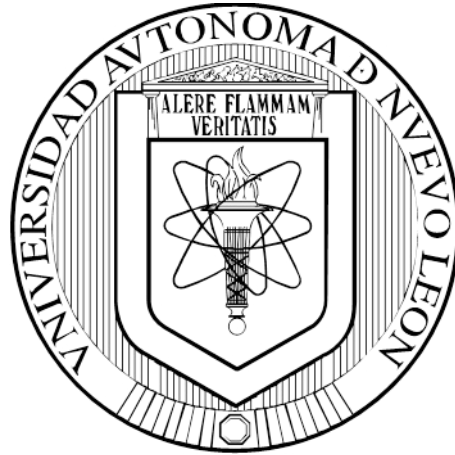


**UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN  
FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES**



**TESIS**

**MODELACIÓN GEOESPACIAL PARA EL ESTUDIO DE SERVICIOS  
AMBIENTALES EN ECOSISTEMAS FORESTALES TEMPLADOS**

**POR**

**M. C. ENRIQUE BUENDÍA RODRÍGUEZ**

**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  
SUBDIRECCIÓN DE POSGRADO**



**TESIS**

**MODELACIÓN GEOESPACIAL PARA EL ESTUDIO DE SERVICIOS  
AMBIENTALES EN ECOSISTEMAS FORESTALES TEMPLADOS**

**POR**

**M. C. ENRIQUE BUENDÍA RODRÍGUEZ**

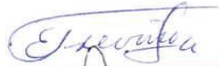
**COMO REQUISITO PARCIAL PARA OBTENER EL GRADO DE  
DOCTOR EN CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN MANEJO DE RECURSOS  
NATURALES**

**LINARES, NUEVO LEÓN, MÉXICO.**

**AGOSTO, 2017**

**MODELACIÓN GEOESPACIAL PARA EL ESTUDIO DE SERVICIOS  
AMBIENTALES EN ECOSISTEMAS FORESTALES TEMPLADOS**

APROBACIÓN DE TESIS



---

Dr. Eduardo Javier Treviño Garza


Director



---

Dr. Oscar Alberto Aguirre Calderón

Codirector



---

Dr. Eduardo Alanís Rodríguez

Asesor



---

Dr. Marco Aurelio González Tagle

Asesor

---

Dr. Marín Pompa García

Codirector externo

Linares, N. L., México.

Agosto, 2017.

Manifiesto que la presente investigación es original y fue desarrollada para obtener el grado de Doctor en Ciencias con Especialidad en Manejo de Recursos Naturales, donde se utiliza información de otros autores se otorgan los créditos correspondientes.

Enrique Buendía Rodríguez

Agosto del 2017

## **AGRADECIMIENTOS**

Al **Instituto Nacional de Investigaciones Forestales, Agrícolas y Pecuarias (INIFAP)** el que por conducto de las autoridades del Centro de Investigación Regional - Centro (CIRCE) me brindó la oportunidad de capacitarme en un postgrado a nivel de doctorado.

Al **Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT)** y a la **Facultad de Ciencias Forestales de la Universidad Autónoma de Nuevo León (FCF-UANL)** por la excelente formación académica y el apoyo recibido durante mi formación en el programa de doctorado.

Al **Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI)**, por haber colaborado facilitándome información vectorial y la información LiDAR en formato LAS.

A los integrantes de mi comité Al **Dr. Eduardo Javier Treviño Garza** por su dirección y apoyo durante la realización de este trabajo y por su sincera amistad. Al **Dr. Oscar Alberto Aguirre Calderón** por su apoyo incondicional proporcionado durante la estancia en esta facultad y en la elaboración de este trabajo. Al **Dr. Eduardo Alanís Rodríguez** y al **Dr. Marco A. González Tagle**, por su valiosa colaboración en la realización de este documento y por su amistad.

Al proyecto denominado “**Análisis de la estructura, diversidad y volumen de ecosistemas forestales con especies arbóreas amenazadas en el sur del estado de Nuevo León**” clave: PAICyT CT245-15. Responsable: Dr. Eduardo Javier Treviño Garza.

A mis compañeros de **Laboratorio de Geomática y del posgrado**, Israel, Vicente, Valeria, Willy, Humberto, Diego, Uriel, Dany Cardona, Dany Lerma, Hadasa, Juan Carlos, Diana Arredondo, Sandy, Eva, Rigo, Angelina, Chuy, Ruben, Richy, Toño, Sergio, Geraldine, Lily, Silvia, Rebeca, Yahaira, Edmar, Faty, Jaz, Prude, Jonathan, Dey y por supuesto Cyntia y Diana Vázquez por hacer los días más llevaderos y haber compartido parte de sus vidas con un servidor.

A mis hermanos German, Emilio y Martha Gabriela que siempre han estado ahí, en las buenas y en la malas.

A todas aquellas personas que forman parte de la universidad y que de diversas formas me ayudaron durante la realización de este trabajo y también durante mi formación académica.

¡Gracias!

## **DEDICATORIA**

A la memoria de mis padres Enrique Buendía Luque y Silvia Rodríguez.

Al motor de mi vida mis hijos Luis Enrique, Ivan y Pablo, y mis hijas Meredith y Silvia.

Sino fuera por ellos yo no existiría...

## ÍNDICE DE CONTENIDO

AGRADECIMIENTOS .....	v
DEDICATORIA.....	vii
ÍNDICE DE CONTENIDO .....	viii
ÍNDICE DE TABLAS .....	xi
ÍNDICE DE FIGURAS .....	xii

### **MODELACIÓN GEOESPACIAL PARA EL ESTUDIO DE SERVICIOS AMBIENTALES EN ECOSISTEMAS FORESTALES TEMPLADOS..... 1**

RESUMEN.....	1
SUMMARY .....	2

### **CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN GENERAL.....3**

1.1. INTRODUCCIÓN.....	3
1.1. JUSTIFICACIÓN .....	6
1.2. HIPÓTESIS .....	6
1.3. OBJETIVOS .....	7
1.3.1. Objetivo general.....	7
1.3.2. Objetivos particulares .....	7
1.4. ANTECEDENTES .....	8
1.4.1. Sensores remotos.....	8
1.4.2. Historia de la información LiDAR.....	10
1.4.3. Característica de la información LiDAR aerotransportado .....	11
1.4.4. Tipos de LiDAR.....	12
1.4.5. Características de los LiDAR.....	13
1.4.6. Procesamiento de información LiDAR.....	15
1.4.7. Aplicaciones de LiDAR .....	17
1.4.8. Estudios de imágenes LiDAR para la cuantificación de almacenes de carbono. 18	

### **CAPÍTULO 2. ESTRUCTURA DE UN ECOSISTEMA FORESTAL Y SU RELACIÓN CON EL CONTENIDO DE CARBONO EN EL NORESTE DE MÉXICO..... 21**

RESUMEN.....	21
SUMMARY .....	22



2.1. INTRODUCCIÓN.....	23
2.2. MATERIALES Y MÉTODOS .....	24
2.2.1. Descripción del área de estudio.....	24
2.2.2. Toma de datos .....	25
2.2.3. Análisis de datos .....	26
2.3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	30
2.4. CONCLUSIONES.....	35
2.5. ANEXOS.....	36

**CAPÍTULO 3. DETERMINACIÓN DE CARBONO ALMACENADO EN UN BOSQUE  
 TEMPLADO DEL NORESTE DE MÉXICO MEDIANTE DATOS LIDAR ..... 38**

RESUMEN.....	38
SUMMARY .....	39
3.1. INTRODUCCIÓN.....	40
3.2. MATERIALES Y MÉTODOS .....	41
3.2.1. Área de estudio .....	41
3.2.2. Datos de campo .....	43
3.2.3. Datos LiDAR .....	43
3.2.4. Análisis de la información .....	44
3.2.5. Procesamiento de la información LiDAR .....	44
3.2.6. Análisis de regresión.....	46
3.3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	46
3.4. CONCLUSIONES.....	52

**CAPÍTULO 4. COMPARACIÓN DE MODELOS PARA LA ESTIMACIÓN DE  
 VARIABLES DASOMÉTRICAS CON DATOS LIDAR DE BAJA DENSIDAD ..... 53**

RESUMEN.....	53
SUMMARY .....	54
4.1. INTRODUCCIÓN.....	55
4.2. MATERIALES Y MÉTODOS .....	57
4.2.1. Área de estudio .....	57
4.2.2. Datos de campo .....	58
4.2.3. Datos LiDAR .....	58
4.2.4. Análisis de la información .....	59
4.2.5. Procesamiento de la información LiDAR .....	59
4.2.6. Análisis de regresión.....	61
4.3. RESULTADOS .....	62
4.3.1. Modelo lineal .....	63

4.3.2. Modelo Random forest.....	66
4.3.3. Comparación entre los dos modelos .....	68
4.4. DISCUSIÓN.....	69
4.5. CONCLUSIONES.....	71
CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES FINALES .....	72
BIBLIOGRAFIA.....	73

## ÍNDICE DE TABLAS

### Capítulo 2

Tabla 2.1. Ecuaciones alométricas por especie. ....	27
Tabla 2.2. Relación de especies por sitio de muestreo. ....	31
Tabla 2.3. Variables estructurales por sitio. ....	32

### Capítulo 3

Tabla 3.1. Ecuaciones alométricas para el cálculo de contenido de carbono o biomasa aérea por especie o grupo de especies. ....	45
Tabla 3.2. Coeficientes de regresión del modelo lineal. ....	48

### Capítulo 4

Tabla 4.1. Ecuaciones alométricas para el cálculo de contenido de carbono o biomasa aérea y volumen por especie o grupo de especies. ....	60
Tabla 4.2. Estadísticas básicas de las variables dasométricas, por sitio muestreado. .	62
Tabla 4.3. Coeficientes de regresión para los modelos lineales utilizados. ....	63
Tabla 4.4. Coeficientes de regresión para los modelos <i>random forest</i> utilizados. ....	66

## ÍNDICE DE FIGURAS

### Capítulo 1

Figura 1.1. Representación de retornos en la vegetación (Fuente: <a href="http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/geodesia/lidar.aspx">http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/geodesia/lidar.aspx</a> ).....	11
Figura 1.2. Diagrama de características de LiDAR (Fuente: <a href="http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/geodesia/lidar.aspx">http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/geodesia/lidar.aspx</a> ).....	14

### Capítulo 2

Figura 2.1. Localización del área de estudio.....	25
Figura 2.2. Gráfica de índice de diversidad y su máximo por sitio; a) índice horizontal (Shannon-Wiener), y b) índice vertical (Pretzsch).....	33
Figura 2.3. Modelos de regresión entre contenido de carbono e índice de diversidad; a) índice horizontal (Shannon-Wiener) y b) índice vertical (Pretzsch).....	34

### Capítulo 3

Figura 3.1. Localización del área de estudio.....	42
Figura 3.2. Contenido de carbono por sitio muestreado ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ).....	47
Figura 3.3. Modelo de regresión lineal: a) Relación entre valores estandarizados frente a valores predichos de contenido de carbono; b) Relación de contenido de carbono contra valores de carbono estandarizado; c) Gráfico probabilístico de normalidad; d) Gráfico de valores atípicos.....	49

Figura 3.4. Importancia de las variables del modelo *Random forest* ..... 50

Figura 3.5. Graficas del modelo *Random forest*: a) Clasificación media del error para las diferentes variables de respuesta, b) Gráfico de datos observados contra predicho.... 51

## Capítulo 4

Figura 4.1. Localización del área de estudio. .... 57

Figura 4.2. Relación datos observados vs predichos del modelo de regresión lineal, con los límites de predicción al 95% de confiabilidad: a) Carbono capturado ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ), b) Volumen ( $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$ ), c) Área basal ( $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ ), d) Densidad ( $\text{N ha}^{-1}$ ), e) Altura media (m) y f) Altura dominante (m). La línea central representa la relación entre el valor observado y los predichos (línea 1:1)..... 65

Figura 4.3. Relación datos observados vs predichos del modelo de *random forest* con los límites de predicción al 95% de confiabilidad: a) Carbono capturado ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ), b) Volumen ( $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$ ), c) Área basal ( $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ ), d) Densidad ( $\text{N ha}^{-1}$ ), e) Altura media (m) y f) Altura dominante (m). La línea central representa la relación entre el valor observado y los predichos (línea 1:1)..... 67

# MODELACIÓN GEOESPACIAL PARA EL ESTUDIO DE SERVICIOS AMBIENTALES EN ECOSISTEMAS FORESTALES TEMPLADOS

## RESUMEN

El objetivo de este estudio fue determinar variables ambientales en ecosistemas de clima templado que sirvan como indicadores para evaluar los servicios ambientales, en particular el contenido de carbono a través de modelado geoespacial. Para ello, se caracterizó un ecosistema forestal por medio de índices estructurales (*Shannon-Wiener* ( $H'$ ) y *Pretzsch* ( $A$ )) y su relación con el contenido de carbono ( $CC$ ) obteniendo resultados de los modelos de regresión exponencial con  $R^2=0.62$  y  $R^2=0.59$  (entre  $CC$ , y  $H'$  y  $A$ , respectivamente). Se generó también un modelo para estimar el  $CC$  usando datos LiDAR de baja densidad, donde se encontró una  $R^2=0.91$  para el modelo lineal y 61.32% de precisión para el modelo *Random forest*. Por último, se generaron modelos para estimar el  $CC$ , volumen ( $V$ ), área basal ( $G$ ), *densidad*, altura dominante ( $H_{dom}$ ) y altura media ( $H_{media}$ ), usando datos LiDAR de baja densidad, donde los modelos lineales con mayor precisión fueron para  $H_{dom}$  ( $R^2=0.99$ ) y la  $H_{media}$  con un  $R^2=0.93$ ; la menor precisión fue para  $V$  con un  $R^2=0.36$ . En cambio, los modelos para predecir  $CC$ ,  $G$  y *Densidad* tuvieron un  $R^2$  de 0.74 a 0.77. En los modelos *random forest* se observan  $R^2$  aceptable, que van de 0.79 para determinar  $CC$  y  $V$ , hasta 0.91 para  $H_{media}$ .

**Palabras clave:** LiDAR de baja densidad, Contenido de carbono, Modelo *random forest*, variables dasométricas.

## SUMMARY

The main purpose of present research was to determine environmental variables in temperate forest ecosystems that useful as indicators to evaluate environmental services, in particular carbon stock through geospatial modeling. For that, the structural indexes (*Shannon-Wiener (H')* y *Pretzsch (A)*) and their relation with the carbon stock (*CC*) in a forest ecosystem was characterized and the results was an exponential regression models with  $R^2=0.62$  and  $R^2=0.59$  (between *CC*, and *H'* and *A*, respectively). Also, a model to estimate the *CC* using low-density LiDAR data was generated, where  $R^2=0.91$  was found for the linear model and 61.32% accuracy for the Random forest model. Finally, models for estimating *CC*, volume (*V*), basal area (*G*), density, dominant height (*H<sub>dom</sub>*) and mean height (*H<sub>media</sub>*) were generated using low-density LiDAR data, where linear models with higher precision were for *H<sub>dom</sub>* ( $R^2=0.99$ ) and *H<sub>media</sub>* with  $R^2=0.93$ , and the lowest precision was for *V* with a  $R^2=0.36$ . In contrast, the models for predicting *CC*, *G* and Density had an  $R^2$  of 0.74 to 0.77. In the random forest models an acceptable  $R^2$  was observed, ranging from 0.79 to determine *CC* and *V*, up to 0.91 for *H<sub>media</sub>*.

**Keywords:** low-density LiDAR, carbon stock, *random forest* model, dasometric variables.

# **CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN GENERAL**

## **1.1. INTRODUCCIÓN**

La evaluación de los recursos forestales mediante sensores remotos ha tomado un gran auge en las últimas décadas, hasta el punto que estos conjuntos de datos son utilizados para la toma de decisiones tanto en políticas nacionales como internacionales, en particular los relacionados con las emisiones de CO<sub>2</sub> a la atmósfera procedentes de la deforestación y otros tipos de cambio de uso de suelo. Sin embargo, los avances tecnológicos de teledetección requieren tiempo de modificaciones y ajuste para avanzar hacia un estado operacional para la supervisión y presentación de informes (Goetz y Dubayah, 2010).

En los últimos años, se han creado mecanismos para reducir las emisiones de gases efecto invernadero por deforestación y degradación de los bosques (REDD), los cuales atribuyen un valor monetario basado en su capacidad de almacenar carbono (UNFCCC, 2008), para lo cual se requieren estimaciones precisas de los almacenes de carbono en la vegetación y sus flujos.

Los estudios actuales sobre el ciclo global del carbono, así como las iniciativas de ONU-REDD ponen mayor énfasis en la necesidad de una distribución espacial explícita de las reservas de carbono, tanto la distribución cuantitativa como en los errores asociados, los cuales son importantes para delimitar las incertidumbres en los flujos y almacenes de carbono.

A ese respecto, el uso de sensores remotos es un instrumento fundamental para la evaluación y el monitoreo de los recursos naturales, y en el ámbito forestal proporcionan diferentes alternativas metodológicas como herramienta de apoyo



en la planeación, ejecución e integración de inventarios de la vegetación y la evaluación de los servicios ambientales que presta los bosques (Treviño-Garza, 2001).

Con la información de las imágenes de satélite se pueden generar una gran cantidad de estudios de los recursos naturales, por su capacidad de evaluar cambios periódicamente en una zona en particular. La obtención de esta información puede ser tomada de dos tipos de sensores, los pasivos y los activos; los pasivos son aquellos que registran la energía que la superficie terrestre refleja proveniente del sol, como son las imágenes de satélite (LandSat, Spot, Sentinel, Fotografías aéreas, etc.), a diferencia de los sensores activos que generan su propia energía y envían y reciben las pulsaciones emitidas como son las imágenes de radar y la información LiDAR.

La información LiDAR ha tomado mayor importancia por la facilidad para tomar datos verticales y/o en 3D, y así poder tener estimaciones de mayor precisión en estudios donde se involucren tres dimensiones. Por ejemplo, existen estudios que utilizan este tipo de información para la determinación de carbono almacenado en diferentes ecosistemas de América, como los realizados por Cortes *et al.*, (2014); Antonarakis (2014); Gwenz y Lefsky (2014); Thurner *et al.*, (2014). También, en los bosques de Europa se han generado estudios, como los elaborados por García *et al.*, (2010); Neigh *et al.*, (2013); Maselli *et al.*, (2014). Y en diferentes regiones del mundo como los de Stephens *et al.*, (2012) en Nueva Zelanda.

En otro grupo de estudios se encuentran los que han determinado algunas otras características de la estructura de un bosque como la diversidad, cobertura, índices verticales, etc. como los realizados por; Pasher y King (2010); Jaskierniak *et al.*, (2011); Palminteri *et al.*, (2012); Dupuy *et al.*, (2013); Higgins *et al.*, (2014).

La información LiDAR utilizada en este estudio tiene como principal característica su baja densidad, y que es principalmente utilizada para generar modelos de elevación digital del terreno (información proporcionada por INEGI). Por lo que se pretende obtener un producto secundario de gran interés sin necesidad de incrementar las características de la información LiDAR y por tanto, el costo.

Este estudio ofrece una alternativa para la evaluación y la determinación de una línea base de los bosques mediante sensores remotos, ya que explora nuevas tecnologías que están revolucionando la forma en que se miden los servicios ambientales en los ecosistemas forestales. Una de estas alternativas es el uso de tecnología LiDAR, que permite evaluar la vegetación desde un punto de vista vertical, o tridimensional, puesto que tiene como principal ventaja un sensor activo.

Esta información puede ser trascendental para estimar y/o evaluar los almacenes de carbono, y algunos índices de diversidad y estructura en ecosistemas forestales en respuesta a los constantes cambios en la vegetación ocasionados por efectos naturales o antropogénicos, principalmente en países con escasos recursos económicos donde se requiere mayor precisión.

La presente tesis se compone de cuatro capítulos, el primer de ellos presenta una revisión sobre las características generales de los LiDAR, los tipos existentes y sus aplicaciones. También, se describen brevemente los procesos de este tipo de información para realizar la modelación geoespacial de variables ambientales, como los almacenes de carbono o biomasa y para el cálculo de variables dasométricas. En el segundo se muestra la relación de algunos índices de estructura forestal con el contenido de carbono en los bosques del sur de Nuevo León. En el tercer se compararon dos modelos (modelo lineal y el modelo *random forest*), para la determinación de carbono almacenado por medio de información

LiDAR de baja densidad. Finalmente, se comparó el modelo lineal y el modelo *random forest* para la estimación de variables dasométricas.

