 (4), 2136 – 2160.
- Gutiérrez-Rodríguez, M., Escalante-Estrada, J. A., Rodríguez-González. M. T. & Reynolds, M. P. (2004). Índices de reflectancia y rendimiento del frijol con aplicaciones de nitrógeno. *Terra latinoamericana*, 22 (4), 409 – 416.
- Hadjimitsis, D. G., Papadavid, G., Agapiou, A., Themistocleous, K., Hadjimitsis, M. G., Retalis, A., Michaelides, S., Chrysoulakis, N., Toullos, L. & Clayton, C. R. I. (2010). Atmospheric correction for satellite remotely sensed data intended for agricultural applications: impact on vegetation indices. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 10, 89-95.
- Huang, C., Ye, X., Deng, C., Zhang, Z. & Wan, Z. (2016). Mapping above-ground biomass by integrating optical and SAR Imagery: A case study of Xixi National Wetland Park, China. *Remote Sensing*, 8 (647), 19 pp.
- Hunner, G. (2000). Modeling forest stand structure using geostatistics geographic systems, and remote sensing. Tesis doctoral. *Department of Forest Sciences, Colorado State University*.

- Kelsey, K. C. & Neff, J. C. (2014). Estimates of aboveground biomass from texture analysis of Landsat imagery. *Remote Sensing*, 6, 6407 – 6422.
- Khanghah, S. Y., Arzani, H., Javadi, S. A. & Jafary, M. (2014). Above ground biomass estimation of arid rangelands using IRS P6 imagery (case study: Deylam, Iran). *Journal of Biodiversity and Environmental Sciences*, 4 (1), 157 – 163.
- Li, W., Chen, E., Li, Z., Ke, Y. & Zhan, W. (2015). Forest aboveground biomass estimation using polarization coherence tomography and PolSAR segmentation. *International Journal of Remote Sensing*, 36 (2), 530 – 550. doi: 10.1080/01431161.2014.999383
- Linkimer, L. (2008). Application of the Kriging method to draw isoseismal maps of the significant 2002 – 2003 Costa Rican Earthquakes. *Revista Geológica de América Central*, 38, 119 – 134.
- Manzano M., F., Valdez H., J. I., López L., M. A. & Pineda H., E. (2016). Biomasa aérea de *Zanthoxylum kellermanii* P. Wilson en una selva perennifolia del norte de Oaxaca. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 7 (33), 40 – 51.
- Martínez B., R. A., Aguirre C., O. A., Vargas L., B., Jiménez P., J., Treviño G., E. J. & Yerena Y., J. I. 2016. Modelación de biomasa y carbono aéreo en bosques del estado de Durango. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 7 (35), 91 – 105.
- Méndez-González, J., Luckie-Navarrete, S. L., Capó-Arteaga, M. A. & Nájera-Luna. (2011). Ecuaciones alométricas y estimación de incrementos de biomasa aérea y carbono en una plantación mixta de *Pinus devoniana* Lindl. y *P. pseudostrobus* Lindl., en Guanajuato, México. *Agrociencia*, 45 (4), 479 – 491.
- Montagnoli, A., Fusco, S., Terzaghi, M., Kirschbaum, A., Pflugmacher, D., Cohen, W. B., Scippa, G. S. & Chiatante, D. (2015). Estimating forest aboveground biomass by low density lidar data in mixed broad-leaved forests in the Italian Pre-Alps. *Forest Ecosystems*, 2, 10 p. doi: 10.1186/s40663-015-0035-6

- Muñoz-Ruiz, M. A., Valdez-Lazalde, J. R., de los Santos-Posadas, H. M., Ángeles-Pérez, G. & Monterroso-Rivas, A. I. (2014). Inventario y mapeo del bosque templado de Hidalgo, México mediante datos del satélite SPOT y de campo. *Agrociencia*, 48 (8), 847 – 862.
- Navarro C., R. M., Varo, M. A., Lanjeri, S., & Hernández C. R. (2007). Cartografía de defoliación en los pinares de pino silvestre (*Pinus sylvestris* L.) y pino salgareño (*Pinus nigra* Arnold.) en la Sierra de los Filabres. *Ecosistemas*, 16 (3), 160 – 168.
- Ortiz-Reyes, A. D., Valdez-Lazalde, J. R., De los Santos-Posadas, H. M., Ángeles-Pérez, G., Paz-Pellat, F. & Martínez-Trinidad, T. (2015). Inventario y cartografía de variables del bosque con datos derivados de LIDAR: comparación de métodos. *Madera y Bosques*, 21 (3), 111 – 128.
- Parra, M., A. & Hernández T., F. L. (2010). Identificación y delimitación de humedales lénticos en el valle alto del río Cauca mediante el procesamiento digital de imágenes de satélite. *Ingeniería de Recursos Naturales y del Ambiente*, 9, 77 – 88.
- Perea, A. J., Meroño, J. E. & Aguilera, M. J. (2009). Clasificación orientada a objetos en fotografías aéreas digitales para la discriminación de usos de suelo. *Interciencia*, 34 (9), 612 – 616.
- Pérez-García, N., Rueda-González, M., Rojo-Martínez, G. E., Martínez-Ruiz, R., Ramírez-Valverde, B. & Juárez-Sánchez, J. P. (2009). El bambú (*Bambusa spp.*) como sistema agroforestal: una alternativa de desarrollo mediante el pago por servicios ambientales en la Sierra Nororiental del estado de Puebla. *Ra Ximhai*, 5 (3), 335 – 346.
- Pons, X., Pesquer, L., Cristóbal, J. & González-Guerrero, O. (2014). Automatic and improved radiometric correction of Landsat imagery using reference values from MODIS Surface reflectance images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 33, 243 – 254.
- Ramachandran, A., Jayakumar, S., Haroon, R. M., Bhaskaran, A. & Arockiasamy, D. I. (2007). Carbon sequestration: estimation of carbon stock in natural

- forests using geospatial technology in the Eastern Ghats of Tamil Nadu, India. *Current Science*, 92 (3), 323 – 331.
- Rebollar D., S., Santos J., V. & Sánchez A., R. L. (2002). Estrategias de recuperación en selvas en dos ejidos de Quintana Roo, México. *Madera y Bosques*, 8 (1), 19 – 38.
- Ribeiro, N. S., Saatchi, A. A. & Shugart, H. H. (2008). Aboveground biomass and leaf area index (LAI) mapping for Niassa Reserve, northern Mozambique. *Journal of Geophysical Research*, 113, 12 p. doi:10.1029/2007JG000550
- Riegel, J. B., Bernhardt, E. & Swenson, J. (2013). Estimating above-ground carbon biomass in a newly restored coastal plain wetland using remote sensing. *PLOS ONE*, 8 (6), 10 p. doi: 10.1371/journal.pone.0068251
- Ríos-Altamirano, A., Alfonso-Corrado, C., Aguirre-Hidalgo, V., Ángeles-Pérez, G., Mendoza-Díaz, M., Rodríguez-Rivera, V., Roldán-Félix, E. & Clark-Tapia, R. (2016). Abundancia y distribución del género *Pinus* en Capulálpam de Méndez, Sierra Juárez, Oaxaca. *Madera y Bosques*, 22 (3), 61 – 74.
- Robinson, C., Saatchi, S., Neumann, M. & Gillespie, T. (2013). Impacts of spatial variability of aboveground biomass estimation from I-Band Radar in a temperate forest. *Remote Sensing*, 5, 1001 - 1023.
- Rodríguez-Ortiz, G., De los Santos-Posadas, H. M., González-Hernández, V. A., Aldrete, A., Gómez-Guerrero, A. & Fierros-González, A. M. (2012). Modelos de biomasa aérea y foliar en una plantación de pino de rápido crecimiento en Oaxaca. *Madera y Bosques*, 18 (1), 25 – 41.
- Rodríguez L., R., Jiménez P., J., Aguirre C., O. A. & Treviño G., E. J. (2006). Estimación de carbono almacenado en un bosque de niebla en Tamaulipas, México. *Ciencia UANL*, IX (002), 179 – 188.
- Rodríguez R., K. J. & Ávila F., S. (2013). Instrumentos económicos voluntarios para la conservación. Una mirada a su surgimiento y evolución en México. *Revista Sociedad y Economía*, 25, 75 – 106.
- Roldán-Cortés, M. A., De los Santos-Posadas, H. M., Ramírez-Maldonado, H., Valdez-Lazalde, J. R., Ángeles-Pérez, G. & Velázquez-Martínez, A. (2014). Estimadores de muestreo para inventario de plantaciones



- forestales comerciales de eucalipto en el sureste mexicano. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 5 (26), 38 – 57.
- Romo G., D., Navarro G., H., De los Santos P., H. M., Hernández R., O. & López U., J. (2014). Crecimiento maderable y biomasa aérea en plantaciones jóvenes de *Pinus patula ex Schlttdl. et Cham.* en Zacualpan, Veracruz. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 5 (23), 78 – 91.
- Saadat, H., Adamowski, J., Bonnell, R., Sharifi, F., Namdar, M. & Ale-Ebrahim, S. (2011). Land use and land cover classification over a large area in Iran based on single date analysis of satellite imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 66, 608 – 619.
- Saiz H., J. A., Watts, C. & Ramos M., M. N. (1996). Caracterización de la vegetación natural en una cuenca del noroeste de México mediante imágenes AVHRR de los satélites NOAA. *Imágenes Geográficas (Mx)*, 5, 27 – 33.
- Seo, H. S., Phua, M. H., Ong, R., Choi, B. & Lee, J. S. (2014). Determining aboveground biomass of a forest reserve in Malaysian borneo using K-Nearest Neighbour Method. *Journal of Tropical Forest Science*, 26 (1), 58 – 68.
- Soenen, S. A., Peddle, D. R., Hall, R. J., Coburn, C. A., Hall, F. G. (2010). Estimating aboveground forest biomass from canopy reflectance model inversion in mountainous terrain. *Remote Sensing of Environment*, 114, 1325 – 1337.
- Soto-Correa, J. C., Sáenz-Romero, C., Lindig-Cisneros, R., Sánchez-Vargas, N. & Cruz-de-León, J. (2012). Variación genética entre procedencias de *Lupinus elegans Kunth*, zonificación altitudinal y migración asistida. *Agrociencia*, 46 (6), 593 – 608.
- Vallesteros, S. F., Bantayan, N. C. & Vallesteros, A. P. (2012). Estimation of aboveground biomass in Mount Makiling Forest Reserve using Landsat ETM+ Data. *USM R&D Journal*, 20 (1), 125 – 142.

- Velasco H., J. A., Flores G., J. G., Márquez A., B. & López, S. (2013). Áreas de Respuesta Homogénea para el muestreo de combustibles forestales. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 4 (15): 41 – 54.
- Wang, C. & Qi, J. (2008). Biophysical estimation in tropical forests using JERS-1 SAR and VNIR imagery. II. Aboveground woody biomass. *International Journal of Remote Sensing*, 29 (23), 6827 – 6849.
- Winck, R. A., Fassola, H. E., Barth, S. R., Crechi, E. H., Keller, A. E., Videla, D. & Zaderenko, C. (2015). Modelos predictivos de biomasa aérea de *Eucalyptus grandis* para el noreste de Argentina. *Ciência Florestal*, 25 (3), 595 – 606.
- Xi, X., Han, T., Wang, C., Luo, S., Xia, S. & Pan, F. (2016). Forest above ground biomass inversion by fusing GLAS with optical remote sensing. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 5 (45), 12p. doi: 10.3390/ijgi5040045
- Yerena-Yamallel, J. I., Jiménez-Pérez, J., Aguirre-Calderón, O. A. & Treviño-Garza, E. J. (2011). Concentración de carbono en la biomasa aérea del matorral espinoso tamaulipeco. *Revista Chapingo. Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, 17 (2), 283 – 291.
- Yin, G., Zhang, Y., Sun, Y., Wang, T., Zeng, Z. & Piao, S. (2015). MODIS based estimation of forest aboveground biomass in China. *PLOS ONE*, 10 (6), 13 p.

## **CAPÍTULO 2.**

# **DINÁMICA DE LA BIOMASA AÉREA DERIVADA DE UN PROGRAMA DE REFORESTACIÓN**

### **2.1 Resumen**

Se determinó el impacto del programa de reforestación ejecutado por la Comisión Nacional Forestal en la Unidad de Manejo Forestal 2404. Para realizar este análisis se calculó la diferencia en la cantidad de biomasa aérea existente en el año 2000, 2010 y el 2015. Para la biomasa se desarrolló un modelo que relaciona la información de imágenes de satélite con la obtenida en campo. Se utilizaron imágenes Landsat 5 TM para los años 2000 y 2010 y Landsat 8 OLI para 2015. En ellas se generó el Índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI). Posteriormente se estimó la cantidad de biomasa de las especies registradas en 44 conglomerados del Inventario Nacional Forestal y de Suelos empleando ecuaciones alométricas. Para determinar la relación entre los datos obtenidos entre ambos métodos se calculó el coeficiente de correlación de Pearson (0.69, 0.65 y 0.64, para 2000, 2010 y 2015, respectivamente). Con estos datos se probaron tres tipos de modelos: lineal, exponencial y polinomial de segundo orden para cada año, seleccionando el modelo polinomial para modelar la biomasa en los tres años. Con la aplicación del modelo en los mosaicos de imágenes en los tres periodos, se obtuvo que de 2000 a 2015 hubo un incremento importante tanto en la cantidad de biomasa como en el área con vegetación. Se concluye que el programa de reforestación si ha tenido impacto positivo en la zona de estudio.

**Palabras clave:** Análisis espacial, biomasa aérea, ecuaciones alométricas, imágenes Landsat, índice de vegetación diferencial normalizado, inventario nacional forestal.

## 2.2 Abstract

The impact of the reforestation program implemented by Conafor in the Forest Management Region 2404 was determined. In order to carry out this analysis, the difference in the amount of above ground biomass existing in 2000, 2010 and 2015 was calculated. To calculate the biomass, a model was developed that relates satellite image information to that obtained in field samples. Landsat 5 TM images were used for the years 2000 and 2010 and Landsat 8 OLI for 2015. In these images, the normalized difference vegetation index (NDVI) was generated. Subsequently, the amount of biomass of the species recorded in 44 sample clusters of the National Forest and Soils Inventory was estimated using allometric equations. To determine the relationship between the data obtained between the two methods., the Pearson correlation coefficient (0.69, 0.65 and 0.64, for 2000, 2010 and 2015, respectively) was calculated. With these data, three types of models were tested: linear, exponential and second order polynomial for each year, selecting the polynomial to model the biomass in the three years. With the application of the model in the mosaics of images, it was obtained that from 2000 to 2015 there was an important increase both in the amount of biomass and in the area with vegetation. It is concluded that the reforestation program has had a positive impact on the region.

*Key words:* Aboveground biomass, allometric equations, forest national inventory, Landsat images, normalized difference vegetation index, spatial analyst.

## 2.3 Introducción

Los recursos naturales han sido aprovechados para satisfacer las necesidades de las sociedades a lo largo de la historia de la humanidad, lo que ha conducido a su sobreexplotación y eventual deterioro de extensos territorios,

lo que implica la pérdida, en muchas ocasiones, irremediable de biodiversidad genética. La reforestación, como una estrategia de remediación, es una actividad continua de restauración ecológica en México.

Con la creación de la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) en 2003 se han diseñado programas con el propósito de aprovechar, conservar y restaurar los recursos forestales a partir del otorgamiento de financiamiento a los productores. Las Unidades de Manejo Forestal (UMAFORES) fueron establecidas con base en el Artículo 112 de la Ley General de Desarrollo Forestal Sustentable, que considera la necesidad de delimitar todo el país bajo ese esquema de ordenamiento, con el propósito de ejercer una buena planeación de las actividades y el manejo eficiente de los recursos forestales.

Un programa de reforestación tiene como objetivo promover la revegetación de áreas deforestadas mediante el incremento de la cantidad de biomasa. Para valorar su pertinencia, se plantean varias estrategias, una de las cuales implica ponderar el éxito de la reforestación de forma directa con el inventario forestal de las áreas apoyadas, con las limitantes de costos en tiempo y recursos, así como de logística al existir en ocasiones dificultades de acceso. Otra forma de estimar este aspecto consiste en evaluar de forma indirecta a partir del análisis de materiales provenientes de la percepción remota, antes y después de la reforestación.

Calcular la cantidad de biomasa por medio del procesamiento de imágenes de satélite ha favorecido el análisis de la cobertura forestal a diferentes escalas gracias a la amplia gama de resoluciones espaciales que ofrecen los sensores instalados en satélites (Dube & Mutanga, 2015; Scottá & da Fonseca, 2015; Valdez *et al.*, 2006; Yin *et al.*, 2015). A partir de sus características y disponibilidad, las imágenes del satélite Landsat han sido empleadas recurrentemente para la estimación de variables forestales (Barasa *et al.*, 2010; Günlü *et al.*, 2014; Xu & Guo, 2014).

Entre los métodos para la estimación de biomasa por medio del procesamiento de imágenes de satélite se encuentran: la clasificación supervisada (Luong *et al.*, 2015; Perumal & Bhaskaran, 2010), la clasificación no supervisada (Bharatkar & Patel, 2013; Wang *et al.*, 2015), así como la generación del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI (Normalized Difference Vegetation Index,)) (Ji *et al.*, 2012; Sall *et al.*, 2013). Este último genera un valor numérico que indica el vigor de la vegetación mediante la relación existente entre la cantidad de energía reflejada en el infrarrojo cercano y la absorbida por la vegetación en la parte del rojo (Tun-Dzul *et al.*, 2008). Dicho valor muestra la biomasa existente de manera indirecta; para poder relacionarla con la información de campo es necesario validarlo con el cálculo de la cantidad de biomasa de las plantas presentes en el terreno, con ecuaciones alométricas (Aguilar *et al.*, 2012; Balderas & Lovett, 2013; Vahedi *et al.*, 2014).

El resultado del cálculo de la biomasa en campo y la generada con el algoritmo del NDVI ha servido de base para el desarrollo de modelos matemáticos que permiten relacionar esta información (Aguirre *et al.*, 2012; Karlson *et al.*, 2015; Lu *et al.*, 2012); una vez validados estadísticamente, son utilizados para estimar la biomasa aérea extrapolando los valores obtenidos del proceso de la imagen a una área o región.

La verificación de los resultados se realiza a través de la comparación de los datos obtenidos mediante percepción remota con respecto a los calculados en campo (Cabral & Zamyatin, 2009; Seebach *et al.*, 2011). Para analizar la dinámica de la cobertura forestal en un determinado periodo, se estima la diferencia en la cantidad de biomasa entre dos o más fechas.

Si se parte del supuesto de que las acciones de reforestación deben de tener un efecto regional positivo en el incremento de la biomasa, se planteó el

objetivo de evaluar qué impacto ha tenido el programa de reforestación aplicado en 2010 en la región comprendida por la UMAFOR 2404.

## 2.4 Materiales y métodos

El área de estudio se localiza en el estado de San Luis Potosí, ubicado en el centro norte de México y comprende la región administrativa de la UMAFOR 2404. En este análisis se consideraron de manera específica los predios que fueron apoyados dentro del programa de reforestación por el gobierno mexicano en el año 2010, los cuales se encuentran entre las coordenadas 255 550 E, 2 509 507 N y 379 230 E, 2 382 393 N (Figura 2.1.) y reúnen una superficie de 553 284 ha.

El clima varía entre muy seco (*Bw*) y templado subhúmedo (*Cw*) (García, 1981). En el lugar existen nueve tipos de vegetación, tres de los cuales corresponden a bosques templados con masas puras de pino y encino, así como bosques mixtos de ambos géneros, chaparrales formados por encinos arbustivos, comunidades arbustivas de *Prosopis* spp. y de *Acacia* spp., matorral submontano, matorrales desérticos, vegetación halófila y pastizales. (Rzedowski, 1965).

De acuerdo al Sistema Nacional de Información Forestal, en el año 2010 se registraron apoyos para la reforestación de una superficie de 2,893 ha para la UMAFOR 2404, de los cuales 97 % se destinaron a reforestación con plantas obtenidas por propagación vegetativa y 3% a las procedentes de semilla.

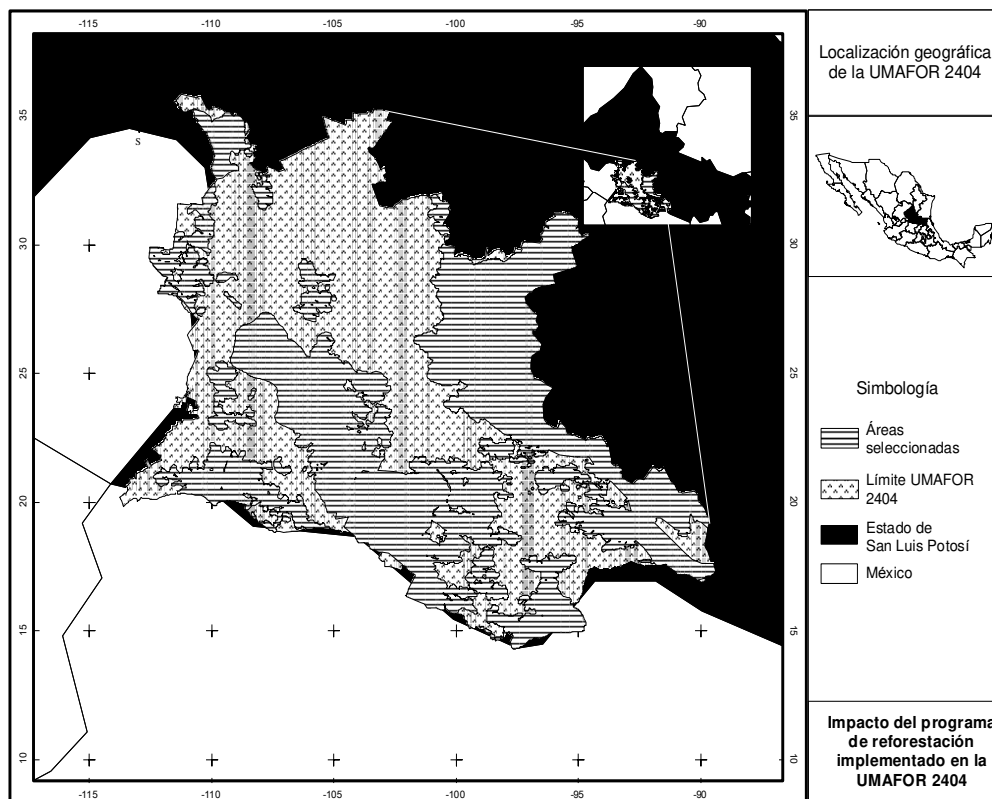


Figura 2.1. Localización geográfica de la Unidad de Manejo Forestal 2404.

