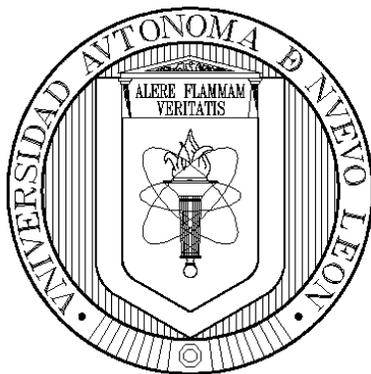


UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN
FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES



**ANÁLISIS GEOESPACIAL DE LA ESTRUCTURA Y DINÁMICA DEL
BOSQUE TEMPLADO EN LA REGIÓN ORIENTAL DEL EJE
NEOVOLCÁNICO**

POR:

PRUDENCIA CABALLERO CRUZ

Como requisito parcial para obtener el grado de
DOCTOR EN CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN MANEJO
DE RECURSOS NATURALES

Enero, 2023

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN

FACULTAD DE CIENCIAS FORESTALES



**ANÁLISIS GEOESPACIAL DE LA ESTRUCTURA Y DINÁMICA DEL
BOSQUE TEMPLADO EN LA REGIÓN ORIENTAL DEL EJE
NEOVOLCÁNICO**

Por:

PRUDENCIA CABALLERO CRUZ

Como requisito parcial para obtener el grado de
**DOCTOR EN CIENCIAS CON ORIENTACIÓN EN MANEJO DE RECURSOS
NATURALES**

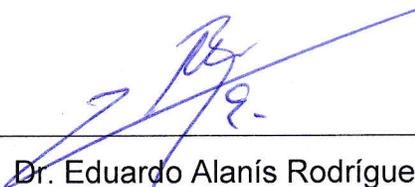
Enero, 2023

**ANÁLISIS GEOESPACIAL DE LA ESTRUCTURA Y DINÁMICA DEL BOSQUE
TEMPLADO EN LA REGIÓN ORIENTAL DEL EJE NEOVOLCÁNICO**

Aprobación de Tesis



Dr. Eduardo J. Treviño Garza
Director



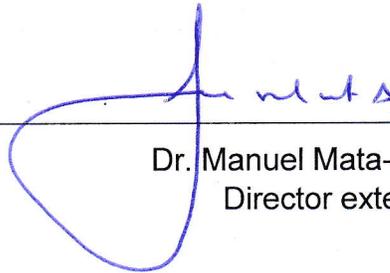
Dr. Eduardo Alanís Rodríguez
Codirector



Dr. José Israel Yereña Yamalle
Asesor



Dr. Luis Gerardo Cuellar Rodríguez
Asesor



Dr. Manuel Mata-Balderas
Director externo

Enero, 2023

Agradecimientos

A la **Facultad de Ciencias Forestales de la Universidad Autónoma de Nuevo León**, por haberme aceptado en su programa de Doctorado en Ciencias con Orientación en Manejo de Recursos Naturales.

Al **Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT)** por la beca que me otorgó para realizar el Doctorado.

Al **Dr. Eduardo J. Treviño Garza**, por haber confiado en mí y haberme aceptado para formar parte de su equipo de trabajo, por su asesoramiento para la elaboración de esta tesis.

Al **Dr. Eduardo Alanís-Rodríguez, Dr. José Israel Yerena-Yamallel, Dr. Luis Gerardo Cuéllar-Rodríguez y Dr. Manuel Mata-Balderas** por haber aceptado formar parte de mi proyecto de tesis.

A los profesores de esta facultad por contribuir en mi formación académica y al equipo del Laboratorio de Geomática de la Facultad por sus consejos.

A todos... ¡Muchas Gracias!

Dedicatorias

A mis padres, hermanas y hermanos...

A mis amigas y amigos que siempre han estado ahí brindándome su apoyo.

ÍNDICE GENERAL

ANÁLISIS GEOESPACIAL DE LA ESTRUCTURA Y DINÁMICA DEL BOSQUE TEMPLADO EN LA REGIÓN ORIENTAL DEL EJE NEOVOLCÁNICO	1
CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN GENERAL	3
1.1. INTRODUCCIÓN	3
1.2. JUSTIFICACIÓN	5
1.3. HIPÓTESIS	6
1.4. OBJETIVOS	7
1.4.1. Objetivo general	7
1.4.2. Objetivos particulares	7
1.5. ANTECEDENTES	8
1.5.1. Inventarios forestales	8
1.5.2. Sensores remotos	8
1.5.3. Tecnología LiDAR	10
1.5.4. Global Ecosystem Dynamics Investigation (LiDAR-GEDI)	11
1.5.5. Datos LiDAR para el análisis de la estructura forestal	12
1.5.6. Random Forest	12
CAPÍTULO 2. ANÁLISIS DE LA ESTRUCTURA Y DIVERSIDAD ARBÓREA DE BOSQUES TEMPLADOS EN LA LADERA ORIENTAL DEL VOLCÁN IZTACCÍHUATL, MÉXICO	14
2.1. INTRODUCCIÓN	16
2.2. MATERIALES Y MÉTODOS	17
2.2.1. Área de estudio	17
2.2.2. Diseño de muestreo y toma de datos	18

2.2.3.	Análisis de datos	18
2.3.	RESULTADOS	21
2.3.1.	Riqueza de especies	21
2.3.2.	Estructura florística.....	23
2.3.3.	Estructura vertical.....	24
2.3.4.	Caracterización diamétrica	28
2.4.	DISCUSIÓN.....	28
<p style="text-align: center;">CAPÍTULO 3. VOLUMEN-BIOMASA-CARBONO Y RELACIONES ALOMÉTRICAS DE CARBONO A NIVEL COMUNIDAD ARBÓREA PARA BOSQUES TEMPLADOS DE MÉXICO.....</p>		
3.1.	INTRODUCCIÓN.....	33
3.2.	MATERIALES Y MÉTODOS	34
3.2.1.	Área de estudio	34
3.2.2.	Recopilación y análisis de la información.....	35
3.2.3.	Modelos alométricos de existencias de carbono a nivel comunidad forestal	38
3.2.4.	Análisis estadístico y evaluación de modelos	39
3.3.	RESULTADOS	39
3.3.1.	Dimensión de los árboles	39
3.3.2.	Volumen, biomasa y carbono arbóreo aéreo	40
3.3.3.	Modelos alométricos	41
3.4.	DISCUSIÓN.....	44
3.4.1.	Volumen, biomasa y carbono aéreo.....	44
3.4.2.	Modelos alométricos de existencias de carbono a nivel comunidad forestal	46

CAPÍTULO 4. MODELADO DE LA ALTURA DEL DOSEL FORESTAL USANDO DATOS SATELITALES ÓPTICOS, LIDAR Y DE RADAR EN GOOGLE EARTH ENGINE.....	47
4.1. INTRODUCCIÓN	49
4.2. MATERIALES Y MÉTODOS	50
4.2.1. Área de estudio.....	50
4.2.2. Adquisición de datos.....	51
4.2.3. Procesamiento de datos y modelado de la altura de la cobertura forestal	52
4.3. RESULTADOS	54
4.4. DISCUSIÓN	56
CAPÍTULO 5. MODELADO DE LA BIOMASA AÉREA FORESTAL USANDO LIDAR-GEDI Y DATOS DE SENTINEL EN EARTH ENGINE .	59
5.1. INTRODUCCIÓN	60
5.2. MATERIALES Y MÉTODOS.....	61
5.3. RESULTADOS.....	64
5.4. DISCUSIONES	66
CAPÍTULO 6. CONCLUSIONES.....	67
BIBLIOGRAFÍA	69

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro 2.1. Ecuaciones para analizar la estructura y diversidad del bosque...	19
Cuadro 2.2. Especies arbóreas registradas en BP, BHP y BPQ.....	21
Cuadro 2.3. Índice de valor de importancia por comunidad arbórea.....	23
Cuadro 2.4. Estratos de altura para la comunidad arbórea de BP.....	25
Cuadro 2.5. Estratos de altura para la comunidad arbórea de BHP.....	26
Cuadro 2.6. Estratos de altura para la comunidad arbórea de BPQ.....	27
Cuadro 3.1. Densidad de la madera de las especies arbóreas.....	36
Cuadro 3.2. Ecuaciones para estimar el volumen total árbol con corteza.....	36
Cuadro 3.3. Ecuaciones para estimar biomasa.....	37
Cuadro 3.4. Modelos alométricos de existencia de carbono aéreo a nivel comunidad arbórea con las estadísticas de ajuste.....	43
Cuadro 4.1. Descripción de los índices espectrales.....	52