## **1.1. JUSTIFICACIÓN**

En México existe información generada por INEGI que se encuentra subutilizada, que regularmente fue producida para un fin en particular, como la información LiDAR, que fue usada para generar modelos de elevación digital de alta resolución (2 m). Aunque esta información tiene una baja densidad (0.021 puntos/m<sup>2</sup>) podría ser utilizada para obtener productos alternativos como la estimación del carbono almacenado o variables dasométricas a nivel rodal. De aquí, que el presente estudio pretende demostrar que este tipo de información LiDAR de baja densidad puede servir como insumo en los estudios de la vegetación y su contenido de carbono, sobre todo a bajo costo, puesto que el costo de esta información ya fue considerado en el producto principal.

## **1.2. HIPÓTESIS**

Con información LiDAR de baja densidad y modelación geoespacial se puede cuantificar los servicios ambientales que proporcionan los bosques templados del noreste de México. Para este estudio se determinó una hipótesis por capítulo, las cuales fueron:

- Existe una relación entre carbono capturado y los índices de diversidad horizontal de Shannon-Wiener y de diversidad vertical de Pretzsch.

- Existe una alta correlación lineal entre el Contenido de Carbono y la información LiDAR de baja densidad.
- Existe una correlación entre la información LiDAR de baja densidad y la variables dasométricas más importantes a nivel rodal.

### **1.3. OBJETIVOS**

#### **1.3.1. Objetivo general**

Determinar variables ambientales en ecosistemas de clima templado, que sirvan como indicadores para evaluar los servicios que estos prestan a través de modelación geoespacial.

#### **1.3.2. Objetivos particulares**

- ❖ Caracterizar un ecosistema forestal por medio de índices estructurales y su relación con el contenido de carbono en la región noreste de México.
- ❖ Generar un modelo estadístico que estime el contenido de carbono en bosques de clima templado del noreste de México, usando datos LiDAR de baja densidad.
- ❖ Generar modelos estadísticos que estimen el contenido de carbono, volumen, área basal, densidad, altura dominante y altura media en bosques de clima templado del noreste de México, usando datos LiDAR de baja densidad.

## **1.4. ANTECEDENTES**

### **1.4.1. Sensores remotos**

Los sensores remotos son instrumentos instalados en un satélite artificial o en un equipo aerotransportado que permiten registrar información a distancia para caracterizar un área en particular. Esta información capturada es ordenada en una matriz de celdas llamadas pixel, cada pixel recoge información reflejada por la superficie de la Tierra, la que procesada adecuadamente permiten obtener información temática de gran valor sobre las características de ella.

La información recolectada contenida en las imágenes de satélite se pueden realizar una amplia gama de aplicaciones, considerando la posibilidad de observar los cambios en la superficie terrestre y posibilitando evaluar periódicamente un área geográfica en específico. En el campo de la percepción remota aplicada al monitoreo de los recursos forestales existen dos grupos de sensores empleados regularmente, los sensores pasivos y los activos. Los pasivos son aquellos que registran la energía solar reflejada y/o emitida por la superficie terrestre (imágenes multiespectrales y fotografías aéreas). Por otra parte, los activos son aquellos que emiten sus propias pulsaciones, los cuales una vez que interactúan con la superficie terrestre son regresados al instrumento en donde se registra la naturaleza de la energía resultante (Radares de apertura sintética y LiDAR).

Entre los sensores pasivos existe una amplia gama como son: sistemas fotográficos, radiómetros multiespectrales e hiperespectrales, espectrómetros de imagen. Existe una diversidad de sensores remotos a través de los cuales se obtienen imágenes satelitales de diferentes resoluciones que son de distribución libre o con un costo relativamente bajo (p.ej. AVHRR (1090 m) y MODIS (250-1000 m) con resoluciones bajas y Landsat (30 m), SPOT XS (10 m) de media

resolución), pero se dispone de imágenes con mayor resolución espacial (>5 m) como Quickbird, Rapideye o Sentinel-2A, entre otros (He *et al.*, 2015).

Entre los sensores activos, por su nivel de importancia destacan el SAR (*Synthetic Aperture Radar*) que es un tipo de sistema RADAR (*Radio Detection And Range*) y el LiDAR (*Light Detection And Ranging*), estos sensores basan su tecnología en emitir señales de microondas hacia una dirección determinada, chocan con los objetos y son dispersadas, la energía reflejada por el objeto es recibida por el sensor, una vez recibida la información, se observa la intensidad (detección) y el retardo de tiempo (distancia) de las señales o eco de retorno y se analiza para determinar la localización y las propiedades de los objetos. El SAR trabaja en una banda del espectro comprendida en el rango de 1 cm a 1 m y polarizadas en un plano vertical u horizontal.

El LiDAR es un sensor activo, análogo al SAR pero con tecnología láser, se utiliza para estudios de precisión y son instalados principalmente en aviones. Esta tecnología óptica de teledetección mide la distancia a un objeto y algunas otras propiedades como sus dimensiones o consistencia. La tecnología LiDAR tiene aplicaciones en geomática, arqueología, geografía, geología, geomorfología, sismología, silvicultura, teledetección, física atmosférica, cartografía de barrido láser aerotransportado, altimetría láser y cartografía para el contorno.

Los datos LiDAR ofrecen una alternativa para realizar monitoreo en áreas forestales, esta herramienta ha sido utilizado con éxito en la estimación de diferentes parámetros forestales como: número de individuos, área basal, altura del dosel, altura dominante, volumen de madera, biomasa, diámetro de las copas, etc. (Vosselmann & Mass G., 2010).

### 1.4.2. Historia de la información LiDAR

LiDAR fue desarrollado en la década de 1960, poco después de la invención del láser. El láser consistió en imágenes combinadas de los radares con la capacidad para calcular las distancias midiendo el tiempo que tarda la señal en volver. Sus primeras aplicaciones fueron en meteorología, la cual se utilizaron para medir las nubes por el Centro Nacional para la Investigación Atmosférica.

La suposición de que LiDAR era un acrónimo que vino después, a partir de 1970, y se basó en el supuesto de que, dado que el término LiDAR debe significar "*Light Detection And Ranging*". Aunque el "radar" ya no se trata como un acrónimo y está universalmente sin mayúsculas, la palabra "lidar" se convirtió en mayúscula como LIDAR en algunas publicaciones a partir de la década de 1980. Hoy en día no existe un consenso en la capitalización, lo que refleja la incertidumbre sobre si es o no es un acrónimo, y si se trata de un acrónimo, si debe estar en minúsculas, como "radar".

Para los 80's, en la Universidad de Stuttgart se realizaron estudios que demostraban la alta precisión geométrica de un sistema laser, pero fue complicado hacer uso de esa tecnología ya que no estaban desarrollados los sistemas de posicionamiento global (GPS) como lo están actualmente (National Oceanic and Atmospheric Administration, 2008).

No fue hasta los 90's que el láser se empleó en levantamientos topográficos como un sensor remoto activo. En ese momento, esta información resultó de interés para los usuarios de los datos geoespaciales, ya que se considera robusta y proporciona alta densidad de información que no se logra con otros medios (Schuckman y Renslow, 2012).

### 1.4.3. Característica de la información LiDAR aerotransportado

La tecnología LiDAR es resultado de la integración de las tecnologías GPS, Unidad de Medición Inercial y sensor láser, se utiliza para la colecta de datos de altitud. Estos datos sirven para definir la superficie del terreno y generar Modelos Digitales de Elevación (MDE). El levantamiento LiDAR tiene ventajas sobre la captura con métodos convencionales: requiere de mínimo control geodésico en suelo, los datos tienen una mayor densidad y una mayor precisión.

Los LiDAR son utilizados para realizar evaluaciones en vertical de la vegetación, aunque por sí solo no atraviesa la vegetación, sino que parte de los puntos que “se cuelan” a través del ramaje, llegando hasta los estratos inferiores y produciendo así el retorno. Por eso, cuanto más separación haya entre puntos, menos retorno existirá en la vegetación interior (Figura 1.1).

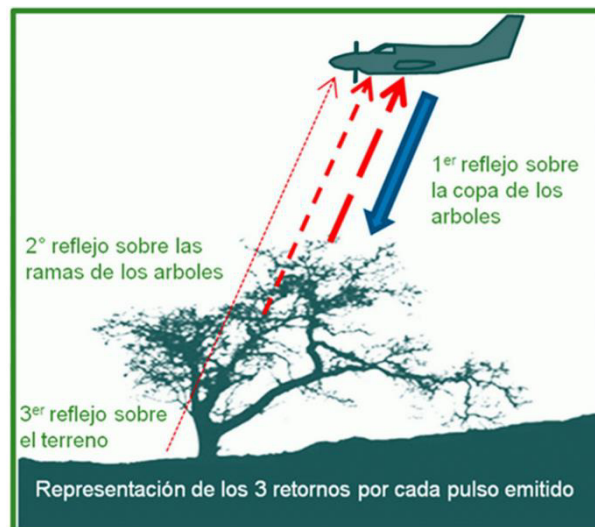


Figura 1.1. Representación de retornos en la vegetación (Fuente: <http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/geodesia/lidar.aspx>).



En caso de formaciones forestales con especies caducifolias, si se desea obtener información de la superficie, se deberá hacer el vuelo cuando las hojas no estén en el árbol. En el caso de formaciones perennes, para conseguirlo se deberá optar por aumentar la concentración de puntos. Una característica distintiva de los retornos en zonas de vegetación es que éstos se pueden producir a diferentes niveles, siendo posible que el último retorno se produzca al nivel del terreno.

#### **1.4.4. Tipos de LiDAR**

El LIDAR aéreo o aerotransportado, es un sensor activo que consta de un telémetro emisor de luz láser y de un espejo que desvía el haz perpendicularmente a la trayectoria del avión, generando una serie de pulsos de luz que al entrar en contacto con los objetos o el terreno refleja al sensor parte de la energía del pulso emitido. Normalmente utilizado para grandes áreas, el sensor se coloca en un avión, que normalmente vuela a una altura entre 400 y 2500 m sobre la superficie. La precisión suele estar en este caso entre 9.2 cm y 18.5 cm verticalmente, y entre 20 cm y 1 m horizontalmente.

LiDAR aéreo de baja altitud, es otro tipo de sensor que se utiliza principalmente para estudios de vías de comunicación e infraestructuras lineales (por ejemplo, líneas eléctricas). La altitud de vuelo es mucho menor y va de 50 m a 200 m sobre la superficie, si están montados en drones, y alturas de 200 a 800 m sobre la superficie normalmente el sensor va montado sobre helicópteros. De esta forma se consiguen densidades que oscilan entre 20 y 100 puntos por metro cuadrado, con precisiones también mayores.

LiDAR móvil. El sistema está montado en la parte trasera de un vehículo, de tal forma que el láser rota 360° continuamente durante la operación, mientras que el

vehículo avanza. La precisión en este caso es la mayor en relación con el resto de las técnicas. La distancia máxima de alcance suele ser de unos 200 m desde el sensor, y la densidad hasta 4000 puntos por metro cuadrado.

LiDAR terrestre. En este caso, el sistema no se encuentra montado sobre ningún dispositivo móvil, sino que se localiza fijo sobre un trípode, y se utiliza para estudiar un área concreta de interés (por ejemplo: un puente, un edificio, un grupo de árboles en particular). La precisión es muy alta, pero la cantidad de datos a recoger está limitado puesto que se trata de sistemas estacionarios.

#### **1.4.5. Características de los LiDAR**

La información LiDAR es un conjunto de puntos con posición tridimensional (coordenadas  $X$ ,  $Y$ , y  $Z$ ), aunque adicionalmente a estas, se cuenta con información característica de este tipo de sistemas que corresponde a los atributos de intensidad, clasificación, número de retorno y tiempo de captura GPS, entre otros. Esta información es denominada nube de puntos.

*La nube de puntos* se genera en archivos binarios en formato LAS, que corresponde a un estándar abierto para el intercambio de datos de LiDAR entre generadores y usuarios; es de tipo binario y su uso es alternativo a formatos de sistemas propietarios y genéricos de intercambio ASCII.

La nube de puntos en formato LAS es útil para la generación de imágenes de intensidad; tiene una amplia utilidad para la clasificación y filtrado (automático y manual) de puntos del terreno y los ubicados por encima de éste. Es el insumo principal para la generación de MDE LiDAR en formato vectorial como el TIN

(*Triangulated Irregular Network*) o en ráster como una malla regular de datos de elevación.

Para recolectar la información de la nube de puntos es importante considerar una serie de características del sensor con el que se toma el conjunto de datos, entre los que destacan la altura de vuelo, la densidad de puntos y pulsos de repetición, entre otros (Figura 1.2).

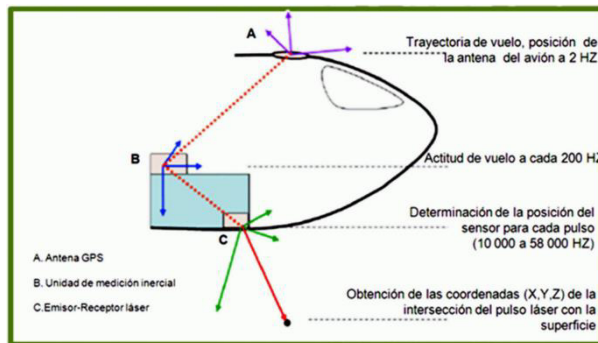


Figura 1.2. Diagrama de características de LiDAR (Fuente: <http://www.inegi.org.mx/geo/contenidos/geodesia/lidar.aspx>).

La *altitud de vuelo* es un concepto que se explica por sí mismo, pero existen varias características que se deben de considerar, por ejemplo: que a mayor altura, bajo las mismas condiciones, menor precisión en los datos y menor densidad de puntos.

Una *densidad de puntos*, es la cantidad de puntos por una superficie en particular, en general, a mayor cantidad de puntos mayor precisión en las estimaciones del objeto a medir. Aunado a los *pulsos de repetición* que es el ritmo al que el láser emite pulsos, y se mide en Kilohercios (KHz). Por ejemplo, un pulso de 200 KHz de un determinado sensor significa que el LiDAR emite pulsos 200.000 veces por segundo (y por tanto el receptor también recibe posteriormente esa información).

Existen más características del sensor que se deben de considerar a la hora de procesar información LiDAR, como: *Frecuencia de escaneo* que emite los pulsos de repetición y el escáner oscila (se mueve hacia delante y hacia atrás); el *ángulo de escaneo* que es el ángulo al que el escáner se mueve desde un extremo hasta el otro y se mide en grados. Este ángulo se puede ajustar en función de la aplicación que se le quiera dar.

También se debe de considerar características del vuelo como son: *espaciamiento de la línea de vuelo, la distancia entre los puntos de impacto (Espaciamiento nominal entre puntos), distancia del área de cubrimiento (Bandas) y el traslape entre líneas de vuelo del LiDAR*. Estas características se deben de determinar en función de la aplicación, y de las características del terreno sobrevolado.

#### **1.4.6. Procesamiento de información LiDAR**

Existen varias formas de procesar información LiDAR dependiendo el tipo de sensor con el que fue tomada y la aplicación hacia donde está dirigido el estudio a realizar, pero se puede resumir en seis procedimientos principales.

*Recolección de datos.* Disponer de los datos es el primer paso para poder sacarles provecho. Se genera la nube de puntos por medio del tipo LiDAR elegido (aerotransportado, terrestre, etc.), una vez obtenida se eliminan los retornos que presentan anomalías altimétricas (puntos altos y bajos); enseguida los puntos de la nube se comparan con puntos de control terrestre con el objeto de reducir errores sistemáticos en altura; finalmente, se aplica un proceso de ajuste entre líneas que permite reducir otros errores a fin de procurar la redundancia en áreas de sobre posición.

*Creación de estadísticos de datos LiDAR.* Para la gestión de los datos, el siguiente paso consiste en extraer los datos en bruto de la nube de puntos. Este proceso normalmente se llama pre-procesado, y consiste en validar los datos obtenidos en función de los resultados de la posición del GPS abordo, y otros parámetros. Una vez realizado esto, se obtiene un archivo de salida en formato LAS, que contiene la información de la nube de puntos y sus estadísticas básicas, que son el estándar para la mayoría de los sistemas LiDAR.

*Determinación de modelo digital de la vegetación.* Aunque en esta etapa los datos ya presentaban una clasificación para la clase de terreno, se aplica un procedimiento para la generación del MDT (Modelo Digital del Terreno), este algoritmo permite filtrar sólo los puntos de terreno a partir de una función que se ejecuta para cada punto de los datos LiDAR. Posteriormente, se aplica otro algoritmo que filtra sólo los puntos con mayor altura en un área determinada por el usuario, y así obtener el MDS (Modelo Digital de Superficies). Cuando se tiene el MDT se normalizan las alturas de la nube de puntos, de tal forma, que los valores de altura están referidos al terreno local y no a la superficie de referencia que tenían los datos crudos. Una vez que se han normalizado los datos se realiza una diferencia de alturas entre el MDT y el MDS obteniendo el Modelo Digital de Vegetación (MDV).

*Generación del modelo de regresión.* Para esta fase se debe de definir las variables se integrarán al modelo, que es la variable dependiente calculada en campo (carbono contenido, volumen, altura, etc.) y las variables independientes que se obtienen del procesamiento de la información LiDAR (MDV y sus estadísticos de retorno, elevación e intensidad), definidas de las mismas áreas o unidades de muestreo. Estas variables se relacionaran entre sí mediante modelos de regresión lineal y/o no lineal, buscando el modelo estadístico y los parámetros más adecuados según los definidos por el usuario.

Una vez que se han definido el modelo a utilizar, se realiza una *extrapolación del modelo* a toda la zona de estudio, utilizando las variables de la información LiDAR previamente generadas. Por último, se realiza una *validación del modelo*, donde se compara la información generada con el modelo y la información de campo.

#### **1.4.7. Aplicaciones de LiDAR**

Los sistemas LiDAR basan su tecnología en emitir señales de microondas hacia una dirección determinada, chocan con los objetos y son dispersadas, la energía reflejada por el objeto es recibida por el sensor, una vez recibida la información, se observa la intensidad (detección) y el retardo de tiempo (distancia) de las señales o eco de retorno, esta información es analizada para determinar la localización y las propiedades de los objetos. Es por esa razón que los LiDAR aerotransportados son utilizados para estudios de precisión y son tomados principalmente por aviones, helicópteros y/o drones. Existe una amplia variedad de aplicaciones de la información LiDAR, una de las principales aplicaciones es la evaluación de los recursos naturales como son:

En recursos naturales principalmente en biología y conservación de los recursos ha encontrado muchas aplicaciones en el sector forestal, como son la medición de alturas, del dosel, de biomasa y área foliar, incluso de diámetros a diferentes alturas.

En geología, topografía y edafología, generando mapas digitales de elevación (DTM y DEM) de alta resolución formadas por LIDAR aerotransportado y fijos. Esto ha dado lugar a avances significativos en la geomorfología detectando sutiles características topográficas tales como terrazas fluviales y bancos de

canales fluviales, para medir la elevación de la superficie terrestre bajo el dosel de la vegetación.

En agricultura, donde ayuda a los agricultores a determinar en qué áreas de sus campos deben aplicar fertilizantes costosos, ya que se puede crear un mapa topográfico de los campos y revela las pistas y de la exposición al sol de la tierra agrícola.

En arqueología se utiliza para la planificación de las campañas de campo, mapeo de características bajo dosel del bosque, y proporcionar una visión general de amplias funciones continuas que pueden ser indistinguibles en el suelo.

Y en algunas otras aplicaciones como: pistolas de velocidad para medir la velocidad de los vehículos; en tácticas militares para recoger suficiente detalle del terreno para identificar objetivos, tales como tanques, bodegas campamentos; en robótica para la percepción del medio ambiente y la clasificación de objetos.

#### **1.4.8. Estudios de imágenes LiDAR para la cuantificación de almacenes de carbono.**

En el caso particular del sector forestal, la información LiDAR ha tomado mayor importancia ya que su capacidad multiretorno permite describir con precisión la estructura de la vegetación capturando información tridimensional de los diferentes estratos y del suelo.

Al inicio de la aplicación de la información LiDAR, se utilizaron los sensores laser obteniendo perfiles altimétricos del terreno y de la vegetación tropical que la

mayor parte del año estaba cubiertos por nubes y era difícil ser monitoreados por sensores remotos convencionales (sensores pasivos). Los estudios que se realizaron a finales de los 90's y a principio de los 2000's fueron realizados con información de baja resolución espacial apenas de unos metros (3-5 m) como el realizado por Blair y Hofton (1999); Blair *et al.*, (1999), en la selva de América central; o el desarrollado por Sun y Ranson (2000), donde estudio la estructura del bosque; Weishampel *et al.*, (2000) determinaron volumen en bosques tropicales lluviosos.