Se trabajó con nueve imágenes Landsat correspondientes a la órbita/línea 27/45, 28/44 y 28/45, de los años 2000, 2010 y 2015; las primeras formaron la línea base de comparación (Tabla 2.1.). Las imágenes Landsat 5 TM se descargaron de <http://glcfapp.glcg.umd.edu:8080/esdi/> y las correspondientes al 2015 del sitio Web <http://earthexplorer.usgs.gov/>. Las imágenes se procesaron con el programa ERDAS® Imagine 2011 (ERDAS, 2010) y se corrigieron geométricamente para registrarlas entre si y hacer posible su comparación.

ID	Fecha	Satélite
LT50270452000032XXX02	01/Febrero/2000	Landsat 5TM
LT50280442000023XXX02	23/Enero/2000	Landsat 5 TM
LT50280452000023XXX02	23/Enero/2000	Landsat 5 TM
LT50270452010043CHM01	12/Febrero/2010	Landsat 5 TM



LT50280442010018CHM01	18/Enero/2010	Landsat 5 TM
LT50280452010018CHM01	18/Enero/2010	Landsat 5 TM
LO80270452015041LGN00	10/Febrero/2015	Landsat 8 OLI
LC80280442015016LGN00	16/Enero/2015	Landsat 8 OLI
LC80280452015016LGN00	16/Enero/2015	Landsat 8 OLI

Tabla 2.1. Características de las imágenes de satélite Landsat utilizadas para el análisis temporal de biomasa en plantaciones forestales.

Para reducir el volumen de datos se crearon subimágenes que abarcan solo las áreas seleccionadas. Se utilizó una cubierta digital en formato vectorial que contenía los límites de los predios con obras de reforestación en 2010 proporcionada por la CONAFOR. A las subimágenes resultantes se les aplicó el algoritmo de generación del NDVI con la siguiente relación:

$$NDVI = (IRC - R) / (IRC + R)$$

donde NDVI = Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, R = reflectividad de la región del rojo, e, IRC = Reflectividad de la región del infrarrojo

Para la creación y validación del modelo se tomó la información registrada en los sitios de muestreo del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS) realizado en los años 2005 a 2007; se emplearon los datos del registro del arbolado adulto levantado en 55 conglomerados, 44 para el desarrollo de los modelos y 11 para su validación.

Para el cálculo de la biomasa aérea (tronco, ramas y follaje) se desarrollaron ecuaciones alométricas a nivel género o en caso de existir en nivel especie, las cuales tienen como entrada los valores de las variables de diámetro y altura, y que fueron generadas por diversos autores (Návar, 2009; Rodríguez *et al.*, 2006; Rodríguez *et al.*, 2007; Rojas-García *et al.*, 2015) para regiones similares. El valor de biomasa total por unidad de área, se obtuvo con la

sumatoria de la biomasa total aérea de los árboles registrados por conglomerado y extrapolados a valores por hectárea.

Para establecer estos modelos de predicción se relacionó la información de biomasa estimada para los 44 conglomerados de muestreo levantados en campo con los valores del NDVI para cada fecha, y se tomó una muestra de 25 píxeles de las imágenes que corresponden a los valores del conglomerado.

Se practicó un análisis para determinar el grado de correlación entre los datos de campo y los obtenidos de las imágenes de satélite, para lo cual se calculó el índice de correlación de Pearson “r”.

Con los resultados obtenidos en los procesos anteriores se desarrollaron modelos de predicción del tipo lineal, exponencial y polinomial.

Para elegir el modelo se consideraron los valores de los estadísticos de la raíz del error medio cuadrático (RMSE, por sus siglas en inglés) y el coeficiente de determinación  $R^2$ .

Para comparar la varianza en las estimaciones de los tres años se realizó un análisis de varianza (ANOVA) con un intervalo de confianza de 95 % ( $\alpha = 0.05$ ).

Una vez que se seleccionaron los modelos de predicción, se les aplicó a cada una de las imágenes, de lo que resultó una carta digital con la cantidad de biomasa por unidad de área para la zona de estudio. El valor de biomasa total de la zona seleccionada se obtuvo con la sumatoria de la biomasa total aérea por unidad de área.

## 2.5 Resultados y discusiones

La distribución del índice de vegetación definida por los valores del NDVI se muestra en la Figura 2.2. Los tonos grises representan ocho rangos de cobertura vegetal, los más oscuros se refieren a los números bajos y los claros a los altos.

Al igual que en el presente estudio, Alatorre *et al.* (2014) identificaron una tendencia de incremento en los valores del NDVI a partir del mismo sensor en el estado de Chihuahua en un análisis multitemporal (1986 - 2011).

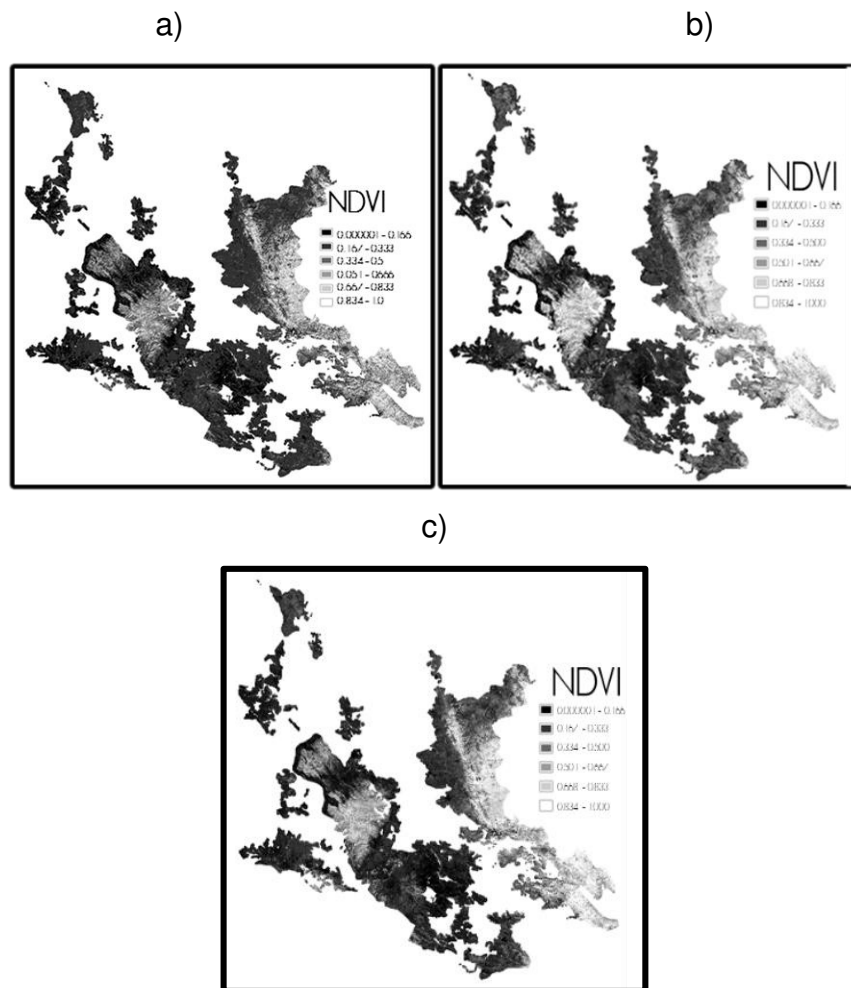


Figura 2.2. Distribución de los valores del NDVI, a) 2000, b) 2010, y c) 2015

La distribución espacial de los conglomerados de muestreo utilizados tanto para la modelación como la validación se muestran en la Figura 2.3. En ellos se registraron 28 géneros y 66 especies arbóreas, siendo *Quercus* con 22 especies el mejor representado, seguido de *Pinus* con nueve especies, *Acacia*, *Arbutus*, *Crataegus*, *Juglans*, *Juniperus*, *Prunus* y *Yucca* con dos especies; *Acer*, *Arctostaphylos*, *Buddleia*, *Carya*, *Casimiroa*, *Eysenhardtia*, *Fraxinus*, *Gochnatia*, *Jacaranda*, *Lysiloma*, *Nolina*, *Persea*, *Pithecellobium*, *Platanus*, *Prosopis*, *Pyrus*, *Rhus*, *Stenocereus* y *Zanthoxylum* con una especie.

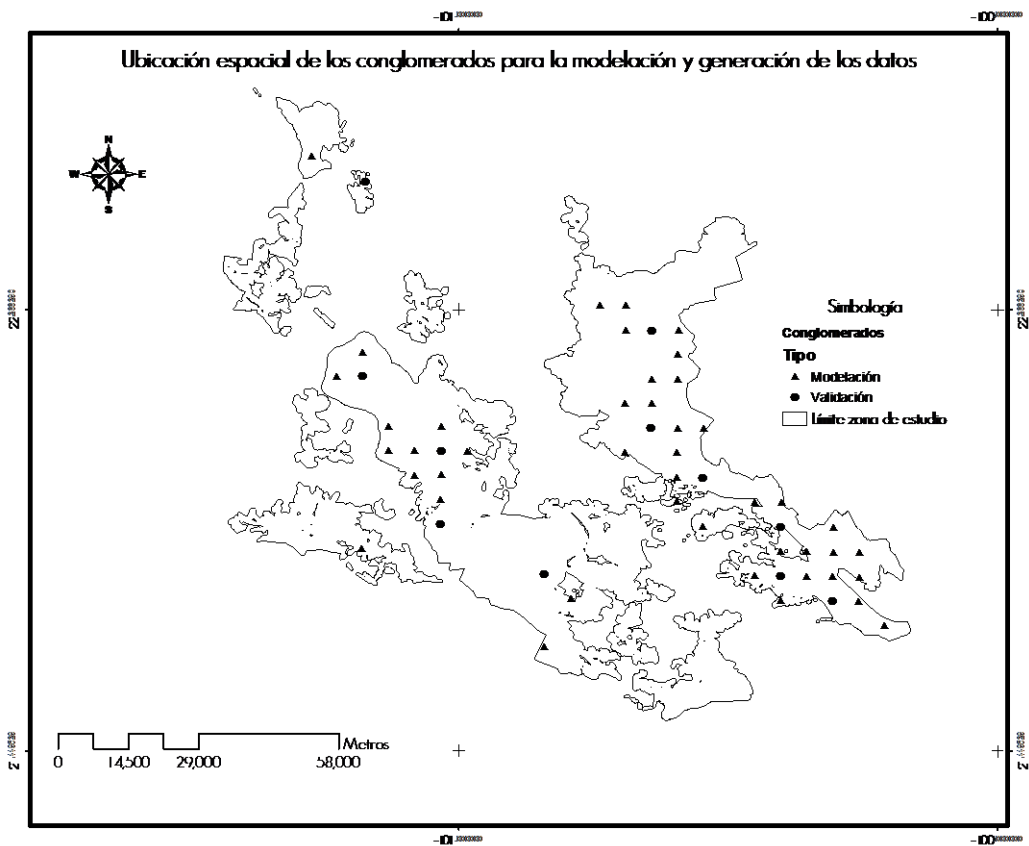


Figura 2.3. Distribución espacial de los conglomerados del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (CONAFOR, 2007), que se ubican en el área de estudio.

Para determinar la correspondencia entre los datos estimados en campo y los obtenidos mediante a partir del procesamiento de las imágenes satelitales se calculó el índice de correlación de Pearson de lo que resultaron los valores de

0.69, 0.65 y 0.64, para 2000, 2010 y 2015, respectivamente, los cuales indican una alta correlación. Al trabajar problemas similares Gunawardena *et al.* (2015) en Sri Lanka; y Zhu & Liu (2015) en Perú hicieron correlaciones semejantes con imágenes de los sensores utilizados en el presente estudio.

De los modelos de predicción de biomasa aérea desarrollados con los valores del NDVI y los estimados en campo, los de tipo polinomial mostraron mejores coeficientes de determinación ( $R^2$ ) y valores de error cuadrático medio (Tabla 2.2.); en ellos se advierten los modelos ajustados, así como los valores de  $R^2$  y RMSE para cada uno.

<b>Modelo/año</b>	<b>Modelo</b>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>RMSE</b>
Lineal/2000	$B = 13.174 \cdot \text{NDVI} - 39.625$	0.48	25.18
Exponencial/2000	$B = 0.5245 \cdot e^{0.594 \cdot \text{NDVI}}$	0.43	24.31
Polinomial/2000	$B = 2.6334 \cdot \text{NDVI}^2 - 16.652 \cdot \text{NDVI} + 35.889$	0.58	22.81
Lineal/2010	$B = 13.771 \cdot \text{NDVI} - 55.801$	0.41	26.80
Exponencial/2010	$B = 0.133 \cdot e^{0.7185 \cdot \text{NDVI}}$	0.49	26.15
Polinomial/2010	$B = 3.2413 \cdot \text{NDVI}^2 - 26.954 \cdot \text{NDVI} + 63.191$	0.50	24.70
Lineal/2015	$B = 15.689 \cdot \text{NDVI} - 58.674$	0.50	24.67
Exponencial/2015	$B = 0.1634 \cdot e^{0.7589 \cdot \text{NDVI}}$	0.52	20.79
Polinomial/2015	$B = 4.7317 \cdot \text{NDVI}^2 - 38.362 \cdot \text{NDVI} + 83.576$	0.66	20.52

Tabla 2.2. Modelos ajustados

Nota: B = Biomasa, NDVI = valor del NDVI

El modelo polinomial se seleccionó para los tres años. En todos los casos, el modelo seleccionado arrojó el mayor valor de  $R^2$  y el menor RMSE. Por lo que respecta a los valores de  $R^2$ , los calculados en este trabajo son inferiores a los presentados por Ruiz *et al.* (2014), quienes registraron valores entre 0.9765 y

0.9914 en el cálculo de biomasa aérea para *Quercus laurina* Bonpl. y *Quercus crassifolia* Bonpl. en un bosque de pino-encino en el estado de Oaxaca.

También, el RMSE del presente estudio es menor al descrito por Martínez *et al.* (2016), cuyos valores se distribuyen en un intervalo de 0.68 a 0.99 para biomasa mediante ecuaciones alométricas por componentes del árbol (fuste, ramas y hojas) en el estado de Durango. Los del presente estudio son similares al valor menor consignado por Powell *et al.* (2013), que fue 22 Mg ha<sup>-1</sup>, y el máximo 221 Mg ha<sup>-1</sup>, que lo supera. En contraste, los resultados propios rebasan a la mayoría de los determinados por Main *et al.* (2011), quienes calcularon 10.22 y 12.64 Mg ha<sup>-1</sup> en dos modelos, mientras que un tercer modelo arrojó un valor de 40.64 Mg ha<sup>-1</sup>. Es importante considerar que los modelos no lineales pueden sobreestimar los valores calculados (Aguirre *et al.*, 2012).

Los modelos seleccionados se aplicaron a la imagen que contenían los valores del NDVI para el año correspondiente para estimar la cantidad de biomasa. Solamente se utilizaron los valores positivos del NDVI que representan la biomasa superficial (Figura 2.4.) se muestran imágenes de los mapas de la estimación de la biomasa en los tres años. Los valores arrojados en el presente estudio tienen similitud con los obtenidos por Aguirre-Salado *et al.* (2012), quienes llegaron a valores entre 5 y 150 Mg ha<sup>-1</sup> en esta zona de estudio en función de su cubierta vegetal.

En las imágenes puede observarse que el incremento de la biomasa se ha dado en diferentes zonas. Por ejemplo, en el año 2000 las cantidades mayores de biomasa se concentran al centro y noroeste; en el 2010, al centro, este y sureste, y en el 2015, en el centro-sur y al noroeste.

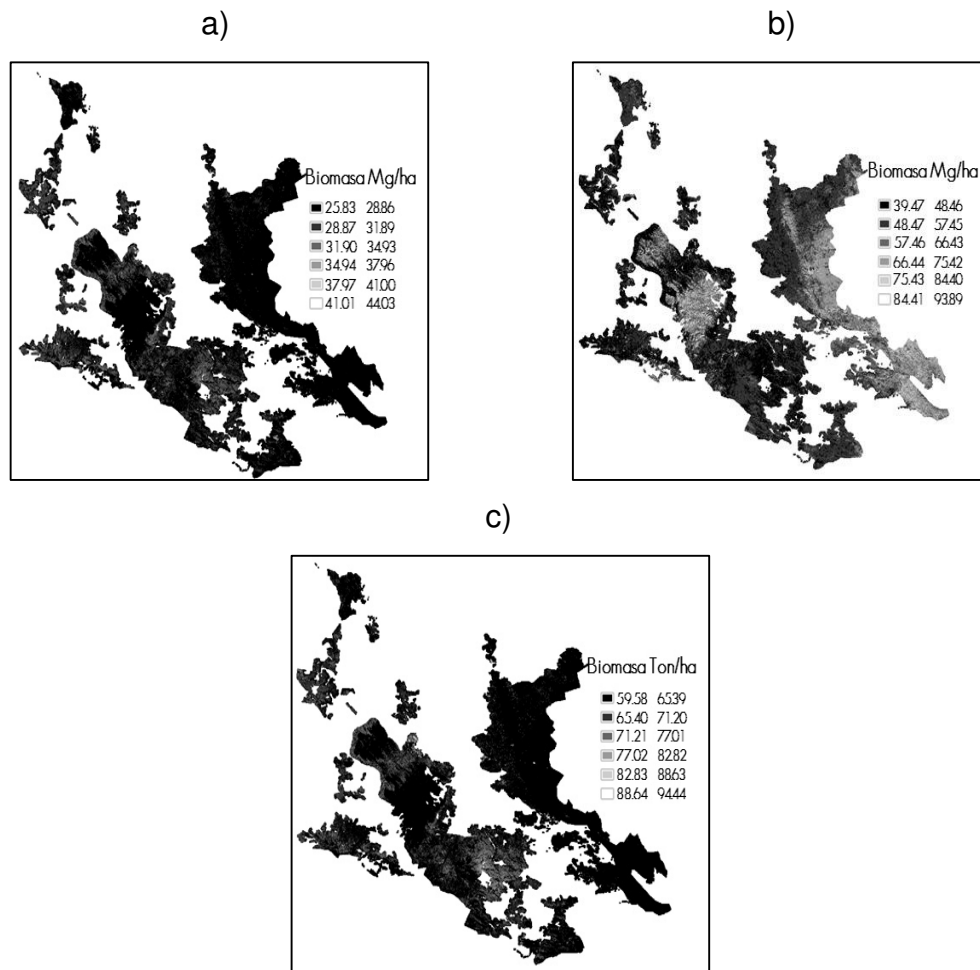


Figura 2.4. Imágenes de biomasa, a) 2000, b) 2010, y c) 2015

Con los valores obtenidos con el cálculo de biomasa y mediante el modelo polinomial se analizó la varianza para cada uno de los años de análisis (Tabla 2.3.).

			2000	2010	2015
Varianza			656.46	628.92	676.46
Grados de libertad	de	Entre grupos	1	1	1
		Dentro de los grupos	88	88	88

F	0.0399	6.7564*10 <sup>-08</sup>	3.4222*10 <sup>-08</sup>
Probabilidad	0.8420	0.9997	0.9999
Valor crítico para F	3.9493	3.9493	3.9493

Tabla 2.3. Análisis de varianza de valores de biomasa y modelo polinomial

De acuerdo con la información del Tabla 2.3., no hubo una diferencia significativa entre los valores de la varianza para los tres años, lo que se refuerza con que el valor de F fue menor que el valor crítico en todos los períodos. Dichos resultados superan a los de Trigueros *et al.* (2014), quienes registraron un valor de 2.712 en el cálculo de diámetro normal, altura y área basal; sin embargo, hubo coincidencia con dicho análisis, ya que los valores de F estuvieron por debajo del valor crítico en los tres casos.

En el Tabla 2.4. se muestra la biomasa total aérea para cada uno de los años analizados.

Año	Biomasa (Mg)	Biomasa (Mg ha <sup>-1</sup> )
2000	144, 057	0.26
2010	336, 709	0.61
2015	609, 247	1.10

Tabla 2.4. Valores estimados de biomasa.

De 2000 a 2015 hubo un considerable incremento de la cantidad de biomasa (423%); de 2000 a 2010 fue de 234%. Además, el promedio de biomasa por ha tuvo un comportamiento similar al pasar de 0.26 a 1.10 Mg ha<sup>-1</sup>. Estos valores son inferiores a los reportados por Velásquez *et al.* (2012), quienes calcularon un incremento anual promedio de 2.9 Mg ha<sup>-1</sup> en una región de los Andes colombianos. También, los resultados de biomasa por hectárea del



presente estudio fueron inferiores a los de Restrepo *et al.* (2016), quienes consignan un promedio de 4 Mg ha<sup>-1</sup> en un bosque de Colombia.

Finalmente, en los conglomerados empleados para la validación se calculó el coeficiente de correlación de Pearson, el cual arrojó 0.69, 0.66 y 0.73 para 2000, 2010 y 2015, respectivamente. Estos valores indican una alta correlación.

## 2.6 Conclusiones

A partir de los valores totales estimados, hubo un incremento 423 % en la cantidad de biomasa, del año 2000 al 2015, lo que revela que el programa de reforestación sí ha tenido los efectos esperados para los que fue diseñado.

Los modelos que estimaron con mayor precisión la biomasa fueron elegidos con base en los valores de R<sup>2</sup> y RMSE, pero los valores obtenidos con los modelos no lineales pudieran estar sobreestimados dadas sus propias características.