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 2.1. Ubicación del área de estudio.....	18
Figura 2.2. a) Índices de diversidad por comunidad forestal arbórea: BP (bosque de pino), BHP (bosque de aile-pino) y BPQ (bosque de pino-encino). b) Prueba de <i>Kruskal-Wallis</i> para riqueza de especies.....	22
Figura 2.3. a) Prueba de <i>Kruskal-Wallis</i> para la densidad arbórea. b) Prueba de <i>Kruskal-Wallis</i> para área basal por comunidad arbórea.....	24
Figura 2.4. Densidad arbórea por clase diamétrica.....	28
Figura 3.1. a) Ubicación del estado de Puebla, México. b) Municipio de Chiautzingo.....	35
Figura 3.2. a) Diámetro y b) Altura de las especies arbóreas por comunidad forestal arbórea: bosque de aile-pino (BHP), bosque de pino (BP), bosque de pino-encino (BPQ).....	40
Figura 3.3. a) Volumen ($m^3 ha^{-1}$), b) biomasa ($Mg ha^{-1}$) y c) carbono arbóreo ($Mg ha^{-1}$) promedio de las especies por comunidad arbórea: bosque de aile-pino (BHP), bosque de pino (BP), bosque de pino-encino (BPQ).....	41
Figura 3.4. Relaciones de las existencias de carbono arbórea aéreo a nivel comunidad forestal con AB ($m^2 ha^{-1}$), ρ ($g cm^3$) y H (m, media y máxima).....	42
Figura 3.5. Bondad de ajuste de los modelos alométricos de existencias de carbono a nivel comunidad forestal.....	44
Figura 4.1. Ubicación del área de estudio.....	51
Figura 4.2. Importancia de las variables en el modelado de la altura.....	54
Figura 4.3. Valores predichos vs valores observados en la modelación de la altura de la cobertura forestal.....	55

Figura 4.4. Modelación de la altura de la cobertura forestal.....	56
Figura 5.1. Área de estudio: Región Izta-Popo.....	62
Figura 5.2. Importancia de las variables en el modelado de la biomasa aérea...	64
Figura 5.3. Valores observados y valores estimados.....	64
Figura 5.4. Mapa de biomasa obtenido como resultado de la modelación.....	65

ANÁLISIS GEOESPACIAL DE LA ESTRUCTURA Y DINÁMICA DEL BOSQUE TEMPLADO EN LA REGIÓN ORIENTAL DEL EJE NEOVOLCÁNICO

RESUMEN

Se analizaron las variables estructurales de los bosques de la región oriental del Eje Neovolcánico mediante datos de campo y datos obtenidos por sensores remotos. La caracterización del bosque se realizó con los índices de diversidad, el índice de Pretzsch, el análisis de distribución diamétrica, el índice de valor de importancia, estimación de la biomasa, el contenido de carbono, y la modelación de la altura y la biomasa. En total se registraron once especies arbóreas en el área. Los bosques analizados presentaron una uniformidad media baja y media alta en altura, además mostraron una distribución diamétrica asimétrica positiva. La biomasa promedio fue de 150 Mg ha⁻¹ y 75 Mg ha⁻¹ de carbono. Por otra parte, la modelación de la altura de la cobertura forestal y la biomasa aérea se desarrollaron con la regresión Random Forest obteniendo para la altura un $r^2= 0.88$ y RMSE= 4.253 y para la biomasa un $r^2= 0.76$ y RMSE= 49.006. La información generada es referente para el manejo de los bosques, así como para establecer programas de conservación de las especies o del germoplasma.

Palabras clave: GEDI, LiDAR, Random Forest, variables dasométricas, caracterización estructural.

SUMMARY

Structural variables of forests in the eastern region of the Neovolcanic Axis were analyzed using field data and remote sensing data. Forest characterization was carried out using diversity indices, Pretzsch index, diameter distribution analysis, importance value index, biomass estimation, carbon content, and height and biomass modeling. A total of eleven tree species were recorded in the area. The analyzed forests presented a low mean and high mean uniformity in height, and showed a positive asymmetric diameter distribution. The average biomass was 150 Mg ha⁻¹ and 75 Mg ha⁻¹ of carbon. On the other hand, the modeling of canopy height and aerial biomass were developed with Random Forest regression, obtaining an $r^2= 0.88$ and RMSE= 4.253 for height and $r^2= 0.76$ and RMSE= 49.006 for biomass. The information generated is a reference for forest management, as well as for the establishment of species or germplasm conservation programs.

Keywords: GEDI, LiDAR, Random Forest, dasometric variables, structural characterization.

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN GENERAL

1.1. INTRODUCCIÓN

Los bosques cubren casi un tercio de la superficie terrestre y constituyen además un recurso ecológico, cultural y económico de gran importancia para la sociedad (Wang et al., 2022). Son estructural, composicional y funcionalmente complejos que proporcionan una diversidad de condiciones de hábitat para las especies que habitan en los bosques (Alaniz et al., 2021).

La evaluación de estos recursos es importante para generar información que ayude a la toma de decisiones, ya sea en políticas nacionales o internacionales, relacionadas con las variables estructurales y funcionales, como la altura del dosel, la biomasa, la captura de CO₂, el volumen, la pérdida de biodiversidad o el análisis del impacto del cambio climático sobre los ecosistemas forestales.

Durante la última década, ha aumentado la necesidad de información que describa los paisajes boscosos o que esté relacionado a los atributos forestales, con agencias globales, nacionales y locales que buscan información espacialmente explícita y precisa sobre los recursos forestales (Magnussen et al., 2018; Næsset, 2014) para la gestión, informes e investigación (Coops et al., 2021). La biomasa forestal, por ejemplo, es reconocida por Global Climate Observing Systems como una variable climática esencial (Duncanson et al., 2019) y su caracterización sistemática es importante para informar sobre las categorías de forestación, reforestación y deforestación a nivel mundial (Herold et al., 2019).

Se requieren productos regionales y globales adecuados para el monitoreo a escalas espaciales y con un nivel adecuado de precisión para observar los cambios en los ecosistemas forestales causados por actividades tanto naturales como antropogénicas (Coops et al., 2021). Esto brinda a los formuladores de políticas públicas un mayor conocimiento de los recursos de carbono, la

biodiversidad regional y estrategias mejoradas para alcanzar el desarrollo sostenible de los recursos (Duncanson et al., 2019).

Además, la información regional y local espacialmente explícita sobre atributos como el volumen y la altura del bosque son la piedra angular de los inventarios forestales y son necesarios para cumplir con las responsabilidades de administración forestal (White et al., 2016) a nivel de planificación operativa y táctica.

Por otra parte, ya sea para el monitoreo global o el manejo local, los enfoques de caracterización forestal basados en datos de sensores remotos tienen beneficios, incluida la capacidad de predecir los atributos estructurales en todos los bosques, y no están espacialmente limitados a áreas específicas o al tiempo (Wulder et al., 2020). Las variables que se han analizado con los sensores remotos son la biomasa aérea, la altura, el volumen, la cobertura de copas y complejidad del dosel, con aplicaciones que van desde la evaluación del hábitat, la distribución de especies, la información sobre el riesgo de incendio y la gravedad del incendio (Fernández-Guisuraga & Fernandes, 2023; M. Liang et al., 2023; Ren et al., 2023).

La incorporación de los sensores remotos en el desarrollo de estrategias para la gestión y toma de decisiones tiene importancia en el monitoreo continuo (Wang et al., 2022) y que complementa el desarrollo y mantenimiento de los inventarios forestales, el cual es vital para gestionar de forma sostenible los recursos forestales, así como proyectar su estado hacia el futuro (Tompalski et al., 2021).

1.2. JUSTIFICACIÓN

La investigación y el análisis de la estructura de los bosques ayudan a comprender la historia, el estado actual y el desarrollo futuro de estos (Hui et al., 2019). La estructura de las masas forestales es un factor importante en el análisis y la gestión de los bosques, además es un aspecto significativo para conocer su dinámica, el cual permite diseñar políticas relacionadas con su manejo o con el establecimiento de estrategias para mitigar el cambio climático.

Por lo que, analizar la estructura arbórea es clave para conocer la estabilidad de los bosques, también es un buen indicador para la caracterización del hábitat porque cualquier cambio en la estructura horizontal o vertical, puede afectar al ecosistema. Esto se puede analizar con información de inventarios forestales, sin embargo, en los últimos años, debido a los avances tecnológicos en sensores remotos se ha podido estudiar la estructura de los ecosistemas forestales desde una perspectiva espacial, ya sea a nivel local, regional o mundial facilitando considerablemente la obtención de información.

Los análisis geoespaciales detallados de los atributos de la estructura forestal son cruciales para la conservación y la gestión forestal sostenible a diferentes escalas. Realizar un análisis geoespacial de la estructura de bosques heterogéneos de grandes extensiones es un desafío, sin embargo, es necesario para la toma de decisiones relacionadas al manejo, conservación de estos en la actualidad y en el futuro, apoyándose del potencial de los datos LiDAR, ópticos y de radar.

1.3. HIPÓTESIS

Con información de inventarios forestales, datos de sensores remotos y modelación geoespacial se puede analizar la estructura de los ecosistemas templados del centro de México. Se determinó una hipótesis por capítulo, las cuales fueron:

- Existen diferencias estructurales y de diversidad en el componente arbóreo en los bosques templados de pino, aile-pino y pino-encino de la región oriental del eje Neovolcánico.
- El contenido de carbono se puede estimar con una sola ecuación alométrica, y dicha variable está relacionado con las dimensiones de los árboles y la mezcla de especies.
- La modelación de la altura de los árboles de bosques templados es posible con datos de LiDAR-GEDI, SRTM, Planet y Sentinel (1, 2).
- La modelación de la biomasa arbórea aérea de bosques templados es posible con datos LiDAR-GEDI y Sentinel (1, 2).