Los estudios realizados utilizando LiDAR en la evaluación de los recursos forestales cubre temas desde la determinación de variables dasométricas con una resolución de centímetros, como los realizados por Lim *et al.*, (2003), donde evaluaron altura, biomasa y volumen del dosel; o Coops *et al.*, (2007), que evaluaron varias atributos de la estructura de dosel; González-Ferreiro *et al.*, (2012) determinaron diferentes variables del dosel como altura media cuadrática, altura dominante, área basal en bosque de pino en España; Ortiz-Reyes (2014) quien realizó estudios para determinar cobertura, biomasa, volumen y área basal en bosque templados de México; Guerra-Hernández *et al.*, (2016), también evaluaron variables dasométricas con LiDAR de baja resolución en bosques Mediterráneos en España, como estos estudios existen varios en distintas revistas prestigiosas alrededor del mundo, con diferentes modelos y tipos de sensores.

En algunos casos, van enfocados a la medición de árboles individuales, como los estudios realizados por Valbuena-Rabadán *et al.*, (2014), donde evaluaron altura total y diámetro normal de árboles individuales al noreste de España; o los estudios realizados por Curtis y Wing (2011), donde evaluaron el número de individuos, su altura total y su biomasa en bosque de coníferas en noroeste de los Estados Unidos.



Otra línea de investigación es la estimación de variables ambientales como la biomasa o el contenido de carbono, como los realizados por Estornell *et al.*, (2012), que desarrollaron estudios de biomasa en arbustos en el Mediterráneo (España), o Asner *et al.*, (2012), que evaluaron el contenido de carbono en los bosques de Colombia.

## CAPÍTULO 2. ESTRUCTURA DE UN ECOSISTEMA FORESTAL Y SU RELACIÓN CON EL CONTENIDO DE CARBONO EN EL NORESTE DE MÉXICO

### RESUMEN

En este estudio se plantea que existe una relación entre la diversidad horizontal y vertical de la vegetación con el contenido de carbono. El objetivo fue caracterizar la estructura ecosistemas forestales por medio de índices que describan el comportamiento del contenido de carbono en la región noreste de México. Se establecieron 10 sitios de muestreo de 2500 m<sup>2</sup>, las variables fueron diámetro normal ( $d_{1.30}$ ) y la altura total ( $h$ ). Se calculó la altura promedio, diámetro promedio, área basal ( $G$ ), contenido de carbono ( $CC$ ), e índices de Shannon-Wiener ( $H'$ ) y Pretzsch ( $A$ ). El sitio 3 tuvo mayor  $G$  con  $49.01 \pm 7.74$  m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>, y el sitio 8 menor  $G$  ( $22.67 \pm 2.5$  m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>). El sitio 3 tuvo mayor  $CC$  ( $123.48 \pm 17.19$  Mg ha<sup>-1</sup>), el sitio 8 tuvo menor  $CC$  con  $58.35 \pm 5.75$  Mg ha<sup>-1</sup>. En cuanto a los índices, el sitio 2, presenta el mayor valor  $A=2.53$ , con un  $A_{max}=3.5$ , y el sitio 6 con menores valores ( $A=1.5$  y  $A_{max}=2.48$ ) el índice de Shannon-Wiener en el sitio 2 fue de  $H'=1.78$  y  $H'_{max}=2.40$ , el más bajo fue para el sitio 8 ( $H'=0.83$  y  $H'_{max}=1.10$ ). Para los modelos de regresión entre  $CC$  y  $H'$  y  $A$  el mejor modelo fue un exponencial con un  $R^2=0.62$  y  $R^2=0.59$  (respectivamente). Se concluye que sí existe una relación entre carbono capturado y los índice de diversidad horizontal de Shannon-Wiener y el índice de diversidad vertical de Pretzsch.

**Palabras clave:** Índice de Shannon- Wiener, índice de vertical de Pretzsch, contenido de carbono.

## STRUCTURE OF A FORESTRY ECOSYSTEM AND ITS RELATIONSHIP WITH CARBON CONTENT IN NORTHEAST MEXICO

### SUMMARY

In this study it is proposed that there is a positive relationship between the horizontal and vertical diversity of the vegetation with the carbon content. The objective was characterize the forest ecosystem structure through indices that describe the behavior of the carbon content in the northeastern region of Mexico. 10 sampling sites 2500 m<sup>2</sup> were established, the variables normal diameter ( $d_{1.30}$ ), total height ( $h$ ) were taken. Basal area ( $G$ ), carbon ( $CC$ ), and indices of Shannon-Wiener ( $H'$ ) and Pretzsch ( $A$ ) was calculated. Site 3 had the highest  $G$  with  $49.01 \pm 7.74$  m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>, and site 8 had  $G$  ( $22.67 \pm 2.5$  m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>). Site 3 had the highest value  $CC$  ( $123.48 \pm 17.19$  Mg ha<sup>-1</sup>), the site 8 had the lowest  $CC$  with  $58.35 \pm 5.75$  Mg ha<sup>-1</sup>. In terms of indices, site 2, had the highest value  $A = 2.53$ , with  $A_{max} = 3.5$ , and the site 6 had the lowest values ( $A = 1.5$  and  $A_{max} = 2.48$ ) for the Shannon-Wiener in Site 2 had the highest values  $H' = 1.78$  and  $H'_{max} = 2.40$ , the lowest was for the site 8 ( $H' = 0.83$  and  $H'_{max} = 1.10$ ). For the best regression model between  $CC$  and  $H'$  and  $A$  was an exponential with  $R^2 = 0.62$  and  $R^2 = 0.59$  (respectively). We conclude that there is a relation between captured carbon and the horizontal diversity index of Shannon-Wiener and the index of vertical diversity of Pretzsch.

**Keywords:** Shannon- Wiener index, Pretzsch vertical index, carbon stock.

## 2.1. INTRODUCCIÓN

Los ecosistemas forestales tienen una estructura que comprende parámetros que describen las condiciones de un bosque. La estructura por su fácil modificación es uno de los aspectos más relevantes en el ámbito forestal. Usualmente es referida a la forma en que los atributos de los árboles están distribuidos en los ecosistemas forestales (Gadow *et al.*, 2007; Bettinger *et al.*, 2009; Gadow *et al.*, 2012).

La composición y estructura en un bosque son referencias fundamentales de los patrones y las relaciones dentro de un sistema ecológico determinado. La importancia de la estructura biológica es su autoorganización, la cual involucra regeneración, mortalidad de árboles y una variedad de interacciones entre individuos, que a su vez afectan las propiedades de ese ecosistema (Joao y Carvalho, 2011; Gadow *et al.*, 2012).

Las propiedades de un ecosistema forestal incluyen la producción de biomasa, el almacenamiento de carbono, la biodiversidad, la captura de agua, entre otros; y la calidad de los servicios ecosistémicos dependen en mayor medida del manejo que se realice para llegar a un fin determinado (Ruiqiang, 2014). Por esta razón, es necesario realizar una correcta caracterización de la estructura de ecosistemas y así efectuar una adecuada toma de decisiones en el manejo de los recursos forestales (Jiménez *et al.*, 2001; Wehenkel, 2011; Bannister y Donoso, 2013).

El manejo de los recursos forestales para la producción maderable no está contrapuesto con el manejo para incrementar los almacenes de carbono, y mucho menos reduciendo la diversidad del estrato arbóreo, por lo que en este estudio se plantea que existe una relación positiva entre la diversidad horizontal y vertical de la vegetación con el contenido de carbono. Por tal motivo, el objetivo fue caracterizar un ecosistema forestal por medio de índices estructurales y su

relación con el contenido de carbono en la región noreste de México, con la finalidad de generar nuevas herramientas para la adecuada toma de decisiones en el manejo de estos ecosistemas.

## **2.2. MATERIALES Y MÉTODOS**

### **2.2.1. Descripción del área de estudio**

El área de estudio se localiza sur del estado de Nuevo León (Noreste de México) en el municipio de General Zaragoza, ubicado geográficamente entre 23° 45', 25° 32' latitud norte y 99° 27', 100° 25' longitud oeste (Figura 2.1). El clima es semifrío subhúmedo con lluvias en verano (C(E)(w)), la temperatura media anual es de 16 a 18° C, con una precipitación media anual de 400 a 1200 mm (García, 1981).

El tipo de suelo predominante es litosol con profundidades que varían de 15 a 30 cm, los tipos de vegetación presentes en la región son bosques de coníferas conformados por asociaciones de Pino-encino, Encino-pino, y pequeñas zonas con presencia de Abies, Pseudotsuga y Picea (INEGI, 2004).

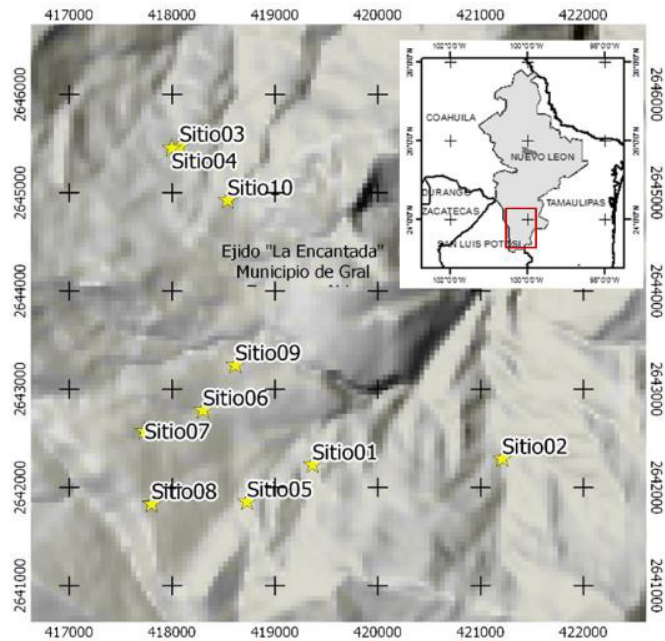


Figura 2.1. Localización del área de estudio.

### 2.2.2. Toma de datos

Se establecieron 10 sitios de muestreo de 2500 m<sup>2</sup> (50 x 50 m) cada uno, conforme a las características utilizadas para los sitios permanentes de investigación forestal (Corral-Rivas *et al.*, 2009). En cada uno de los sitios se midieron variables dendrométricas de cada uno de los árboles mayores a 10 cm de diámetro normal como: diámetro normal ( $d_{1.30}$ ), altura total ( $h$ ), diámetro de copa ( $dc$ ) y algunas medidas adicionales como distancia y azimut.

### 2.2.3. Análisis de datos

Con la información recabada en campo se calculó para cada sitio de muestreo estimadores dasométricos como el área basal ( $G$ ), indicadores ambientales como el contenido de carbono ( $cc$ ), e índices estructurales como índices de diversidad de especies horizontal (índice de Shannon-Wiener), para la diversidad vertical (índice de Pretzsch) y el índice de valor de importancia (IVI).

El área basal se calculó como la suma por unidad de superficie de todos los fustes a nivel del diámetro normal, es otra expresión combinada de diámetro y número de árboles (Ecuación 2.1).

$$G = \sum_1^n \frac{\pi}{4} * d^2 \quad [2.1]$$

Donde:

$G$  = área basal

$d$  = diámetro normal

$\pi$  = constante (3.1416)

$n$  = número de árboles presentes en el sitio de muestreo.

Para la cuantificación de carbono almacenado se utilizaron ecuaciones alométricas previamente generadas por diferentes autores en condiciones fisiográficas similares para las especies más importantes (Tabla 2.1).

Tabla 2.1. Ecuaciones alométricas por especie.

Especie	Ecuación	Autor
<i>Picea martinezii</i> T. F. Patterson	$V=0.00239 * D^2 * H + 0.06439$	Zianis <i>et al.</i> , 2005
<i>Abies vejarii</i> Martínez	$CC=0.035 * D^{2.513}$	Avendaño <i>et al.</i> , 2009
<i>Pseudotsuga menziesii</i> (Mirb.) Franco	$BA=0.1354 * D^{2.3033}$	Návar, 2009
<i>Cupressus arizonica</i> Greene	$CC=0.2637 * D^{1.7698}$	Vigil, 2010
<i>Pinus ayacahuite</i> Ehrenb. ex Schltld.	$BA=0.2893 * D^{2.1569}$	Návar, 2009
<i>Pinus teocote</i> Schiede ex Schlectendal et Chamisso	$BA=0.40196 * D^2$	Aguirre y Jiménez, 2011
<i>Pinus pseudostrobus</i> Lindl.	$BA=0.35179 * D^2$	Aguirre y Jiménez, 2011
<i>Taxus globosa</i> Schltld	$V=(3.1416 * R^2 * H) / 3$	
<i>Quercus spp</i>	$CC=0.0192 * D^{2.7569}$	Tomas, 2013
Otras hojosas	$V=0.00009001 * D^{2.38434} * H^{0.16699}$	PROBOSQUE, 1990

Donde V=Volumen ( $m^3 ha^{-1}$ ), BA=Biomasa aérea ( $Mg ha^{-1}$ ), CC= Carbono capturado ( $Mg ha^{-1}$ ), D=Diámetro Altura de Pecho (m), H=Altura total (m), R=Radio (D/2).

En la mitad de los casos se cuenta con ecuaciones alométricas específicas para obtener el contenido de carbono, para el resto de las especies se utilizaron las ecuaciones para estimar biomasa y multiplicando con un factor (0.50) se obtuvo el carbono almacenado. En el caso de los encinos, se agruparon para utilizar una sola ecuación, y de la misma manera para otras hojosas.

Para los índices estructurales se calculó el índice de valor de importancia (IVI) (Ecuación 2.2), que es un índice sintético estructural, desarrollado principalmente para jerarquizar la dominancia de cada especie en rodales mezclados y se



calculó sumando la dominancia relativa, la densidad relativa y la frecuencia relativa (Curtis y McIntosh, 1951).

$$IVI = \frac{(A_{rel} + D_{rel} + F_{rel})}{3} \quad [2.2]$$

Donde:

$A_{rel}$ = Abundancia relativa

$D_{rel}$ = Densidad relativa

$F_{rel}$ = Frecuencia relativa

El índice de diversidad de especies horizontal se puede definir como el número de especies en una unidad de área; tiene dos componentes principales la riqueza (número de especies) y la equitatividad (número de individuos de una sola especie). Uno de los más usados es el índice de Shannon-Wiener ( $H'$ ) (Shannon y Wiener, 1949) (Ecuación 2.3).

$$H' = - \sum_{i=1}^S P_i * \ln(P_i) \quad [2.3]$$

Donde:

$S$  = número de especies presentes.

$P_i$  = proporción de las especies  $p_i = n_i/N$

$n_i$  = número de individuos de la especie  $i$ .

$N$  = número total de individuos.

La distribución vertical de las especies se estimó mediante el índice de Pretzsch ( $A$ ) (Pretzsch, 2009). El cual utiliza diferentes zonas de altura para la detección de cambios en la diversidad arbórea en los diferentes estratos del bosque (Ecuación 2.4).

$$A = - \sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^Z p_{ij} * \ln(p_{ij}) \quad [2.4]$$

Donde:

$S$  = número de especies presentes.

$Z$  = número de estratos de altura.

$p_{ij}$  = porcentaje de especies en cada zona  $p_{ij} = n_{ij}/N$

$n_{ij}$  = Número de individuos de la especie  $i$  en el estrato  $j$ .

$N$  = Número total de individuos.

Una vez que se calculó el contenido de carbono y los índices se buscó una relación entre ellos, para generar un modelo de regresión.

Los análisis se realizaron con el paquete estadístico SPSS® ver. 19.0 para detectar si existen diferencias significativas de las variables contenido de carbono y el valor de los índices, se aplicó un análisis de varianza de un factor (ANOVA). Una vez que se encontró diferencias significativas ( $p > 0.05$ ) se realizó una comparación múltiple de medias mediante la prueba de Tukey (Zar, 2010).

### 2.3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Se registraron ocho familias, 12 géneros y 21 especies arbóreas de las cuales seis son coníferas y el resto son latifoliadas. La familia Pinaceae es la más importante por su riqueza con cuatro géneros; *Abies*, *Picea*, *Pseudotsuga*, *Pinus*; este último, representado por tres especies (*Pinus ayacahuite*, *P. teocote* y *P. pseudostrobus*). Para el género *Quercus*, se encuentra representado con ocho especies (*Quercus affinis*, *Q. cordifolia*, *Q. germana*, *Q. greggii*, *Q. laeta*, *Q. mexicana*, *Q. polymorpha* y *Q. sideroxylla*) y las restantes especies pertenecen a una familia cada una.

En el Anexo 2.1, se puede observar el índice de valor de importancia (IVI), donde el mayor peso específico fue para el género *Pinus* (sitio 5, 6, 7, 8, 9), *Quercus* (sitio 4, 10), *Picea* (sitio 1), *Abies* (sitio 2), *Cupressus* (sitio 3). Las especies con mayor importancia en la mayoría de los sitios muestreados fueron: *Pinus teocote* (sitios del 6 al 10) y *Quercus cordifolia* (8, 9 y 10).

El sitio 2 presentó la mayor cantidad de especies con 12, seguido del sitio 4 con 10 y el sitio con menos especies fue el sitio 8 que solo presentó tres especies, los sitios 6 y 7 están representados por 4 especies, y el resto oscila entre 5 y 7 especies por sitio (Tabla 2.2). Todos los sitios, tienen por lo menos una especie de Pino (*Pinus pseudostrobus*) y una especie de encino (*Quercus affinis*), seguido de *Pinus teocote* y *Arbutus xalapensis* que se encuentra presente en 7 sitios (sitios 4-10). Las especies con menos presencia (una por sitio) son: *Quercus germana*, *Q. greggii*, *Q. mexicana*, *Q. polymorpha*, *Carpinus caroliana* y *Ulmus crassifolia*.

Tabla 2.2. Relación de especies por sitio de muestreo.

Especie	Sitio									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
<i>Abies vejarii</i>	*	*	*	*		*				
<i>Arbutus xalapensis</i>		*		*	*	*	*	*	*	*
<i>Carpinus caroliana</i>		*								
<i>Cupressus arizonica</i>			*	*						
<i>Picea martinezii</i>	*	*								
<i>Pinus pseudostrobus</i>	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
<i>Pinus ayacahuite</i>	*	*	*		*				*	*
<i>Pinus teocote</i>				*	*	*	*	*	*	*
<i>Populus tremuloides</i>				*						
<i>Pseudotsuga menziesii</i>	*	*	*	*						*
<i>Quercus affinis</i>	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*
<i>Quercus cordifolia</i>								*	*	*
<i>Quercus germana</i>				*						
<i>Quercus greggii</i>					*					
<i>Quercus laeta</i>				*			*			
<i>Quercus mexicana</i>		*								
<i>Quercus polymorpha</i>		*								
<i>Quercus sideroxylla</i>					*	*	*			
<i>Taxus globosa</i>	*	*	*							
<i>Ulmus crassifolia</i>		*								

En este estudio la mayoría de las altura promedio fluctúan entre 11.13 y 14.03, excepto para los sitios 1 y 3 que tienen una altura promedio de 17.14 y 20.57 m. Los sitios con mayor diámetro promedio son los sitios 3 y 9 con 36.01 y 32.46 cm,

respectivamente, mientras que el sitio con menor diámetro promedio fue el sitio 4 con 17.93 cm.

Para el área basal presenta diferencias significativas entre los 10 sitios ( $p=0.109$ ). El sitio con mayor área basal fue el 3 con  $49.01 \pm 7.74 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$ , los valores altos en área basal restringen el crecimiento y el vigor de los árboles, y el sitio con menor área basal fue el sitio 8 con  $22.67 \pm 2.5 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$ ; este sitio presenta condiciones favorables para el crecimiento de la masa, ya que tiene poca competencia entre copas. Los valores encontrados en este sitio son similares a los encontrados por García (2000) que fueron de  $25.75 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$  pero son menores a los reportados por Aguirre *et al.*, (2003) obtenidos en el norte del país, que fueron de 35.9 a  $48.2 \text{ m}^2 \text{ ha}^{-1}$ , pero similares a los encontrados en el sitio 3 (Tabla 2.3).

Tabla 2.3. Variables estructurales por sitio.