## 2.7 Bibliografía

- Aguilar, R., Ghilardi, A., Vega, E., Skutsch, M. & Oyama, K. (2012). Sprouting productivity and allometric relationships of two oak species managed for traditional charcoal making in central Mexico. *Biomass and Bioenergy*, 36, 192 – 207. doi:10.1016/j.biombioe.2011.10.029
- Aguirre-Salado, C. A., Treviño-Garza, E. J., Aguirre-Calderón, O. A., Jiménez-Pérez, J., González-Tagle, M. A. Valdez-Lazalde, J. R., Miranda-Aragón, L. & Aguirre-Salado, A. I. (2012). Construction of aboveground biomass models with remote sensing technology in the intertropical zone in Mexico. *Journal of Geographical Science*, 22 (4), 669 – 680. doi: 10.1007/s11442-012-0955-9

- Alatorre, L. C., Beguería, S. & Vicente-Serrano, S. M. (2010). Análisis de la evolución espacio-temporal del NDVI sobre áreas vegetadas y zonas de riesgo de erosión en el Pirineo Central. *Pirineos*, 165, 7 – 27. doi:10.3989/Pirineos.2010.165001
- Alatorre, L. C., Miramontes-Beltrán, S., García-Peña, A. K., Díaz-Caravantes, R. & Bravo, L. C. (2014). Evolución de la dinámica vegetal mediante una serie de imágenes Landsat TM (1986 - 2011): región central de Chihuahua, México. *Cuadernos de Investigación Geográfica*, 40 (2), 449 – 476. doi: 10.18172/cig.2510
- Balderas T., A. & Lovett, J. C. (2013). Using basal area to estimate aboveground carbon stocks in forests: La Primavera Biosphere's Reserve, Mexico. *Forestry*, 86, 267 – 281. doi: 10.1093/forestry/cps084
- Barasa, B., Majaliwa, M. G. J., Lwasa, S., Obando, J. & Bamutaze, Y. (2010). Estimation of the aboveground biomass in the trans-boundary River Sio Sub-catchment in Uganda. *Journal of Applied Sciences and Environmental Management*, 14 (2), 87 – 90. doi: 10.4314/jasem.v14i2.57869
- Bharatkar, P. S. & Patel, R. (2013). Assessment of various block truncation coding based remote sensing image classification techniques. *International Journal of Remote Sensing and GIS*, 2 (1), 52 – 60.
- Cabacinha, C. D. & de Castro, S. S. (2009). Relationships between floristic diversity and vegetation indices, forest structure and landscape metrics of fragments in Brazilian Cerrado. *Forest Ecology Management*, 257, 2157 – 2165. doi:10.1016/j.foreco.2009.02.030
- Cabral, P. & Zamyatin, A. (2009). Markov processes in modeling land use and land cover changes in Sintra-Cascais, Portugal. *Dyna*, 76 (158), 191 – 198.
- Das, S. & Singh, T. P. (2012). Correlation analysis between biomass and spectral vegetation indices of forest ecosystem. *International Journal of Engineering Research and Technology*, 1 (5), 1 – 13.

- Dube, T., & Mutanga, O. (2015). Evaluating the utility of the medium-spatial resolution Landsat 8 multispectral sensor in quantifying aboveground biomass in uMgeni catchment, South Africa. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 101, 36 – 46. doi:10.1016/j.isprsjprs.2014.11.001
- Gagliasso, D., Hummel, S. & Temesgen, H. (2014). A Comparison of Selected Parametric and Non-Parametric Imputation Methods for Estimating Forest Biomass and Basal Area. *Open Journal of Forestry*, 4 (1), 42 – 48. doi: 10.4236/ojf.2014.41008
- García, E. 1981. Modificaciones al sistema de clasificación climática de Köeppen para adaptarlo a las condiciones de la República Mexicana. *Offset Larios*. 246 pp.
- Gunawardena, A. R., Nissanka, S. P., Dayawansa, N. D. K. & Fernando, T. T. (2015). Estimation of Above Ground Biomass in Horton Plains National Park, Sri Lanka Using Optical, Thermal and RADAR Remote Sensing Data. *Tropical Agricultural Research*, 26 (4), 608 – 623.
- Günlü, A., Ercanli, I., Baskent, E. Z. & Çakir, G. (2014). Estimating aboveground biomass using Landsat TM imagery: A case study of Anatolian Crimean pine forests in Turkey. *Annals of Forest Research*, 57(2), 289-298. doi: 10.15287/afr.2014.278
- Ji, L., Wylie, B. K., Nossor, D. R., Peterson, B., Waldrop, M. P., McFarland, J. W., Rover, J. & Hollingsworth, T. N. (2012). Estimating aboveground biomass in interior Alaska with Landsat data and field measurements. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18, 451 – 461. doi: 10.1016/j.jag.2012.03.019
- Jin, Y., Yang, X., Qiu, J., Li, J., Gao, T., Wu, Q., Zhao, F., Ma, H., Yu, H. & Xu, B. (2014). Remote Sensing-Based Biomass Estimation and Its Spatio-Temporal Variations in Temperate Grassland, Northern China. *Remote Sensing*, 6, 1496 – 1513. doi: 10.3390/rs6021496
- Karlson, M., Ostwald, M., Reese, H., Sanou, J., Tankoano, B. & Mattsson, E. (2015). Mapping Tree Canopy Cover and Aboveground Biomass in

- Sudano-Sahelian Woodlands Using Landsat 8 and Random Forest. *Remote Sensing*, 7, 10017 – 10041. doi: 10.3390/rs70810017
- Lu, D., Chen, Q., Wang, G., Moran, E., Batistella, M., Zhang, M., Vaglio L., G. & Saah, D. (2012). Aboveground Forest Biomass Estimation with Landsat and LiDAR Data and Uncertainty Analysis of the Estimates. *International Journal of Forestry Research*, 2016, 16p. doi: 10.1155/2012/436537
- Luong, N. V., Tateishi, R., Hoan, N. T. & Tu, T.T. (2015). Forest Change and Its Effect on Biomass in Yok Don National Park in Central Highlands of Vietnam Using Ground Data and Geospatial Techniques. *Advances in Remote Sensing*, 4, 108 - 118. doi: 10.4236/ars.2015.42010
- Main-Knorn, M., Moisen, G. G., Healey, S. P., Keeton, W. S., Freeman, E. A. & Hostert, P. (2011). Evaluating the Remote Sensing and Inventory-Based Estimation of Biomass in the Western Carpathians. *Remote Sensing*, 3, 1427 – 1446. doi: 10.3390/rs3071427
- Main-Knorn, M., Cohen, W. B., Kennedy, R. E., Grodzki, W., Pflugmacher, D., Griffiths, P. & Hostert, P. (2013). Monitoring coniferous forest biomass change using a Landsat trajectory-based approach. *Remote Sensing of Environment*, 139, 277 – 290. doi: 10.1016/j.rse.2013.08.010
- Mancino, G., Nolè, A., Ripullone, F. & Ferrara, A. (2013). Landsat TM imagery and NDVI differencing to detect vegetation change: assessing natural forest expansion in Basilicata, southern Italy. *iForest*, 7, 75 – 84. doi: 10.3832/ifor0909-007
- Moreno G., N., Herrera M., M. A., Caraciolo F. & R. L. (2011). Modelo para el cálculo estimación del carbono en tipo forestal Roble-Raulí-Coigüe en la Reserva Nacional Malleco – Chile. *Revista Árvore, Viçosa-MG*, 35 (6), 1299- 1306. doi: 10.1590/S0100-67622011000700016
- Návar, J. (2009). Biomass component equations for Latin American species and groups of species. *Annals of Forest Science*, 66 (2), 1- 21. doi: 10.1051/forest/2009001
- Perumal, K., y Bhaskaran, R. 2010. Supervised classification performance of multispectral images. *Journal of Computing*, 2 (2), 124 – 129.

- Powell, S. L., Cohen, W. B., Kennedy, R. E., Healey, S. P. & Huang, C. (2013). Observation of Trends in Biomass Loss as a Result of Disturbance in the Conterminous U.S.: 1986–2004. *Ecosystems*, 142 – 157. doi: 10.1007/s10021-013-9713-9
- Rodríguez L., R., Jiménez, P., J., Aguirre C., O. A. & Treviño G., E. J. (2006). Estimación del Carbono almacenado en un bosque de niebla en Tamaulipas, México. *Ciencia UANL*, IX (2), 179 – 187.
- Rodríguez-Laguna, R., Jiménez-Pérez, J., Aguirre-Calderón, O. & Jurado-Ibarra-Enrique. (2007). Ecuaciones alométricas para estimar biomasa aérea en especies de encino y pino en Iturbide, NL. *Revista Ciencia Forestal en México*, 32 (101), 39 – 56.
- Rojas-García, F., de Jong, B. H. J., Martínez-Zurimendí, P. & Paz-Pellat, F. (2015). Database of 478 allometric equations to estimate biomass for Mexican trees and forests. *Annals of Forest Science*, 30pp. doi: 10.1007/s13595-015-0456-y
- Rzedowski, J. (1965). Vegetación del estado de San Luis Potosí. *Acta Científica Potosina*, 5, 5-291.
- Sall, B., Jenkins, M. W. & Pushnik, J. (2013). Retrospective analysis of two Northern California wild-land fires via Landsat five satellite imagery and Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). *Open Journal of Ecology*, 3 (4), 311 – 323. doi: 10.4236/oje.2013.34036
- Scottá, F. C. & da Fonseca, E. L. (2015). Multiscale Trend Analysis for Pampa Grasslands Using Ground Data and Vegetation Sensor Imagery. *Sensors*, 15, 17666-17692. doi: 10.3390/s150717666
- Seebach, L. M., Strobl, P., San Miguel-Ayanz, J., Gallego, J. & Bastrup-Birk, A. (2011). Comparative analysis of harmonized forest area estimates for European countries. *Forestry*, 84 (3), 285 – 299. doi: 10.1093/forestry/cpr013
- Singh, M., Malhi, Y. & Bhaqwat, S. (2014). Evaluating land use and aboveground biomass dynamics in an oil palm-dominated landscape in Borneo using

- optical remote sensing. *Journal of Applied Remote Sensing*, 8, 14 pp. doi: 10.1117/1.JRS.8.083695
- Trigueros B., A. G., Villavicencio G., R., Santiago P. & A. L. (2014). Mortalidad y reclutamiento de árboles en un bosque templado de pino-encino en Jalisco. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 5 (24), 160 – 183.
- Tun-Dzul, F. J., Vester, H., Durán G., R. & Schmook, B. (2008). Estructura arbórea y variabilidad temporal del NDVI en los bajos inundables de la Península de Yucatán, México. *Polibotánica*, 25, 69 – 90.
- Vahedi, A.A., Mataji, A., Babayi-Kafaki, S. Eshaghi-Rad, J. Hodjati, S. M. & Djomo, A. (2014). Allometric equations for predicting aboveground biomass of beech-hornbeam stands in the Hyrcanian forests of Iran. *Journal of Forest Science*, 60 (6), 236 – 247.
- Valdez L., J. R., González G., M. J. & de los Santos P., H. M. (2006). Estimación de cobertura arbórea mediante imágenes satelitales multiespectrales de alta resolución. *Agrociencia*, 40 (3), 383 – 394.
- Wang, C., Johnston, J., Vail, D., Dickinson, J. & Putnam, D. 2015. High-Precision Land-Cover-Land-Use GIS Mapping and Land Availability and Suitability Analysis for Grass Biomass Production in the Aroostook River Valley, Maine, USA. *Land*, 4, 231 – 254. doi: 10.3390/land4010231
- Wang, X., Shao, G., Chen, H., Lewis, B. J., Qi, G., Yu, D., Zhou, L. & Dai, L. (2013). An Application of Remote Sensing Data in Mapping Landscape-Level Forest Biomass for Monitoring the Effectiveness of Forest Policies in Northeastern China. *Environmental Management*, 51 (6), 9 pp. doi: 10.1007/s00267-013-0089-6
- Xu, D. & Guo, X. (2014). Compare NDVI extracted from Landsat 8 imagery with that from Landsat 7 imagery. *American Journal of Remote Sensing*, 2 (2), 10 -14. doi: 10.11648/j.ajrs.20140202.11
- Yin, G., Zhang, Y., Sun, Y., Wang, T., Zeng, Z. & Piao, S. (2015). MODIS Based Estimation of Forest Aboveground Biomass in China. *PLoS ONE*, 10 (6), 13 pp. doi: 10.1371/journal.pone.0130143

- Zhu, X. & Liu, D. 2015. Improving forest aboveground biomass estimation using seasonal Landsat NDVI time-series. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 102, 222 – 231. doi: 10.1016/j.isprsjprs.2014.08.014
- Zorogastúa C., P., Quiroz G., R. & Garatuza P., J. (2011). Evaluación de cambios en la cobertura y uso de la tierra con imágenes de satélite en Piura-Perú. *Ecología Aplicada*, 10 (1), 13 – 22.

## **CAPÍTULO 3.**

### **ZONIFICACIÓN FORESTAL BAJO EL CONCEPTO DE ÁREAS DE RESPUESTA HOMOGÉNEA**

#### **3.1 Resumen**

En el presente trabajo se empleó la técnica del álgebra de mapas en un Sistema de Información Geográfica para determinar Áreas de Respuesta Homogénea (ARH), utilizando como variable principal el tipo de vegetación complementada con variables físicas del territorio como información auxiliar. Las variables empleadas fueron: tipo de vegetación (6 clases), exposición (5 clases), altura (7 intervalos) y tipo de suelo (8 clases). Para determinar las ARH, se generaron expresiones en las cuales se combinaron todas las clases mencionadas. En total se desarrollaron 2, 016 combinaciones. Como resultado de esta modelación se obtuvieron mapas por cada tipo de vegetación en los cuales se presentan las cinco combinaciones que arrojaron las mayores superficies. Para determinar la confiabilidad de los resultados se generó una matriz de confusión y se calculó el índice Kappa, dando como resultado 0.856. Para realizar la validación se utilizaron los datos registrados en los conglomerados del Inventario Nacional Forestal y Suelos 2004 – 2007.

**Palabras clave:** tipos de vegetación, álgebra de mapas, muestreo estratificado, matriz de confusión, índice Kappa.

#### **3.2 Abstract**

In this paper it was used the map algebra technique in a Geographic Information System for determining Homogeneous Response Areas (HRA), using as primary variable the type of vegetation complemented with physical variables of the territory as auxiliary information. The variable used were: type of vegetation (6 classes), exposure (5 classes), height range (7 intervals) and soil type (8



classes). For determining the HRA, expressions were generated with the combination of all the variables. In total, it was developed 2, 016 combinations. As result of this modelling, maps for each type of vegetation were generated in which the five largest area for each type of vegetation are shown. To determine the reliability of the results, a confusion matrix was generated and the Kappa index was calculated, resulting in 0.856. To perform the validation, the data recorded in the conglomerates of the National Forest and Soil Inventory 2004 – 2007 were used.

**Keywords:** vegetation types, mal algebra, stratified sampling, confusion matrix, Kappa index

### 3.3 Introducción

Para llevar a cabo el aprovechamiento sustentable de los recursos forestales es necesario conocer su cantidad y calidad, así como su variación espacial y temporal (Guevara *et al.*, 2015). En general, esto puede llegar a modelarse espacialmente, teniendo como base datos obtenidos de forma directa en campo (Danilova *et al.*, 2012). Sin embargo, no siempre es posible llevar a cabo un muestreo representativo del área debido a la dificultad para ingresar a la zona de estudio (p. ej. por topografía accidentada) (Almazán-Núñez *et al.*, 2012). Esto impide realizar una evaluación completa de los recursos existentes de interés. Además, cuando se trata de áreas de gran extensión, puede resultar costoso obtener la información de forma directa y además de que se puede consumir gran cantidad de tiempo (Cruz-Leyva *et al.*, 2010).

Como alternativa a lo anterior, se tiene la perspectiva de que, debido a que las especies forestales están directamente relacionadas con las condiciones de su entorno, se espera que se comporten igual (o en forma similar) bajo las mismas condiciones (altitud, suelo, temperatura, etc.). Con base en esto, teóricamente, se pudiera caracterizar zonas forestales con el soporte de

intensidades de muestreo bajas. Esto se logra a partir de modelos generados en áreas de condiciones similares y en las cuales ha sido posible realizar un muestreo más intenso. Esta similitud se ha conceptualizado bajo el término de “Áreas de Respuesta Homogénea” (ARH) (Velasco *et al.*, 2013). Lo cual se ha usado como apoyo para inventariar y definir la distribución de recursos forestales en áreas de difícil acceso, con base en la información de áreas de más fácil acceso. Estas ARH se definen bajo las siguientes estrategias: a) ubicar, dimensionar y seleccionar las ARH; b) obtener la mayor cantidad de información posible de áreas de fácil acceso; c) obtener el mínimo de información en áreas de difícil acceso; d) buscar correlaciones espaciales entre factores comunes (reflectancia [sensores remotos], altitud, clima, etc.) en las áreas seleccionadas (ARH) y la variable de interés (volumen de madera, densidad, cobertura, etc.). De esta forma, se pueden hacer estimaciones de las variables de interés de un área de difícil acceso, con base en información de áreas con fácil acceso. Donde es importante señalar que el concepto de ARH se basa teóricamente en el diseño de muestreo estratificado (Velasco *et al.*, 2013), con lo cual se pretende disminuir el valor de la varianza en los valores estimados (Roldán-Cortés *et al.*, 2014). También se involucra el análisis multicriterio, dado que intervienen diversas variables (Muñoz *et al.*, 2005) para establecer las ARH. De esta forma, el concepto de ARH ha sido empleado en varios estudios, como por ejemplo: a) delimitación de áreas con capacidades similares de absorción de componentes químicos (Becerra *et al.*, 2015); b) zonificación agroecológica (González & Hernández, 2016); c) delimitación de superficies homogéneas de producción (Merma & Julca, 2012); d) regionalización edafoclimática homogénea (Esse *et al.*, 2013); e) definición de zonas con características similares considerando variables topográficas, agrícolas y climáticas (Mena *et al.*, 2007).

En forma teórica, la definición de ARH puede ser sencilla, sin embargo, en forma práctica, se puede dificultar. Esto debido a que, entre las ARH, deben considerarse la homologación de escalas, georreferenciación, proyecciones, temporalidad, etc. No obstante, los sistemas de información geográfica (SIG), a

través de varias de sus herramientas (p. ej. álgebra de mapas), resulta en una estrategia viable (González *et al.*, 2014; Vahalík & Mikita, 2011). Ya que éstos permiten integrar y procesar información de factores bióticos y abióticos para determinar el grado de similitud (o diferencia) entre varias áreas (Platts *et al.*, 2011). Por ejemplo, las ARH se pueden definir con base en similitudes en vegetación, altitud, exposición y tipo de suelo (Encina & Villarreal, 2002; Sánchez-González & Granados-Sánchez, 2003). No obstante las ventajas que significa el concepto de ARH, principalmente por el ahorro de tiempo y recursos en la evaluación de áreas forestales, sin menoscabo de la representación estadística, su implementación ha sido limitada en México. Lo cual puede explicarse por la poca información y conocimiento de resultados al respecto. De acuerdo a esto, en el presente trabajo se describe e implementa una estrategia para la definición y zonificación de ARH. Para esto, se trabaja en zonas forestales del estado de San Luis Potosí, considerando variables que son relativamente fáciles de definir como son: vegetación, suelo, altitud y exposición. Para esto se plantea la hipótesis de que es posible determinar, ubicar y dimensionar áreas con condiciones similares.

### **3.4 Objetivo**

El objetivo del presente trabajo es establecer Áreas de Respuesta Homogénea que identifiquen áreas forestales con condiciones ambientales similares.

### **3.5 Materiales y métodos**

#### **3.5.1 Área de estudio**

El presente trabajo se desarrolló en vegetación forestal del estado de San Luis Potosí, el cual se localiza en la región centro-norte de México, teniendo una superficie aproximada de 6' 113, 800 ha, que representan el 3.1% del territorio

nacional. Se encuentra entre las coordenadas 21° 10' y 24° 32' latitud N y 98° 20' y 102° 18' longitud O. La zona que se abarca para el presente estudio corresponde a las superficies en las que se localizan los siguientes tipos de vegetación: bosque de encino, bosque de encino-pino, bosque de pino, bosque de pino-encino, selva baja caducifolia y selva mediana subperennifolia. En la Figura 3.1. se muestra la ubicación de éstos tipos de vegetación.