1.4. OBJETIVOS

1.4.1. Objetivo general

Analizar la estructura y dinámica de bosques templados a través de datos de inventario forestal y mediante la modelación geoespacial en la región oriental del Eje Neovolcánico.

1.4.2. Objetivos particulares

- Analizar la estructura y la diversidad del componente arbóreo del bosque templado de pino, pino-encino y aile-pino de la región oriental del Eje Neovolcánico.
- Estimar las existencias de carbono a nivel comunidad arbórea mediante una sola ecuación alométrica y examinar su relación con las dimensiones de los árboles y la mezcla de especies.
- Modelar la altura del dosel forestal utilizando datos satelitales ópticos, LiDAR y de radar en Google Earth Engine.
- Modelar la biomasa forestal con datos de sensores remotos: ópticos, LiDAR y de radar en Google Earth Engine.

1.5. ANTECEDENTES

1.5.1. Inventarios forestales

Los bosques son ecosistemas que requieren un enfoque de gestión en múltiples escalas para equilibrar eficazmente la sostenibilidad ambiental y socioeconómica (Baskent et al., 2020). La toma de decisiones sobre los recursos forestales se basa en la información precisa que se recopila mediante inventarios forestales (X. Liang et al., 2016). El desarrollo y mantenimiento de inventarios forestales es vital para gestionar los recursos forestales actuales, así como proyectar su estado hacia el futuro, además, aportan información precisa y espacialmente explícita sobre el estado actual de los recursos forestales (Knoke et al., 2021; Nesha et al., 2022).

Convencionalmente, los inventarios forestales se desarrollan mediante el establecimiento de parcelas en campo, los cuales pueden ser de diferentes tamaños.

1.5.2. Sensores remotos

Los sensores remotos son instrumentos que proporcionan valiosos conocimientos sobre los retos medioambientales y son herramientas clave para impulsar soluciones (Lechner et al., 2020). La percepción remota permite la adquisición de información sobre alguna característica de interés de la superficie de la Tierra o la atmósfera sin entrar en contacto directo con ella, a través de la medición de la radiación electromagnética por medio de sensores, estos transforman la radiación electromagnética en información perceptible y analizable, es decir, en imágenes (Pei et al., 2021).

Los sensores remotos permiten adquirir datos sobre la cubierta forestal de forma rápida y precisa a gran escala (Lechner et al., 2020). Los sensores remotos se han utilizado para mapear la estructura tridimensional de los bosques, la biodiversidad, las fluctuaciones globales en la productividad de las plantas, los

disturbios bióticos y la distribución de los ecosistemas forestales, entre otras aplicaciones (Y. Gao et al., 2020; Lechner et al., 2020; Randin et al., 2020).

La gama y diversidad de los sistemas de percepción, así como la variedad de aplicaciones, han evolucionado mucho durante el último siglo. Los tipos de imágenes utilizadas van desde fotografías aéreas convencionales que capturan una vista similar a la observada por el ojo humano hasta imágenes que revelan elementos que pueden ser invisibles para el ojo humano, como la estructura física y la composición química de la superficie de la Tierra (Lechner et al., 2020).

Los sensores pueden tener diferentes resoluciones temporales, espaciales, radiométricas y espectrales; pueden ser de tipo RGB (Red, Green y Blue), multiespectral, hiperespectral, LiDAR (Light Detection and Ranging) o SAR (Radar de Apertura Sintética), los cuales se pueden montar en satélites, aviones, UAV (Vehículos Aéreos No Tripulados) o vehículos terrestres (Lechner et al., 2020; S. Liang & Wang, 2020).

Los sensores ópticos (RGB, multiespectral e hiperespectral) proporcionan información de cobertura (vegetación, suelo, entre otros) de la superficie de la Tierra, y los sensores LiDAR y SAR aparte de proporcionar información de los distintos tipos de cobertura de la Tierra, también registran información de altura de los objetos (Reilly et al., 2021).

La tecnología de percepción remota ha permitido realizar investigaciones relacionados a los ecosistemas a nivel local, regional o mundial y por periodos prolongados del pasado al presente, empleando como recurso principal imágenes (Dlamini et al., 2021; Ye et al., 2021). Los satélites han proporcionado datos esenciales para la investigación de problemas ambientales desde 1972 con el lanzamiento de la misión Landsat (resolución espacial de 30 m) (Pei et al., 2021). Además, en 1999 se lanzó Terra (Espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada-MODIS, resolución de 250, 500 y 1000 m), y en 2014 se puso en marcha Sentinel-2 (resolución de 10, 20 y 60 m), y ambos complementan a Landsat con información de acceso libre (Barboza-Castillo et al., 2020; Pacheco et al., 2021).

Estas plataformas continúan desarrollándose, utilizando sensores sofisticados que proporcionan datos con resoluciones espaciales, temporales y radiométricas cada vez mejoradas como Sentinel-2 (Pádua et al., 2020). Aparte de los satélites mencionados, existen otros que proporcionan imágenes con una mejor resolución espacial, pero estos son comerciales, por lo tanto, no siempre están al alcance de los investigadores o gestores de recursos naturales.

1.5.3. Tecnología LiDAR

La tecnología LiDAR (acrónimo del inglés LiDAR, Light Detection and Ranging o Laser Imaging Detection and Ranging) es una tecnología de percepción remota activa que transmite pulsos láser a la superficie de los objetos y registra las señales de retorno (Michez et al., 2016). La información tridimensional de las entidades de la superficie, como el terreno y la vegetación, se puede obtener mediante LiDAR con alta precisión en tiempo real (Wu et al., 2019). Esta tecnología es cara, por lo que su uso es limitado para analizar la estructura forestal, o alguna variable forestal de interés.

En comparación con las tecnologías tradicionales de percepción remota óptica, LiDAR tiene una mayor penetración del dosel y no se ve afectado fácilmente por las condiciones climáticas; por lo tanto, esta tecnología tiene ventajas únicas en la obtención de información sobre la estructura forestal (Wu et al., 2019), además, se puede lograr una precisión tridimensional alta (Coops et al., 2021; C. Jin et al., 2020; Xu et al., 2018).

La tecnología es adaptable a sistemas terrestres, sistemas aéreos no tripulados (UAS) e instrumentos basados en aeronaves o satélites, y todos se usan para extraer diferentes atributos estructurales del bosque a diferentes escalas espaciales (White et al., 2016). LiDAR ha experimentado un rápido desarrollo desde las pruebas científicas hasta la aplicación operativa (Nelson, 2013).

Por lo general, los sistemas LiDAR producen tamaños de huella de 0.1 a 2 m y logran una precisión inferior al metro de las alturas de la superficie del terreno (X. Yang et al., 2022). Los sistemas LiDAR de gran tamaño utilizan un enfoque

diferente (Lefsky et al., 2002). El número de sistemas de gran tamaño basados en aeronaves es limitado y estos sistemas se utilizan a menudo para simular mediciones basadas en el espacio. Ejemplos de estos sistemas son Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) de forma de onda completa en la Estación Espacial Internacional (ISS) y el sistema LiDAR de fotón único (SPL) en ICESat-2 ahora brindan valiosos datos basados en el espacio para las evaluaciones forestales (Hancock et al., 2019; Markus et al., 2017).

1.5.4. LiDAR-GEDI (Global Ecosystem Dynamics Investigation)

GEDI es un LiDAR de longitud de onda completa, implementado con éxito el 5 de diciembre de 2018, que comenzó a operar el 25 de marzo de 2019. El sistema láser GEDI está montado en la estación espacial internacional (ISS) que vuela a 415 km de altitud y mide a lo largo de ocho pistas terrestres separadas por 600 m; cuatro de las huellas en el suelo son producidas por dos láseres de máxima potencia y las otras cuatro huellas por un láser llamado de cobertura con potencia reducida. Los disparos láser individuales están separados por 60 m y tienen una huella de aproximadamente 25 m en el suelo, es decir, una resolución espacial de 25 m (Dubayah et al., 2020).

GEDI es el primer instrumento optimizado para mediciones forestales, que proporciona información precisa sobre la elevación de la superficie y parámetros estructurales como la altura de la cobertura forestal; además, ha permitido por primera vez observar la estructura de diferentes tipos de bosques con una resolución sin precedentes a escala global (Dubayah et al., 2020).

La simulación y el análisis de sensibilidad sugieren que los datos GEDI de alta calidad son capaces de proporcionar mediciones de precisión similar con LiDAR aéreo y LiDAR terrestre (Marselis et al., 2018). Por lo que, se pueden usar estas herramientas para comprender la estructura de los bosques a nivel regional, nacional o mundial y de cómo está cambiando la estratificación de los bosques.

1.5.5. Datos LiDAR para el análisis de la estructura forestal

En los últimos años, los datos LiDAR han atraído la atención científica y operativa, en particular para la caracterización de la estructura forestal, debido a su capacidad multiretorno, el cual permite describir con precisión la estructura de la vegetación capturando información tridimensional de los diferentes estratos y del suelo (Coops et al., 2021).