Sitio	Altura promedio (m)	Diámetro promedio (cm)	G ( $\text{m}^2 \text{ ha}^{-1}$ )	CC ( $\text{m}^3 \text{ ha}^{-1}$ )	Índice de Pretzsch	Índice de Shannon
1	17.14	24.12	23.20	83.90	2.40	1.37
2	13.78	21.06	29.94	111.23	2.53	1.78
3	20.57	36.01	49.01	123.49	2.32	1.48
4	12.41	17.93	31.89	71.31	2.01	1.23
5	13.02	24.39	33.44	94.70	2.27	1.57
6	14.03	29.47	27.01	71.73	1.50	0.95
7	12.00	24.40	33.22	91.81	2.21	1.26
8	12.91	25.83	22.67	58.36	1.61	0.83
9	13.43	32.46	28.68	82.95	1.85	0.91
10	11.13	21.29	28.70	81.46	2.27	1.36

Donde: G es área basal, CC es contenido de carbono.

Las masas forestales son consideradas como almacenes de carbono y entre más cantidad de carbono capturado contribuyen a mayormente a mitigar el efecto invernadero, por lo que se estimó el carbono capturado en 10 sitios los cuales presentan diferencias en la variable ( $p=0.354$ ). El sitio con mayor cantidad de carbono capturado es el sitio 3 ( $123.48 \pm 17.19 \text{ Mg ha}^{-1}$ ), seguido del sitio 2 con ( $111.22 \pm 37.26 \text{ Mg ha}^{-1}$ ) valores similares a los mayores encontrados por Razo-Zarate *et al.*, (2013) que tuvo  $62.6 \text{ Mg ha}^{-1}$  y  $166.6 \text{ Mg ha}^{-1}$  para bosques conservados y perturbados respectivamente en el Parque Nacional El Chico en Hidalgo, México. Por último, el sitio con menor cantidad de carbono capturado fue el 8 con  $58.35 \pm 5.75 \text{ Mg ha}^{-1}$  (Tabla 2.3).

La diversidad horizontal de especies arbóreas fueron evaluadas con el índice de Shannon-Wiener donde entre mayor sea el valor de  $H'$  la diversidad de especies es mayor y si el valor de  $H'$  es similar a  $H'_{max}$  las especies se distribuyen en la mayoría de la zona de estudio. Por tanto, en el sitio 2 fue de  $H'=1.78$  y  $H'_{max}=2.40$ , que son valores altos, mostrando que existe una gran diversidad de especies, en tanto que los valores más bajos fueron para el sitio 8, con  $H'=0.83$  y  $H'_{max}=1.10$  (Figura 2.2a), pero los valores entre  $H'$  y  $H'_{max}$  son similares, reflejando una distribución homogénea en el área de estudio.

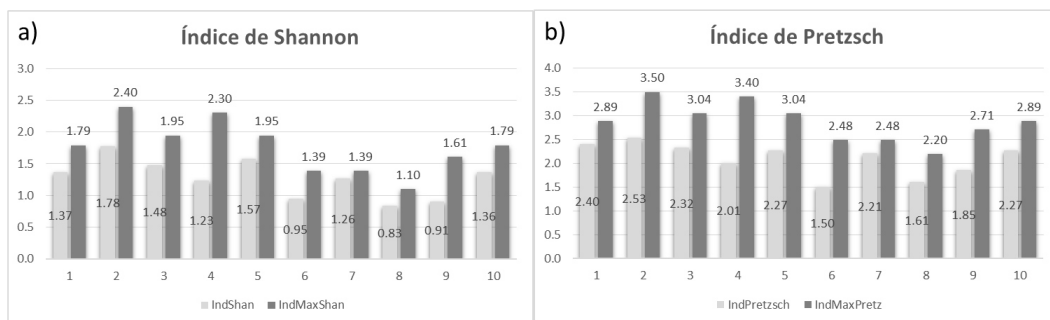


Figura 2.2. Gráfica de índice de diversidad y su máximo por sitio; a) índice horizontal (Shannon-Wiener), y b) índice vertical (Pretzsch).

En cuanto a los índices verticales, se calcularon los valores del índice  $A$  (Pretzsch), que representa la diversidad de especies por estrato vertical, en la zona de estudio, encontrando que el sitio 2 presenta el valor de índice de Pretzsch  $A=2.53$ , con un  $A_{max}=3.5$ , y el sitio con menor valor fue el sitio 6 con valores de  $A=1.5$  y  $A_{max}=2.48$  (Figura 2.2b). De la misma manera que el índice de Shannon-Wiener, valores altos en el índice de Pretzsch presenta mayor diversidad de especies como el sitio 2, con 10 especies, pero no se distribuyen homogéneamente en todos los estratos, como los valores del sitio 7 donde el valor de  $A$  y  $A_{max}$  son muy similares, reflejando una distribución de la es especies en los tres estratos.

Para describir la relación del contenido de carbono con los índices de diversidad horizontal y vertical (índice de Shannon-Wiener y Pretzsch, respectivamente), se generaron varios modelos de regresión, encontrando que para la relación entre contenido de carbono e índice de Shannon-Wiener, el mejor modelo fue un exponencial con un  $R^2=0.62$  (Figura 2.3a). En cambio para la relación de contenido de carbono y el índice de Pretzsch, fue un modelo exponencial con un  $R^2=0.59$  (Figura 2.3b).

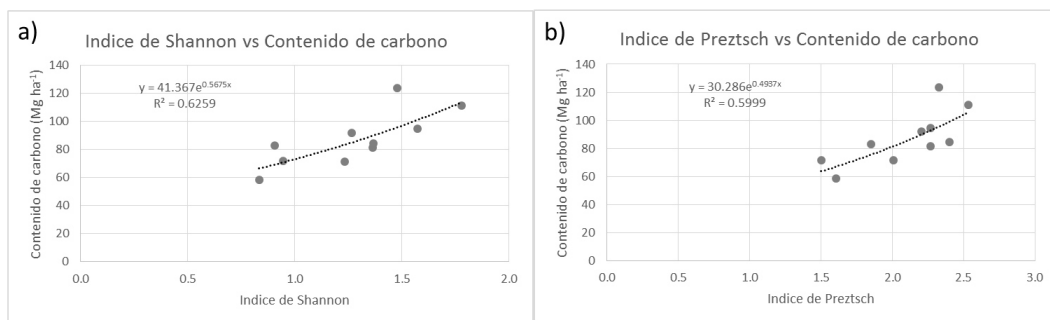


Figura 2.3. Modelos de regresión entre contenido de carbono e índice de diversidad; a) índice horizontal (Shannon-Wiener) y b) índice vertical (Pretzsch).

Estos modelos aunque los  $R^2$  son bajos, en la gráfica se pueden observar una tendencia entre las variables estudiadas. Lo que nos describe es que a mayor diversidad de especies, mayor el contenido de carbono presenta esa condición de vegetación.

Estas relaciones positivas, son debidas a que a que existe una distribución homogénea de la vegetación arbórea horizontalmente en los sitios evaluados, también esta vegetación se distribuye en los tres estratos verticales evaluados, cubriendo mayor cantidad de superficie tanto vertical como horizontal.

## **2.4. CONCLUSIONES**

Con base a los resultados obtenidos se puede concluir que sí existe una relación entre carbono capturado y los índice de diversidad horizontal de Shannon-Wiener y el índice de diversidad vertical de Pretzsch.

Los modelos generados, aunque con un  $R^2$  bajo (0.59 para índice de Shannon-Wiener y 0.62 para el índice de Pretzsch), sí reflejan una relación entre el contenido de carbono y la diversidad de especies arbóreas, tanto horizontal como vertical, mostrándo que a medida que el valor de los índices incrementa, el contenido de carbono también aumenta.



## 2.5. ANEXOS

### Anexo 2.1. Índice de valor de importancia (IVI) por sitio.

Especie	Abundancia		Dominancia		Frecuencia		IVI	
	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo	Absoluto	Relativo
<b>Sitio 1</b>								
<b>Ab.ve</b>	64.00	16.49	3.89	16.77	16.00	18.18	83.89	16.81
<b>Pi.ma</b>	128.00	32.99	5.05	21.77	12.00	13.64	145.05	29.06
<b>Pi.ay</b>	44.00	11.34	3.27	14.09	16.00	18.18	63.27	12.67
<b>Ps.me</b>	36.00	9.28	1.07	4.61	12.00	13.64	49.07	9.83
<b>Qu.af</b>	68.00	17.53	8.98	38.70	16.00	18.18	92.98	18.63
<b>Ta.gl</b>	48.00	12.37	0.94	4.06	16.00	18.18	64.94	13.01
<b>Total</b>	<b>388.00</b>	<b>100.00</b>	<b>23.20</b>	<b>100.00</b>	<b>88.00</b>	<b>100.00</b>	<b>499.20</b>	<b>100.00</b>
<b>Sitio 2</b>								
<b>Ab.ve</b>	224.00	36.36	10.41	34.77	16.00	14.29	250.41	33.04
<b>Ar.xa</b>	4.00	0.65	0.05	0.18	4.00	3.57	8.05	1.06
<b>Ca.ca</b>	4.00	0.65	0.17	0.58	4.00	3.57	8.17	1.08
<b>Pi.ma</b>	48.00	7.79	0.64	2.15	16.00	14.29	64.64	8.53
<b>Pi.ay</b>	8.00	1.30	0.29	0.96	8.00	7.14	16.29	2.15
<b>Ps.me</b>	8.00	1.30	0.21	0.70	4.00	3.57	12.21	1.61
<b>Qu.af</b>	124.00	20.13	5.81	19.40	16.00	14.29	145.81	19.24
<b>Qu.me</b>	100.00	16.23	6.86	22.91	12.00	10.71	118.86	15.68
<b>Qu.po</b>	36.00	5.84	4.78	15.95	12.00	10.71	52.78	6.96
<b>Ta.gl</b>	56.00	9.09	0.63	2.10	16.00	14.29	72.63	9.58
<b>Ul.cr</b>	4.00	0.65	0.09	0.29	4.00	3.57	8.09	1.07
<b>Total</b>	<b>616.00</b>	<b>100.00</b>	<b>29.94</b>	<b>100.00</b>	<b>112.00</b>	<b>100.00</b>	<b>757.94</b>	<b>100.00</b>
<b>Sitio 3</b>								
<b>Ab.ve</b>	144.00	34.29	16.09	32.82	16.00	21.05	176.09	32.31
<b>Cu.ar</b>	152.00	36.19	18.24	37.22	16.00	21.05	186.24	34.17
<b>Pi.ps</b>	4.00	0.95	0.27	0.55	4.00	5.26	8.27	1.52
<b>Pi.ay</b>	44.00	10.48	5.81	11.85	16.00	21.05	65.81	12.07
<b>Ps.me</b>	32.00	7.62	5.62	11.47	12.00	15.79	49.62	9.10
<b>Qu.af</b>	40.00	9.52	2.80	5.71	8.00	10.53	50.80	9.32
<b>Ta.gl</b>	4.00	0.95	0.18	0.38	4.00	5.26	8.18	1.50
<b>Total</b>	<b>420.00</b>	<b>100.00</b>	<b>49.01</b>	<b>100.00</b>	<b>76.00</b>	<b>100.00</b>	<b>545.01</b>	<b>100.00</b>
<b>Sitio 4</b>								
<b>Ab.ve</b>	56.00	5.32	2.36	7.39	16.00	14.81	74.36	6.24
<b>Ar.xa</b>	76.00	7.22	2.55	8.00	12.00	11.11	90.55	7.60
<b>Cu.ar</b>	4.00	0.38	0.41	1.30	4.00	3.70	8.41	0.71
<b>Pi.ay</b>	8.00	0.76	0.74	2.33	4.00	3.70	12.74	1.07
<b>Pi.te</b>	40.00	3.80	4.24	13.28	16.00	14.81	60.24	5.05
<b>Po.tr</b>	32.00	3.04	1.11	3.49	8.00	7.41	41.11	3.45
<b>Ps.me</b>	16.00	1.52	0.73	2.30	4.00	3.70	20.73	1.74
<b>Qu.af</b>	716.00	68.06	16.63	52.14	16.00	14.81	748.63	62.81
<b>Qu.ge</b>	88.00	8.37	2.31	7.26	16.00	14.81	106.31	8.92

Qu.la	16.00	1.52	0.80	2.50	12.00	11.11	28.80	2.42
<b>Total</b>	<b>1052.00</b>	<b>100.00</b>	<b>31.89</b>	<b>100.00</b>	<b>108.00</b>	<b>100.00</b>	<b>1191.89</b>	<b>100.00</b>
<b>Sitio 5</b>								
Ar.xa	24.00	3.82	1.92	5.76	8.00	8.70	33.92	4.50
Pi.ps	84.00	13.38	6.43	19.24	16.00	17.39	106.43	14.13
Pi.ay	256.00	40.76	11.27	33.70	16.00	17.39	283.27	37.60
Pi.te	12.00	1.91	0.85	2.54	8.00	8.70	20.85	2.77
Qu.af	56.00	8.92	3.58	10.70	16.00	17.39	75.58	10.03
Qu.gr	40.00	6.37	1.34	4.01	12.00	13.04	53.34	7.08
Qu.si	156.00	24.84	8.04	24.05	16.00	17.39	180.04	23.90
<b>Total</b>	<b>628.00</b>	<b>100.00</b>	<b>33.44</b>	<b>100.00</b>	<b>92.00</b>	<b>100.00</b>	<b>753.44</b>	<b>100.00</b>
<b>Sitio 6</b>								
Ab.ve	4.00	1.08	0.12	0.44	4.00	7.69	8.12	1.80
Ar.xa	32.00	8.60	2.23	8.26	16.00	30.77	50.23	11.14
Pi.te	212.00	56.99	15.58	57.67	16.00	30.77	243.58	54.01
Qu.si	124.00	33.33	9.09	33.63	16.00	30.77	149.09	33.06
<b>Total</b>	<b>372.00</b>	<b>100.00</b>	<b>27.01</b>	<b>100.00</b>	<b>52.00</b>	<b>100.00</b>	<b>451.01</b>	<b>100.00</b>
<b>Sitio 7</b>								
Ar.xa	68.00	11.26	1.67	5.04	16.00	25.00	85.67	12.22
Pi.te	276.00	45.70	18.18	54.71	16.00	25.00	310.18	44.23
Qu.la	124.00	20.53	7.22	21.72	16.00	25.00	147.22	20.99
Qu.si	136.00	22.52	6.16	18.53	16.00	25.00	158.16	22.55
<b>Total</b>	<b>604.00</b>	<b>100.00</b>	<b>33.22</b>	<b>100.00</b>	<b>64.00</b>	<b>100.00</b>	<b>701.22</b>	<b>100.00</b>
<b>Sitio 8</b>								
Ar.xa	16.00	4.08	0.63	2.78	12.00	27.27	28.63	6.24
Pi.te	200.00	51.02	14.93	65.85	16.00	36.36	230.93	50.35
Qu.co	176.00	44.90	7.11	31.37	16.00	36.36	199.11	43.41
<b>Total</b>	<b>392.00</b>	<b>100.00</b>	<b>22.67</b>	<b>100.00</b>	<b>44.00</b>	<b>100.00</b>	<b>458.67</b>	<b>100.00</b>
<b>Sitio 9</b>								
Ar.xa	16.00	5.13	2.16	7.52	12.00	20.00	30.16	7.53
Pi.ps	8.00	2.56	0.50	1.74	8.00	13.33	16.50	4.12
Pi.ay	8.00	2.56	0.85	2.97	8.00	13.33	16.85	4.21
Pi.te	140.00	44.87	13.49	47.01	16.00	26.67	169.49	42.30
Qu.co	140.00	44.87	11.69	40.76	16.00	26.67	167.69	41.85
<b>Total</b>	<b>312.00</b>	<b>100.00</b>	<b>28.68</b>	<b>100.00</b>	<b>60.00</b>	<b>100.00</b>	<b>400.68</b>	<b>100.00</b>
<b>Sitio 10</b>								
Ar.xa	24.00	3.59	0.94	3.29	12.00	14.29	36.94	4.73
Pi.ps	72.00	10.78	1.45	5.06	16.00	19.05	89.45	11.46
Pi.ay	84.00	12.57	1.05	3.66	16.00	19.05	101.05	12.94
Pi.te	104.00	15.57	7.72	26.91	16.00	19.05	127.72	16.36
Ps.me	24.00	3.59	0.36	1.25	8.00	9.52	32.36	4.14
Qu.co	360.00	53.89	17.18	59.84	16.00	19.05	393.18	50.36
<b>Total</b>	<b>668.00</b>	<b>100.00</b>	<b>28.70</b>	<b>100.00</b>	<b>84.00</b>	<b>100.00</b>	<b>780.70</b>	<b>100.00</b>

# CAPÍTULO 3. DETERMINACIÓN DE CARBONO ALMACENADO EN UN BOSQUE TEMPLADO DEL NORESTE DE MÉXICO MEDIANTE DATOS LIDAR

## RESUMEN

Para mitigar los efectos del cambio climático se requiere desarrollar herramientas que evalúen el contenido de carbono (CC) en los ecosistemas forestales; y que esta información sea confiable y actual. El objetivo fue generar un modelo para estimar el CC en bosques de clima templado, usando datos LiDAR de baja densidad. El área de estudio se encuentra en el noreste de México. Se ubicaron 10 sitios al azar, con una superficie de 2500 m<sup>2</sup>, se registró: el número de árbol, especie, DAP (cm), altura total (m) y la coordenada central (x, y), para todas las especies >7.5 cm de DAP. Los datos LiDAR son de baja densidad (0.021 puntos/m<sup>2</sup>). Se calculó el CC por árbol, utilizando ecuaciones alométricas y se realizó el cálculo de los métricos de la información LiDAR con el software FUSION®. Se realizó un análisis de regresión para la búsqueda de la relación de la información LiDAR y el CC en campo, se probaron dos modelos uno lineal ( $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon$ ) y un modelo *Random forest*. Como resultado se encontró que el promedio del CC por sitio es de 80.24 Mg ha<sup>-1</sup>. Se obtuvo un R<sup>2</sup> de 0.9132 para el modelo lineal y 61.32% de precisión para el modelo *Random forest*. Se concluye que existe una alta correlación lineal entre de CC y la información LiDAR de baja densidad, con una precisión de 91.32 %.

**Palabras clave:** Modelo lineal, Modelo Random forest, LiDAR de baja densidad, contenido de carbono.

## DETERMINATION OF CARBON STOCK IN A TEMPLATE FOREST OF NORTHEAST OF MEXICO FROM LIDAR DATA

### SUMMARY

The need to mitigate the effects of climate change is very important to find tools to evaluate the carbon stock (CC) in forest ecosystems; and that this information is reliable and current. The objective was to create a model to estimate the CC in temperate forests using low-density LiDAR. The study area is located in northeastern Mexico. 10 random sites were located, with an area of 2500 m<sup>2</sup>. The number of tree species, DBH (cm), total height (m) and the central coordinate (x, y), for all species > 7.5 cm DBH was recorded. LiDAR data are low density (0.021 points / m<sup>2</sup>). CC tree was calculated using allometric equations and calculating the metric information LiDAR with software FUSION®. A regression analysis for finding the relationship of information LiDAR and field CC was performed, One a linear models ( $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon$ ) and another *Random forest* were tested. As a result it was found that the average per site CC is 80.24 Mg ha<sup>-1</sup>. A R<sup>2</sup> of 0.9132 for the linear model and 61.32% accuracy for Random model was obtained forest. It can be concluded, that if a linear relationship exists between CC and low-density LiDAR information with an accuracy of 91.32%.

**Keywords:** Linear model, Random forest model, low density LiDAR, carbon stock.

### 3.1. INTRODUCCIÓN

Motivados por la necesidad de mitigar los efectos del cambio climático, se ha generado innumerables esfuerzos a través de la política internacional para reducir las emisiones de la deforestación y degradación de los bosques, para lo cual se requieren estimaciones precisas de los almacenes de carbono en la vegetación, que sirvan para el establecimiento de la línea base y estudiar los flujos de carbono y así poder generar estrategias de administración de los recursos naturales.

Por tal motivo, es de gran importancia desarrollar herramientas que cumplan las exigencias acerca de la evaluación de los almacenes de carbono en los ecosistemas forestales; que esta información sea confiable y actual, y pueda ser generada a bajo costo y reduciendo el tiempo de toma de datos.

Una de las herramientas que pueden contribuir a la estimación del contenido de carbono son los sensores remotos, los cuales ofrecen diferentes alternativas metodológicas basadas en el uso de imágenes de satélite y recientemente en sensores activos como los SAR (Synthetic Aperture Radar) y el LiDAR (Light Detection And Ranging).

Los datos LiDAR ofrecen una alternativa para realizar monitoreo en áreas forestales, esta herramienta ha sido utilizada con éxito en la estimación de diferentes parámetros forestales, como altura del dosel, volumen de madera, diámetro de las copas, etc. (Vosselmann y Maas, 2010). En el ámbito forestal existe una gran cantidad de estudios utilizando este tipo de tecnología, como el de Montagnili *et al.*, (2015), que hacen referencia a datos LiDAR con baja densidad que regularmente han sido utilizadas para generar modelos digitales del terreno.