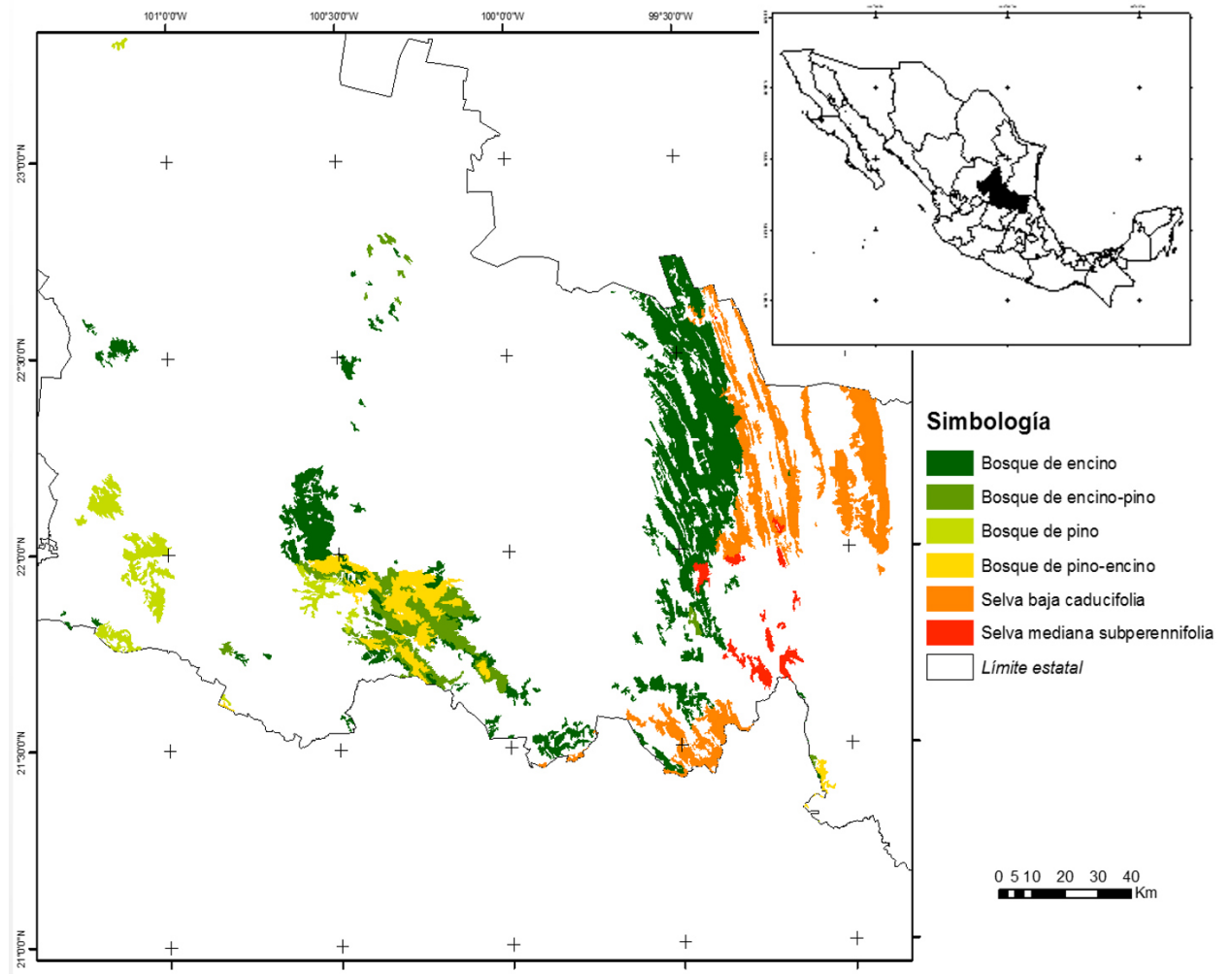


Figura 3.1. Principales tipos de vegetación forestal en el estado de San Luis Potosí, México.

Las variaciones altitudinales en el área de estudio van de los 0 hasta los 3,048 m.s.n.m. (Figura 3.2.). Los climas que se presentan son seco, templado y cálido, con temperatura media anual que varía de 10°C a 26°C. Mientras que el intervalo de precipitación anual oscila entre los 200 mm a 3,500 mm, siendo los meses de junio a diciembre en los que se presentan las mayores precipitaciones

(INEGI, 2014). Por lo que respecta a la exposición, el 2.97% corresponde al Zenit, 22.17% al Norte, 29.24% al Este, 20.63% al Sur y 24.99% al Oeste.

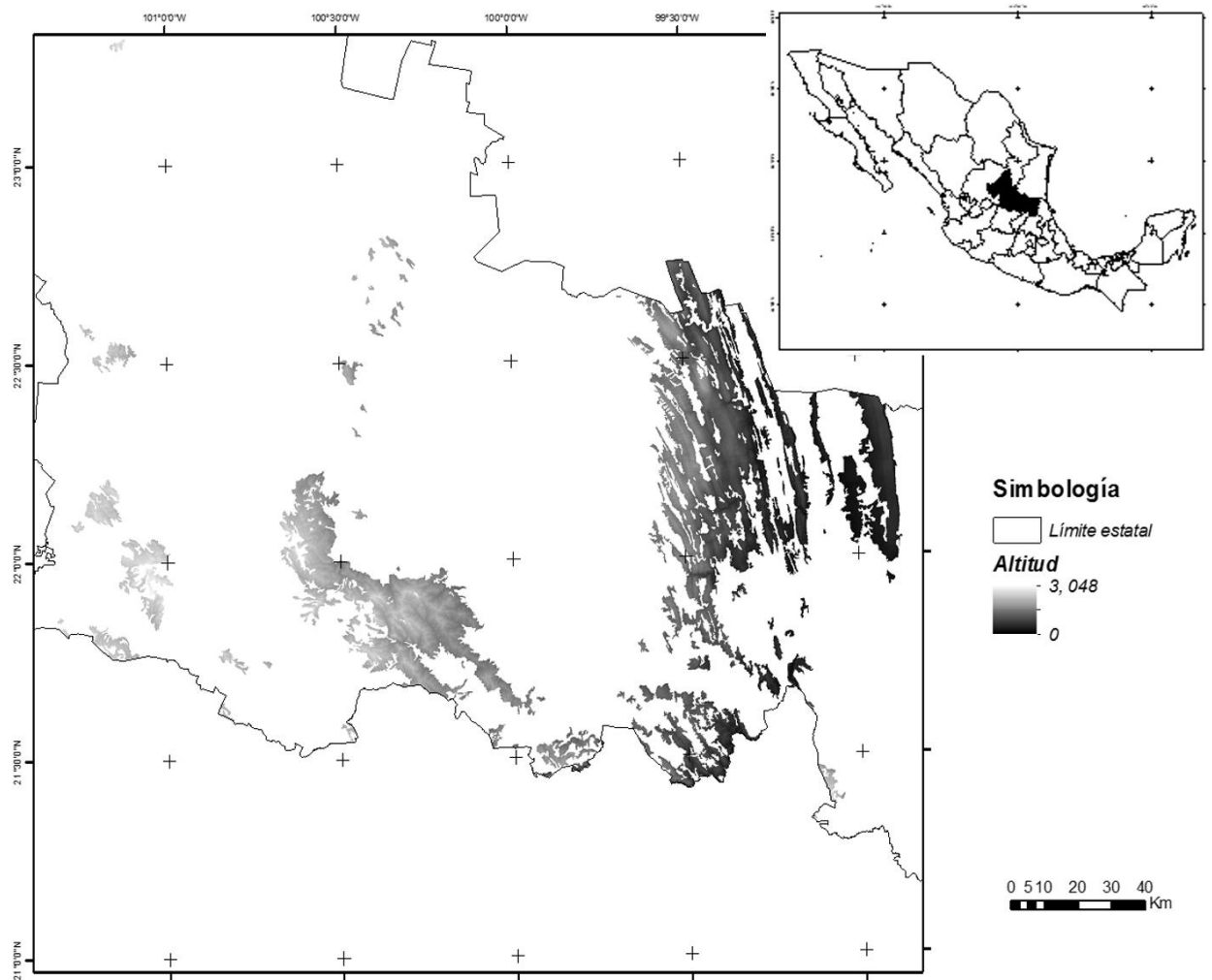


Figura 3.2. Variación altitudinal de la zona de la región forestal del estado de San Luis Potosí.

### 3.5.2 Edafología

En la zona de estudio se localizan los siguientes tipos de estudio: Xerosol localizado al NE, O y SO, Litosol, al E, NE, SE, O, NO y SO, Regosol, al E, NE, SE, O, NO y SO, Rendzina, NE, E, SE y S, Vertisol, al NE, E, SE, S y NO, Feozem, al S, SE, O y SO, Chernozem, al SE, y Luvisol, al S, SE y SO. En la Figura 3.3. se muestra la ubicación espacial de éstos.

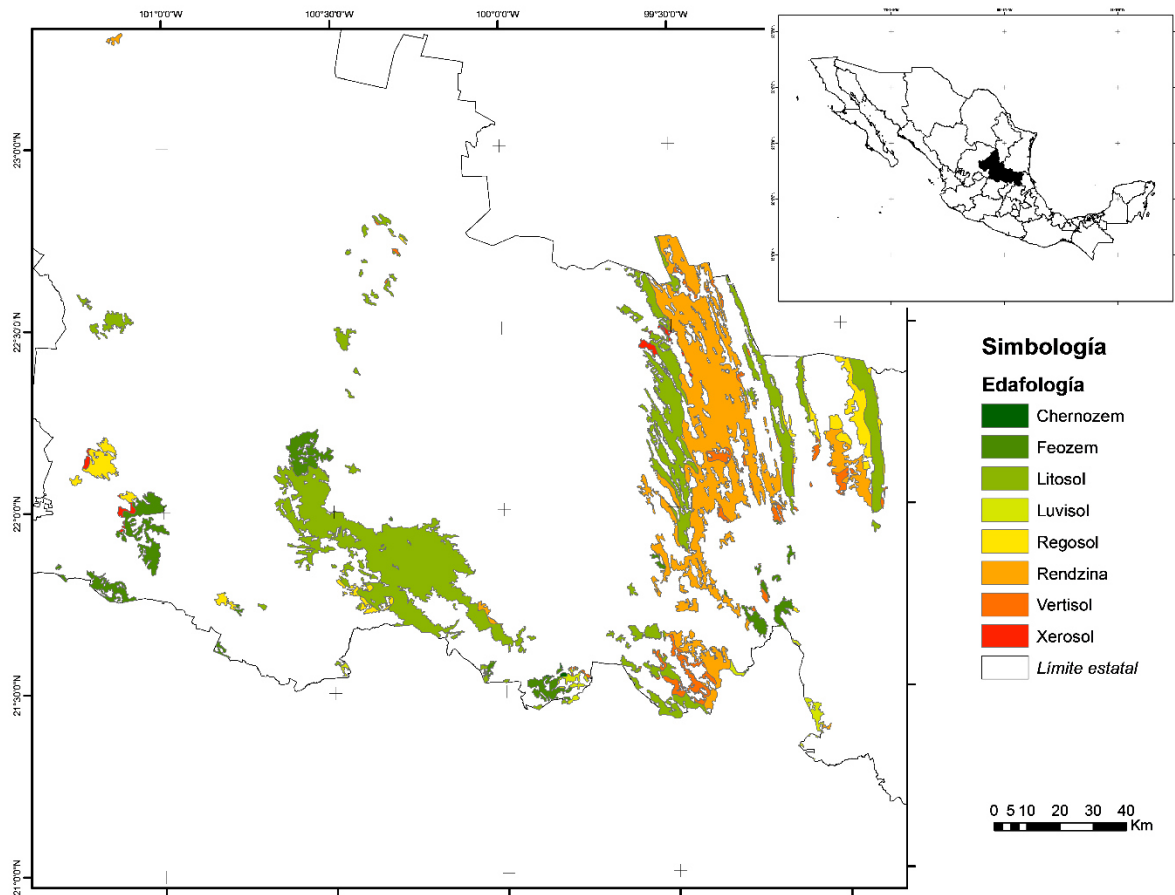


Figura 3.3. Tipos de suelo en el área de la región forestal del estado de San Luis Potosí.

### 3.5.3 Modelo de elevación digital

Para analizar la distribución de las alturas en la zona de estudio, se utilizó el Continuo de Elevaciones Mexicano 3.0 (INEGI, 2012), el cual representa las elevaciones del territorio continental de México y tiene una resolución de píxel de 15 m. A partir de este modelo de elevación digital, se generaron las siguientes variables empleadas en la modelación de las ARH: altitud y exposición. Por lo correspondiente a la variable altura, se consideró que, de acuerdo a García (2004), en México se presenta, en promedio, un incremento de  $0.65^{\circ}\text{C}$  por cada 100 m de altura, por lo que se establecieron siete intervalos, con una temperatura aproximada de  $3^{\circ}\text{C}$  entre cada uno de ellos.

### 3.5.4 Generación de mapas de ARH

Para la obtención de los mapas de las ARH se empleó la estrategia de álgebra de mapas. Las variables que se usaron para la modelación de las ARH fueron: vegetación (6 tipos), exposición (5 direcciones), altitud (7 intervalos) y tipo de suelo (8 tipos) (Tabla 3.1.).

VARIABLE	CATEGORIAS
1. Vegetación	1.1. Bosque de Pino; 1.2 Bosque de pino-encino; 1.3 Bosque de encino; 1.4 Bosque de encino-pino; 1.5 Selva baja caducifolia; 1.6 Selva mediana subperennifolia
2. Exposición	2.1. Zenit; 2.2. Norte; 2.3. Este; 2.4. Sur; 2.5. Oeste
3. Altitud (m)	3.1. (0 – 460); 3.2. (461 – 921); 3.3. (922 - 1382); 3.4. (1383 - 1843); 3.5. (1844 - 2304); 3.6. (2305 - 2765); 3.7. (2766 - 3048)
4. Suelo	4.1. Xerosol; 4.2. Litosol; 4.3. Regosol; 4.4. Rendzina; 4.5. Vertisol; 4.6. Feozem; 4.7. Chernozem; 4.8. Luvisol

Tabla 3.1. Variables utilizadas en la modelación de las Áreas de Respuesta Homogénea, para la vegetación forestal del estado de San Luis Potosí.

Con base en las categorías señaladas en la Tabla 3.1., las ARH estarían definidas de acuerdo con el cumplimiento de las combinaciones resultantes entre cada una de las variables con relación a cada una de las demás. Lo cual puede expresarse, de forma general, de la siguiente forma:

ARH = (vegetación [1-6]) & (exposición [1-5]) & (altitud [1-7]) & (edafología [1-8])

De acuerdo con la técnica del álgebra de mapas, en la que se desarrollan expresiones matemáticas para el análisis espacial de variables específicas. De esta forma cada píxel que se obtiene como resultado se deriva del cumplimiento de la combinación de todas las variables involucradas. Para determinar cuándo se trataba de ARH, se deberían obtener, al menos, dos píxeles separados espacialmente. Por otro lado, cuando en la combinación no se cumplía al menos una de las variables, entonces no se obtenían píxeles a partir de la misma. De esta manera, se tiene que, por ejemplo, la primera de las combinaciones fue la siguiente:

(“vegetación” = 1) & (“exposición” = 1) & (“altitud” = 1) & (“edafología” = 1)

donde: “vegetación” = 1 corresponde al tipo de vegetación Bosque de encino-pino, “exposición” = 1 a la exposición del terreno Zenit, “altitud” = 1 al intervalo de altitud de 8 – 460m, “edafología” = 1 al tipo de suelo Xerosol, y & condicionante AND. De tal manera que cada uno de los números se fueron modificando de tal manera que se cubrieran todas las categorías de las cuatro variables empleadas. En la Figura 3.4. se muestra el esquema de combinaciones realizadas en el presente análisis. Las combinaciones se realizaron para cada tipo de vegetación, exposición, intervalo de altitud y tipo de suelo.



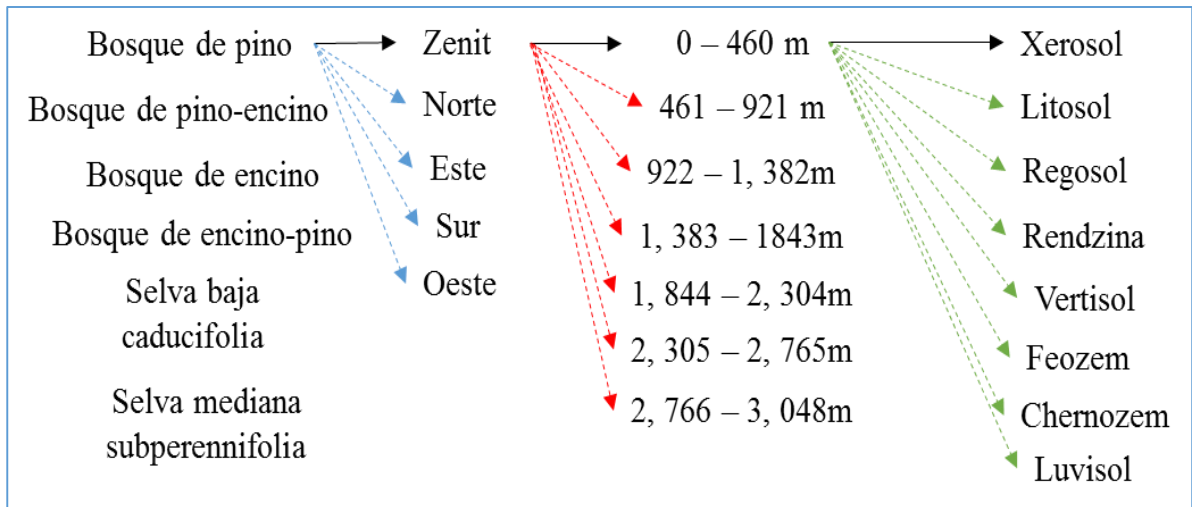


Figura 3.4. Ejemplo de las posibles combinaciones empleadas para definir las Áreas de Respuesta Homogénea.

Como se ilustra en el esquema, cada tipo de vegetación se combinó con cada una de las categorías de las tres variables restantes.

### 3.5.5 Validación

Con base en la identificación de las especies registradas en los conglomerados del Inventario Nacional Forestal y de Suelos (INFyS) desarrollado por la Comisión Nacional Forestal, se determinaron los tipos de vegetación a los que corresponde cada una de las ARH que se obtuvieron en el presente estudio. A partir de los resultados obtenidos en el presente análisis (ARH) y la clasificación de los datos del INFyS, se desarrolló una matriz de confusión para estimar la precisión (Buendía-Rodríguez *et al.*, 2002).

De la matriz de confusión se obtuvieron los errores de omisión y de comisión. Los errores de omisión se refieren a los valores que pertenecen a una categoría, pero no se incluyeron en la misma mientras que los errores de comisión se presentan cuando los valores se incluyen en una categoría a la que no pertenecen. Para obtener estos errores se utilizan las siguientes ecuaciones (Buendía-Rodríguez *et al.*, 2008):

$$E_{oi} = \frac{(X_{i+}) - (X_{ii})}{(X_{i+})}$$

donde  $E_{oi}$ : error de omisión,  $X_{i+}$ : marginal de la fila i, y,  $X_{ii}$ : valor en la diagonal de dicha línea

$$E_{ci} = \frac{(X_{+i}) - (X_{ii})}{(X_{+i})}$$

donde  $E_{ci}$ : error de comisión,  $X_{+i}$ : marginal de la columna i, y,  $X_{ii}$ : valor en la diagonal de dicha columna.

La precisión total de la matriz de confusión refleja la información situada en la diagonal principal, por lo que no considera los valores de los errores de omisión y comisión, es decir, los valores que se clasificaron correctamente (Nemmaoui *et al.*, 2013).

Finalmente, se calculó el índice Kappa para determinar la exactitud de las estimaciones. Para obtener este índice se utilizó la fórmula siguiente (Parra *et al.*, 2010):

$$K = \frac{n \sum_k x_{kk} - \sum_k x_{k+} x_{+k}}{n^2 - \sum_k x_{k+} x_{+k}}$$

donde  $\kappa$ : índice Kappa,  $x_{kk}$ : acuerdo observado,  $x_{k+} x_{+k}$ : producto de los marginales indican el acuerdo esperado

### 3.6 Resultados

En total se desarrollaron 2,016 combinaciones, aunque no todas arrojaron como resultado ARH, debido a que no siempre coincidieron todas las variables en un mismo espacio. En la Tabla 3.2. se muestran los valores de las cinco combinaciones que arrojaron las mayores superficies para cada tipo de vegetación.

Vegetación	Altitud (msnm)	Suelo	Área 1 (ha)	Área 2 (ha)	Área 3 (ha)	Área 4 (ha)	Área 5 (ha)
Bosque de pino	2,305 – 2,765	Feozem	3,550 (N)	3,477 (E)	3,446 (O)	3,166 (S)	2,220 (N)
Bosque de pino-encino	1,383 – 1,843	Litosol					2,937 (N)
Bosque de pino-encino	1,844 – 2,304	Litosol	7,310 (N)	6,383 (E)	5,150 (O)	4,160 (S)	
Bosque de encino	922 – 1,382	Rendzina	21,379 (E)	15,192 (O)			11,946 (S)
Bosque de encino	1,383 – 1,843	Litosol			14,137 (E)	13,038 (N)	
Bosque de encino-pino	1,383 – 1,843	Litosol	5,756 (E)		5,457 (N)		

	1, 844 – 2, 304	Litosol	5, 627 (E)	4, 576 (S)	4, 407 (N)
	0 – 460	Rendzina		7, 900 (E)	7, 425 (O)
Selva baja caducifolia	461 - 921	Litosol	9, 896 (O)		6, 901 (E)
	461 – 921	Rendzina	9, 198 (E)		
	0 - 460	Feozem	1, 406 (E)	993 (O)	
Selva mediana subperennifolia	461 -921	Feozem		985 (E)	
	461 - 921	Rendzina	1, 081 (E)		850 (S)

Tabla 3.2. Superficie que corresponde a las diferentes unidades que componen un conjunto de ARH

Los valores en los que se obtuvieron más resultados para las diferentes variables son: los intervalos de altura fueron de 0 a 461 m y de 1, 383 a 1, 843 m, los suelos Feozem y Litosol mientras que la exposición al E fue la que se presentó en la mayor de las ocasiones.

En las figuras 3.5. a la 3.10. se muestran las cinco combinaciones a partir de las cuales se obtuvieron las mayores superficies para cada tipo de vegetación. A y B corresponden a diferentes ubicaciones de las ARH. Las mayores ARH para

bosque de pino se localizaron al SO de la zona de estudio. Por lo que respecta al bosque de pino-encino, las áreas más grandes se ubicaron al S. El bosque de encino se localizó mayormente en el centro y al N de la zona. Por lo que se refiere al bosque de encino-pino, las mayores ARH se localizaron hacia del S de la zona de análisis. Finalmente, la selva mediana subperennifolia se localizó al SE.