Los datos LiDAR pueden emplearse para complementar un inventario forestal, por ejemplo, se han realizado estudios empleando datos LiDAR analizando variables dasométricas, como la altura y la densidad del dosel forestal (Jin et al. 2020); o la creación de tablas de volumen (S. Gao et al. 2021); el análisis de la conicidad o el ahusamiento del tallo de ciertas especies de árboles (Sun et al. 2021a; Sun et al., 2021). S. Jin et al. (2022) evaluaron el crecimiento de los árboles empleando las variables: altura del árbol, el diámetro a la altura del pecho, el volumen del tronco, el diámetro de la copa, el volumen de la copa y el volumen de la rama.

Para determinar las variables estructurales mencionadas anteriormente se han analizado datos LiDAR de huellas pequeñas o conocidas también como nubes de puntos. Sin embargo, en estos últimos años también se ha estado trabajando con datos LiDAR de huella grande como el LiDAR-GEDI. Las variables estructurales que se han analizado con LiDAR-GEDI ha sido la altura de la cobertura forestal y la biomasa (Dorado-Roda et al., 2021).

1.5.6. Random Forest

El aprendizaje automático es una técnica importante para realizar la inteligencia artificial. El algoritmo Random Forest (RF) se puede considerar como uno de los algoritmos representativos de aprendizaje automático, que es conocido por su simplicidad y efectividad. También se puede definir como un clasificador basado en árboles de decisión que elige el mejor árbol de clasificación. Random Forest es la técnica de clasificación de grupos más aceptada por tener excelentes características (Abdulkareem & Abdulazeez, 2021).

Es un algoritmo de aprendizaje automático, que se basa en una combinación de una serie de clasificadores de estructura de árboles de decisiones, el cual se ha utilizado en la clasificación, predicción y regresión (Breiman, 2021; Liu et al., 2012). De acuerdo con Cutler et al. (2012) Random Forest es un conjunto basado en árboles en el que cada árbol depende de una colección de variables aleatorias.

Qi (2012) menciona que la técnica Random Forest incluye un conjunto de árboles de decisión e incorpora la selección de características y las interacciones de forma natural en el proceso de aprendizaje; además, no es paramétrica, es interpretable, eficiente y tiene una alta precisión de predicción para muchos tipos de datos; y en los últimos años se ha observado un mayor uso de RF, debido a sus ventajas únicas a la hora de tratar con muestras pequeñas, espacios de características de alta dimensión y estructuras de datos complejas.

CAPÍTULO 2. ANÁLISIS DE LA ESTRUCTURA Y DIVERSIDAD ARBÓREA DE BOSQUES TEMPLADOS EN LA LADERA ORIENTAL DEL VOLCÁN IZTACCÍHUATL, MÉXICO

RESUMEN

Se analizó la diversidad y la estructura arbórea de bosques templados del centro de México que han estado bajo presiones antropogénicas. Se realizó un inventario forestal en tres comunidades arbóreas: bosque de pino (BP), bosque de aile-pino (BHP), bosque de pino-encino (BPQ), y en cada una se establecieron de manera aleatoria 50 sitios de 500 m². Las variables dasométricas obtenidas fueron altura total y diámetro normal. Para cada comunidad arbórea se analizaron los siguientes parámetros: distribución diamétrica, índice de valor de importancia, índice de Pretzsch e índices de diversidad. En total se registraron once especies arbóreas, donde *Pinus hartwegii* domina en BP, *Alnus jorullensis* en BHP y *Pinus ayacahuite* en BPQ. BPQ presentó la mayor densidad (272 N ha⁻¹) y área basal (32.28 m² ha⁻¹). El Índice de Pretzsch indicó que BHP y BPQ tienen una uniformidad media alta, y BP una uniformidad media baja en diversidad de alturas. Las tres comunidades arbóreas mostraron una distribución diamétrica asimétrica positiva, con mayor número de árboles en las primeras clases diamétricas. Los resultados indican que es evidente las intervenciones antropogénicas en las tres comunidades arbóreas forestales, y ante esto el área debe gestionarse de manera adecuada para conservar los atributos estructurales de esa importante reserva hidrológica y forestal. La información generada será referente para desarrollar planes de conservación o manejo de las especies.

Palabras clave: comunidad arbórea, composición de especies, densidad, índices, IVI.

SUMMARY

The diversity and tree structure of temperate forests in central Mexico that have been under anthropogenic pressures were analyzed. A forest inventory was carried out in three tree communities: pine forest (BP), aile-pine forest (BHP) and pine-oak forest (BPQ), and 50 sites of 500 m² were randomly established in each one. The dasometric variables obtained were total height and normal diameter ≥ 7.5 cm. The diameter distribution was analyzed for each community, and the importance value index, the Pretzsch index, and the diversity indices were estimated. A total of eleven tree species were recorded, with *Pinus hartwegii* dominating in BP, *Alnus jorullensis* in BHP and *Pinus ayacahuite* in BPQ. BPQ presented the highest density (272 N ha⁻¹) and basal area (32.28 m² ha⁻¹). The Pretzsch index indicated that BHP and BPQ have a high mean uniformity, and BP has a low mean uniformity in height diversity. The three tree communities showed a positive asymmetric diameter distribution, with more trees in the first diameter classes. The results indicate that anthropogenic interventions in the three tree communities of the forest are evident, and that the area should be properly managed to conserve the structural attributes of this important hydrological and forest reserve. The information generated could serve as a reference for developing conservation or management plans for the species.

Keywords: tree communities, species composition, density, index, IVI.

2.1. INTRODUCCIÓN

Los bosques templados son importantes por las diversas funciones y servicios que ofrecen, así como por el papel que desempeñan en la mitigación del cambio climático (Kay et al., 2021). En particular los distribuidos en el centro de México son considerados como uno de los puntos críticos de biodiversidad global (Myers et al., 2000). En este sentido, los ecosistemas forestales de la región del Eje Volcánico Transversal han estado sometidos históricamente a una gran presión por diferentes eventos (González et al., 2018).

Los esfuerzos de conservación han llevado a establecer áreas de reserva como el Parque Nacional Izta-Popo (SEMARNAT & CONANP, 2013). La conservación de esta importante reserva hidrológica y forestal debe de continuarse a través del manejo adecuado de las áreas forestales vecinas a este.

Estos ecosistemas forestales han sido afectados por eventos naturales y antropogénicos como incendios forestales, plagas y enfermedades forestales, tala, deforestación, entre otros, modificando la estructura, composición y diversidad de los mismos (Y. Gao et al., 2020; Mishra et al., 2004) al degradarlos y simplificarlos (Caviedes and Ibarra, 2017). La destrucción y la degradación de los ecosistemas forestales son los principales efectos de la presencia del ser humano en la región (SEMARNAT & CONANP, 2013), y estas acciones afectan a todo el ecosistema haciéndose particularmente evidente en la estructura del dosel arbóreo.

Los bosques son sistemas complejos compuestos por múltiples atributos estructurales que interactúan entre sí en diferentes niveles (Messier and Puettmann, 2011). El conocimiento de la estructura de los bosques es esencial para su manejo y conservación, en particular donde se observan procesos de sucesión natural y efectos antropogénicos (Gadow et al., 2012). Se ha documentado que la estructura del bosque está relacionada con la producción total de biomasa, la conservación de la biodiversidad y las funciones del hábitat (Cortés et al., 2021; Vargas et al., 2021), por lo que el estudio de sus atributos

permite comprender la dinámica forestal, es decir, el estado actual y su desarrollo futuro (Hui et al., 2019).

De manera particular, entre las variables que se estiman para estudiar la estructura de los bosques son la densidad arbórea, el área basal, y los índices de valor de importancia (Xi et al., 2021), de distribución vertical de especies y los de diversidad (González Cubas et al., 2018; Treviño Garza et al., 2001), así como funciones de densidad de probabilidades para el análisis de la distribución diamétrica de los árboles (Souza et al., 2021). Por lo que, mediante el análisis de la estructura arbórea de las comunidades forestales se evidencia su respuesta o comportamiento a las actividades humanas. Ante esto, el objetivo de la investigación fue analizar la diversidad y la estructura de tres comunidades arbóreas de bosques templados del centro del país, los cuales han estado bajo tala ilegal, pastoreo, incendios forestales y recientemente bajo manejo forestal.

2.2. MATERIALES Y MÉTODOS

2.2.1. Área de estudio

El estudio se desarrolló en bosques templados del centro de México, en el municipio de Chiautzingo del estado de Puebla (Figura 2.1). Se delimitaron tres comunidades arbóreas correspondientes a bosque de pino (BP), bosque de aile-pino (BHP) y pino-encino (BPQ). El área de estudio se localizó entre las coordenadas 98°35'42.29"O, 19°10'19.17"N y 98°32'47.21"O, 19°10'36.40"N. El clima es templado semifrío subhúmedo (Cb'(w2)) (García, 1988). La temperatura media anual es de 5 a 12 °C, la del mes más cálido es bajo 22 °C y la del mes más frío oscila entre 3 y 18 °C. La precipitación del mes más seco es <40 mm; con lluvias de verano y porcentaje de lluvia invernal del 5 al 10.2 % del total anual. La cota altimétrica osciló entre 2900 y 3600 m.