En México existe la facilidad de acceso a este tipo información en grandes extensiones del país, gracias a la disposición gubernamental de poner a disposición información LiDAR que utilizó INEGI para generar el modelo de elevación del terreno con precisión de dos metros.

Por lo anterior, se considero generar o mejorar metodología para relacionar información proveniente de datos LiDAR de baja densidad con las mediciones directamente en el campo donde se obtienen atributos de árboles individuales (diámetro, altura, diámetro de copa, etc.) y relacionarlos con el contenido de carbono.

El objetivo de este trabajo fue generar un modelo estadístico que posibilite estimar el contenido de carbono en bosques de clima templado del noreste de México, usando datos LiDAR de baja densidad.

## **3.2. MATERIALES Y MÉTODOS**

### **3.2.1. Área de estudio**

El área de estudio se ubica en el noreste de México al sur del estado de Nuevo León, entre las coordenadas geográficas 23°51' y 24°00' de latitud Norte y de longitud 99°42' y 99°54' oeste a una altitud de 2515 msnm (Figura 3.1).

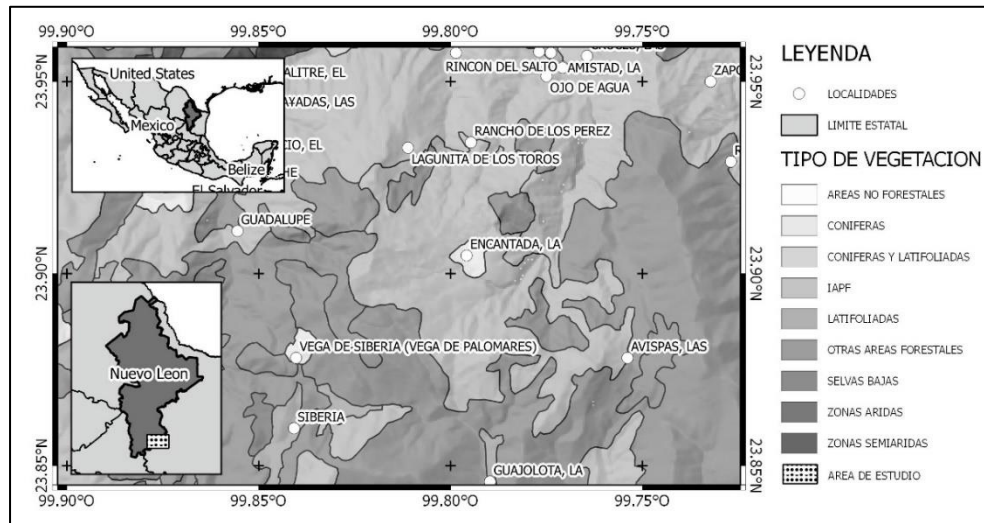


Figura 3.1. Localización del área de estudio.

El área de estudio tiene un clima templado subhúmedo, la temperatura media anual oscila entre 12 y 18° C, siendo extremosa para el mes más frío. La precipitación anual es de 200 a 1800 mm y la precipitación en el mes más seco va de 0 a 40 mm, lluvias de verano mayores a 10.2% anual (García y CONABIO, 1998).

La vegetación de la región se compone por bosque natural, principalmente conformado por asociaciones de pino, encino, pino-encino, encino-pino, seguido por una pequeña población de oyamel, pastizal inducido y de chaparral. Los bosques de coníferas están representados por las siguientes especies arbóreas de coníferas: *Pinus ayacahuite* Ehren, *P. pseudostrobus* Lindl., *Pseudotsuga menziesii* (Mirb.) Franco, *Abies vejari* Martínez, *Picea martinezii* T.F. Patterson.

### **3.2.2. Datos de campo**

Se establecieron 10 sitios de muestreo al azar para generar el modelo, de Noviembre de 2014 a Agosto del 2015, cada uno cubre una superficie de 2500 m<sup>2</sup> (50 x 50 m). En cada sitio, se registraron para todas las especies arbóreas mayores a 7.5 cm de DAP (Diámetro Altura de Pecho ubicado a 1.30 m de la base): número de árbol, especie, DAP (cm), altura total (m) y la coordenada central (x, y).

### **3.2.3. Datos LiDAR**

La información LiDAR fue proporcionada por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI); este producto fue elaborado con el fin inmediato de ser el insumo para generar Modelos Digitales de Elevación (MDE) para el mismo instituto; y en general, apoyar la generación de productos y estudios que requieren valores de altura de gran exactitud. La nube de puntos LiDAR ajustada al terreno está delimitada por el formato cartográfico en escala 1:10,000 con claves F14A17a1-a4, b1-b4, c1-c4, d1-d4, e1-e4 y f1-f4.

Esta información fue tomada en una Aeronave Cessna 441, Conquest II, a una altura promedio de vuelo de 5500 m y un ángulo del espejo a 60 grados, con una velocidad promedio de vuelo de 190 nudos, una línea de barrido de longitud promedio de 55 km y ancho promedio de 5.7 km; una distancia máxima entre receptor GPS en tierra y receptor GPS aerotransportado de 120 km, con un intervalo de grabación de datos GPS en frecuencia dual cada 0.5 segundos y una frecuencia de grabación de datos de la IMU de 200 Hz.



Los datos LiDAR tienen una densidad mínima promedio de puntos láser al centro de las líneas de barrido de 0.021 puntos por metro cuadrado, una distribución de puntos acorde con un patrón de barrido en zigzag y una separación máxima promedio entre puntos (Along Track - Across Track) de 10.8 por 8.5 m.

#### **3.2.4. Análisis de la información**

Para calcular el carbono almacenado por árbol, se utilizaron ecuaciones alométricas generados por distintos autores, fueron analizados por especie y en el caso de encino por grupo (Tabla 3.1). Para ser correlacionados con las imágenes de LiDAR se estimó el valor de carbono por sitio de muestreo una sumando del contenido de carbono obtenido por árbol individual,.

#### **3.2.5. Procesamiento de la información LiDAR**

El primer paso para el procesamiento de la información LiDAR fue un filtrado para la identificación y exclusión de todos los datos atípicos los cuales fueron definidos desde una distancia fija al promedio de las alturas. Una vez filtrados los datos, se unieron las escenas de información LiDAR para cubrir la zona de estudio. El software utilizado para este estudio fue el FUSION/LDV® versión 3.42, desarrollado por Robert J. McGaughey (U.S. Forest Service Pacific Northwest Research Station, Oregon).

Tabla 3.1. Ecuaciones alométricas para el cálculo de contenido de carbono o biomasa aérea por especie o grupo de especies.

Especie	Ecuación	Autor
<i>Picea martinezii</i>	$V=0.00239$ $*D^2*H+0.06439$	Zianis <i>et al</i> 2005
<i>Abies vejari</i>	$CC=[0.035]*[D^2.513]$	Avendaño <i>et al.</i> , 2009
<i>Pseudotsuga menziesii</i>	$BA=[0.1354]*[D^2.3033]$	Návar, 2009
<i>Cupressus arizonica</i>	$CC=[0.2637]*[D^1.7698]$	Vigi, 2010
<i>Pinus strobiformis</i>	$BA=[0.2893]*[D^2.1569]$	Návar, 2009
<i>Pinus teocote</i>	$BA=[0.40196]*[D^2]$	Aguirre y Jiménez, 2011
<i>Pinus pseudostrobus</i>	$BA=[0.35179]*[D^2]$	Aguirre y Jiménez, 2011
<i>Juniperus flaccida</i>	$BA=Exp((-$ $1.6469)*(D^2.1255))$	Rodríguez <i>et al.</i> , 2007
<i>Taxus globosa</i>	$V=1/3(3.1416*R^2*H)$	
<i>Quercus spp</i>	$CC=0.0192*D^2.7569$	Tomas, 2013
Otras hojosas	$V=0.00009001*D^2.38434*$ $H^0.16699$	PROBOSQUE, 1990

Donde V=Volumen (m<sup>3</sup>ha<sup>-1</sup>); BA Biomasa aérea (Mg ha<sup>-1</sup>); CC= Carbono capturado (Mg ha<sup>-1</sup>); D=Diámetro (m); H=Altura (m); R=Radio (D/2).

Para la extracción de las variables LiDAR a utilizar en el modelo de regresión, primero se filtraron los datos para obtener información de la superficie del terreno (MDT) y la información del modelo digital de superficie puede corresponder a la vegetación (MDS); una vez filtrada esa información se realizó una interpolación para generar dos capas con una resolución de 10 m por pixel. La información utilizada para la generación del MDS incluye solamente los más altos puntos de retorno, mientras que para el MDT se utilizan los puntos reflejados más bajos.

Para la segunda fase, el proceso de normalización se realiza mediante una sustracción de los valores del MDS y el MDT, obteniendo sólo los valores de altura de la vegetación, para toda el área estudiada. Para poder generar las

estadísticas correspondientes se efectuó un multi-recorte de los sitios de muestreo (sitios cuadrados de 50 x 50), obteniendo un archivo con las variables de la información de LiDAR (3 de retorno, 38 de elevación y 33 de intensidad) por sitio de muestreo.

### **3.2.6. Análisis de regresión**

Para la búsqueda de la relación de la información LiDAR de baja densidad (baja densidad de retornos) y el contenido de carbono en campo, se probaron dos modelos de regresión uno lineal ( $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon$ ) con el método *stepwise* para seleccionar las variables que se ingresarán al modelo y un modelo *Random forest* que es un método de clasificación basado en la realización de múltiples árboles de decisión sobre muestras de un conjunto de datos. Este algoritmo realiza muchas clasificaciones con menos variables y menos observaciones y al final obtiene un promedio de estas clasificaciones. La característica que hace de este método muy interesante es la posibilidad de incluir un gran número de variables (entradas) en el modelo ya que no se encuentran relaciones lineales entre ellas y tampoco aparecerán relaciones debidas al azar. El software utilizado para el análisis de regresión fue R-Project®, 3.3.1.

## **3.3. RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

Con base a la metodología propuesta se encontró como resultado que el promedio del carbono almacenado por sitio de muestreo es de 80.24 Mg ha<sup>-1</sup> y una mediana de 78.46 Mg ha<sup>-1</sup>, en un rango de 58.82-121.60 Mg ha<sup>-1</sup> (Figura 3.2).

Uno de los inconvenientes ocasionados al trabajar con información LiDAR de estas características es que la baja densidad de puntos ocasiona una pérdida de la estimación de los arboles más altos, naturalmente porque tiene menos puntos de retorno que en la cobertura de la copa de dichos árboles. Lo mismo pasa al identificar los puntos retornan provenientes de la superficie del terreno, especialmente en terrenos abruptos.

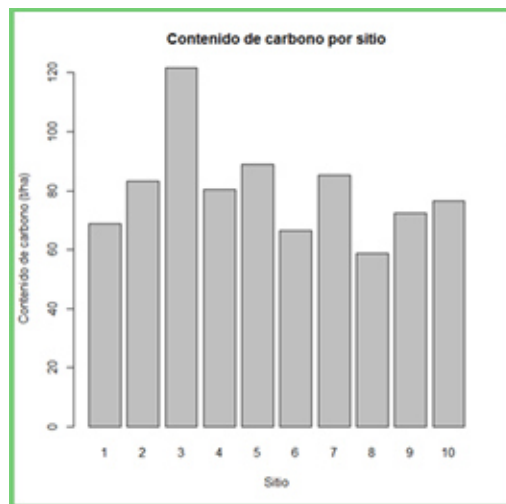


Figura 3.2. Contenido de carbono por sitio muestreado (Mg ha<sup>-1</sup>)

Mediante la metodología *stepwise* se seleccionaron cuatro variables de las 74 generadas por el procesamiento de la información LiDAR, las cuales se muestran en la Tabla 3.2. Con los coeficientes de regresión que se obtuvieron del modelo, se obtuvo un R<sup>2</sup> de 0.9132 y un RMSE de 21.52 Mg ha<sup>-1</sup>. Este resultado tiene un mayor ajuste a encontrados por González-Ferreiro *et al.*, (2012) quienes obtuvieron un 0.44 de R<sup>2</sup>, utilizando un modelo exponencial, y a los reportados

por Montagnoli *et al.* (2015), que encontraron un 0.87 de  $R^2$  con un modelo lineal e información LIDAR similar (baja densidad).

Tabla 3.2. Coeficientes de regresión del modelo lineal.

<b>Coeficientes</b>	<b>Parámetros de estimación</b>	<b>Error estándar</b>
Intercept	133.993	24.218
Elev.P95	-26.934	4.991
Elev.P75	-40.920	7.504
Int.minimum	76.739	5.259

En la Figura 3.3a, se puede observar que la mayoría de los datos se ubican cerca de la línea central, excepto los sitios 3 y 9. En la Figura 3.3c, donde se grafican los residuales, de la misma manera los sitios 3 y 9 quedan lejos de la línea de tendencia.

Este comportamiento es debido a que el carbono del sitio 3 es mayor que en el resto de, con  $121.6 \text{ Mg ha}^{-1}$ , aproximadamente  $40 \text{ Mg ha}^{-1}$  por arriba del promedio.

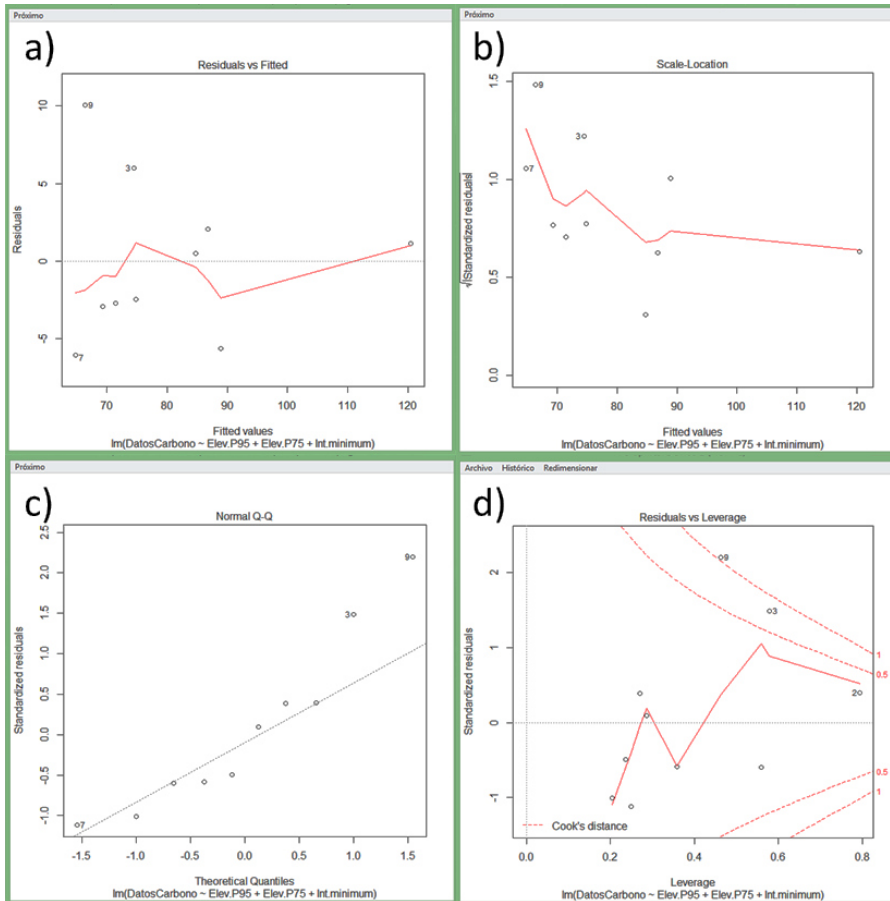


Figura 3.3. Modelo de regresión lineal: a) Relación entre valores estandarizados frente a valores predichos de contenido de carbono; b) Relación de contenido de carbono contra valores de carbono estandarizado; c) Gráfico probabilístico de normalidad; d) Gráfico de valores atípicos.

### Modelo *Random forest*

El procesamiento de la información a través del modelo *Random forest* tiene dos ventajas en particular; una la ordenación de las variables predictoras por su nivel de importancia, y la otra ventaja, es la medición de la estructura interna de los datos.

Las variables que más contribuyeron a este modelo fueron: Elev.P75, Total.return.count, Elev.P70, Elev.L.skewness, Int.P10 y Canopy.relief.radio, como se muestra en la Figura 3.4.

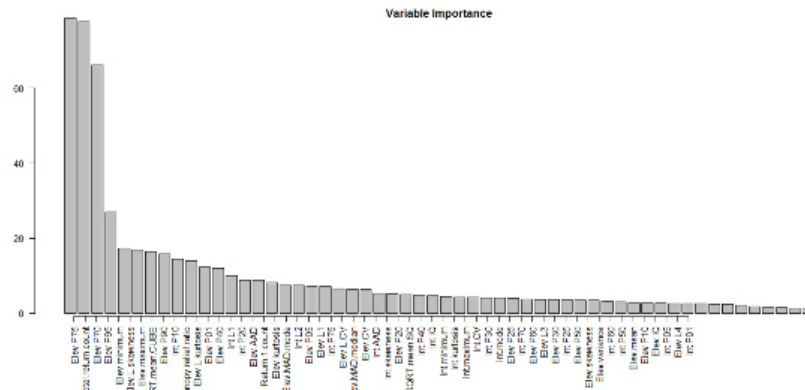


Figura 3.4. Importancia de las variables del modelo *Random forest*

Con estas variables ingresadas al modelo se predijo 61.32% correctamente el contenido de carbono en campo, el cual es menor a los resultados obtenidos con el modelo lineal (91.32%).

En la Figura 3.5a se puede observar que aproximadamente a la 5ta interacción alcanza el menor error de predicción del carbono. En la Figura 3.5b, los valores se aproximan en a línea principal, indicando que el modelo tiene buena predicción.

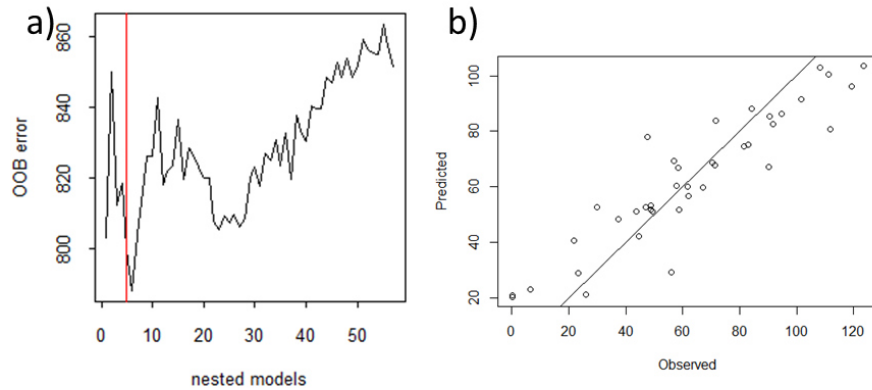


Figura 3.5. Gráficas del modelo *Random forest*: a) Clasificación media del error para las diferentes variables de respuesta, b) Gráfico de datos observados contra predicho.

Los resultados que se generaron fueron mejores a los obtenidos por Mascaro *et al.*, (2014) y por Montagnoli *et al.*, (2015), quienes obtuvieron un 59% de datos predichos correctamente, apenas por debajo de los obtenidos en este estudio.

En los dos modelos utilizados solo una variable fue relevante para ellos (Elev.P75), que representa la elevación en el 3er cuartil (o al 75% de la altura de la vegetación). Lo anterior concuerda con autores como Suárez *et al.* (2005) y Estornell *et al.* (2011), que mencionan que al utilizar información LiDAR de baja densidad, los puntos de retorno de los arboles más altos se pierden mientras que los puntos son captados por el sensor son de la zonas con mayor densidad del dosel (aproximadamente al 75% de la altura total).



### 3.4. CONCLUSIONES

La alta relación entre los valores obtenidos de la estimación del contenido de carbono utilizando la información de campo y la derivada con LiDAR de baja densidad, permite hacer predicciones con un 91.32 %, mediante un modelo lineal.

De los modelos utilizados, el que presentó un mayor ajuste fue el lineal con un estimador de la regresión de 91.32 ( $R^2$ ), mientras que el modelo *Random forest* presentó un 61.31% de  $R^2$ .