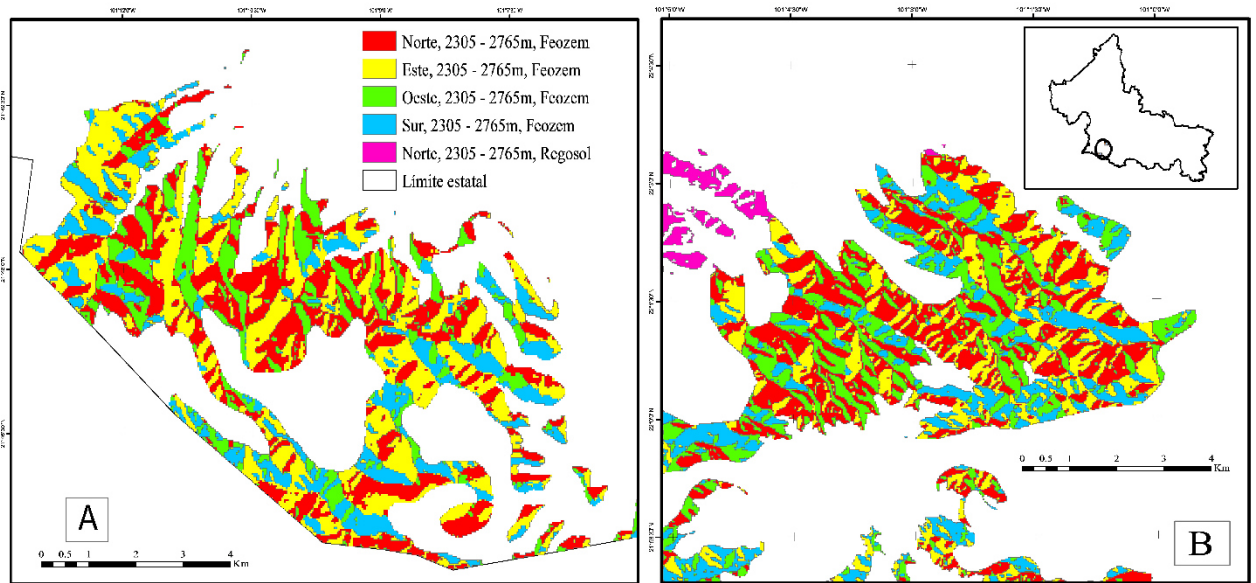


Figura 3.5. Áreas de respuesta homogénea que corresponden al Bosque de pino.

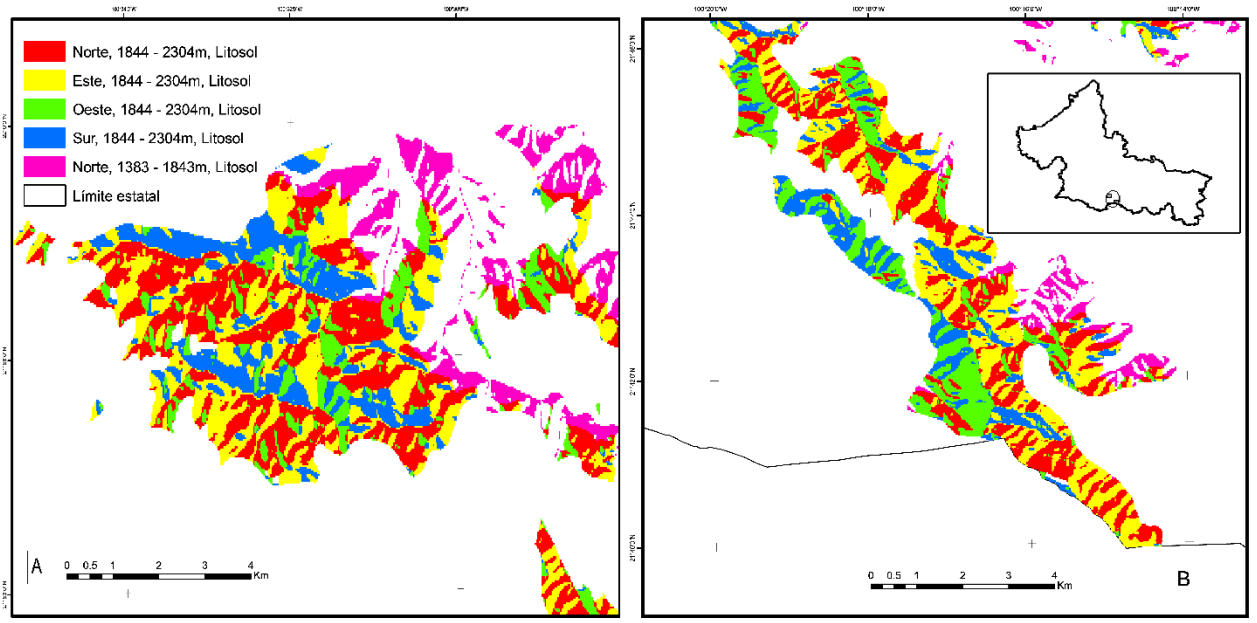


Figura 3.6. Áreas de respuesta homogénea que corresponden al Bosque de pino-encino

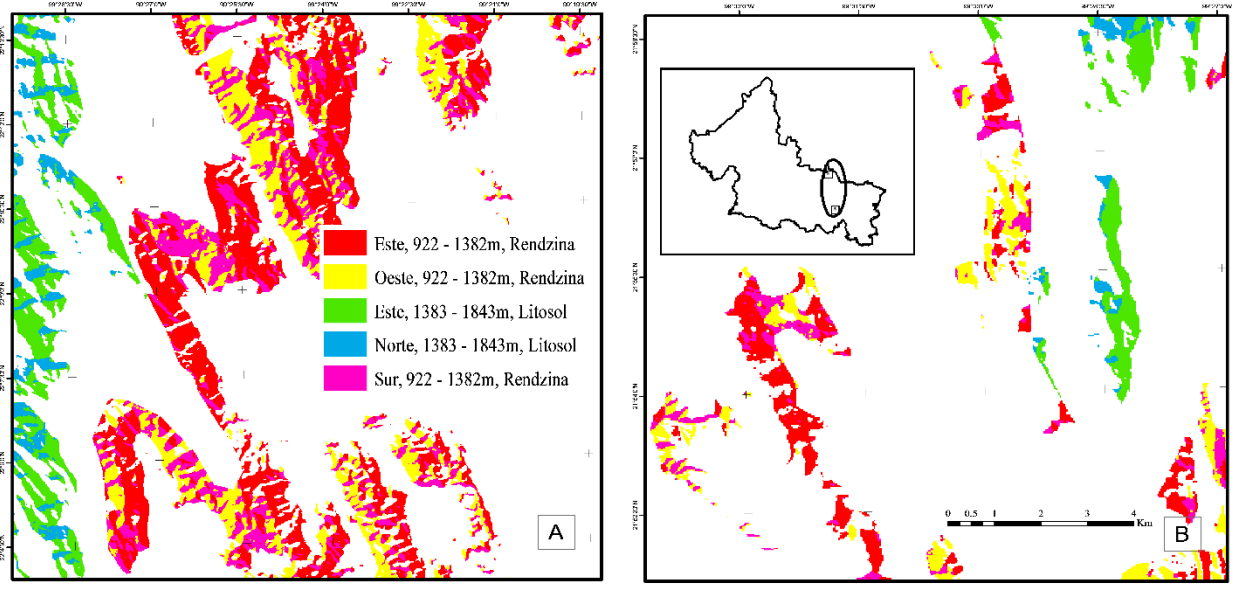


Figura 3.7. Áreas de respuesta homogénea que corresponden al Bosque de encino

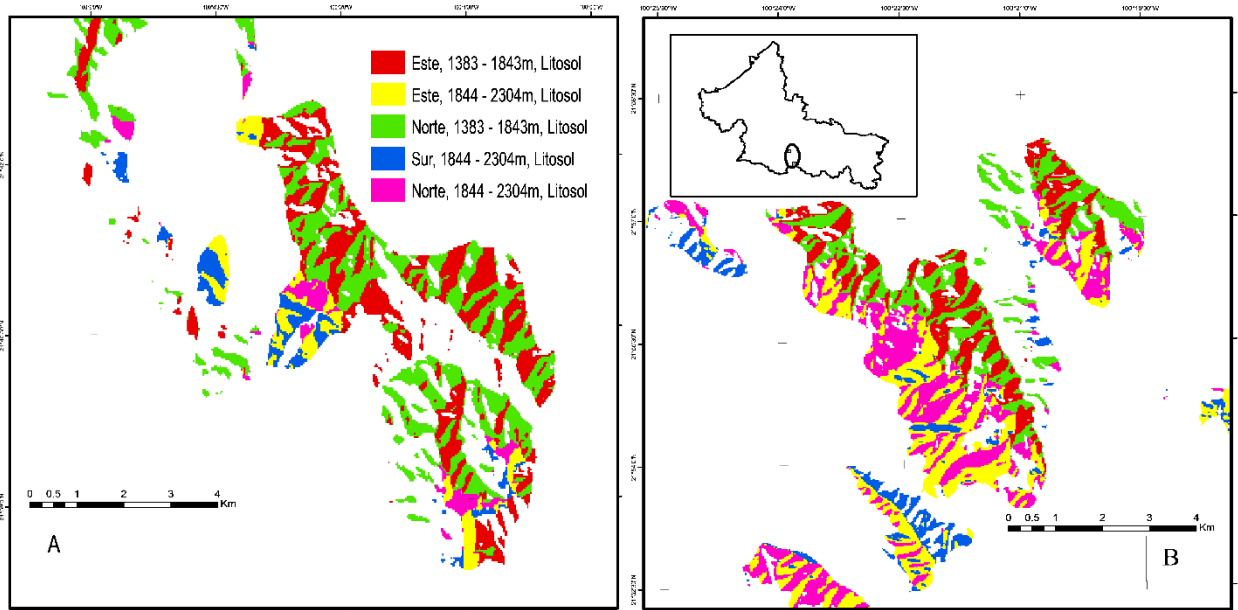


Figura 3.8. Áreas de respuesta homogénea que corresponden al Bosque de encino-pino

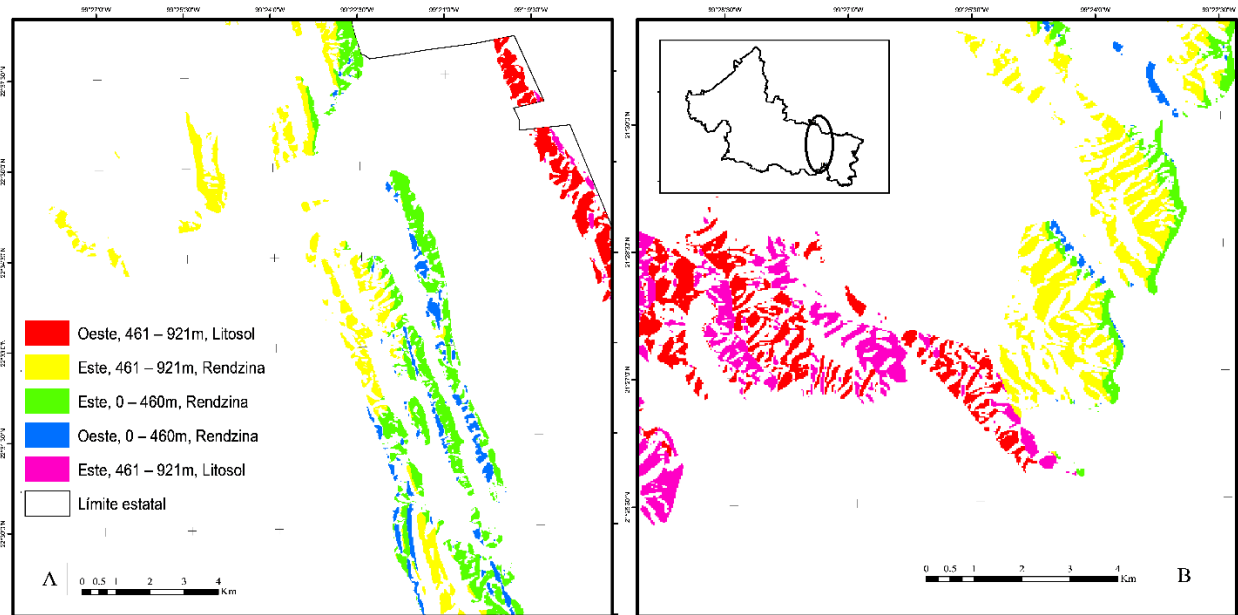


Figura 3.9. Áreas de respuesta homogénea que corresponden a selva baja caducifolia

En cuanto a la selva baja caducifolia, ésta se ubicó espacialmente al N y SE.

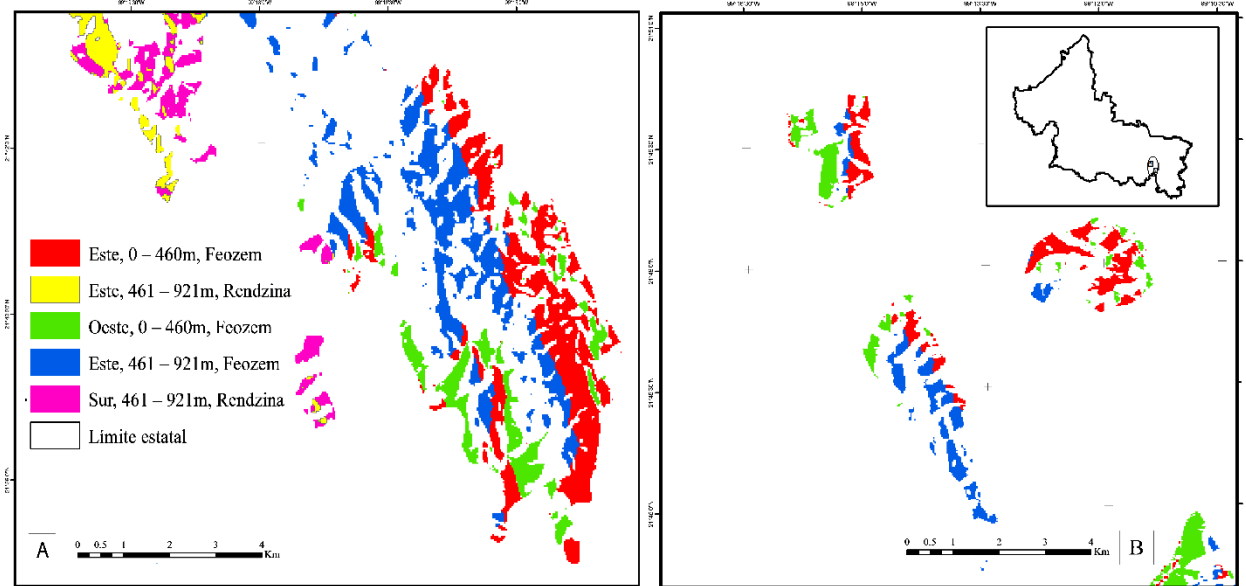


Figura 3.10. Áreas de respuesta homogénea que corresponden a selva mediana subperennifolia

En la Figura 3.11. se muestra la ubicación espacial de los conglomerados empleados para la validación de los resultados. En el estado de San Luis Potosí se establecieron 419 conglomerados del INFyS, de los cuales, 42 se ubicaron dentro del área de estudio. La información de estos conglomerados se recopiló entre 2005 y 2007. Los conglomerados se encuentran separados a 5 km (Pérez-Vega *et al.*, 2016).



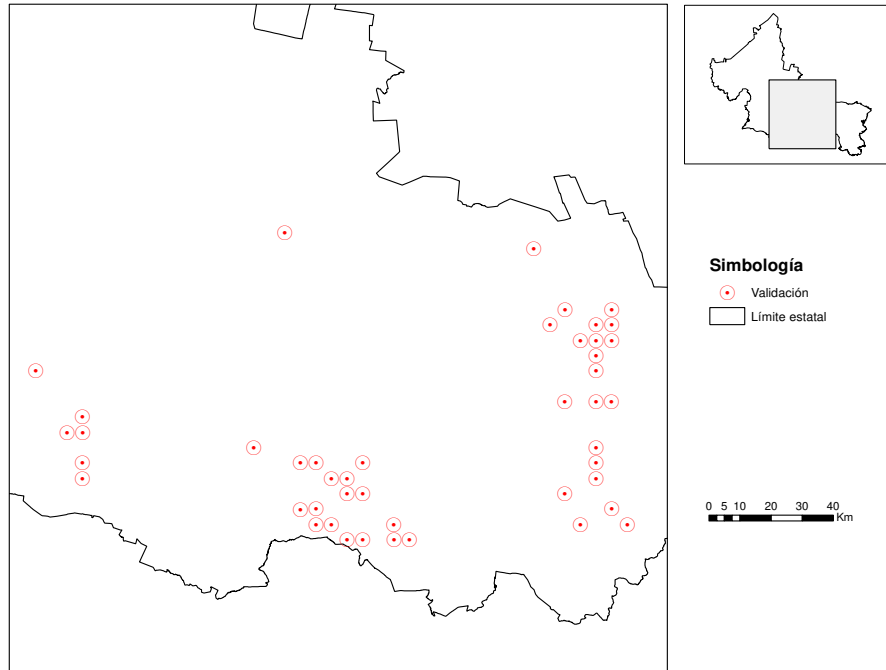


Figura 3.11. Localización espacial de los conglomerados utilizados para validación de las ARH en el estado de San Luis Potosí

Una vez que se realizó el análisis cualitativo de los resultados, se procedió a determinar la confiabilidad de los resultados, se generó una matriz de confusión (Tabla 3.3.), donde se compararon las estimaciones del tipo de vegetación de las ARH con los tipos de vegetación correcto. Éstos últimos se definieron con base en la información del INFyS. En dicha matriz, los valores que se encuentran en la diagonal principal representan los datos que han sido estimados correctamente, mientras que los que se encuentran fuera de la misma representan los que no han sido clasificados de forma correcta (Camacho-Sanabria *et al.*, 2015).

		Áreas de Respuesta Homogénea						
		BP	BPQ	BQ	BQP	SBC	SMQ	Total
INFyS	BP	5	0	0	0	0	0	5
	BPQ	0	0	0	2	0	0	2
	BQ	0	0	18	0	0	0	18
	BQP	0	0	1	13	0	0	14
	SBC	0	0	0	0	0	0	0
	SMQ	0	0	1	0	0	2	3
	Total	5	0	20	15	0	2	42

Tabla 3.3. Comparación de los tipos de vegetación definidos por las ARH y el INFyS a través de una matriz de confusión. BP: Bosque de pino, BPQ: Bosque de pino-encino, BQ: Bosque de encino, BQP: Bosque de encino-pino, SBC: Selva baja caducifolia y SMQ: Selva mediana subperennifolia

Como se observa en la Tabla 3.3., hubo cuatro categorías que presentaron un alto nivel de correspondencia en el establecimiento de las ARH respecto a los valores registrados en el INFyS, las cuales son bosque de pino, bosque de encino, bosque de encino-pino y selva mediana subperennifolia, mientras que en las categorías bosque de pino-encino y selva baja caducifolia no se ubicaron conglomerados del INFyS en las ARH establecidas en el presente estudio.

En la Tabla 3.4. se muestran los cálculos de los errores de omisión y comisión.

	<b>Cálculo</b>	<b>Error de omisión</b>	<b>Cálculo</b>	<b>Error de comisión</b>
<b>BP</b>	$5/5 = 1$	0%	$5/5 = 1$	0%
<b>BPQ</b>	$0/0$	-	$0/2 = 0$	100%
<b>BQ</b>	$18/20 = 0.9$	10%	$18/18 = 1$	0%
<b>BQP</b>	$13/15 = 0.87$	13%	$13/14 = 0.93$	7%
<b>SBC</b>	$0/0$	-	$0/0$	-
<b>SMQ</b>	$2/2 = 1$	0%	$2/3 = 0.67$	33%
<b>Total</b>	<b><math>38/42 = 0.90</math></b>	<b>Precisión = 90%</b>	<b>Error general = 10%</b>	

Tabla 3.4. Errores de omisión y comisión resultantes de la comparación de las similitudes entre los tipos de vegetación definidos por las ARH y los registrados en el INFyS

La categoría bosque de encino-pino fue la que presentó el mayor valor del error de omisión, mientras que la de pino-encino arrojó el mayor error de comisión. Además, se observa que existe una alta correspondencia entre ambos conjuntos de datos, ya que el error general fue de 10%.

Finalmente, se calculó el índice Kappa para determinar si los resultados de la clasificación fueron obtenidos o no al azar (Tabla 3.5.).

	<b>Cálculo</b>	<b>Resultado</b>
<b>Acuerdo observado</b>	$5 + 18 + 13 + 2$	38
<b>Acuerdo esperado</b>	$(5*5) + (0*2) + (20*18) + (15*14) + (2*3)$	601
<b>Población total</b>	42	42
<b>Índice Kappa</b>	$((42*38) - 601) / (42^2 - 601)$	<b>0.856</b>

Tabla 3.5. Cálculo del índice Kappa

Existe una correspondencia casi perfecta entre los tipos de vegetación que definen a las ARH respecto a los que se registraron en el INFyS (Landis & Koch, 1977).

### **3.7 Conclusiones**

Como resultado del análisis de la precisión y los errores de omisión y comisión, se acepta la hipótesis de que es posible determinar, ubicar y dimensionar áreas con condiciones similares, mediante la técnica del álgebra de mapas. Asimismo, el valor del índice Kappa indica que los resultados obtenidos no reflejan ser el producto de una selección al azar.

Se considera que con la combinación de las cuatro variables empleadas en el presente estudio (tipo de vegetación, exposición, altitud y edafología) se puede representar adecuadamente superficies forestales, por lo que pueden ser empleadas en la definición de éstas.

Un aspecto importante en la definición de ARH es la selección, y número de las variables que se emplearán para realizar la zonificación, ya que se debe considerar que el aumento en el número de variables implica un incremento en el número de combinaciones posibles.

El bosque de pino se localizó principalmente en el tipo de suelo Feozem y en un intervalo de altitud de 2, 305 a 2, 765, condiciones similares a las reportadas por Muñoz *et al.* (2015) en la Sierra Purhépecha, en Michoacán. El bosque de pino-encino se localizó entre una altitud de 1, 383 a 2, 304m, lo cual coincide con lo reportado por Santiago *et al.* (2012) quienes ubicaron este tipo de vegetación en un intervalo de 2,000 a 2,100m en la Sierra de Quila, en el estado de Jalisco. El bosque de encino se localizó en un gradiente altitudinal de 922 a 1,843m, lo cual corresponde con lo obtenido por Encina & Villarreal (2002), quienes reportan un rango de altitud de 1,500 a 2,700m en Coahuila. Por lo

correspondiente al bosque de encino-pino, fue localizado desde los 1,383 hasta los 2,304m, en tipo de suelo litosol y en ocasiones con exposición al N, lo cual es similar a lo presentado por González *et al.* (1993) en la biosfera La Michilia, en Durango. Por lo que respecta a la selva baja caducifolia, se localizó en un intervalo de altura de 0 a 921m, con tipos de suelo litosol y rendzina, valores semejantes a los presentados por Martínez & Galindo (2002), en Calakmul, Campeche. En cuanto a la selva mediana subperennifolia, ésta se localizó desde 0 a los 921m, altitud similar a la reportada por Basáñez *et al.* (2008) en un estudio realizado en el estado de Veracruz.