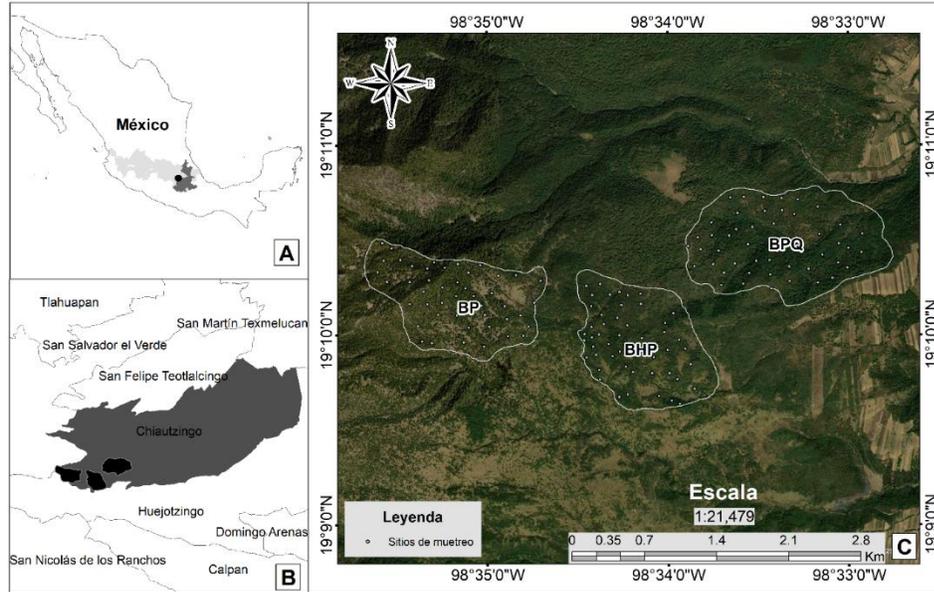


Figura 2.1. a) Ubicación del estado de Puebla, México. **b)** Municipio de Chiautzingo. **c)** Comunidades forestales arbóreas estudiadas: bosque de pino (BP), bosque de aile-pino (BHP) y bosque de pino-encino (BPQ).

2.2.2. Diseño de muestreo y toma de datos

Se establecieron de manera aleatoria 50 sitios de muestreo circulares de 500 m² cada uno, por comunidad arbórea (Figura 2.1). En cada sitio, se midieron todos los árboles con un diámetro normal ≥ 7.5 cm. Las variables dasométricas evaluadas fueron diámetro normal medido con una cinta diamétrica Forestry Suppliers Inc[®] y altura total con un hipsómetro Haglöf Vertex III[®].

2.2.3. Análisis de datos

La riqueza específica se cuantificó con el índice de riqueza de especies (S) e índices de diversidad de: Margalef (D_{mg}), Simpson (λ), Shannon-Wiener (H') y Pielou (J') (Cuadro 2.1) (Magurran, 2004; Moreno, 2001). Estos se calcularon en R 4.0.3 (R Core Team, 2021) mediante el paquete *Biodiversity* (Kindt & Coe, 2005).

Para evaluar la estructura florística, se determinó para cada especie su abundancia con base al número de árboles, su frecuencia de acuerdo con su presencia en los sitios de muestreo y su dominancia en función de su área basal.

Los resultados relativos se utilizaron para obtener un valor ponderado a nivel de especie denominado como Índice de Valor de Importancia (IVI), el cual permite ordenar jerárquicamente la dominancia de cada especie en bosques mixtos, y este adquiere valores de 0 a 100 % (Cuadro 2.1).

Para la caracterización de la estructura vertical, se utilizó el Índice de Pretzsch (A). Dónde A tiene valores entre cero y un valor máximo (A_{max}); cuando un valor $A=0$ significa que la comunidad forestal está constituida por una sola especie que ocurre en un solo estrato. A_{max} se alcanza cuando la totalidad de las especies ocurren en la misma proporción tanto en la comunidad como en los diferentes estratos (Corral *et al.*, 2005). Para la estimación de la distribución vertical de las especies se definieron tres zonas de altura: zona I (80 a 100% de la altura máxima); zona II (50 a 80% de la altura máxima) y zona III (de cero a 50% de la altura máxima).

El índice A se calculó con la ecuación A y A_{max} (Cuadro 2.1). El valor de A se estandarizó con la ecuación A_{rel} . Cuando los valores de A_{rel} son cercanos a 100 % implica que todas las especies se distribuyen de forma equitativa en los tres estratos de altura.

Cuadro 2.1. Ecuaciones para analizar la estructura y diversidad del bosque.

Índices	Descripción
Diversidad	Índice de riqueza de especies (S)= Número total de especies
	Índice de Margalef (D_{mg})= $(S-1) / \ln(N)$, donde N= Número total de individuos
	Índice de diversidad de Simpson (λ)= $1 - \sum p_i^2$
	Índice de Shannon-Wiener (H')= $-\sum p_i * \ln p_i$, donde p_i = Abundancia relativa y \ln =Logaritmo base 10
	Índice de equidad de Pielou (J') = $H'/\ln(S)$
Índice de valor de importancia (IVI)	Abundancia relativa (AR)= (Abundancia absoluta de una especie/ Abundancia absoluta de todas las especies) x 100
	Abundancia absoluta = Densidad de una especie/Área muestreada
	Dominancia relativa (DR)= (Dominancia absoluta de una especie/Dominancia absoluta de todas las especies) x 100
IVI= (AR + DR + FR) /3	Dominancia absoluta = Área basal de una especie/Área muestreada

Frecuencia relativa (FR)= (Frecuencia absoluta de una especie/Frecuencia absoluta de todas las especies) x 100

Frecuencia absoluta = Número de sitios en los que se presenta cada especie/Número total de sitios muestreados

$$A = - \sum_{i=1}^S \sum_{j=1}^Z p_{ij} * \ln(p_{ij}), \quad A_{max} = \ln(S * Z), \quad A_{rel}$$

Índice de Pretzsch o
de distribución
vertical de especies
(A)

$$= \frac{A}{\ln(S * Z)} * 100$$

Donde S= número de especies presentes; Z=número de estratos de altura; p_{ij} = porcentajes de especies en cada zona, y se estima mediante la siguiente expresión $p_{ij} = n_{i,j}/N$; donde $n_{i,j}$ = número de individuos de la misma especie i en la zona j y N = número total de individuos. El valor de A se estandariza con la ecuación A_{rel} .

Para el análisis de la estructura diamétrica de las comunidades arbóreas, todos los individuos se agruparon en clases de diámetro de 5 cm y se elaboraron histogramas de clases de diámetro. La estimación de las distribuciones diamétricas se efectuó a través de funciones de densidad de probabilidades. Las más empleadas en las ciencias forestales para describir distribuciones diamétricas son las distribuciones: Weibull (Gove et al., 2008; Souza et al., 2021), Normal, Johnson SB, Lognormal, Beta y Gamma (de Lima et al., 2015; Hui et al., 2019). En este estudio, para la tipificación de los patrones de distribución de las clases diamétricas, se emplearon las funciones antes mencionadas y se seleccionó el que mejor ajustó a los histogramas, esto con el uso del software R 4.0.3 (R Core Team, 2021) y los paquetes: *stats* (R Core Team, 2021), *univariateML* (Moss, 2019), *fitdistrplus* (Delignette and Dutang, 2015) y *ggplot2* (Wickham, 2016).

Con la finalidad de comparar estadísticamente la riqueza de especies y las posibles diferencias en densidad y área basal entre las comunidades forestales arbóreas, se utilizó el programa R 4.0.3 (R Core Team, 2021) para probar los supuestos de normalidad de las variables mencionadas, los datos se sometieron a pruebas estadísticas de Kolmogorov-Smirnov. Los resultados de la prueba mostraron que los datos de las variables no cumplieron con los supuestos de

normalidad, condición que sustentó la realización de un análisis de varianza no paramétrico con la prueba de Kruskal-Wallis. Para ambas pruebas, se planteó un nivel de confiabilidad de 95%.

2.3. RESULTADOS

2.3.1. Riqueza de especies

En general se registraron 11 especies arbóreas, distribuidas en ocho géneros y siete familias. La familia más representativa fue Pinaceae con cinco especies, el resto sólo presentaron una especie. Se documentaron cinco especies en la comunidad arbórea de BP, diez en BHP y nueve en BPQ (Cuadro 2.2).

Cuadro 2.2. Especies arbóreas registradas en BP, BHP y BPQ.