## CAPÍTULO 4. COMPARACIÓN DE MODELOS PARA LA ESTIMACIÓN DE VARIABLES DASOMÉTRICAS CON DATOS LIDAR DE BAJA DENSIDAD

### RESUMEN

El objetivo fue generar modelos estadísticos para estimar el contenido de carbono (CC), volumen (V), área basal (G), densidad, altura dominante ( $H_{dom}$ ) y altura media ( $H_{media}$ ) en bosques templado, usando datos LiDAR de baja densidad. El área de estudio se encuentra en el noreste de México. Se ubicaron 40 sitios dirigidos azar, con una superficie de 650 m<sup>2</sup>, se registró: número de árbol, especie, DAP (cm), altura total (m) y la coordenada central (x, y) para todas las especies >7.5 cm de DAP. Los datos LiDAR son de baja densidad (0.021 puntos/m<sup>2</sup>). Con la información adquirida en campo se calculó el CC, V, G, Densidad,  $H_{dom}$  y  $H_{media}$  por hectárea, también se calculó de los métricos de la información LiDAR con el software FUSION®. Se probaron dos modelos uno lineal ( $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon$ ) y un modelo *Random forest*. Como resultado, los modelos lineales con mayor precisión fueron para  $H_{dom}$  ( $R^2=0.99$ ) y  $H_{media}$  con un  $R^2=0.93$ , y el menor precisión fue para volumen (V) con un  $R^2=0.36$ . En cambio los modelos para predecir CC, G y Densidad tuvieron un  $R^2$  de 0.74 a 0.77. En los modelos random forest se observaron  $R^2$  aceptables, que van de 0.79 para determinar CC y V, hasta 0.91 para estimar  $H_{media}$ . El estudio demuestra el potencial de la información LiDAR de baja densidad para estimar variables dasométricas en bosques de clima templado, con una precisión mayor al 70%.

**Palabras clave:** Captura de carbono; LiDAR baja-densidad; variables dasométricas; modelo lineal; random forest; bosque templado.

## COMPARISON OF MODELS FOR ESTIMATING DASOMETRIC VARIABLE WITH LOW-DENSITY DATA LIDAR

### SUMMARY

The need to mitigate the effects of climate change is very important to find tools to evaluate the carbon stock (CC) in forest ecosystems; and that this information is reliable and current. The objective was to create a model to estimate the CC in temperate forests using low-density LiDAR. The study area is located in northeastern Mexico. 40 random sites were located, with an area of 650 m<sup>2</sup>. The number of tree species, DBH (cm), total height (m) and the central coordinate (x, y), for all species > 7.5 cm DBH was recorded. LiDAR data are low-density (0.021 points / m<sup>2</sup>). CC tree was calculated using allometric equations and calculating the metric information LiDAR with software FUSION®. A regression analysis for finding the relationship of information LiDAR and field CC was performed, One a linear models ( $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n + \varepsilon$ ) and another *Random forest* were tested. As a result, the H<sub>dom</sub> (R<sup>2</sup> = 0.99) and H<sub>media</sub> with R<sup>2</sup> = 0.93 were the linear models with more accuracy and the volume (V) with R<sup>2</sup> = 0.36 was the lowest accuracy. Instead the prediction models, G and CC had a density of 0.74 to 0.77 of R<sup>2</sup>. The random forest (R<sup>2</sup>) was an acceptable, ranging from 0.79 to determine CC and V, up 0.91 to estimate H<sub>media</sub>. This study demonstrate the potential of low-density LiDAR data to estimate variables dasometric in temperate forests with greater accuracy to 70%.

**Keywords:** Carbon stock; low-density LiDAR; dasometric variables; lineal model; random forest; temperate forest.

#### 4.1. INTRODUCCIÓN

Realizar una adecuada toma de decisiones en el manejo de los recursos forestales requiere de una correcta caracterización de la estructura de los ecosistemas (Wehenkel, 2011). La descripción óptima de los mismos debe de considerar índices estructurales y variables dasométricas, que incluyen diámetro, altura, área basal, densidad, etc. (Aguirre *et al.*, 2003).

Es necesario entonces generar o adaptar herramientas que cumplan las exigencias acerca de la evaluación de los ecosistemas forestales; y que esta información sea confiable y actual, que pueda ser generada a bajo costo y reduciendo el tiempo de toma de datos.

La geomática se ha transformado en un instrumento fundamental para la evaluación y el monitoreo de los recursos naturales, y en el ámbito forestal se ha hecho indispensable el uso de imágenes de satélite como herramienta de apoyo en la planeación, ejecución e integración de inventarios forestales (Treviño-Garza, 2001; Kleinn, 2002; González, 2003).

Los sensores activos como los SAR (*Synthetic Aperture Radar*) y el LiDAR (*Light Detection And Ranging*) ofrecen una alternativa para integrar la información vertical de la cubierta del suelo, la capturada por el satélite y las bases de datos (información dasométrica) (Defries, 2008).

Los datos LiDAR ofrecen una alternativa para realizar monitoreo en áreas forestales, porque tienen la habilidad de medir la estructura del rodal en tres dimensiones (Lim *et al.*, 2003; Latifi, 2012). Esta herramienta ha sido utilizado con éxito en la estimación de diferentes parámetros forestales como: altura del dosel, volumen de madera, diámetro de las copas, etc. (Vosselmann y Maas, 2010). En el ámbito forestal existe una gran cantidad de estudios utilizando este

tipo de tecnología para determinar valores individuales del arbolado, como la realizadas por Martínez *et al.*, (2013), Valbuena *et al.*, (2016), entre otros, pero pocos autores han investigado la relación entre variables dasométricas (nivel rodal) y datos LiDAR de baja densidad como Coops *et al.*, (2007); Estornell *et al.*, (2011a); González-Ferreiro *et al.*, 2012; Montagnili *et al.*, (2015). Los datos LiDAR son regularmente utilizados para generar modelos digitales del terreno (Clemente *et al.*, 2012).

En México está disponible de manera gratuita información digital generada por INEGI, entre ella se encuentran los datos LiDAR de baja densidad (aprox. 0.02 puntos / m<sup>2</sup>) que fueron utilizados para generar el modelo de elevación del terreno con precisión de dos metros para grandes extensiones del país. Considerando la cobertura y disponibilidad de esta información surge la inquietud de generar o mejorar metodologías para estimar otras variables de cubierta del suelo como el volumen o el contenido de carbono de la vegetación, estableciendo una relación de esta con las mediciones realizadas directamente en el campo donde se miden atributos de árboles individuales (diámetro, altura, diámetro de copa, etc.) y relacionarlo con volumen o el contenido de carbono.

El objetivo de este estudio fue generar modelos estadísticos que pueda estimar el contenido de carbono, volumen, área basal, densidad, altura dominante y altura media en bosques de clima templado del noreste de México, usando datos LiDAR de baja densidad.

## 4.2. MATERIALES Y MÉTODOS

### 4.2.1. Área de estudio

El área de estudio se ubica en el noreste de México al sur del estado de Nuevo León, entre las coordenadas geográficas 23°51' y 24°00' de latitud Norte y 99°42' y 99°54' de Longitud Oeste a una altitud media de 2515 msnm (Figura 4.1). Con un clima de tipo templado subhúmedo con diversas escalas de humedad, y una temperatura media anual que oscilaciones entre 12 y 18° C, siendo extremosa para el mes más frío. La precipitación anual es de 200 a 1800 mm y la precipitación en el mes más seco va de 0 a 40 mm, lluvias de verano mayores al 10.2% anual (García y CONABIO, 1998).



Figura 4.1. Localización del área de estudio.

La vegetación de la región se compone por bosque natural, principalmente conformado por asociaciones de pino, encino, pino-encino, encino-pino, seguido por una pequeña población de oyamel, pastizal inducido y chaparral. Los bosques de coníferas están representados por las siguientes especies arbóreas: *Pinus ayacahuite* Ehren, *P. pseudostrobus* Lindl., *Pseudotsuga menziesii* (Mirb.) Franco, *Abies vejarii* Martínez, *Picea martinezii* T.F. Patterson.

#### **4.2.2. Datos de campo**

Se ubicaron 40 sitios al azar para generar el modelo, con fecha de muestreo de noviembre de 2014 a agosto del 2015, cada uno cubre una superficie de 650 m<sup>2</sup> (25 x 25 m). En cada sitio se registraron para todas las especies arbóreas mayores a 7.5 cm de DAP (Diámetro Altura de Pecho, ubicado a 1.30 m de la base): número de árbol, especie, DAP (cm), altura total (m) y la coordenada central (x, y).

#### **4.2.3. Datos LiDAR**

La información LiDAR fue proporcionada por el Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI); este producto fue elaborado con el fin inmediato de ser el insumo para generar Modelos Digitales de Elevación (MDE). La nube de puntos LiDAR ajustada al terreno está delimitada por el formato cartográfico en escala 1:10,000 con claves F14A17a1-a4, b1-b4, c1-c4, d1-d4, e1-e4 y f1-f4.

Esta información fue tomada en una Aeronave Cessna 441, Conquest II, a una altura promedio de vuelo de 5500 m y un ángulo del espejo a 60 grados, con una velocidad promedio de vuelo de 190 nudos (350 km/h), una línea de barrido de longitud promedio de 55 km y ancho promedio de 5.7 km, una distancia máxima entre receptor GPS en tierra y receptor GPS aerotransportado de 120 km, con un intervalo de grabación de datos GPS en frecuencia dual cada 0.5 segundos y una frecuencia de grabación de datos de la unidad de medición inercial o IMU (del inglés, Inertial Measurement Unit) de 200 Hz.

Los datos LiDAR utilizados tienen una densidad mínima promedio de puntos láser al centro de las líneas de barrido de 0.02 puntos por metro cuadrado, una

distribución de puntos acorde con un patrón de barrido en zigzag y una separación máxima promedio entre puntos (Along Track - Across Track) de 10.8 por 8.5 m.

#### **4.2.4. Análisis de la información**

Para calcular el carbono almacenado y volumen por árbol, se utilizaron ecuaciones alométricas generadas por distintos autores; fueron analizados por especie y en el caso de encino por grupo (Tabla 4.1). Para ser procesado con la información de LiDAR se realizó una sumatoria del contenido de carbono ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ), el volumen ( $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$ ) por árbol individual; el área basal ( $\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$ ) y la densidad ( $\text{N ha}^{-1}$ ), obteniendo valores por sitio de muestreo. También se calculó la altura media (m) (altura de todos los individuos del sitio entre el número de individuos), y la altura dominante (m) (altura media de los 50 árboles con mayor DAP) (Assmann, 1970).

#### **4.2.5. Procesamiento de la información LiDAR**

Para procesar la información LiDAR se utilizó el software FUSION® versión 3.6 (McGaughey, 2009). El primer paso para el procesamiento de la información LiDAR fue importarla del formato LASzip®, después se aplicó un filtrado para la identificación y exclusión de todos los datos atípicos, los cuales fueron definidos desde una distancia fija al promedio de las alturas. Una vez filtrados los datos, se unieron las escenas de información LiDAR para cubrir la zona de estudio.



Tabla 4.1. Ecuaciones alométricas para el cálculo de contenido de carbono o biomasa aérea y volumen por especie o grupo de especies.

<b>Especie</b>	<b>Ecuación</b>	<b>Autor</b>
<i>Picea sp</i>	$V=0.00239 \cdot \text{DAP}^2 \cdot H + 0.06439$	Zianis <i>et al.</i> (2005)
<i>Abies vejarii</i>	$*CC=0.035 \cdot \text{DAP}^{2.513}$ $V=\text{DAP}^2 \cdot H \cdot 0.329747$	Avendaño <i>et al.</i> (2009) Gutiérrez, (2003)
<i>Pseudotsuga menziesii</i>	$BA=0.1354 \cdot \text{DAP}^{2.3033}$ $V=\text{DAP}^2 \cdot H \cdot 0.329747$	Návar (2009) Gutiérrez (2003)
<i>Cupressus arizonica</i>	$CC=0.2637 \cdot \text{DAP}^{1.7698}$ $V=0.00007204 \cdot \text{DAP}^{1.74008} \cdot H^{1.04811}$	Vigi (2010) PROBOSQUE (1990)
<i>Pinus ayacahuite</i>	$BA=0.2893 \cdot \text{DAP}^{2.1569}$ $V=0.49615311 + 1.064596396 \cdot \text{DAP}$	Návar (2009) Cumplido (2002)
<i>Pinus teocote</i>	$BA=0.40196 \cdot \text{DAP}^2$ $V=\exp(0.523361 + 2.259303 \cdot \log(\text{DAP})) + 0.670956 \cdot \log(H)$	Aguirre y Jiménez (2011) Contreras (1997)
<i>Pinus pseudostrobus</i>	$BA=0.35179 \cdot \text{DAP}^2$ $V=0.057656 + 0.378922 \cdot \text{DAP}^2 \cdot H$	Aguirre y Jiménez (2011) Navar (2011)
<i>Taxus globosa</i>	$V=1/3 \cdot (3.1416 \cdot R^2 \cdot H)$	**Formula de un cono
<i>Quercus spp</i>	$CC=0.0192 \cdot \text{DAP}^{2.7569}$ $V=0.25226855 \cdot \text{DAP}^2 \cdot H$	Tomas (2013) Pompa-García (2008)
Otras hojosas	$V=0.00009001 \cdot \text{DAP}^{2.38434} \cdot H^{0.16699}$	PROBOSQUE (1990)

Donde V=Volumen ( $\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$ ); BA Biomasa aérea ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ); CC= Carbono capturado ( $\text{Mg ha}^{-1}$ ); DAP=Diámetro Altura de Pecho (m); H=Altura total (m); R=Radio (DAP/2). \*La fórmula que se ocupa para CC es la aplicada para *Abies religiosa*.

Para la extracción de las variables LiDAR a utilizar en el modelo de regresión primero se filtraron los datos para obtener información de la superficie del terreno (MDT) y la información de la superficie de la vegetación (MDS), una vez filtrada esa información se realizó una interpolación para generar dos capas con una resolución de 10 m por pixel. La información utilizada para la generación del MDS incluye solamente los más altos puntos de retorno, mientras que para el MDT se utilizan los puntos reflejados más bajos.

Para la segunda fase, el proceso de normalización se realiza mediante una sustracción de los valores del MDS y el MDT, obteniendo solo los valores de altura de la vegetación, para toda el área estadia; para generar las estadísticas correspondientes se efectuó un multirecorte de los sitios de muestreo (sitios cuadrados de 25 x 25), obteniendo un archivo con las variables de la información de LiDAR (3 de retorno, 33 de elevación y 33 de intensidad (ver Anexo 1)) por sitio de muestreo.

#### **4.2.6. Análisis de regresión**

Para la búsqueda de la relación de la información LiDAR (baja densidad de puntos de retorno) y las variables dasométricas estudiadas mediante el software R ©, v. 3.3.1, las rutinas generadas fueron creadas bajo el software R-Studio © v. 0.99 y la librería *VSURF* ©, para los procesos de *Random forest*.

Se probaron dos modelos de regresión uno lineal ( $Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \dots + \beta_n X_n + \epsilon$ ) con el método de regresión múltiple y método *stepwise AIC* (*Criterio de Información de Akaike*) para seleccionar las variables que se ingresaran al modelo. El AIC se calcula con base en las estimaciones de los parámetros del modelo obtenidos ajustando los datos utilizando técnicas de máxima verosimilitud. Dada la estructura de los datos de campo (variables LiDAR), se utilizaron técnicas de mínimos cuadrados para adaptarse a los modelos (Yamashita, 2007).

El modelo *Random forest* es una combinación de árboles predictores de tal modo que cada árbol depende de los valores de un vector aleatorio de la muestra de manera independiente y con la misma la distribución de todos los árboles en el bosque. Este algoritmo mejora la precisión en la regresión mediante la incorporación de aleatoriedad en la construcción de cada clasificador individual.

Esta aleatorización puede introducirse en la partición del espacio (construcción del árbol), así como en la muestra de entrenamiento (Breiman, 2001).

Para definir el mejor modelo se eligió el que presento el mayor coeficiente de determinación ( $R^2$ ) y el menor error (raíz de cuadrado medio del error, RMSE).

### 4.3. RESULTADOS

Analizando las estadísticas de los registros levantados en campo (Tabla 4.2), se puede observar que los sitios de muestreo a pesar de que fueron establecidos en el mismo tipo de vegetación (bosques mixtos de coníferas y latifoliadas), tienen diferencias marcadas en todas las variables dasométricas calculadas, teniendo en común el área de superficie cubierta por las especies manifestada por el área basal (G).

Tabla 4.2. Estadísticas básicas de las variables dasométricas, por sitio muestreado.

<b>Variable</b>	<b>Mínimo</b>	<b>Mediana</b>	<b>Promedio</b>	<b>Máximo</b>	<b>Unidades</b>
<b>CC</b>	17.15	79.74	80.24	157.22	Mg ha <sup>-1</sup>
<b>V</b>	59.01	219.40	218.73	399.43	m <sup>3</sup> ha <sup>-1</sup>
<b>G</b>	23.92	30.50	30.77	36.21	m <sup>2</sup> ha <sup>-1</sup>
<b>Densidad</b>	153	453	523	1230	N ha <sup>-1</sup>
<b>H<sub>media</sub></b>	10.10	13.44	14.09	22.61	m
<b>H<sub>dom</sub></b>	13.38	17.01	17.97	29.67	m

Dónde: CC= Carbono capturado (Mg ha<sup>-1</sup>), V=Volumen (m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>), G= Área basal (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>), Densidad (N ha<sup>-1</sup>), H<sub>media</sub>=Altura media (m) y H<sub>dom</sub>=Altura dominante (m).

### 4.3.1. Modelo lineal

Una vez que se aplicaron los modelos de predicción se encontraron las variables de los datos LiDAR que explican el comportamiento de la información dasométrica. En la Tabla 4.3 se muestra un resumen de los parámetros estimados por los modelos lineales probados.

Tabla 4.3. Coeficientes de regresión para los modelos lineales utilizados.

Variable a estimar	VARIABLES LiDAR UTILIZADAS	R <sup>2</sup>	RMSE
<b>CC</b>	Elev.min, Int.kurt, Elev.P30, Elev.P10, Elev.P05, Total.return.count, Elev.MAD.median, Int.L.kurt, Elev.P40, Int.P05	0.77	14.39
<b>V</b>	Total.return.count, Elev.max, Int.P95, Elev.P25, Int.var	0.36	63.73
<b>G</b>	Elev.min, Int.kurt, Elev.P30, Elev.P10, Elev.P05, Int.P99, Elev.P40, Elev.P90, Int.L.kurt, Int.L4, Total.return.count	0.77	5.64
<b>Densidad</b>	Int.L.kurt, Elev.L3, Elev.P80, Elev.CURT.mean.CUBE, Elev.P01, Elev.max, Return.1.count, Total.return.count, Int.P10, Elev.mode, Elev.P99	0.74	133.47
<b>H<sub>media</sub></b>	Int.L.skewness, Int.L3, Int.var, Elev.P40, Elev.P60, Elev.mode, Elev.P10, Elev.MAD.mode, Int.min, Int.P60, Elev.L.skewness, Int.CV, Int.P01, Canopy.relief.ratio	0.93	0.70
<b>H<sub>dom</sub></b>	Int.L.skewness, Return.1.count, Elev.P10, Elev.min, Int.L4, Int.P01, Int.max, Int.L3, Elev.P30, Elev.CV, Elev.P60, Elev.P70, Int.var, Elev.P01, Int.mode, Elev.MAD.median, Int.kurt, Int.P40, Elev.kurt, Int.L.kurt, Total.return.count, Elev.P95, Elev.P75, Elev.L4, Elev.mean, Elev.IQ, Int.P90, Elev.P25, Int.P50, Int.IQ, Int.P70, Int.min, Elev.P80, Elev.mode, Int.P60, Int.mean, Int.AAD, Elev.P99	0.99	0.11

Dónde: CC= Carbono capturado (Mg ha<sup>-1</sup>), V=Volumen (m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>), G= Área basal (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>), Densidad (N ha<sup>-1</sup>), H<sub>media</sub>=Altura media (m) y H<sub>dom</sub>=Altura dominante (m); (Ver Anexo 1, para la descripción de las variables utilizadas).

Los modelos lineales con mayor precisión fueron los usados para estimar la altura dominante ( $R^2=0.99$ ) con 38 variables predictoras obtenidas mediante *stepwise AIC* y la  $H_{media}$  con un  $R^2=0.93$ , con 14 variables predictoras como se puede observar en el Cuadro 3. De manera contraria, el modelo lineal que tuvo menor precisión fue para estimar volumen (V) con un  $R^2=0.36$ . Los modelos para predecir CC, G y Densidad tuvieron un  $R^2$  de 0.74 a 0.77.