Para los seis tipos de vegetación se ubicaron zonas de fácil acceso y otras a las que es difícil arribar, por lo que en las primeras se pudiera obtener un muestreo representativo y con base en ello estimar variables forestales en las segundas.

Se recomienda que en otros estudios pudieran incluirse variables como la precipitación, temperatura o pendiente para determinar si éstas influyen en obtener mejores resultados.

### **3.8 Bibliografía**

- Almazán-Núñez, R. C., Arizmendi, M. del C., Eguiarte, L. E. & Corcuera, P. (2012). Changes in composition, diversity and structure of woody plants in successional stages of tropical dry forest in southwest Mexico. *Revista Mexicana de Biodiversidad*, 83, 1096 – 1109.
- Becerra, M. A., Hang, S., Díaz-Zorita, M. & Mercuri, P. A. (2013). Aplicación de Sistemas de Información Geográfica para la delimitación de áreas con diferente capacidad de adsorción de atrazina. *Ciencia del Suelo*, 31 (2), 223 – 233.

- Buendía-Rodríguez, E., Islas-Gutiérrez, F. & Guerra-De la Cruz, V. (2008). Identificación de áreas erosionadas por medio de imágenes Landsat ETM+, en Tlaxco y Terrenate, Tlaxcala, México. *Terra Latinoamericana*, 26 (1), 1 – 9.
- Buendía-Rodríguez, E., Vargas-Pérez, E., Leyva-Ovalle, A. & Terrazas-Domínguez, S. (2002). Aplicación de redes neuronales artificiales y técnicas SIG para la predicción de coberturas forestales. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y del Ambiente*, 8 (1), 31 – 37.
- Camacho-Sanabria, J. M., Juan P., J. I., Pineda J., N. B., Cadena V., E. G., Bravo P., L. C. & Sánchez L., M. (2015). Cambios de cobertura/uso de suelo en una porción de la Zona de Transición Mexicana de Montaña. *Madera y Bosques*, 21 (1), 93 – 112.
- Cruz-Leyva, I. A., Valdez-Lazalde, J. R., Ángeles-Pérez, G. & de los Santos-Posadas, H. M. (2010). Modelación espacial de área basal y volumen de madera de bosques manejados de *Pinus patula* y *P. teocote* en el ejido Atopixco, Hidalgo. *Madera y Bosques*, 16 (3), 75 – 97.
- Danilova, I., Ryzhkova, V. & Korets, M. (2012). Recognizing vegetation chronosequence in Landsat imagery. *Bosque*, 33 (3), 359 – 362. doi: 10.4067/S0717-92002012000300022
- Encina D., J. A. & Villarreal Q., J. A. (2002). Distribución y aspectos ecológicos del género *Quercus* (Fagaceae), en el estado de Coahuila, México. *Polibotánica*, 13, 1 – 23.
- Esse, C., Donoso, P. J., Gerding, V. & Encina-Montoya, F. (2013). Determination of homogeneous edaphoclimatic zones for the secondary forests of *Nothofagus dombeyi* in central-southern Chile. *Ciencia e Investigación Agraria*, 40 (2), 351 – 360. doi: 10.4067/S0718-162020130002000010
- García, E. (2004). Modificaciones al sistema de clasificación climática de Köppen, para adaptarlo a las condiciones de la República Mexicana. *Instituto de Geografía. UNAM*. 243 p.

- González E., M. S., González E., M. & Cortés O., A. (1993). Vegetación de la reserva de la biosfera La Michilia, Durango, México. *Acta Botánica Mexicana*, 22, 1 – 104.
- González G., H. A. & Hernández S., J. R. (2016). Zonificación agroecológica del *Coffea arabica* en el municipio Atoyac de Álvarez, Guerrero, México. *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía, UNAM*, 90, 105 – 118.
- González M., R., Juárez L., J. F., Aceves N., L. A., Rivera H., B. & Guerrero P., A. (2014). Zonificación edafoclimática para el cultivo de *Jatropha curcas* L., en Tabasco, México. *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía, UNAM*, 86, 25 – 37. doi: 10.14350/rig.39936
- Guevara R., M. L., Rosa T., M. B. & Flores L., M. de L. (2015). Aprovechamiento sustentable de los recursos naturales desde la visión de las comunidades indígenas: Sierra Norte del Estado de Puebla. *Nova Scientia*, 7 (14), 511 – 537.
- INEGI. (2014). Anuario estadístico y geográfico por entidad federativa 2014. *Instituto Nacional de Estadística y Geografía*. 774 p.
- Landis, J. R. & Koch, G. G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33, 159 – 174.
- Martínez, E., & Galindo L., C. (2002). La vegetación de Calakmul, Campeche, México: clasificación, descripción y distribución. *Boletín de la Sociedad Botánica de México*, 71, 7 – 32.
- Mena, C., Ormazábal, Y., Llanos, J. L. & Díaz, J. (2007). Desarrollo de un sistema de información geográfica para mejorar la gestión del agua de riego del embalse Convento Viejo, Chile. *Agricultura Técnica*, 67 (1), 49 – 59.
- Merma, I., & Julca, A. (2012). Descripción del medio y bases de zonificación del Alto Urubamba, Cusco, Perú. *Ecología Aplicada*, 11 (1), 13 – 21.
- Muñoz F., H. J., Sáenz R., J. T., García M., J., Coria Á., V. M. & Muñoz V., Y. (2015). Áreas potenciales para establecer plantaciones comerciales de pino en la Sierra Purhépecha, Michoacán. *Foresta Veracruzana*, 17 (2), 35 – 42.

- Muñoz R., C. A., Treviño G., E. J., Verástegui C., J., Jiménez P., J. & Aguirre C., O. A. (2005). Desarrollo de un modelo espacial para la evaluación de peligro de incendios forestales en la Sierra Madre Oriental de México. *Investigaciones Geográficas (Mx)*, 56, 101 – 117.
- Nemmaoui, A., García-Lorca, A. M., Aguilar, F. J. & Aguilar, M. A. (2013). Series temporales de vegetación para un modelo forestal destruido: el caso de Tadla Azilal (Marruecos). *Agrociencia*, 47 (3), 267 – 280.
- Pérez-Vega, A., Rocha Á., F. & Regil G., H. H. (2016). Distribución espacial del uso/cubierta de suelo y degradación forestal en la reserva biosfera Sierra Gorda de Guanajuato. *Acta universitaria*, 2, 33 – 44.
- Platts, P. J., Burgess, N. D., Gereau, R. E., Lovett, J. C., Marshall, A. R., McClean, C. J., Pellikka, P. K. E., Swetnam, R. D. & Marchant, R. (2011). Delimiting tropical mountain ecoregions for conservation. *Environmental Conservation*, 38 (3), 312 – 324. doi: 10.1017/S0376892911000191
- Roldán-Cortés, M. A., De Los Santos-Posadas, H. M., Ramírez-Maldonado, H., Valdez-Lazalde, J. R., Ángeles-Pérez, G. & Velázquez-Martínez, A. (2014). Estimadores de muestreo para inventario de plantaciones forestales comerciales de eucalipto en el sureste mexicano. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 5 (26), 38-57.
- Sánchez-González, A. & Granados-Sánchez, D. (2003). Ordenación de la vegetación de la Sierra de Catorce, San Luis Potosí, a lo largo de gradientes ambientales. *Terra Latinoamericana*, 21 (3), 311 – 319.
- Santiago P., A. L., Villavicencio G., R., Godínez H., J. de J., Chávez A., J. M. & Toledo G., S. L. (2012). Tamaño de fragmentos forestales en el bosque de pino-encino, Sierra de Quila, Jalisco. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 3 (14), 23 – 38.
- Vahalík, P., & Mikita, T. (2011). Possibilities of forest altitudinal vegetation zones modelling by geoinformatic analysis. *Journal of Landscape Ecology*, 4 (2), 49 – 61. doi: 10.2478/v10285-012-0038-8



Velasco H., J. A., Flores G., J. G., Márquez A., B. & López, S. (2013). Áreas de Respuesta Homogénea para el muestreo de combustibles forestales. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 4 (15), 41 – 52.

## CAPÍTULO 4.

# MODELACIÓN DE BIOMASA FORESTAL AÉREA MEDIANTE TÉCNICAS DETERMINISTAS Y ESTOCÁSTICAS

### 4.1 Resumen

El objetivo del presente estudio fue modelar la biomasa aérea, para lo cual se emplearon métodos determinísticos (Distancia inversa ponderada) y estocásticos (kriging y cokriging), combinando datos de campo y espectrales. Los datos de campo correspondieron a 50 conglomerados del Inventario Nacional Forestal, a partir de los cuales se calculó la biomasa mediante el empleo de ecuaciones alométricas. Por lo que corresponde a la información espectral, se calculó el NDVI tradicional (bandas roja e infrarroja del espectro electromagnético) utilizando una imagen Landsat 5TM del año 2009. Con los resultados del cálculo de la biomasa y del NDVI, se probaron semivariogramas con los modelos esférico, Gaussiano y exponencial para analizar el que arrojará el mejor ajuste, siendo seleccionado el exponencial en la técnica de cokriging, además de que con este mismo se obtuvo un RMSE de  $32.01 \text{ Mg ha}^{-1}$ . Para la modelación de la biomasa se utilizó el método de correlación cruzada dejando uno fuera. Finalmente, se generó un mapa que muestra la distribución de la biomasa aérea, en el cual se presentan resultados que van de las  $0.85$  a  $157 \text{ Mg ha}^{-1}$ .

**Palabras clave:** cokriging, correlación cruzada, geoestadística, inventario nacional forestal, NDVI

### 4.2 Abstract

The aim of this job it was to model the aboveground biomass, for which cokriging technique was used, combining field and spectral data. Field data corresponded to 50 conglomerates of the National Forest Inventory, from which

the biomass was calculated by using allometric equations. By corresponding to the spectral information, the traditional NDVI was calculated (red and infrared bands of electromagnetic spectrum) using a Landsat 5TM image of the year 2009. With the results of calculation of biomass and NDVI, semivariograms were tested with models and spherical Gaussian exponential to analyze to throw the best fit, being selected exponential in the exponential technique, in addition to this the RMSE was calculated in 32.01 Mg ha<sup>-1</sup>. For modelling the biomass, the leave-one-out cross-validation method was used. Finally, a map showing the distribution of aboveground biomass was generated, in which results ranging from 0.85 to 157 Mg ha<sup>-1</sup> are presented.

Key words: cokriging, cross-correlation, forest national inventory, idw, kriging, NDVI

### 4.3 Introducción

La utilización excesiva de los recursos forestales, o el cambio de uso en las zonas donde éstos se encuentran, han provocado la disminución de los mismos (Furukawa *et al.*, 2015). Por lo que en la actualidad se requiere determinar la cantidad y distribución de los mismos para establecer estrategias y con ello lograr su adecuado aprovechamiento (Mora *et al.*, 2013). Esto implica analizar la proporción y ubicación de estos recursos. Lo cual se puede modelar espacialmente, a través de indicadores como la biomasa forestal aérea (Camacho-Sanabria *et al.*, 2015; Ramón *et al.*, 2012).

Para lograr dicho propósito se requiere de información obtenida *in situ*, donde datos de campo son obtenidos por medio de inventarios, en los que se registran los valores de variables forestales de interés (Cruz-Leyva *et al.*, 2010). Ello hace necesario la planeación de un diseño de muestreo, que puede ser bajo un esquema sistemático estratificado (Návar-Chaidez, 2011). También se debe considerar que cuando se trabaja en grandes áreas, se obtendrá un gran número

de muestras. Que requerirá de una cantidad importante de tiempo para la toma de la información (Walling *et al.*, 2014).

Considerando lo anterior, en el presente trabajo se hace una comparación de técnicas deterministas y estocásticas, para determinar la que permite modelar con mayor precisión la biomasa forestal considerando el diseño de muestreo empleado para la toma de datos en campo.

En la presente investigación se plantea la hipótesis de que se puede calcular con mayor precisión la biomasa forestal con técnicas estocásticas que con determinísticas, porque las primeras toman en cuenta el grado de agrupamiento de los puntos en los que se basa la interpolación.

#### **4.4 Objetivo**

El objetivo del presente trabajo fue definir la mejor alternativa de estimación de la distribución espacial de biomasa forestal al comparar diferentes técnicas para la modelación espacial de biomasa forestal.

#### **4.5 Inventario Nacional Forestal y de Suelos**

Referente a la obtención de datos en campo, en México, la Comisión Nacional Forestal (CONAFOR) realiza el Inventario Nacional Forestal (INF), mediante el cual se obtienen en campo datos de variables forestales, basado en el diseño de muestreo estratificado. Específicamente, esta información se obtiene con base en una serie de conglomerados de muestreo (Tadeo *et al.*, 2014). En este proceso se registra la condición de la vegetación, las coordenadas del sitio, así como valores individuales del arbolado (diámetro normal, altura total, entre otros) (Valdez *et al.*, 2016). Con estos datos se puede estimar la biomasa aérea, a partir del empleo de ecuaciones alométricas (Návar-Cháidez, 2010), y así mismo, calcular la cantidad de recursos forestales en una zona determinada.

#### **4.6 Estimación de biomasa**

Entre las ventajas de estimar la biomasa forestal es que se puede identificar la cantidad de materia que se puede utilizar como opción a los combustibles fósiles (Aguirre-Calderón, 2015), también como apoyo en las acciones para la mitigación del cambio climático (Blanco *et al.*, 2013), así como fuente de energía renovable, con lo que se refuerzan las acciones para la administración de los recursos forestales (Torres-Álvarez & Peña-Cortés, 2011).

Además, aprovechando la alta correspondencia con los datos de campo, es posible emplear información espectral para estimar biomasa forestal (Ji *et al.*, 2012). Dadas sus características métricas y temporales, las imágenes Landsat han sido utilizadas para la estimación de biomasa aérea (Robles *et al.*, 2015; Tian *et al.*, 2014). Aprovechando este planteamiento, se han desarrollado diferentes métodos para calcular variables forestales mediante la utilización de imágenes satelitales, siendo el NDVI uno de estos (Jhonnerie *et al.*, 2015).

#### **4.7 Modelaje espacial**

Una vez que se cuenta con datos de campo y/o espectrales, es posible el empleo de modelos deterministas y estocásticos para representar la cobertura forestal mediante superficies continuas. Entre los modelos deterministas se encuentra el de la Distancia Inversa Ponderada (DIP) y por la parte de los estocásticos kriging y cokriging.

En el método de la DIP se considera que los datos que se encuentran más próximos al valor estimado tendrán más peso que los que se encuentran más retirados (Hunner, 2000). La estimación de los valores se realiza empleando una función lineal en la que los pesos de los valores muestreados son inversamente

proporcionales a su distancia respecto al valor estimado (Isaaks & Srivastava, 1989).

Por lo que se refiere a los modelos estocásticos, éstos hacen referencia a un conjunto de técnicas que permiten la modelación de variables considerando la ubicación espacial de los valores que se utilizan como base en la estimación (Akhavan *et al.*, 2015). En este caso se encuentran los métodos de interpolación (kriging y cokriging), los cuales son procedimientos que se han utilizado para estimar variables, *e. g.* forestales (Muñoz-Ruiz *et al.*, 2014; Li & Heap, 2013). Aquí, el valor estimado de un sitio dado depende de su posición geográfica respecto a los sitios que se utilizan como base para dicha estimación (Akbar & Najafi, 2014).

De tal forma que, en el caso de kriging, además de considerar el inverso de la distancia, también se valora el nivel de agrupación de los sitios base que se usan para la interpolación.

La interpolación kriging se basa en la definición de, primeramente, variogramas experimentales, los cuales ayudan a definir la tendencia de la variación espacial del fenómeno en estudio. Posteriormente, esta tendencia se modela tratando de ajustar dicha tendencia a un variograma teórico. Esto puede basarse en modelos gaussiano, esférico, exponencial, etc.

El modelo esférico se emplea cuando el efecto pepita no es demasiado grande y se tienen claros la meseta y el rango (Burrough & McDonnell, 1998). En cuanto al modelo exponencial, se emplea cuando el efecto pepita y la meseta (sill) son evidentes, pero sólo existe un rango continuo. Finalmente, el modelo gaussiano se ajusta mejor cuando la varianza es suave y la varianza de la meseta es pequeña con relación a la variación espacial (Sunila & Kollo, 2007).

## 4.8 Materiales y métodos

La zona de análisis se localiza en la región centro sur del estado de San Luis Potosí, en el centro-norte de México, y se encuentra entre las coordenadas  $21^{\circ}36'1.38''$  y  $22^{\circ}14'5.91''$  latitud Norte y  $99^{\circ}56'25.68''$  y  $100^{\circ}40'54.82''$  longitud Oeste.

### 4.8.1 Cálculo de biomasa

Para calcular la biomasa se utilizó la información de 50 conglomerados del INFyS, los cuales se ubicaron dentro de la zona de estudio (Figura 4.1.).

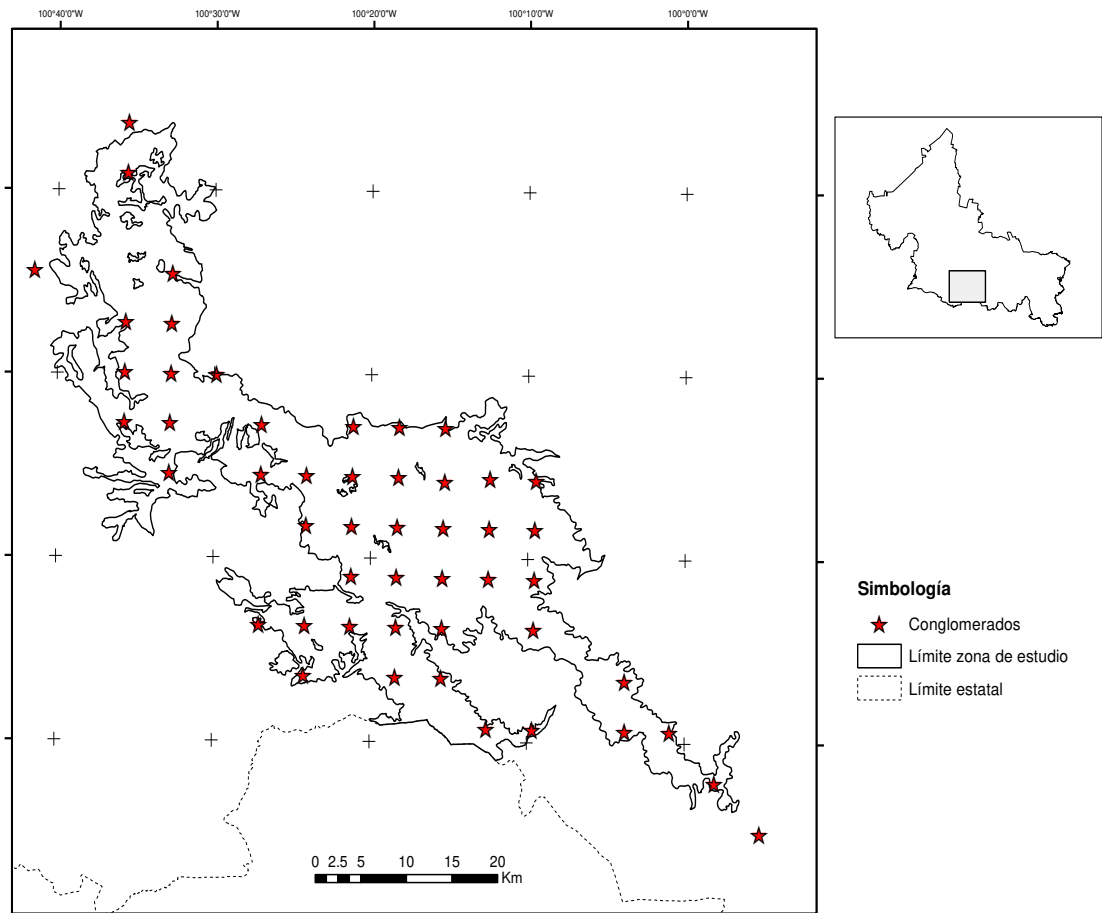


Figura 4.1. Ubicación espacial de los conglomerados del INFyS.

La obtención de estos datos se llevó a cabo 2005 y 2007. Los valores correspondientes a la altura total y el diámetro normal fueron procesados mediante el empleo de ecuaciones alométricas para los diferentes géneros, y cuando fue posible, a nivel especie (Tabla 4.1.).