Nombre científico	Familia	Nombre común	Registro
<i>Abies religiosa</i> (Kunth) Schltl. & Cham.	Pinaceae	Oyamel	BHP, BPQ, BP
<i>Alnus jorullensis</i> Kunth	Betulaceae	Aile	BHP, BPQ, BP
<i>Arbutus xalapensis</i> Kunth	Ericaceae	Madroño	BHP, BPQ
<i>Buddleja cordata</i> Kunth	Scrophulariaceae	Tepozán	BHP
<i>Cupressus lusitanica</i> Mill.	Cupressaceae	Ciprés	BPQ
<i>Pinus ayacahuite</i> Ehrenb. ex Schltl.	Pinaceae	Pino crucillo	BHP, BPQ, BP
<i>Pinus hartwegii</i> Lindl.	Pinaceae	Pino de altura	BHP, BP
<i>Pinus montezumae</i> Lamb.	Pinaceae	Ocote	BHP, BPQ
<i>Pinus teocote</i> Schied. ex Schltl. & Cham.	Pinaceae	Ocote	BHP, BPQ, BP
<i>Quercus laurina</i> Bonpl.	Fagaceae	Encino blanco	BHP, BPQ
<i>Salix paradoxa</i> Kunth	Salicaceae	Borreguillo	BHP, BPQ

El valor del índice de Shannon mostró que las tres comunidades arbóreas presentaron una baja diversidad de especies (≤ 2). El índice de Simpson e índice de Margalef indicaron que BQ y BHP presentaron una diversidad baja y BPQ presentó una mayor diversidad. Los valores del índice de Pielou mostraron una uniformidad baja para BP, y una uniformidad media alta en especies para BHP y BPQ (Figura 2.2a).

En BP existe dominancia de una especie, además de un reducido número de especies, en tanto, BHP y BPQ registraron mayor número de taxones, con una distribución más equitativa de las especies en dominancia, principalmente en

BPQ. El número de especies encontradas por sitios en BP fue de uno a cuatro, en BHP de uno a cinco y en BPQ de dos a seis (Figura 2.2b).

La prueba de Kruskal-Wallis mostró diferencias estadísticas significativas en riqueza de especies entre BP-BPQ y BHP-BPQ (Figura 2.2b).

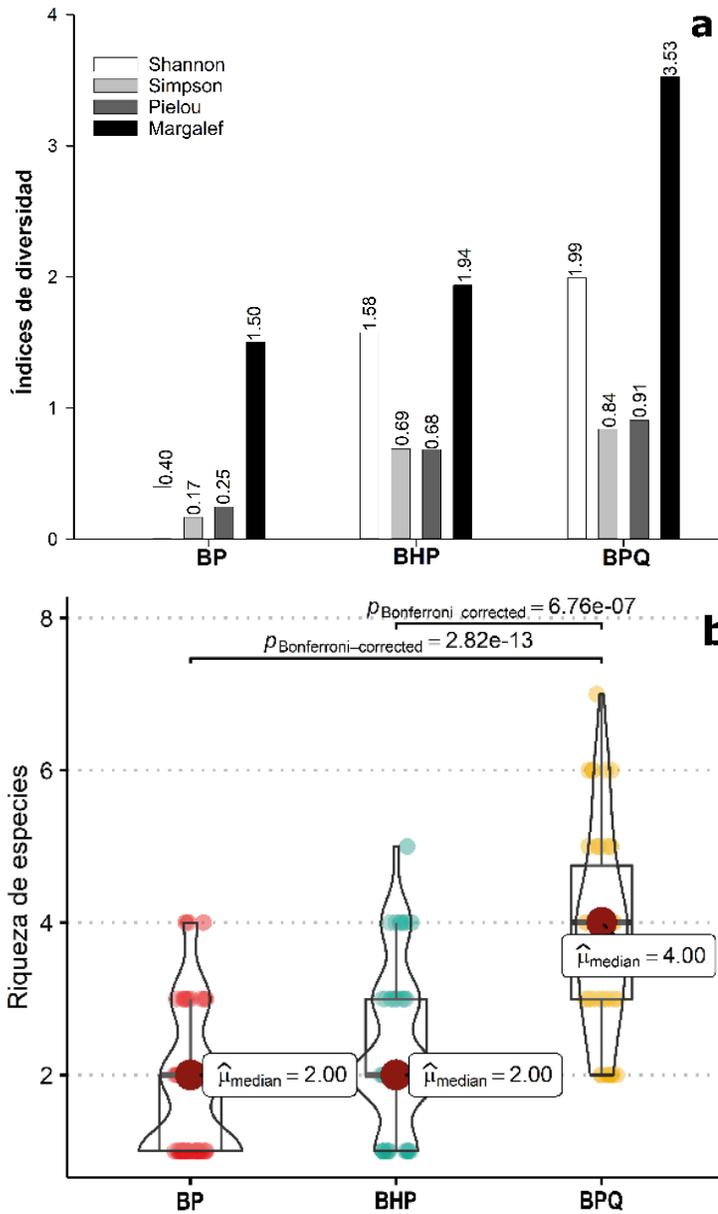


Figura 2.2. a) Índices de diversidad por comunidad forestal arbórea: BP (bosque de pino), BHP (bosque de aile-pino) y BPQ (bosque de pino-encino). **b)** Prueba de *Kruskal-Wallis* para riqueza de especies.

2.3.2. Estructura florística

La densidad y el área basal promedio de las comunidades arbóreas fue de 227 árboles ha⁻¹ y 24.6 m² ha⁻¹. Las familias dominantes fueron Pinaceae y Betulaceae. Las especies más abundantes fueron *P. hartwegii* y *A. jorullensis*, donde la primera especie domina la comunidad arbórea de BP, y la segunda abunda en BHP y BPQ. Para BP, el género *Pinus* obtuvo 80.82 % del IVI, y a nivel especie *P. hartwegii* con 73.50 %; en BHP, el género *Alnus* representado por *A. jorullensis* obtuvo 50.86 %; y en BPQ, el género *Pinus* alcanzó 39.43 % en IVI, siendo *P. ayacahuite* la especie más importante (Cuadro 2.3).

Cuadro 2.3. Índice de valor de importancia por comunidad arbórea.

Comunidad	Especie	ABUNDANCIA		DOMINANCIA		FRECUENCIA		IVI
		Absoluta N ha ⁻¹	Relativa %	Absoluta m ² ha ⁻¹	Relativa %	Absoluta Sitios	Relativa %	
BP	<i>Pinus hartwegii</i>	242	90.85	16.80	75.60	49	53.85	73.44
	<i>Alnus jorullensis</i>	12	4.57	4.13	18.59	15	16.48	13.22
	<i>Pinus ayacahuite</i>	6	2.10	0.45	2.03	15	16.48	6.87
	<i>Abies religiosa</i>	6	2.10	0.81	3.66	11	12.09	5.95
	<i>Pinus teocote</i>	1	0.37	0.02	0.11	1	1.10	0.53
	Total	267	100	22.22	100		100	100
BHP	<i>Alnus jorullensis</i>	74	51.04	12.47	64.61	43	36.44	50.70
	<i>Pinus hartwegii</i>	20	13.83	1.74	9.03	7	5.93	9.60
	<i>Pinus montezumae</i>	9	5.95	1.16	6.00	19	16.10	9.35
	<i>Abies religiosa</i>	11	7.33	1.89	9.79	12	10.17	9.10
	<i>Buddleja cordata</i>	15	10.51	0.83	4.32	14	11.86	8.90
	<i>Salix paradoxa</i>	8	5.26	0.32	1.65	9	7.63	4.84
	<i>Pinus ayacahuite</i>	4	2.49	0.66	3.44	10	8.47	4.80
	<i>A. xalapensis</i>	3	2.21	0.16	0.81	2	1.69	1.57
	<i>Pinus teocote</i>	1	0.69	0.07	0.34	1	0.85	0.63
	<i>Quercus laurina</i>	1	0.69	0.002	0.01	1	0.85	0.52
	Total	145	100	19.30	100		100	100
BPQ	<i>Pinus ayacahuite</i>	40	14.77	11.95	37.01	34	17.62	23.13
	<i>Alnus jorullensis</i>	70	25.72	3.96	12.26	38	19.69	19.22
	<i>Quercus laurina</i>	51	18.74	3.56	11.03	33	17.10	15.62
	<i>A. xalapensis</i>	39	14.40	1.35	4.19	29	15.03	11.21
	<i>Pinus teocote</i>	16	6.02	3.78	11.72	14	7.25	8.33
	<i>Abies religiosa</i>	19	6.98	3.15	9.76	14	7.25	8.00
	<i>Pinus montezumae</i>	10	3.53	3.07	9.50	21	10.88	7.97

<i>Cupressus lusitanica</i>	16	5.80	1.19	3.70	4	2.07	3.86
<i>Salix paradoxa</i>	11	4.04	0.27	0.83	6	3.11	2.66
Total	272	100	32.28	100		100	100

La prueba de Kruskal-Wallis mostró diferencias estadísticas significativas en densidad arbórea entre BP-BHP ($p=7.99e-08$) y BHP-BPQ ($p=7.73e-06$) (Figura 2.3a). En los sitios de BHP se encontraron de 40 a 430 árboles ha^{-1} , sin embargo, la densidad de la mayoría de los sitios es por debajo de 250 árboles ha^{-1} y ocurre algo similar con los sitios de BP. En BPQ, la densidad arbórea de los sitios osciló de 60 a 800 árboles ha^{-1} . En área basal BP-BPQ ($p=0.007$) y BHP-BPQ ($p=2.64e-05$) fueron estadísticamente diferentes (Figura 2.3b).