Las variables que fueron utilizadas en la mayoría de los modelos fueron las referentes a la elevación (Elev), principalmente Elev.min, Elev.max, Elev.P30, integradas por lo menos en tres de los modelos propuestos.

En la figura 4.2a, se puede observar que el modelo lineal explica el 77% de la variabilidad de los datos de CC, teniendo mayor error en el rango de 60 a 100 Mg ha<sup>-1</sup>. El modelo generado para estimar volumen (V) solo explica el 36% de la variabilidad, teniendo gran cantidad de valores fuera de los límites de confianza al 95% (Figura 4.2b).

El modelo para estimar área basal (G), se predice con un 77% de confiabilidad, presentando mayor variabilidad de 20 a 40 m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup> (Figura 4.2c). En la figura 4.2d, aunque el modelo tiene una  $R^2$  de 0.74, presenta variaciones en los datos predichos contra los observados en un amplio rango de la gráfica 200 a 750 N ha<sup>-1</sup> casi el total del rango de distribución de los datos en toda la población, pero se ubican muy cerca de la línea de tendencia.

La baja densidad de puntos de este tipo de información ocasiona una pérdida en la estimación de los arboles más altos, naturalmente porque tiene menor puntos de retorno que en la cobertura de la copa de dichos árboles, esto se puede observar en las figuras 4.2e y 4.2f, donde a alturas mayores existe una menor cantidad de puntos de retorno, en contraste a lo observado en el modelado de

H<sub>media</sub> (Figura 4.2e), donde se observa variabilidad de los datos en alturas bajas (<15 m).

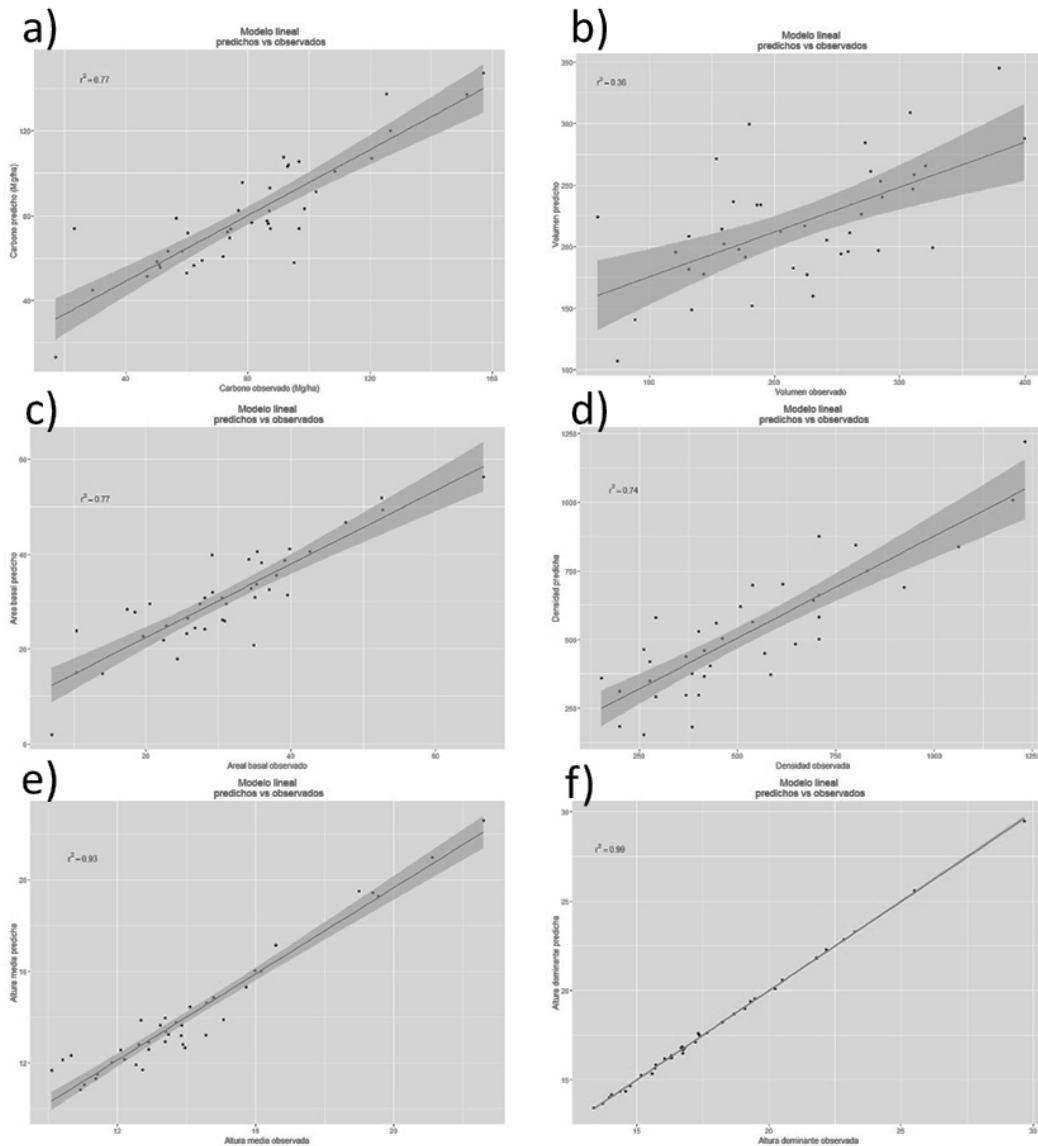


Figura 4.2. Relación datos observados vs predichos del modelo de regresión lineal, con los límites de predicción al 95% de confiabilidad: a) Carbono capturado (Mg ha<sup>-1</sup>), b) Volumen (m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>), c) Área basal (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>), d) Densidad (N ha<sup>-1</sup>), e) Altura media (m) y f) Altura dominante (m). La línea central representa la relación entre los valores observados y los predichos (línea 1:1).

### 4.3.2. Modelo Random forest

Este algoritmo realiza muchas clasificaciones con menos variables y menos observaciones que el modelo lineal, obteniendo modelos más compactos y más eficientes, obteniendo en este caso, de tres a cinco variables por modelo. Las variables Int.L4, Int.L1 y Int.stddev, inciden en los modelos para calcular CC, G,  $H_{media}$  y  $H_{dom}$ , y solo Int.L1 para el V. El modelo utilizado para determinar la Densidad solo utiliza variables referentes a la elevación (Elev) (Tabla 4.4).

Tabla 4.4. Coeficientes de regresión para los modelos *random forest* utilizados.

Variable	Variabes LiDAR utilizadas	R <sup>2</sup>	RMSE
<b>CC</b>	Int.L4, Int.CV, Int.stddev, Elev.max, Elev.L.CV	0.79	13.77
<b>V</b>	Int.P25, Elev.P80, Int.L1, Int.P40	0.79	39.34
<b>G</b>	Int.L4, Int.L1, Int.CV, Total.return.count, Elev.max	0.84	5.56
<b>Densidad</b>	Elev.P80, Elev.P75, Elev.P01, Elev.L.CV	0.82	108.15
<b>H<sub>media</sub></b>	Int.L1, Int.L4, Int.stddev, Elev.L.kurt	0.91	0.83
<b>H<sub>dom</sub></b>	Int.L1, Int.L4, Int.stddev	0.84	1.33

Dónde: CC= Carbono capturado ( $Mg\ ha^{-1}$ ), V=Volumen ( $m^3\ ha^{-1}$ ), G= Área basal ( $m^2\ ha^{-1}$ ), Densidad ( $N\ ha^{-1}$ ),  $H_{media}$ =Altura media (m) y  $H_{dom}$ =Altura dominante (m); (Ver Anexo 1, para la descripción de las variables utilizadas).

En la mayoría de los modelos propuestos mediante el algoritmo *random forest* se observaron coeficientes de correlación ( $R^2$ ) aceptables, que van de 0.79 para determinar CC y V, a 0.91 para estimar  $H_{media}$ .

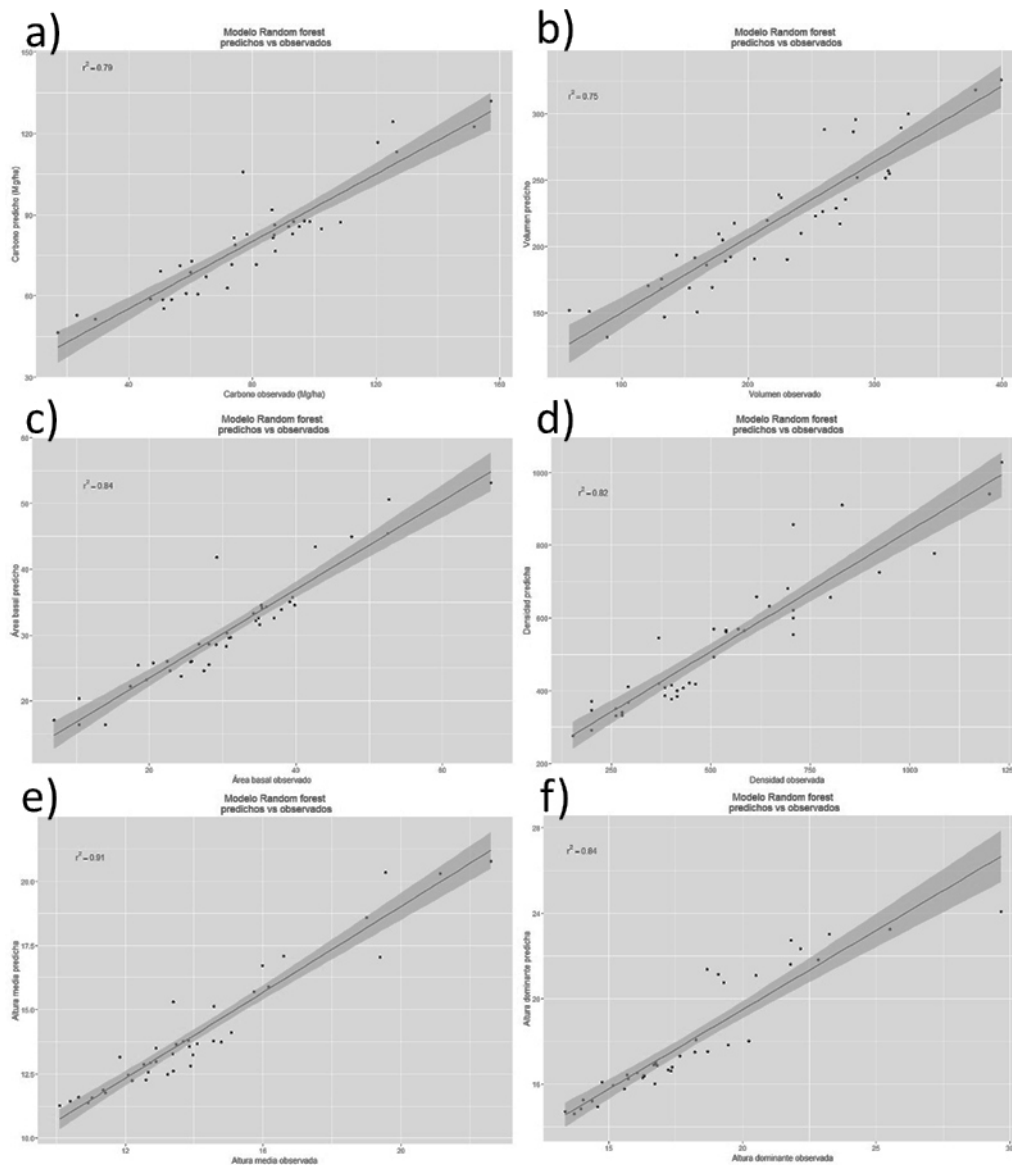


Figura 4.3. Relación datos observados vs predichos del modelo de *random forest* con los límites de predicción al 95% de confiabilidad: a) Carbono capturado (Mg ha<sup>-1</sup>), b) Volumen (m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup>), c) Área basal (m<sup>2</sup> ha<sup>-1</sup>), d) Densidad (N ha<sup>-1</sup>), e) Altura media (m) y f) Altura dominante (m). La línea central representa la relación entre los valores observados y los predichos (línea 1:1).



En la figura 4.3 se presentan los datos observados contra los predichos con buena precisión con valores de  $R^2$  que van desde 0.75 para el modelo para predecir volumen (V) hasta un 0.91 para pronosticar altura media ( $H_{media}$ ). En las figura 4.3a y 4.3b, se observa que el 77% y 74% de la variabilidad está explicada por el algoritmo *random forest* para estimar contenido de carbono (CC) y V, también se puede observar que la nube de puntos se encuentra cercana a la línea de tendencia, sin estar dentro de los intervalos de confianza establecidos (95%), con una mayor concentración dentro de un rango de 50-100 Mg ha<sup>-1</sup> para CC y de 120-330 m<sup>3</sup> ha<sup>-1</sup> para V.

En las figuras 4.3c y 4.3d, la nube de puntos se ajusta de mejor manera en el segmento inicial de la línea de predicción del modelo. El ajuste del modelo para determinar el área basal (G) es de 84% para representar la variabilidad. En cambio, el modelo para predecir densidad (N ha<sup>-1</sup>), tiene un coeficiente de determinación de 0.82, observándose valores fuera del intervalo de confianza en la parte final de la línea de predicción (> 500 N ha<sup>-1</sup>). De la misma manera, los modelos *random forest* para predecir  $H_{media}$  y  $H_{dom}$ , tienen buenos valores de  $R^2$  (0.91 y 0.84, respectivamente), observándose que los dos modelos predicen erróneamente valores de altura (>16 m para  $H_{media}$  y > 20 m para  $H_{dom}$ ), ya que se encuentran fuera del intervalo de confianza al 95%.

### **4.3.3. Comparación entre los dos modelos**

En general, los modelos determinados por el *Random forest*, tienen una menor cantidad de variables predictoras (tres a cinco), en comparación con los modelos lineales, que tienen desde 11 para el modelo para predecir CC hasta 38 variables

para calcular altura dominante. Otra característica notable para los modelos probados fue que el modelo de regresión lineal tiene más variables relacionadas a elevación (Elev), mientras que en los modelos *random forest*, las variables seleccionadas fueron las de intensidad (Int).

Los modelos lineales predicen mejor los valores a través de todo el conjunto de datos, en cambio, los modelos *random forest* predicen erróneamente los datos mayores al tercer cuartil de los datos.

#### **4.4. DISCUSIÓN**

Los resultados obtenidos con el modelo lineal en este estudio para la estimación de contenido de carbono (CC) fueron de mayor ajuste a los encontrados por Gonzales-Ferreiro *et al.* (2012), quienes obtuvieron un 0.44 de  $R^2$ , utilizando un modelo exponencial y a los reportados por Montagnoli *et al.* (2015), que encontraron un 0.87 de  $R^2$  con un modelo lineal e información LIDAR de baja densidad.

Los resultados obtenidos con el modelo *random forest* para determinar el contenido de carbono (CC) que se generaron, fueron mejores a los obtenidos por Mascaro *et al.*, (2014) y por Montagnoli *et al.*, (2015), los cuales obtuvieron un 59% de datos predichos correctamente.

Para los modelos de predicción de volumen (V), Martínez *et al.*, (2013) obtuvieron valores mayores (0.43 con un modelo lineal y 0.45 con un modelo exponencial) a los obtenidos en este estudio (0.36 con el modelo lineal); aunque Clemente *et al.* (2012), obtuvieron  $R^2$  de 0.87 y 0.88 con un modelo lineal aplicado a LiDAR

de baja calidad (1.3 puntos/m<sup>2</sup>), son mayores incluso al obtenido con el modelo *Random forest* (R<sup>2</sup>=0.75).

Para área basal (G), Coops *et al.* (2007), obtuvieron un coeficiente de correlación de 0.65 con información LiDAR de baja densidad (0.7 puntos/m<sup>2</sup>), que son menores a los valores de R<sup>2</sup> que se obtuvieron en este estudio (0.77 y 0.84, para el modelo lineal y random forest, respectivamente)

En lo referente a la densidad de individuos, estudios como el de Hayashi *et al.*, (2014), obtuvieron R<sup>2</sup> de 0.721 con información LiDAR de 1-3 pulsaciones/m<sup>2</sup>, mientras que este estudio fue de 0.74 con regresión lineal, siendo superado por el algoritmo de *random forest* (R<sup>2</sup>=0.84).

En los referente a modelos para predecir altura, autores como Coops *et al.*, 2007, muestran buenos resultados al procesar información LiDAR de baja densidad (0.7 puntos/m<sup>2</sup>), con un R<sup>2</sup> de 0.85 y 0.82 para altura media y dominante, respectivamente, que son menores a los encontrados en este estudio, con información LiDAR similar.

Lo anterior concuerda con autores como Suárez *et al.* (2005) y Estornell *et al.* (2011b) que mencionan que al utilizar información LiDAR de baja densidad, los puntos de retorno de los árboles más altos se pierden y solo son captados por el sensor los puntos de retornos donde la densidad del dosel es mayor (aprox. al 75% de la altura total).

#### 4.5. CONCLUSIONES

El estudio demuestra el potencial de la información LiDAR de baja densidad para estimar variables dasométricas en bosques de clima templado, obteniendo modelos que pueden explicar el comportamiento de la masa forestal con una precisión mayor al 70%. Además, en lo general, los modelos *Random forest*, tuvieron mejores predicciones que los modelos lineales probados en este estudio, excepto para las variables de altura media y dominante.

La alta relación entre las variables dasométricas generadas de la información de campo y la derivada con LiDAR de baja densidad, permite hacer buenas predicciones con coeficientes de determinación altos para estimar la  $H_{dom}$  ( $R^2=0.99$ ) y la  $H_{media}$  con un  $R^2=0.93$ . De manera contraria, el modelo lineal menor precisión fue para estimar volumen ( $V$ ) con un  $R^2=0.36$ .

En general el modelo *random forest* presenta valores aceptables para la estimación de variables dasométricas en bosque mixtos de coníferas, con coeficientes de determinación ( $R^2$ ) mayores al 0.79.

Los modelos aplicados en este estudio pueden estimar las variables dasométricas con buenos coeficientes de determinación ( $>0.70$ ), cubriendo valores mínimos a máximos de cada variable estudiada.

## CAPÍTULO 5. CONCLUSIONES FINALES

En el capítulo dos se realizó la caracterización de una región del noreste de México, en el municipio de Zaragoza, Nuevo León, y se determinó que sí existe una relación positiva entre carbono capturado y los índices de diversidad horizontal de Shannon-Wiener y el índice de diversidad vertical de Pretzsch. Aunque con una  $R^2$  bajo (0.59 para índice de Shannon-Wiener y 0.62 para el índice de Pretzsch), los resultados muestran que a medida que el valor de los índices aumenta, el contenido de carbono también aumenta.

En el capítulo tres se generaron modelos estadístico para estimar el contenido de carbono en bosques templado, usando datos LiDAR de baja densidad, y se encontró que sí existe una alta correlación entre los valores obtenidos de la estimación del contenido de carbono medido en campo y la información derivada con LiDAR de baja densidad, permitiendo hacer predicciones con una precisión de 91.32 %, mediante un modelo lineal y 61.31% con el modelo *Random forest*.

Por último, en el capítulo cuatro se generaron modelos estadísticos para estimar el contenido de carbono, volumen, área basal, densidad, altura dominante y altura media en bosques de clima templado del noreste de México, usando datos LiDAR de baja densidad, determinando que sí existe una relación para estimar variables dasométricas en bosques de clima templado e información LiDAR de baja densidad, obteniendo modelos que explican el comportamiento de la masa forestal con una precisión mayor al 70%, para las diferentes variables estimadas.

Por lo tanto, se puede concluir que la hipótesis general planteada sí se cumple, y se comprueba que existe una variación geoespacial de los servicios ambientales que presta un bosque y pueden ser evaluados a través de modelación y utilización de información LiDAR de baja densidad.