<b>Género / Especie</b>	<b>Biomasa (Kg/árbol)</b>	<b>Fuente</b>
<i>Alnus firmifolia</i>	$0.009 * d.n.^{2.7517}$	Rojas-García <i>et al.</i> , 2015
<i>Carpinus caroliniana</i>	$EXP(-3.109407)*((d.n.^2)*n)^{0.952688}$	Soriano-Luna <i>et al.</i> , 2015
<i>Crataegus mexicana</i>	$0.0716*d.n.^{2.6174}$	Ter-Mikaelian & Korzukhin, 1997
<i>Juglans mollis</i>	$EXP((-2.48)+(2.4835*(LN(d.n.))))$	Jenkins <i>et al.</i> , 2003
<i>Juglans regia</i>	$((0.23781)-(2.09431*d.n.)+(7.78268*d.n.)/2)$	Singh <i>et al.</i> , 2012
<i>Juniperus flaccida/martinezzi</i>	$0.209142*d.n.^{1.6998}$	Rojas-García <i>et al.</i> , 2015
<i>Pinus devoniana</i>	$0.182*d.n.^{1.936}$	Rojas-García <i>et al.</i> , 2015
<i>Pinus greggii</i>	$(-0.177)+(0.0157*(d.n.^2)*h)$	Rojas-García <i>et al.</i> , 2015
<i>Pinus montezumae</i>	$1.30454*d.n.^{1.73099}$	Rojas-García <i>et al.</i> , 2015
<i>Pinus nelsonii</i>	$0.1229*d.n.^{2.3964}$	Rojas-García <i>et al.</i> , 2015
<i>Pinus oocarpa</i>	$0.0565*d.n.^{2.2729}$	Rojas-García <i>et al.</i> , 2015
<i>Pinus pseudostrobus</i>	$0.128495*d.n.^{2.364444}$	Rojas-García <i>et al.</i> , 2015
<i>Pinus teocote</i>	$0.032495*d.n.^{2.766578}$	Rojas-García <i>et al.</i> , 2015



<i>Platanus mexicana</i>	$-5.0344+(0.271*((3.1416*(d.n.)/4))$	
<i>Prunus persica/serotina</i>	$0.0716*d.n.^{2.6174}$	Ter-Mikaelian & Korzukhin, 1997
<i>Quercus affinis/</i>		
<i>candicans/</i>		
<i>carmenensis/</i>		
<i>castanea/</i>		
<i>chihuahuensis/</i>		
<i>coccolobifolia/</i>		
<i>corrugata/</i>		
<i>crassifolia/</i>		
<i>crassipes/</i>		
<i>deserticola/</i>	$0.45534*d.n.^2$	Rojas-García <i>et al.</i> , 2015
<i>diversifolia/</i>		
<i>eduardii/ grisea/</i>		
<i>laeta/ laurina/</i>		
<i>mexicana/</i>		
<i>microphylla/</i>		
<i>obtusata/</i>		
<i>/polymorpha/</i>		
<i>potosina/ resinosa/</i>		
<i>viminea/</i>		
<i>xalapensis</i>		
<i>Quercus rugosa</i>	$0.089*d.n.^{2.5226}$	Rojas-García <i>et al.</i> , 2015

Tabla 4.1. Ecuaciones alométricas empleadas para calcular la biomasa aérea.

El valor de biomasa por unidad de área (conglomerado = 1,600 m<sup>2</sup>), se obtuvo con la sumatoria de la biomasa aérea de los árboles registrados por conglomerado y posteriormente fueron extrapolados a valores de Mg ha<sup>-1</sup>. En específico, para este análisis se seleccionó la información correspondiente a los

siguientes tipos de vegetación: Bosque de encino, bosque de encino-pino, bosque de pino y bosque de pino-encino (Figura 4.2.).

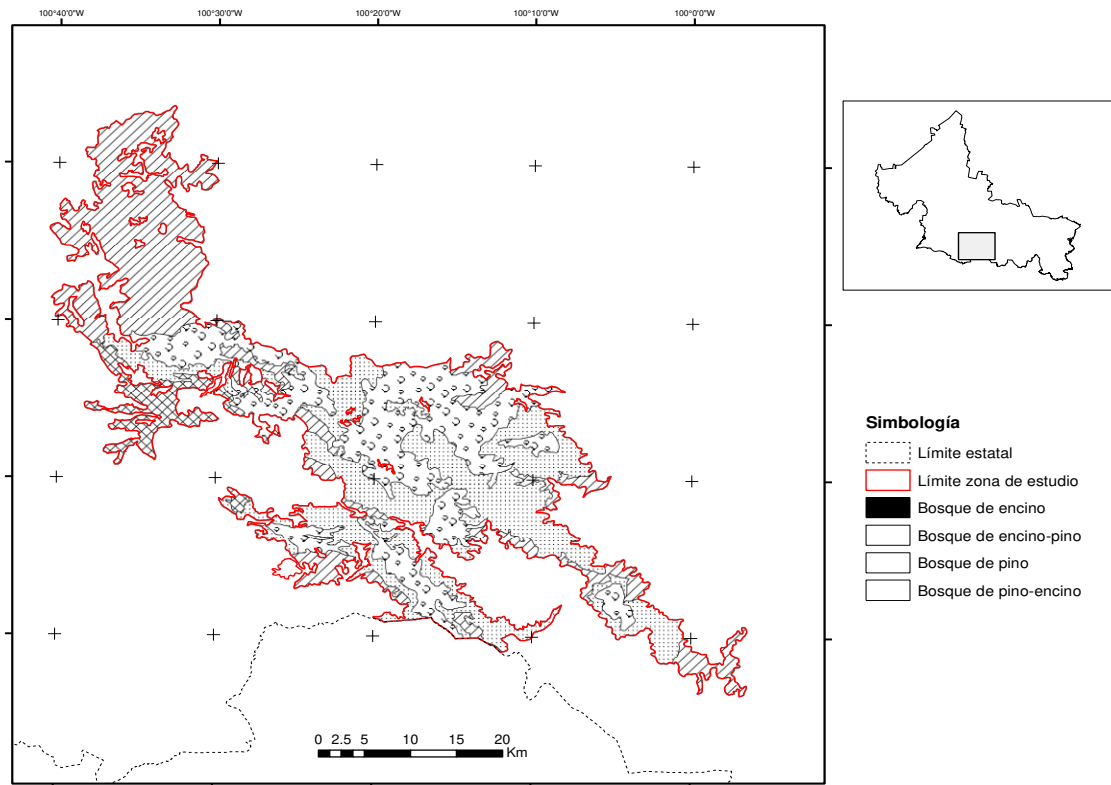


Figura 4.2. Tipos de vegetación forestal.

#### 4.8.2 Estrategia determinista

Una vez que se contó con las estimaciones de biomasa, para cada conglomerado, estos se interpolaron. Por lo que respecta a las estrategias determinísticas se empleó la distancia inversa ponderada, a la segunda y tercera potencia. Este método asigna pesos a los valores conocidos de acuerdo a la distancia a la que se encuentra del valor a estimar, por lo que se determina que los valores más cercanos a éste tendrán más relación con el mismo. Por otra parte, en relación a las ponderaciones, entre mayor sea el exponente de ponderación, mayor será la contribución de los puntos más cercanos (Flores *et*

al., 2004). La fórmula general para la interpolación mediante esta técnica es (Robinson & Metternicht, 2006):

$$Z(x_0) = \frac{\sum_{i=1}^n \frac{x_i}{h_{ij}^\beta}}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{h_{ij}^\beta}}$$

donde  $Z(x_0)$ : valor estimado,  $n$ : número de muestras,  $x_i$ : valor conocido,  $h_{ij}$ : distancia de separación entre el valor estimado y el valor conocido,  $\beta$ : exponente de ponderación.

Para aplicar esta técnica se empleó el resultado del cálculo de la biomasa por conglomerado.

#### 4.8.3 Estrategias estocásticas

Al igual que en el caso de la DIP, se interpoló la biomasa con base en modelos estocásticos. En este caso se emplearon el kriging y cokriging. Ambas técnicas se basan en la teoría de las variables regionalizadas (Martínez-Vargas & Ramírez-García, 2005). La técnica de kriging es un estimador lineal porque sus estimaciones se basan en la ponderación de los valores conocidos (Flores *et al.*, 2004). Para estimar los valores kriging Ordinario utiliza la siguiente fórmula (Hunner, 2000):

$$\hat{Z}_{KO}(X_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i * Z(x_i)$$

donde:  $\hat{Z}_{KO}(x_0)$ : Valor estimado,  $X_0$ : Localización del punto,  $\lambda_i$ : ponderación del sitio conocido,  $i$  en  $x_i$  y  $Z(x_i)$ : Valor de la variable observada  $Z$  en el punto  $x_i$ , y  $n$ : número de muestras

Para analizar la correlación de los datos utilizados en la estimación, para la kriging se emplea un semivariograma experimental, en cual se observan los siguientes parámetros: rango, meseta y efecto pepita. El **rango** es la distancia a la cual el semivariograma llega a la **meseta**, la cual a su vez se interpreta como el valor máximo de la varianza de la población. Por lo que respecta al **efecto pepita**, representa la variación propia de los datos. Con los resultados del cálculo de biomasa y el NDVI, se probaron semivariogramas con los modelos esférico, exponencial y gaussiano para la técnica de kriging.

Cuando se tienen pocos datos, su interpolación se asocia con variables de las que se tenga mayor información, pero que tienen cierta dependencia espacial con la variable de interés. Para esto se utiliza la técnica cokriging, la cual emplea la siguiente fórmula para estimar los valores (Adhikary *et al.*, 2017):

$$\hat{Z}_{OCK}(s_0) = \sum_{i_1=1}^n \omega_{i_1}^{OCK} Z(s_{i_1}) + \sum_{i_2=1}^m \omega_{i_2}^{OCK} V(s_{i_2})$$

$$\text{con } \sum_{i_1=1}^n \omega_{i_1}^{OCK} = 1; \sum_{i_2=1}^m \omega_{i_2}^{OCK} = 0$$

donde  $\hat{Z}_{OCK}(s_0)$ : valor estimado de la variable primaria en la localización  $s_0$ ,  $\omega_{i_1}^{OCK}$  y  $\omega_{i_2}^{OCK}$ : pesos asociados a las variables principal y auxiliar Z y V, respectivamente, y, n y m: número de muestras de las variables principal y auxiliar

Los pesos en cokriging se obtienen a partir de la resolución de un sistema de ecuaciones lineales (Goovaerts, 1997). Para analizar la correspondencia entre los valores de las dos variables empleadas, cokriging emplea un variograma cruzado. Como se señaló, a diferencia de Kriging, cokriging emplea, además de la variable principal, una variable auxiliar para estimar los valores de dicha variable principal. Sin embargo, como se mencionó, ambas variables deben estar

correlacionadas espacialmente (Gallardo, 2006). En el caso de cokriging se determinaron los variogramas cruzados correspondientes a los modelos esférico, exponencial y gaussiano. En este estudio se empleó como variable auxiliar el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI, por sus siglas en inglés). El cual fue calculado a partir de una imagen Landsat 5TM, cuya órbita/línea corresponde a 27/45. La imagen fue obtenida el 24 de noviembre de 2009 y cuenta con una resolución espacial de 30 m. Una vez que se aplicaron las correcciones radiométrica y atmosférica, se utilizó la capa vectorial que delimita la zona de estudio para generar una subescena, en la que sólo se localicen los tipos de vegetación contemplados en el presente análisis. A esta subescena se le aplicó el algoritmo del NDVI, utilizando la siguiente ecuación (Rouse *et al.*, 1974):

$$\text{NDVI} = \frac{(\text{IRC} - \text{R})}{(\text{IRC} + \text{R})}$$

donde NDVI: índice de vegetación de diferencia normalizada, R: reflectividad de la región del rojo (banda 3 del sensor Landsat 5TM), IRC: reflectividad de la región del infrarrojo (banda 4 del sensor Landsat 5TM [infrarrojo cercano])

#### **4.8.4 Análisis comparativo**

En la Tabla 4.2. se muestra un resumen de las diferentes técnicas empleadas en el presente estudio, así como las variables empleadas en cada una de ellas. Para seleccionar cuál de estas es la mejor opción, entre las estrategias determinísticas y estocásticas, se usó como criterio de decisión el valor menor de la raíz cuadrada del error medio cuadrático (RMSE). El cual se determina mediante la siguiente fórmula (Palace *et al.*, 2015; Poudel & Temesgen, 2015):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n-1}}$$

donde  $y_i$  = valor real,  $\hat{y}_i$  = valor estimado,  $y$ ,  $n$  = número de muestras

Técnica	Determinística	Estocástica	Variable	
			Principal	Auxiliar
IDW	X		Biomasa	
kriging		X	Biomasa	
cokriging		X	Biomasa	NDVI

Tabla 4.2. Técnicas y variables empleadas.

Para calcular el RMSE se utilizó el método de validación cruzada, el cual es un procedimiento iterativo donde los datos se dividen en grupos: (k-1) para realizar la modelación y 1 que es estimado a partir del grupo anterior. Este proceso se repite tantas veces como elementos contenga el conjunto en su totalidad (Champo-Jiménez *et al.*, 2014). Este proceso se aplicó a cada uno de los modelos que se probaron en este análisis.

#### 4.8.5 Cartografía temática

Finalmente, para modelar la distribución espacial de la biomasa forestal, se generó un mapa de superficies continuas empleando la técnica que presentó el menor RMSE. El mapa se generó a escala 1:450, 000.

## 4.9 Resultados

### 4.9.1 Estimación de biomasa

De los registros de los conglomerados del INF se obtuvieron los siguientes géneros: *Carpinus*, *Crataegus*, *Juglans*, *Juniperus*, *Pinus*, *Platanus*, *Prunus* y *Quercus*. De los géneros anteriores, *Quercus* fue el que mayor número de especies presentó con 24, seguido de *Pinus* con siete (Figura 4.3.). Los mayores valores registrados tanto para la variable del diámetro normal como la altura correspondieron al género *Quercus*.

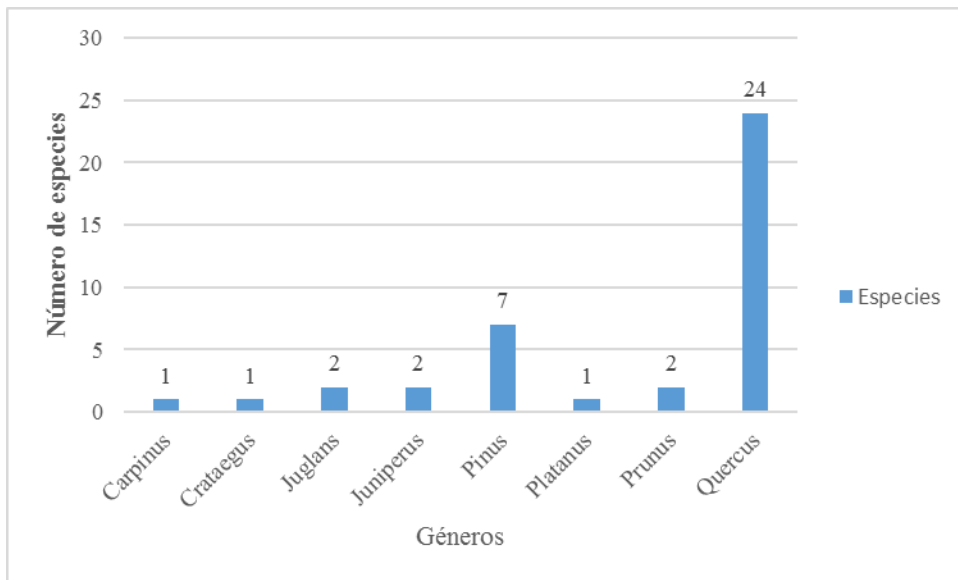


Figura 4.3. Gráfica de distribución del número de especies por género en la zona de estudio.

La aplicación de las ecuaciones alométricas arrojó resultados de la cantidad de biomasa, por conglomerado, que oscilan entre 0.85 a 157 Mg ha<sup>-1</sup>. Fueron ocho los conglomerados que arrojaron un valor mayor a 100 Mg ha<sup>-1</sup>, 3 de los cuales se localizan al NO, cuatro en el centro y el restante en el SE, mientras que en seis conglomerados se obtuvieron valores menores a 20 Mg ha<sup>-1</sup>, tres de los cuales se ubican en el NO y los restantes al S.

#### 4.9.2 NDVI

Por lo que se refiere al cálculo del NDVI (variable auxiliar), en la Figura 4.4. se muestra el mapa de la distribución del mismo.

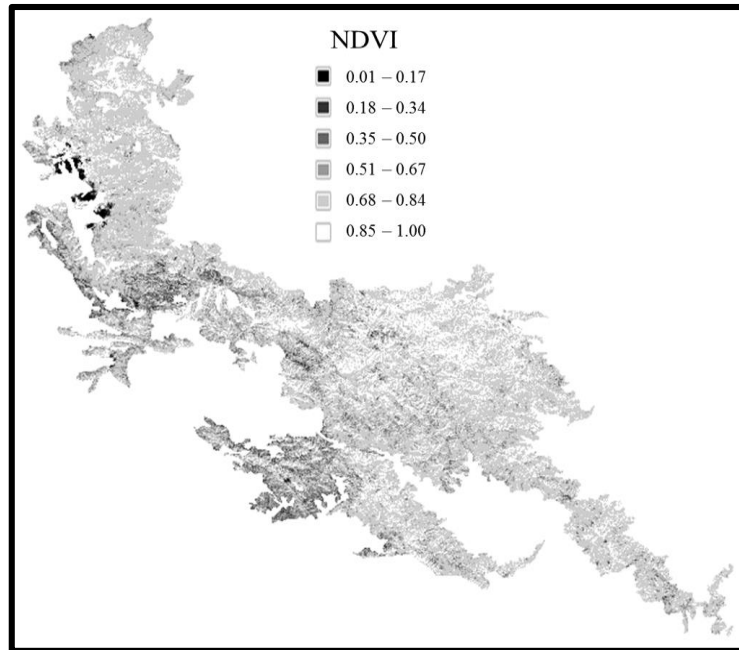


Figura 4.4. Distribución espacial de los valores del índice de vegetación de diferencia normalizada.

La mayor cantidad de píxeles se concentró en los valores altos del NDVI (Figura 4.5.).



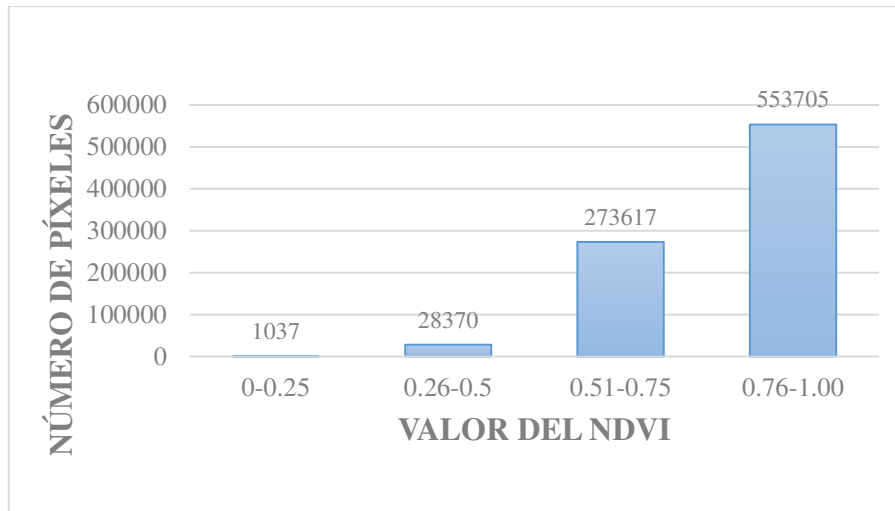


Figura 4.5. Gráfica de distribución de los valores del NDVI.

### 4.9.3 Modelaje espacial

En lo referente a la generación de los semivariogramas y variogramas cruzados, en la Tabla 4.3. se muestran los resultados para la meseta, el rango, y el efecto pepita para los modelos esférico, exponencial y gaussiano para kriging y cokriging.

Modelo	Meseta	Rango	Efecto pepita
kriging esférico	24, 026.91	1, 375.42	858.91
kriging exponencial	22, 414.22	1, 393.63	602.85
kriging gaussiano	19, 313.66	1, 369.40	925.31
cokriging esférico	15, 856.45	1, 292.18	728.81
cokriging exponencial	11, 904.37	1, 300.77	153.26
cokriging gaussiano	13, 739.03	1, 293.7	835.50

Tabla 4.3. Valores de meseta y rango para los semivariogramas esférico, exponencial y gaussiano para kriging y cokriging.

Para ambas técnicas, el modelo esférico es el que muestra el mejor ajuste al tener la mayor diferencia entre los valores de la meseta y el rango.

Por lo que corresponde a los semivariogramas y variogramas cruzados, en todos los casos se observa que la zona de influencia de los datos es similar, dado que el valor del rango es semejante, tal como se observa en la Figura 4.6.

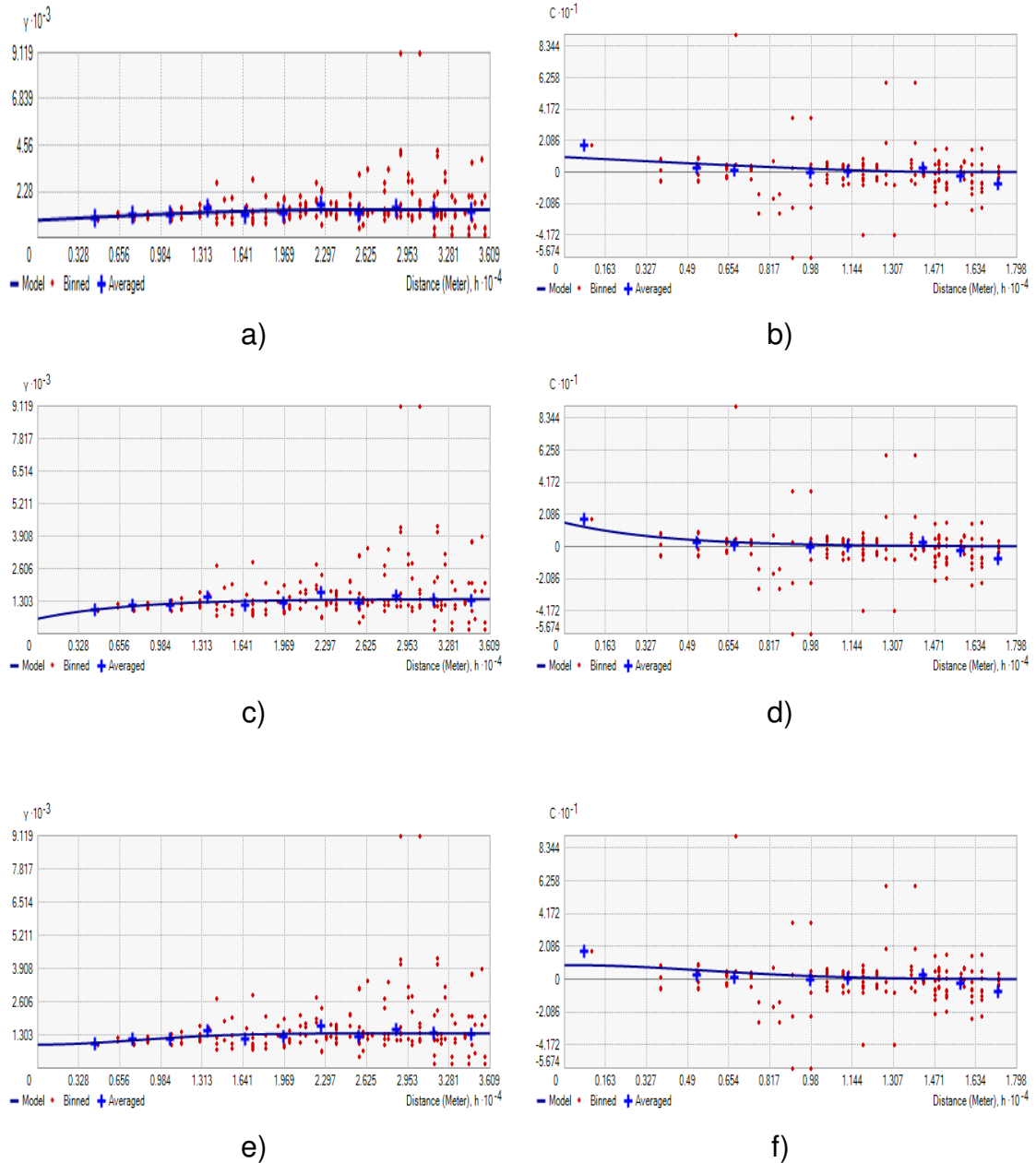


Figura 4.6. Semivariogramas para los modelos a) esférico, c) exponencial, y e) gaussiano y variogramas cruzados para los modelos: b) esférico, d) exponencial, y f) gaussiano.