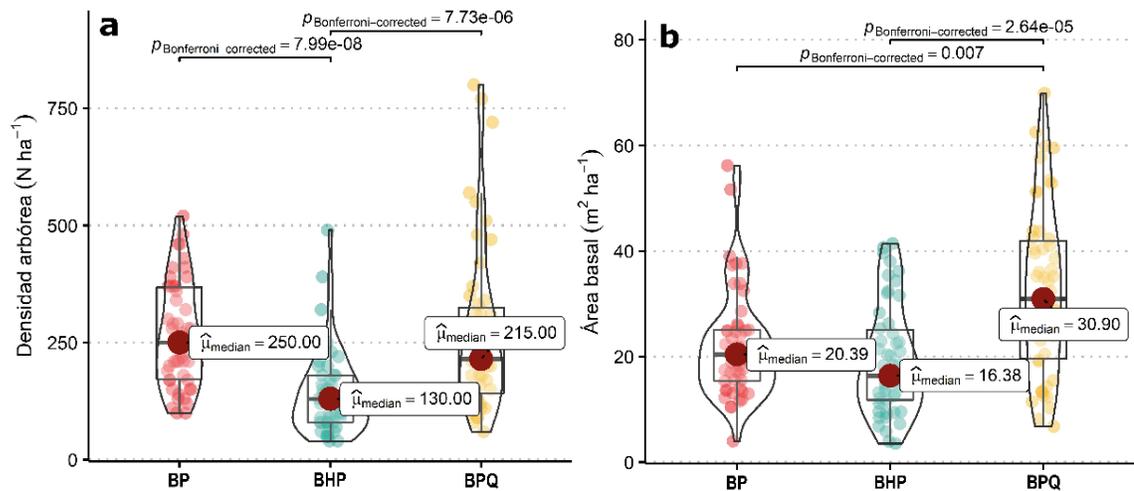


Figura 2.3. a) Prueba de *Kruskal-Wallis* para la densidad arbórea. b) Prueba de *Kruskal-Wallis* para área basal por comunidad arbórea.

2.3.3. Estructura vertical

La altura máxima para los árboles en el presente estudio fue de 28 m (BP), 33 m (BHP) y 36.5 m (BPQ), a partir de estos se realizó la estratificación para el cálculo del índice *A*. Los valores del índice *A* obtenidos fueron: BP ($A=1.13$, $A_{max}=2.71$ y $A_{rel}=41.55$), BHP ($A=2.26$, $A_{max}=3.40$ y $A_{rel}=66.49$) y BPQ ($A= 2.41$, $A_{max}= 3.30$ y $A_{rel}= 73.13$), estos mostraron que en ninguna de las tres comunidades las especies se distribuyen de forma equitativa en los estratos de altura, en todos los casos el mayor número de árboles se concentra en el estrato inferior (Cuadro 2.3, 2.4, 2.5).

Para BP la especie con mayor abundancia en los tres estratos fue *P. hartwegii*. De las cinco especies presentes en la comunidad arbórea de BP, tres se registraron en el estrato I, lo que corresponde al 2.47 % de los árboles y al 8.91 % del área basal. En el estrato II se presentaron las cinco especies, con el 38.31 % de los individuos y un área basal de 60.44 %, en el estrato III se presentaron cuatro especies, con el mayor número de individuos (59.22 %) y el 30.65 % de área basal (Cuadro 2.4).

Cuadro 2.4. Estratos de altura para la comunidad arbórea de BP.

ESPECIE	ABUNDANCIA			DOMINANCIA		
	N ha ⁻¹	% N ha ⁻¹		m ² ha ⁻¹	% m ² ha ⁻¹	
		Del total	Del estrato		Del total	Del estrato
ESTRATO I (22.4 – 28 m)						
<i>Abies religiosa</i>	1	0.22	9.09	0.19	0.84	9.42
<i>Alnus jorullensis</i>	3	0.97	39.39	1.28	5.75	64.55
<i>Pinus hartwegii</i>	3	1.27	51.52	0.52	2.32	26.04
Total	7	2.47	100	1.98	8.91	100
ESTRATO II (14 - 22.39 m)						
<i>Abies religiosa</i>	3	1.20	3.13	0.47	2.13	3.52
<i>Alnus jorullensis</i>	8	3.15	8.22	2.76	12.41	20.54
<i>Pinus ayacahuite</i>	1	0.45	1.17	0.22	1.00	1.65
<i>Pinus hartwegii</i>	88	33.13	86.50	9.95	44.79	74.11
<i>Pinus teocote</i>	1	0.37	0.98	0.02	0.11	0.18
Total	102	38.31	100	13.43	60.44	100
ESTRATO III (<13.99 m)						
<i>Abies religiosa</i>	2	0.67	1.14	0.16	0.70	2.28
<i>Alnus jorullensis</i>	1	0.45	0.76	0.10	0.43	1.39
<i>Pinus ayacahuite</i>	4	1.65	2.78	0.23	1.03	3.38
<i>Pinus hartwegii</i>	151	56.45	95.32	6.33	28.49	92.95
Total	158	59.22	100	6.81	30.65	100
Total general	267	100	300	22.22	100	300

En BHP la especie con mayor abundancia en los tres estratos fue *A. jorullensis*. De las nueve especies presentes en la comunidad arbórea, cinco se encontraron en el estrato I, lo que corresponde al 5.62 % de los árboles, y al 14.54 % del área basal. En el estrato II se presentaron siete especies, con el 33.33 % de los

individuos y un área basal de 53.15 %, en el estrato III se registraron nueve especies, con el mayor número de individuos (61.04 %) y el 32.31 % de área basal (Cuadro 2.5).

Cuadro 2.5. Estratos de altura para la comunidad arbórea de BHP.

ESPECIE	ABUNDANCIA			DOMINANCIA		
	N ha ⁻¹	% N ha ⁻¹	% N ha ⁻¹	m ² ha ⁻¹	% m ² ha ⁻¹	% m ² ha ⁻¹
		Del total	Del estrato		Del total	Del estrato
ESTRATO I (26.40 - 33 m)						
<i>Abies religiosa</i>	3	1.92	34.15	0.95	4.94	33.99
<i>Alnus jorullensis</i>	3	2.19	39.02	1.28	6.66	45.77
<i>Pinus ayacahuite</i>	1	0.69	12.20	0.19	0.98	6.75
<i>Pinus hartwegii</i>	1	0.41	7.32	0.19	0.99	6.83
<i>Pinus montezumae</i>	1	0.41	7.32	0.19	0.97	6.66
Total	8	5.62	100	2.81	14.54	100
ESTRATO II (16.50 - 26.39 m)						
<i>Abies religiosa</i>	5	3.43	10.29	0.78	4.02	7.56
<i>Alnus jorullensis</i>	33	22.91	68.72	7.75	40.18	75.60
<i>Buddleja cordata</i>	1	0.69	2.06	0.12	0.61	1.14
<i>Pinus ayacahuite</i>	1	0.96	2.88	0.26	1.34	2.51
<i>Pinus hartwegii</i>	4	2.61	7.82	0.57	2.94	5.54
<i>Pinus montezumae</i>	3	2.06	6.17	0.72	3.72	6.99
<i>Pinus teocote</i>	1	0.69	2.06	0.07	0.34	0.65
Total	49	33.33	100	10.26	53.15	100
ESTRATO III (<16.49 m)						
<i>Abies religiosa</i>	3	1.92	3.15	0.16	0.83	2.56
<i>Alnus jorullensis</i>	37	25.51	41.80	3.43	17.77	55.00
<i>Arbutus xalapensis</i>	3	2.19	3.60	0.16	0.81	2.51
<i>Buddleja cordata</i>	15	10.15	16.63	0.72	3.71	11.48
<i>Pinus ayacahuite</i>	2	1.23	2.02	0.22	1.13	3.49
<i>Pinus hartwegii</i>	16	10.70	17.53	0.98	5.09	15.76
<i>Pinus montezumae</i>	5	3.43	5.62	0.25	1.31	4.05
<i>Quercus laurina</i>	1	0.69	1.12	0.00	0.01	0.04
<i>Salix paradoxa</i>	8	5.21	8.54	0.32	1.65	5.11
Total	89	61.04	100	6.24	32.31	100
Total general	146	100	300	19.30	100	300

En BPQ la especie con mayor abundancia en el estrato superior fue *P. ayacahuite*, y en el estrato inferior *A. jorullensis*. De las nueve especies presentes en la comunidad arbórea, cinco se encontraron en el estrato I, lo que corresponde

al 5.64 % de los árboles y al 21.74 % de área basal. En el estrato II se registraron siete especies, con el 16.63 % de los individuos y 42.32 % de área basal. En el estrato III se registraron nueve especies, con el 77.73 % de los individuos y el 35.94 % de área basal (Cuadro 2.6).

Cuadro 2.6. Estratos de altura para la comunidad arbórea de BPQ.