## BIBLIOGRAFIA

- Aguirre, O. A., J. Jiménez, H. Kramer y A. Akça. (2003). Análisis estructural de ecosistemas forestales en el Cerro del Potosí, Nuevo León, México. *Ciencia UANL* 6(2): 219-225.
- Aguirre C. O. A., y Jiménez J. (2011). Evaluación del contenido de carbono en bosques del sur de Nuevo León. *Rev Mex Cien For* 2:73-83.
- Antonarakis A. S. (2014). Uncertainty in initial forest structure and composition when predicting carbon dynamics in a temperate forest. *Ecological Modelling* 291: 134–141. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2014.07.030>
- Asner, G. P., J. K. Clark, J. Mascaro, G. A. Galindo-García, K. D. Chadwick, D. A. Navarrete-Encinales, G. Paez-Acosta, E. Cabrera-Montenegro, T. Kennedy-Bowdoin, A. Duque, A. Balaji, P. von Hildebrand, L. Maatoug, J. F. Phillips Bernal, A. P. Yepes-Quintero, D. E. Knapp, M. C. García-Dávila, J. Jacobson, y M. F. Ordóñez. (2012). High-resolution mapping of forest carbon stocks in the Colombian Amazon. *Biogeosciences*, 9: 2683–2696, [www.biogeosciences.net/9/2683/2012/](http://www.biogeosciences.net/9/2683/2012/) doi:10.5194/bg-9-2683-2012.
- Assmann E. (1970). *The Principles of Forest Yield Study*. Oxford Pergamon Press. New York, USA. 506 p.
- Avendaño D, M. Acosta M, F. Carrillo A, J. Etchevers. (2009). Estimación de la biomasa y carbono en un bosque de *Abies religiosa*. *Rev Fitotec Mex* 32:233-238.
- Bannister, J. R. y P. J. Donoso. (2013). Forest Typification to Characterize the Structure and Composition of Old-growth Evergreen Forests on Chiloe Island, North Patagonia (Chile). *Forests* 4(4):1087-1105; doi:10.3390/f4041087
- Bettinger, P. Boston, K. Siry, J.P. Grebner, D.L. (2009). *Forest Management and Planning*. Academic Press-Elsevier, San Diego, California, EUA. 331p.
- Blair J. B., y M. A. Horton. (1999). Modeling Laser Altimeter Return Waveforms Over Complex Vegetation Using High-Resolution Elevation Data. *Geophysical Research Letters*, 26(16): 2509-2512.

- Blair J. B., D. L. Rabine, M. A. Hofton. (1999). The Laser Vegetation Imaging Sensor: a medium-altitude, digitisation-only, airborne laser altimeter for mapping vegetation and topography. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing* 54:115-122.
- Breiman L. (2001). Random Forests. *Machine Learning*, 45: 5-32.
- Coops, N. C., T. Hilker, M. A. Wulder, B. St-Onge, G. Newnham, A. Siggins, J. A. Trofymow. (2007). Estimating canopy structure of Douglas-fir forest stands from discrete-return LiDAR. *Trees*, 21:295-310. DOI 10.1007/s00468-006-0119-6
- Corral-Rivas, J. J., B. Vargas-Larreta, C. Wehenkel, O. A. Aguirre-Calderón, J. G. Álvarez- González y A. Rojo-Alboreca. (2009). Guía para el Establecimiento de Sitios de Investigación Forestal y de Suelos en Bosques del Estado de Durango. 58 p.
- Cortes L., J. Hernández, D. Valencia, P. Corvalan. (2014). Estimation of above-ground forest biomass using Landsat ETM+, aster GDEM and Lidar. *Forest Res* 3:2. <http://dx.doi.org/10.4172/2168-9776.1000117>
- Contreras A., Cruz. (1997). Ecuaciones de volumen y funciones de ahusamiento para *Pinus durangensis* Mart. y *Pinus teocote* Schl. et Cham. del ejido vencedores, San Dimas, Durango, México.
- Clark P.J. y C. Evans F. (1954). Distance to nearest neighbour as a measure of spatial relationships in populations. *Ecology* 35:445-453
- Clementel, F., G. Colle, C. Farruggia, A. Floris, G. Scrinzi y C. Torresan. (2012). Estimating forest timber volumen by means of “low-cost” LiDAR data. *Italian Journal of Remote Sensing*, 44(1): 125-140. doi: 10.5721/ItJRS201244110
- Curtis J. T, y P. McIntosh R. (1951). An upland forest continuum in the pariré-forest border region of Wisconsin. *Ecology* 32: 476-496.
- Curtis Edson and Michael G. Wing. (2011). Airborne Light Detection and Ranging (LiDAR) for Individual Tree Stem Location, Height, and Biomass Measurements. *Remote Sens.* 3:2494-2528. doi:10.3390/rs3112494.

- Cumplido O., R. (2002). Tablas de volúmenes y de incrementos para tres especies del género Pinus de tres predios del estado de Chihuahua, México. Tesis de Licenciatura. Universidad Autónoma Chapingo. Chapingo, Estado de México, México. 114 p.
- Defries, R. (2008). Terrestrial vegetation in the coupled human-earth system: contributions of remote sensing. *Annual Review on Environmental Resources*. 33:369-390.
- Dubayah, R. O., y J. B. Drake. (2000). Lidar remote sensing for forestry. *J. For.*, 98(6), 44–46.
- Dupuya S., G. Lainéa, J. Tassinb, J. Sarrailh. (2013). Characterization of the horizontal structure of the tropical forest canopy using object-based LiDAR and multispectral image analysis. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 25: 76–86. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2013.04.001>
- Estornell J., L. A. Ruiz, H. T. Velázquez-Martí. (2011a). Analysis of the factors affecting LiDAR DTM accuracy in a steep shrub area. *Int J Digital Earth* 4:521–538
- Estornell C., J., L. A. Ruiz, B. Velázquez-Martí, A. Fernández-Sarría. (2011b). Estimation of shrub biomass by airborne LiDAR data in small forest stands. *Forest Ecology and Management* 262: 1697-1703.
- Estornell C., J., L. A. Ruiz, T. Velázquez-Martí, T. Hermosilla. (2011c). Analysis of the factors affecting LiDAR DTM accuracy in a steep shrub area. *Int J Digital Earth* 4:521–538.
- Estornell, J, L. A. Ruiz, B. Velázquez-Martí, T. Hermosilla. (2012). Estimation of biomass and volume of shrub vegetation using LiDAR and spectral data in a Mediterranean environment. *Biomass and Bioenergy*, 46:710-721.
- FAO. (2015). Estudio de tendencias y perspectivas del sector forestal en América Latina al año 2020. Informe Nacional México. [En línea]. 2 de marzo de 2015. Disponible en: [http://www.fao.org/docrep/006/j2215s/j2215s04.htm#P436\\_14023](http://www.fao.org/docrep/006/j2215s/j2215s04.htm#P436_14023)



- Gadow, K. v., S. Sánchez-Orois y J. G. Álvarez- González. (2007). Estructura y Crecimiento del Bosque. 287 pp.
- Gadow, K. v., C. Yu Z., C. Wehenkel, A. Pommerening, J. Corral-Rivas, M. Korol, S. Myklush, G. Ying H., A. Kiviste, y X. Hai Z. (2012). Forest Structure and Diversity. In T. Pukkala, K. v. Gadow, J. Finland y M. Tomé eds. Continuous Cover Forestry. Managing Forest Ecosystems vol 23. Second edition. p 29-83.
- García E. (1981). Modificaciones al sistema de clasificación climática de Köppen. Offset Larios, México, D. F. 286 p.
- García, E. y Comisión Nacional para el Conocimiento y uso de la Biodiversidad (CONABIO). (1998). Climas (clasificación de Koppen, modificado por García). Escala 1:1000000. México. Consultado 14 de Enero de 2015. Disponible en: [http://www.conabio.gob.mx/informacion/cgi-bin/geo\\_metadatos\\_esp.cgi?id=36](http://www.conabio.gob.mx/informacion/cgi-bin/geo_metadatos_esp.cgi?id=36).
- García, G. R. (2000). Comportamiento de la dinámica sucesional de *Abies religiosa* (hbk) schl. Et. Cham., y *Pinus hartwegii* lindl., en la Estación forestal experimental Zoquiapán, estado de México. Tesis de Licenciatura. Universidad Autónoma Chapingo – División de Ciencias Forestales, Chapingo, Estado de México. 88p.
- García, M., D. Riaño, E. Chuvieco, F. M. Danson. (2010). Estimating biomass carbon stocks for a Mediterranean forest in central Spain using LiDAR height and intensity data. Remote Sensing of Environment 114: 816–830. doi:10.1016/j.rse.2009.11.021.
- Guerra-Hernández, J., Tomé, M., González-Ferreiro, E. (2016). Cartografía de variables dasométricas en bosques Mediterráneos mediante análisis de los umbrales de altura e inventario a nivel de masa con datos LiDAR de baja resolución. Revista de teledetección, Asociación Española de Teledetección. 46: 103-117. <http://dx.doi.org/10.4995/raet.2016.3980>.

- Goetz S., R. Dubayah O. (2011) Advances in remote sensing technology and implications for measuring and monitoring forest carbon stocks and change, *Carbon Management*, 2(3), 231-244. <http://dx.doi.org/10.4155/cmt.11.18>.
- González-Ferreiro, E., U. Diéguez-Aranda y D. Miranda. (2012). Estimation of stand variables in *Pinus radiata* D. Don plantations using different LiDAR pulse densities. *Forestry*, 85:2. DOI:10.1093/forestry/cps002.
- González, M. (2003). Alternativas de manejo forestal mediante el desarrollo de conocimiento específico de sitio. Tesis Doctoral, Universidad Autónoma de Nuevo León - Facultad de Ciencias Forestales. Linares. N.L. 154 p.
- Gutiérrez G., G. (2003). Análisis dendrocronológico y económico del *Abies vejarii*, *Pinus hartwegii*, *Pinus strobiformis* y *Pinus teocote* en la Sierra de Peña Nevada, Nuevo León. Tesis Licenciatura. Universidad Autónoma de Nuevo León - Facultad de Ciencias Forestales. Linares. N.L. 105 p.
- Gwenzi, D., M.A. y Lefsky. (2014). Modeling canopy height in a savanna ecosystem using spaceborne lidar waveforms, *Remote Sensing of Environment*. En prensa, <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.11>.
- Hayashi, E., A. Weiskittel and S. Sader. (2014). Assessing the Feasibility of Low-Density LiDAR for Stand Inventory Attribute Predictions in Complex and Managed. *Forests*, 5:363-383. doi:10.3390/f5020363
- Higgins M. A., G. P. Asner, R. E. Martin, D. E. Knapp, C. Anderson. T. Kennedy-Bowdoin, R. Saenz, A. Aguilar, S. J. Wright. (2014). Linking imaging spectroscopy and LiDAR with floristic composition and forest structure in Panama. *Remote Sensing of Environment* *En prensa*. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.09.032>
- He, K. S., Bradley, B. A., Cord, A. F., Rocchini, D., Tuanmu, M.-N., Schmidtlein, S., Pettorelli, N. (2015). Will remote sensing shape the next generation of species distribution models? *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 4-18.

- INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía). (2004). Anuario Estadístico del Estado de Nuevo León. Instituto Nacional de Estadística Geografía e informática. Gobierno del Estado de Nuevo León. 594 p.
- Jaskierniak D., P. N.J. Lane, A. Robinson, A. Lucieer. (2011). Extracting LiDAR indices to characterize multilayered forest structure using mixture distribution functions. *Remote Sensing of Environment* 115: 573–585. doi:10.1016/j.rse.2010.10.003.
- Joao P. y F Carvalho, (2011). Composition and structure of natural mixed-oak stands in northern and central Portugal. *Forest Ecology and Management* 262: 1928-1937. doi:10.1016/j.foreco.2011.04.020
- Jiménez, P., J., O. Aguirre C., H. Kramer. (2001). análisis de la estructura horizontal y vertical en un ecosistema multicohortal de pino-encino en el norte de México. *Invest. Agr. Sist. Recur. For.* 10(2): 355-366.
- Kleinn, C. (2000). Nuevas tecnologías y metodologías para los inventarios forestales nacionales. *Unasylva*, 53(210): 10-18.
- Martínez T., C. D., J. E. Aunta D., J. A. Valero F. (2013). Aplicación de datos LiDAR en la estimación del volumen forestal en el parque Metropolitano bosque San Carlos. *Ciencia e Ingeniería Neogranadina*, 23(1): 7-21.
- Mascaro J., G., P. Asner, D. E. Knapp, Ty Kennedy-Bowdoin, R. E. Martin, C. Anderson, M. Higgins, K. y D. Chadwick. (2014). A Tale of Two “Forests”: Random Forest Machine Learning Aids Tropical Forest Carbon Mapping. *PLoS ONE* 9(1). Doi: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0085993>
- Maselli F., M. Chiesi, M. Mura, M. Marchetti, P. Coronac, G. Chirici. (2014). Combination of optical and LiDAR satellite imagery with forest inventory data to improve wall-to-wall assessment of growing stock in Italy. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation* 26 () 377–386. <http://dx.doi.org/10.1016/j.jag.2013.09.001>.
- McGaughey, R. (2009). FUSION/LDV: Software for LIDAR Data Analysis and Visualization. US Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station, Seattle, WA, 123 pp.

- Montagnoli, A., S. Fusco, M. Terzaghi, A. Kirschbaum, D. Pflugmacher, W. B. Cohen, G. Scippa, and D. Chiatante. (2015). Estimating forest aboveground biomass by liw density lidar data in mixed broadleaved forest in the Italian Pre-Alps. *Forest Ecosystem* 2:10. DOI 10.1186/s40663-015-0035-6.
- National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) Coastal Services Center. (2008). *Lidar 101: An introduction LiDAR technology, data and applications*. Charleston, SC: NOAA Coastal Services Center. 68 p.
- Návar J. (2009). Allometric equations for tree species and carbon stocks for forests of northwestern Mexico. *For Ecol Manag* 257:427-434.
- Návar T., J. J. (2001). Ajuste de modelos de volumen y funciones de ahusamiento para *Pinus pseudostrobus* Lindl. En bosques de pino de la Sierra Madre Oriental de Nuevo León, México. *Foresta Veracruzana*, 13(2): 19-28.
- Neigh C. S.R., R. F. Nelson, K. J. Ranson, H. A. Margolis, P. M. Montesano, G. Sun, V. Kharuk, E. Næsset, M. A. Wulder. H. E. Andersen. (2013). Taking stock of circumboreal forest carbon with ground measurements, airborne and spaceborne LiDAR. *Remote Sensing of Environment* 137: 274–287 <http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.06.019>
- Latifi, H. (2012). Characterizing forest structure by means of remote sensing: a review. In: Escalante, B. (Ed.), *In Remote Sensing: Advanced Techniques and Platforms*. Intech Open Access Publisher, Zagreb, Croatia, pp. 4-28.
- Lim, K., P. Treitz, M. Wulder, B. St-Onge y M. Flood. (2003). LiDAR remote sensing of forest. Structure. *Progress in Physical Geography* 27(1): 88-106.
- Ortiz-Reyes, A. D. (2014). Estimación de variables dasométricas mediante tecnología LiDAR. Tesis de Maestría. Colegio de posgraduados, Montecillos, Estado de México. 89p.
- Pasher J., D. J. King. (2010). Multivariate forest structure modelling and mapping using high resolution airborne imagery and topographic information. *Remote Sensing of Environment* 114: 1718–1732. doi:10.1016/j.rse.2010.03.005
- Palminteri S., G. V. N. Powell, G. P. Asner, C. A. Peres. (2012). LiDAR measurements of canopy structure predict special distribution of a tropical

mature forest primate. *Remote Sensing of Environment* 127: 98-105.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2012.08.014>

Pompa-García, M y R Solís-Moreno. (2008). Ecuación de volumen para el género *Quercus* en la región noroeste de Chihuahua, México. *Quebracho*. 16:84-93.

Pretzsch, H. (2009). *Forest Dynamics, Growth and Yield. From Measurement to Model*. Springer-Verlag Berlín Heidelberg, Alemania. 664 p.

PROBOSQUE. (1990). Segundo estudio dasonómico del Estado de México (SEDEMEX). Toluca, Estado de México. 334 p.

Raciti S. M., L. R. Hutya, J. D. Newell. (2014). Mapping carbon storage in urban trees with multi-source remote sensing data: Relationships between biomass, land use, and demographics in Boston neighborhoods. *Science of the Total Environment* 500–501: 72–83.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.scitotenv.2014.08.070>

Razo-Zárate, R, A. J. Gordillo-Martínez, R. Rodríguez-Lag. (2013). Escenarios de carbono para el bosque de oyamel del Parque Nacional El Chico, Hidalgo, México. *Revista Latinoamericana de Recursos Naturales* 9 (1): 17-21.

Rodríguez R, J. Jiménez P, O. A. Aguirre C., E. Jurado Y. (2007). Ecuaciones alométricas para estimar biomasa aérea en especies de encino y pino en Iturbide, N.L. *Rev Cien For Mex* 32:39–56.

Ruiqiang N., Y. Baiketuerhan, C. Zhang, X. Zhao, K. v. Gadow. (2014). Analysing structural diversity in two temperate forest in northeastern China. *Forest Ecology and Management* 316:139-147.

Schuckman K., and M. Renslow. (2015). *Lidar technology and applications*. College of Earth and Mineral Sciences. The Pennsylvania State University.  
<http://www.e-education.psu.edu/lidar/l1.html>

Shannon, C.E. y W. Wiener. (1949). *The Mathematical Theory of Communication*. University Illinois Press, Urbana, IL.

Stephens P. R., M. O. Kimberley, P. N. Beets, T. S.H. Paul, N. Searles, A. Bell, C. Brack, J. Broadley. (2012). Airborne scanning LiDAR in a double

sampling forest carbon inventory. *Remote Sensing of Environment* 117: 348–357. doi:10.1016/j.rse.2011.10.009

Suárez J, Ontiveros C, Smith S, Snape S. (2005). Use of airborne LiDAR and aerial photography in the estimation of individual tree heights in forestry. *Comput. Geosci.* 31:253-262.

Sun, G. y K. J. Ranson. (2000). Modeling Lidar Returns from Forest Canopies. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 38(6):2617-2626

Thurner, M., C. Beer, M. Santoro, N. Carvalhais, T. Wutzler, D. Schepaschenko, A. Shvidenko, E. Kompter, B. Ahrens, S. R. Levick, C. Schmullius. (2014). Carbon stock and density of northern boreal and temperate forests. *Global Ecology and Biogeography*, (Global Ecol. Biogeogr.) 23: 297–310. DOI: 10.1111/geb.12125 <http://wileyonlinelibrary.com/journal/geb>

Tomas C. (2013). Estimación de biomasa y carbono mediante ecuaciones alométricas en *Quercus laurina* Humb. y *Quercus rugosa* Née en predios bajo manejo del ejido San Pablo Ixayoc, Estado de México. Tesis de Licenciatura, Universidad Autónoma Chapingo.

Treviño-Garza, E. J. (2001). Estratificación de la información en el procesamiento digital de imágenes de satélite aplicado a la cartografía de los bosques *Pinus cembroides*. *Investigaciones Geográficas*. Instituto de Geografía. UNAM. 44:54-63.

UNFCCC (United Nations Framework Convention on Climate Change). (2008). Reducing emissions from deforestation in developing countries: approaches to stimulate action FCCC/SBSTA/2008/L.12 <http://unfccc.int/resource/docs/2008/sbsta/eng/l12.pdf>

Valbuena-Rabadán, M. A., J. Santamaría-Peña, y F, Sanz-Adán. (2016). Estimation of diameter and height of individual trees for *Pinus sylvestris* L. based on the individualising of crowns using airborne LiDAR and the National Forest Inventory data. *Forest Systems*, 25(1):11. <http://dx.doi.org/10.5424/fs/2016251-05790>

- Vosselmann, G., & Mass G., H. (2010). Airborne and terrestrial laser scanning. Dunbeath: Whittles Publishing.
- Vigil N. (2010). Estimación de biomasa y contenido de carbono en *Cupressus lindleyi* Klotzsch ex Endl. en el Campo Forestal Experimental Las Cruces, Texcoco, México. Tesis de Licenciatura. Universidad Autónoma Chapingo.
- Wehenkel C., J. J. Corral-Rivas, J. C. Hernández-Díaz, K. Gadow. (2011). Estimating balanced structure areas in multi-species forests on the Sierra Madre Occidental, México. *Annals of Forest Science* 68:385-394. Doi 10.1007/s13595-011-0027-9.
- Weishampel, J. F., J. B. Blair, R. G. Knox, R. Dubayah y D. B. Clark. (2000). Volumetric lidar return patterns from an old-growth tropical rainforest canopy. *Int. J. Remote Sensing*, 21(2):409-415
- Yamashita, T., K. Yamashita, y R. Kamimura. (2007). A Stepwise AIC Method for Variable Selection in Linear Regression. *Communications in Statistics-Theory and Methods*, 36: 2395–2403. DOI: 10.1080/03610920701215639
- Zar, J. H. (2010). *Biostatistical analysis*. Prentice Hall, New Jersey, 5ta ed. 663 p.
- Zianis, D, Muukkonen, P., Mäkipää y Mencuccini, M. (2005). Biomass and stem volumen equations for tree species in Europe. *SilvaFennica Monographs* 4. 63 p.