En el modelo exponencial, el valor del rango, es el que presenta la menor discontinuidad respecto al origen.

#### 4.9.4 Selección de modelo

El parámetro que se consideró para seleccionar el mejor modelo correspondió al RMSE (Tabla 4.4.). Por lo que respecta al RMSE, el valor menor se obtuvo en el modelo exponencial de la técnica de cokriging con 32.01 Mg ha<sup>-1</sup>, mientras que el valor mayor correspondió al método de la DIP con 40.75 Mg ha<sup>-1</sup>. En forma general, los modelos estocásticos arrojaron menores valores del RMSE respecto a los estocásticos; y a su vez, comparando ambas técnicas estocásticas, con cokriging se obtuvieron valores menores del RMSE comparado con kriging.

Modelo	RMSE
DIP potencia 2	39.30
DIP potencia 3	40.75
kriging esférico	38.42
kriging exponencial	38.72
kriging gaussiano	38.53
cokriging esférico	34.46
cokriging exponencial	32.01
cokriging gaussiano	35.27

Tabla 4.4. Valores de la Raíz del Error Medio Cuadrático (Mg ha<sup>-1</sup>) para los 8 modelos. empleados.

#### 4.9.5 Cartografía de biomasa

Finalmente, se generó el mapa de superficies continuas con el modelo que presentó el menor RMSE. Dicho mapa se encuentra a escala 1:450, 000 (Figura

4.7.). Los diferentes colores en el mapa representan intervalos de biomasa expresados en  $\text{Mg ha}^{-1}$ .

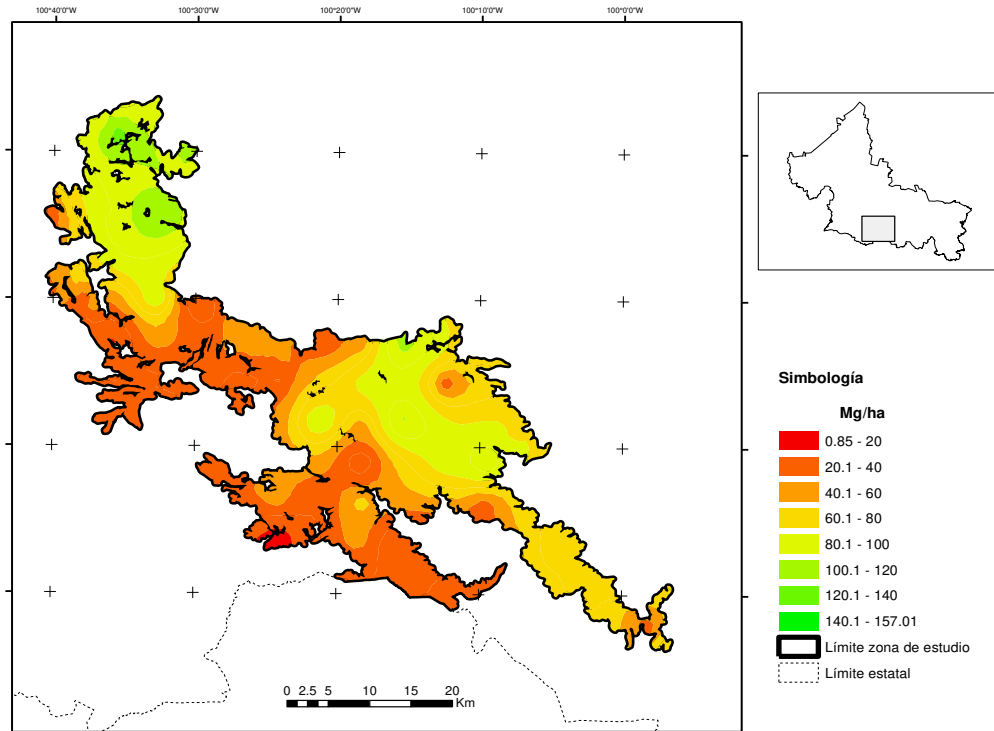


Figura 4.7. Mapa de superficies continuas, basado en la interpolación de biomasa con un modelo exponencial de cokriging.

En el mapa anterior se observa que las zonas con la mayor cantidad de biomasa estimada se concentran al NO, donde se encuentra el bosque de encino, mientras que las menores cantidades de biomasa se encuentran al S y E de la zona de estudio, donde se localizan principalmente los restantes tipos de vegetación del presente estudio.

#### 4.10 Discusión

El rango de valores de biomasa forestal obtenidos en el presente análisis concuerda con los conseguidos por Aguirre-Salado *et al.* (2012), quienes

emplearon un modelo lineal y otro exponencial en la misma zona de estudio para estimar biomasa aérea.

En el presente estudio se obtuvo que la mejor técnica de predicción resultó ser cokriging al presentar el menor RMSE, lo cual coincide con lo presentado por Cruz-Cárdenas *et al.* (2013), quienes analizaron la distribución espacial de especies de plantas vasculares en México.

Los altos valores de biomasa pudieran corresponder a la saturación de las bandas espectrales empleadas en el presente estudio, ya que Anaya *et al.* (2009) indican que el cálculo de la biomasa es mejor cuando las cantidades de ésta son más bajas. Por lo que los valores del presente estudio pudieran estar sobreestimados.

#### **4.11 Conclusiones**

Respecto a la hipótesis planteada, los resultados sugieren que se acepta la hipótesis, es decir, que se obtiene mayor precisión en la estimación de biomasa empleando técnicas estocásticas que con determinísticas.

Mediante el empleo de técnicas de interpolación es posible modelar la distribución espacial biomasa aérea, lo que permite apoyar el establecimiento de estrategias para lograr la sustentabilidad de los recursos forestales.

Del análisis comparativo de los valores obtenidos en el presente estudio se concluye que la técnica de cokriging es la que arrojó el menor RMSE, por lo que se considera adecuada para estimar biomasa forestal, a partir de la distribución de los sitios de muestreos empleada en este análisis.

Se sugiere que se realice la modelación de biomasa aérea empleando otros métodos y modelos, así como la utilización de diferentes intensidades y

distribuciones de muestreo. Además, para la técnica de cokriging se pudiera emplear el diámetro o la altura de los árboles como variable auxiliar.

#### 4.12 Bibliografía

- Aguirre-Calderón, O. A. (2015). Manejo forestal en el siglo XX. *Madera y Bosques*, 21, 17 – 28.
- Aguirre-Salado, C. A., Treviño-Garza, E. J., Aguirre-Calderón, O. A., Jiménez-Pérez, J., González-Tagle, M. A., Valdez-Lazalde, J. R., Miranda-Aragón, L., & Aguirre-Salado, A. I. (2012). Construction of aboveground biomass models with remote sensing technology in the intertropical zone in Mexico. *Journal of Geographical Sciences*, 22 (4), 669 – 680. doi: 10.1007/s11442-012-0955-9
- Akbar, F. & Najafi Z., M. (2014). Comparison of different kriging methods to estimate the tree density. A case study: West of Karkheh in Southwest of Iran. *ProEnvironment*, 7, 204 – 212.
- Akhavan, R., Kia-Daliri, H. & Etemad, V. (2015). Geostatistically estimation and mapping of forest stock in a natural unmanaged forest in the Caspian region of Iran. *Caspian Journal of Environmental Sciences*, 13 (1), 61 – 76.
- Anaya, J. A., Chuvieco, E., & Palacios-Orueta, A. (2009). Aboveground biomass assessment in Colombia: a remote sensing approach. *Forest Ecology and Management*, 257 (4), 1237 – 1246. doi: 10.1016/j.foreco.2008.11.016
- Blanco G., J., García de la F., L., & Álvarez G., M. A. (2013). Condicionantes económicos del aprovechamiento de biomasa forestal con fines energéticos. Una revisión de las estimaciones para el norte de España. *Estudios de economía aplicada*, 31 (1), 127 – 150.
- Burrough, P. & McDonnell, R., (1998). Principles of Geographical Information Systems. *Oxford University Press*. pp. 132 – 161.
- Camacho-Sanabria, J. M., Juan-Pérez, J. I. & Pineda-Jaimes, N. B. (2015). Modeling of land use/cover changes: Prospective scenarios in the State of Mexico. Case study – Amanalco de Becerra. *Revista Chapingo Serie*

- Ciencias Forestales y del Ambiente*, 21 (2), 203–220. doi: 10.5154/r.rchscfa.2014.10.049
- Champo-Jiménez, O., España-Boquera, M. L., Sánchez-Vargas, N., Cruz-de-León, J., Lobit, P. & López-Pérez, L. (2014). Construcción de mapas de LAI y fAPAR de la Reserva de la Biósfera Mariposa Monarca y su comparación con mapas globales. *CienciaUAT*, 8 (2), 22-31.
- Cruz-Cárdenas, G., Villaseñor, J. L., López-Mata, L. & Ortiz, E. (2013). Distribución espacial de la riqueza de especies de plantas vasculares en México. *Revista Mexicana de Biodiversidad*, 84 (4), 1,189 – 1,199. doi: 10.7550/rmb.31811
- Cruz-Leyva, I. A., Valdez-Lazalde, J. R., Ángeles-Pérez, G. & de los Santos-Posadas, H. M. (2010). Modelación espacial de área basal y volumen de madera en bosques manejados de *Pinus patula* y *P. teocote* en el ejido Atopixco, Hidalgo. *Madera y Bosques*, 16 (3), 75-97. doi: 10.21829/myb.2010.1631168.
- Flores G., J. G., Reyes C., O. & Moreno G., D. A. (2004). Variación espacial del diámetro como respuesta a diferentes intensidades de muestreo en una cuenca forestal. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 29 (96), 47 – 66.
- Furukawa, T., Kayo, C., Kadoya, T., Kastner, T., Hondo, H., Matsuda, H. & Kaneko, N. (2015). Forest harvest index: Accounting for global gross forest cover loss of wood production and an application of trade analysis. *Global Ecology and Conservation*, 4, 150–159. doi: 10.1016/j.gecco.2015.06.011. doi: 10.1016/j.gecco.2015.06.011
- Gallardo, A. (2006). Geoestadística. *Ecosistemas. Revista Científica de Ecología y Medio Ambiente*, XV (3), 49 – 59.
- Goovaerts, P. (1997). Geostatistics for natural resources evaluation. New York. *Oxford University Press*.
- Hunner, G. (2000). Modeling forest stand structure using geostatistics, geographic information systems, and remote sensing. Tesis Doctoral. *Department of Forest Sciences. Colorado State University*.

- Jhonnerie, R., Siregar, V. P., Nababan, B., Prasetyo, L. B., & Wouthuyzen, S. (2015). Random forest classification for mangrove land cover mapping using Landsat 5 TM and ALOS PALSAR imageries. *Procedia Environmental Sciences*, 24, 215 – 221. doi: 10.1016/j.proenv.2015.03.028
- Jenkins, J. C., Chojnacky, D. C., Heath, L. S., & Birdsey, R. A. (2003). National-scale biomass estimators for United States Tree Species. *Forest Science*, 49 (1), 12 – 35.
- Ji, L., Wylie, B. K., Nossov, D. R., Peterson, B., Waldrop, M. P., McFarland, J. W., Rover, J., & Hollingsworth, T. N. (2012). Estimating aboveground biomass in interior Alaska with Landsat data and field measurements. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 18, 451 – 461. doi: 10.1016/j.jag.2012.03.019
- Li, J. & Heap, A. D. (2013). Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: A review. *Environmental Modelling & Software*, 53, 173 – 189. doi: 10.1016/j.envsoft.2013.12.008
- Martínez-Vargas, A. & Ramírez-García, J. (2005). Desarrollo actual de la geoestadística en el mundo. *Minería y Geología*, 21 (4), 21 pp.
- Mora D., C. A., Alanís R., E., Jiménez P., J., González T., M. A., Yerena Y., J. I. & Cuellar R., L. G. (2013). Estructura, composición florística y diversidad del matorral espinoso tamaulipeco, México. *Ecología Aplicada*, 12 (1), 29 – 34.
- Muñoz-Ruiz, M. A., Valdez-Lazalde, J. R., de los Santos-Posadas, H. M., Ángeles-Pérez, G. & Monterroso-Rivas, A. I. (2014). Inventario y mapeo del bosque templado de Hidalgo, México mediante datos del satélite SPOT y de campo. *Agrociencia*, 48, 847 – 862.
- Návar-Cháidez, J. (2010). Los bosques templados del estado de Nuevo León: el manejo sustentable para bienes y servicios ambientales. *Madera y Bosques*, 16 (1), 51 – 69. doi: 10.21829/myb.2010.1611179



- Návar-Chaidez, J. (2011). The spatial distribution of aboveground biomass in tropical forests of Mexico. *Tropical and Subtropical Agroecosystems*, 14 (1), 149-158.
- Palace, M. W., Sullivan, F. B., Ducey, M. J., Treuhaft, R. N., Herrick, C., Shimbo, J. Z. & Mota-E-Silva, J. (2015). Estimating forest structure in a tropical forest using field measurements, a synthetic model and discrete return lidar data. *Remote Sensing of Environment*, 161, 1 – 11. doi: 10.1016/j.rse.2015.01.020
- Poudel, K. P. & Temesgen, H. (2015). Methods for estimating aboveground biomass and its components for Douglas-fir and lodgepole pine trees. *Canadian Journal of Forest Research*, 46, 77 – 87. doi: 10.1139/cjfr-2015-0256
- Ramón P., A. M., Martínez Q., L., Suárez G., C., López S., O. & Zamora M., Y. (2012). Estimación del patrimonio forestal y su categorización a partir de imágenes Landsat TM y modelación SIG, del municipio Guisa. Cuba. *Terra Nueva Etapa*, XXVIII (44), 39-52.
- Robinson, T. P. & Metternicht, G. (2006). Testing the performance of spatial interpolation techniques for mapping soil properties. *Computers and Electronics in Agriculture*, 50 (2), 97 – 108. doi: 10.1016/j.compag.2005.07.003
- Robles, W., Madsen, J. D. & Wersal, R. M. (2015). Estimating the biomass of Waterhyacinth (*Eichhornia crassipes*) using the normalized difference vegetation index derivated from simulated Landsat 5TM. *Invasive Plant Science and Management*, 8, 203 – 211. doi: 10.1614/IPSM-D-14-00033.1
- Rodríguez-Laguna, R., Jiménez-Pérez, J., Aguirre-Calderón, O. & Jurado-Ibarra, E. (2007). Ecuaciones alométricas para estimar biomasa aérea en especies de encino y pino en Iturbide, NL. *Revista Ciencia Forestal en México*, 32 (101), 39 – 56.

- Rojas-García, F., de Jong, B. H. J., Martínez-Zurimendí, P. & Paz-Pellat, F. (2015). Database of 478 allometric equations to estimate biomass for Mexican trees and forests. *Annals of Forest Science*. 30pp. doi: 10.1007/s13595-015-0456-y
- Rouse, J. W., Haas, R. H., Schell, J. A., Deering, D. W., & Harlan, J. C. (1974). Monitoring the vernal advancement of retrogradation of natural vegetation. *NASA/OSFC. Type III. Final Report*. Oreenbello, MD, USA. 371 p
- Singh, S., Patil, P., Dadhwal, V. K., Banday, J. R., & Pant, D. N. (2012). Assessment of Aboveground Phytomass in Temperate Forest of Kashmir Valley, J&K, India. *International Journal of Ecology and Environmental Sciences*, 38 (2-3), 47 – 58.
- Soriano-Luna, M. de los A., Ángeles-Pérez, G., Martínez-Trinidad, T., Plascencia-Escalante, F. O., & Razo-Zárate, R. (2015). Estimación de biomasa aérea por componente estructural en Zacualtipán, Hidalgo, México. *Agrociencia*, 49 (4), 423 – 438.
- Sunila, R. & Kollo, K. (2007). A comparison of geostatistics and fuzzy application for digital elevation model. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34 Part XXX, 7 pp.
- Tadeo N., A. E., de los Santos P., H. M., Ángeles P., G. & Torres P., J. A. (2014). Muestreo por conglomerados para manejo forestal en el Ejido Noh Bec, Quintana Roo. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 5 (25), 64 - 83.
- Ter-Mikaelian, M. T. & Korzukhin, M. D. (1997). Biomass equations for sixty-five North American tree species. *Forest ecology and management*, 97, 1 – 24.
- Tian, X., Li, Z., Su, Z., Chen, E., van der Tol, C., Li, X., Guo, Y., Li, L., & Ling, F. (2014). Estimating montane forest above-ground biomass in the upper reaches of the Heihe River Basin using Landsat-TM data. *International Journal of Remote Sensing*, 35 (21), 7339 – 7362. doi: 10.1080/01431161.2014.967888

- Torres-Álvarez, O. & Peña-Cortés, F. (2011). Zonificación del potencial energético de la biomasa residual forestal en la cuenca del lago Ranco, Chile. Antecedentes para la planificación energética regional. *Bosque*, 32 (1), 77 – 84. doi: 10.4067/S0717-92002011000100009
- Valdez P., M. E., González G., G. Morales I., R. & Bolaños S., R. Y. (2016). Reserva de carbono en biomasa forestal y suelos minerales en el Parque Nacional Malinche (México). *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía*, 25 (1), 207 – 215. doi: 10.15446/rcdg/v25n1.40382
- Walling, D. E., Porto, P., Zhang, Y. & Du, P. (2014). Upscaling the use of fallout radionuclides in soil erosion and sediment budget investigations: Addressing the challenge. *International Soil and Water Conservation Research*, 2 (3), 1 – 21. doi: 10.1016/S2095-6339(15)30019-8.

## **CAPÍTULO 5.**

### **CONCLUSIONES**

Los resultados de la estimación de biomasa correspondientes a la UMAFOR 2404 muestran que *es posible estimar con precisión la biomasa forestal mediante la aplicación de modelos de regresión*, por lo que se acepta dicha hipótesis. Lo anterior se deriva de que los intervalos de valores obtenidos de la cantidad de biomasa por unidad de superficie ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ) son semejantes a los presentados por otros autores en la misma zona de estudio, empleando diferentes técnicas y sensores satelitales, por lo que se deduce que los resultados conseguidos en el presente trabajo representan adecuadamente la distribución forestal en la zona de estudio. También, a partir de los valores totales estimados, se determina que obtuvo que hubo un incremento considerable de la cantidad de biomasa, lo que revela que el programa de reforestación sí ha tenido los efectos esperados para los que fue diseñado.

En lo correspondiente a la hipótesis de que *es posible identificar áreas con condiciones similares mediante la utilización de variables descriptivas del territorio*, los resultados permiten aceptar dicha hipótesis, ya que mediante la combinación de las cuatro variables empleadas en el presente estudio (tipo de vegetación, exposición, altitud y edafología) se representó adecuadamente la superficie forestal, por lo que éstas pueden ser empleadas en la definición de dichas áreas. Mediante la aplicación de esta metodología se puede reducir el tiempo y trabajo en la obtención de datos en campo, ya que a partir de la información obtenida a partir de un muestreo en una zona determinada, es posible modelar áreas con características similares en las que se complica recopilar información en forma directa, ya sea por condiciones de acceso o propias del terreno, lo que permite aplicar modelos matemáticos probados y validarse los resultados con los pocos sitios de muestreo con los que se cuente. La matriz de confusión así como los errores de omisión y comisión permitieron

identificar la precisión de los resultados obtenidos, por lo que se recomienda su utilización para comprobar la validez de los mismos.

Respecto a la tercera hipótesis, en la que se planteó que *es posible calcular con mayor precisión la biomasa forestal con técnicas estocásticas que con determinísticas, porque las primeras consideran el grado de agrupamiento de los puntos en los que se basa la interpolación*, de acuerdo a los resultados se acepta dicha suposición. Por lo correspondiente a las técnicas estocásticas, se recomienda examinar los semivariogramas y los variogramas cruzados para analizar el comportamiento de los datos empleados para la modelación.

Los datos de campo deben ser empleados como variable principal en la modelación de variables forestales, así como la validación de los resultados, ya que con eso se tendrá la certeza de estar considerando valores reales, al ser obtenidos en forma directa.

El NDVI obtenido a partir de imágenes del sensor Landsat mostró ser una variable auxiliar que apoya de manera satisfactoria la representación de variables forestales, por lo que se recomienda su utilización en este tipo de análisis, aunque se deberán reforzar los resultados con información obtenida en campo.

A partir de los análisis realizados se establece que es importante utilizar estadísticos que muestren los errores de los resultados obtenidos, ya que a partir de los valores obtenidos se deduce la fiabilidad de los resultados del análisis desarrollado.

Finalmente, se concluye que los modelos de regresión, las técnicas deterministas y estocásticas y la metodología del álgebra de mapas resultaron ser metodologías eficaces para la modelación precisa de vegetación forestal, por lo que se recomienda su utilización para tal fin.