ESPECIE	ABUNDANCIA			DOMINANCIA		
	N ha ⁻¹	% N ha ⁻¹	% N ha ⁻¹	m ² ha ⁻¹	% m ² ha ⁻¹	% m ² ha ⁻¹
		Del total	Del estrato		Del total	Del estrato
ESTRATO I (29.20 - 36.50 m)						
<i>Abies religiosa</i>	3	1.03	18.18	1.33	4.13	19.00
<i>Pinus ayacahuite</i>	7	2.71	48.05	4.13	12.78	58.80
<i>Pinus montezumae</i>	1	0.51	9.09	0.48	1.50	6.90
<i>Pinus teocote</i>	4	1.39	24.68	1.07	3.33	15.30
Total	15	5.64	100	7.02	21.74	100
ESTRATO II (18.25 - 29.19 m)						
<i>Abies religiosa</i>	6	2.27	13.66	1.53	4.75	11.22
<i>Alnus jorullensis</i>	2	0.73	4.41	0.41	1.26	2.98
<i>Arbutus xalapensis</i>	1	0.37	2.20	0.08	0.25	0.60
<i>Pinus ayacahuite</i>	15	5.35	32.16	5.70	17.66	41.73
<i>Pinus montezumae</i>	7	2.42	14.54	2.52	7.80	18.42
<i>Pinus teocote</i>	9	3.30	19.82	2.48	7.68	18.14
<i>Quercus laurina</i>	6	2.20	13.22	0.94	2.92	6.91
Total	45	16.63	100	13.66	42.32	100
ESTRATO III (<18.24 m)						
<i>Abies religiosa</i>	10	3.66	4.71	0.28	0.88	2.45
<i>Alnus jorullensis</i>	68	24.91	32.05	3.55	11.00	30.62
<i>Arbutus xalapensis</i>	39	14.29	18.38	1.27	3.94	10.96
<i>Cupressus lusitanica</i>	16	5.79	7.45	1.19	3.70	10.28
<i>Pinus ayacahuite</i>	18	6.67	8.58	2.12	6.57	18.27
<i>Pinus montezumae</i>	2	0.59	0.75	0.07	0.21	0.58
<i>Pinus teocote</i>	4	1.32	1.70	0.23	0.71	1.99
<i>Quercus laurina</i>	45	16.48	21.21	2.62	8.10	22.54
<i>Salix paradoxa</i>	11	4.03	5.18	0.27	0.83	2.31
Total	212	77.73	100	11.60	35.94	100
Total general	273	100	300	32.28	100	300

2.3.4. Caracterización diamétrica

En las tres comunidades arbóreas, las distribuciones de las clases diamétricas fueron asimétricas positivas, es decir, están sesgadas hacia las primeras clases. Las primeras clases diamétricas fueron las más representadas en la zona, mientras que los individuos de gran diámetro ($DAP > 80\text{cm}$) fueron escasos, característica propia de un bosque irregular maduro. La desigualdad en los tamaños diamétricos es un efecto asociado a procesos competitivos que llevan a cabo las especies durante las diferentes etapas de desarrollo del bosque, pero también está asociado a las intervenciones realizadas por el ser humano. La comunidad BP se ajustó a la función Gamma ($p < 0.005$), BHP a Weibull de 3 parámetros ($p < 0.022$) y BPQ a Log-normal ($p < 0.005$) (Figura 2.4).

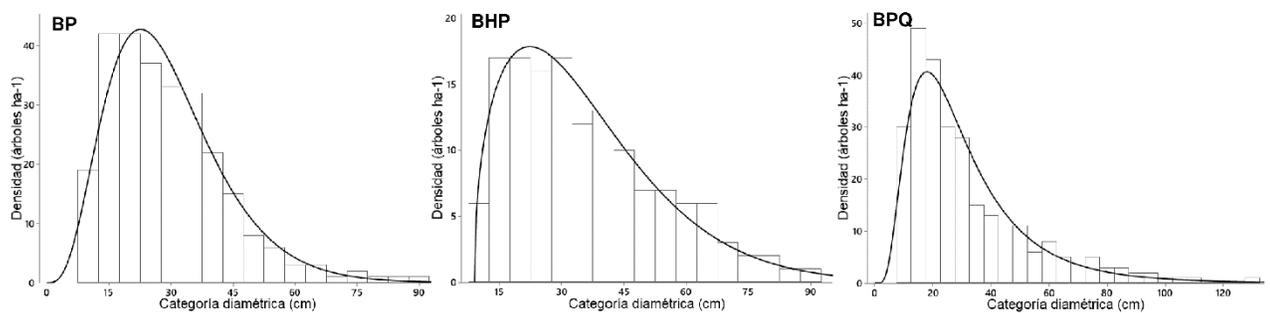


Figura 2.4. Densidad arbórea por clase diamétrica.

2.4. DISCUSIÓN

La composición, la diversidad y la estructura de los bosques naturales son aspectos que se deben considerar en el manejo y conservación de los ecosistemas forestales (Ćosović *et al.*, 2020). Las comunidades arbóreas de bosques templados estudiadas están dominadas en el estrato arbóreo generalmente por la familia Pinaceae y en las partes más bajas los bosques de *Pinus* se van mezclando con *Quercus*, *Alnus*, entre otros.

Por otra parte, en algunos lugares los bosques de *Alnus* forman comunidades sucesionales, surgidas como consecuencia de la destrucción de otros tipos de bosques (Rzedowski, 2006).

En el área de estudio se registraron once especies, esto es similar a lo reportado por otros autores para bosques templados de Durango (Návar Cháidez & González Elizondo, 2009; Solís Moreno et al., 2006), Chihuahua (Hernández-Salas et al., 2013) y Puebla (López Hernández et al., 2017). Sin embargo, de esas once especies, se observó la presencia de *Pinus ayacahuite*, el cual es una especie que se ha empleado para realizar reforestaciones en la zona.

Los valores de densidad arbórea (266, 145 y 272 individuos ha⁻¹) estimados para la región son similares a lo registrado por Ramos Reyes et al. (2017) para un bosque templado en la Sierra Madre Oriental, sin embargo, son inferiores con respecto a las cifras documentadas para bosques templados por otros autores (575, 389, 576 individuos [≥ 7.5 cm de diámetro] ha⁻¹; González Cubas et al., 2018; Graciano-Ávila et al., 2017; López Hernández et al., 2017).

El área basal (22.21, 19.30 y 32.28 m² ha⁻¹) estimado es mayor a lo reportado por Dávila-Lara et al. (2019) para un bosque templado en San Luis Potosí y similar a lo documentado para bosques templados de Nuevo León (Ramos Reyes et al., 2017) y Chihuahua (Hernández-Salas et al., 2018).

El IVI obtenido para la familia Pinaceae en la comunidad de BPQ (47.43%) es cercano a lo documentado (40.20%) por Dávila-Lara et al. (2019) en un bosque de pino-encino en San Luis Potosí. También en BP Pinaceae es de mayor importancia (86.78 %), similar a lo reportado por Hernández-Salas et al. (2013).

En la caracterización de la altura de las comunidades arbóreas por medio del índice de Pretzsch, evidenció que los tres tipos de bosque presentan estratos de alturas similares, y que el mayor porcentaje de árboles se concentra en el estrato III; en este estrato se agrupan árboles con una altura ≤ 18 m. Los árboles más altos en las tres comunidades arbóreas corresponden a *Abies religiosa*. Los valores de A (1.13, 2.26, 2.41), A_{max} (2.71, 3.40, 3.30) y A_{rel} (41.55, 66.49, 73.13) para BP, BHP y BPQ, respectivamente; de estos, BPQ y BHP son muy similares a lo que reporta ($A= 2.19, 2.22$; $A_{max}= 3.4, 3.2$; $A_{rel}= 64.3, 69.8\%$) Dávila-Lara et al. (2019) y Rubio Camacho et al. (2014), ambos para BPQ.

Las distribuciones diamétricas de bosques irregulares se han estudiado mediante modelos matemáticos o histogramas con curvas ajustadas través de funciones de densidad de probabilidades (Pond & Froese, 2015). Las distribuciones diamétricas de las tres comunidades arbóreas fueron similares, con mayor número de árboles en las primeras clases, lo cual es característico de bosques intervenidos por el ser humano, principalmente al eliminar árboles grandes con fines comerciales.

Las funciones de densidad de probabilidades que se ajustaron a los datos de las comunidades arbóreas se han empleado en el estudio de otros bosques irregulares; estas funciones fueron Weibull (Souza et al., 2021), gamma (Gorgoso-Varela et al., 2020) y log-normal (de Lima et al., 2015).

CAPÍTULO 3. VOLUMEN-BIOMASA-CARBONO Y RELACIONES ALOMÉTRICAS DE CARBONO A NIVEL COMUNIDAD ARBÓREA PARA BOSQUES TEMPLADOS DE MÉXICO

RESUMEN

Se estimaron las existencias de volumen-biomasa-carbono, y se desarrollaron ecuaciones alométricas de existencias de carbono a nivel comunidad arbórea para bosques templados del centro de México. Se realizó un inventario forestal de 150 sitios mediante un muestreo aleatorio, se midió la altura total y el diámetro normal de los árboles. Se calculó área basal, altura media, altura máxima, se investigó la densidad de la madera y se estimó volumen, biomasa y carbono aéreo. Se desarrollaron modelos alométricos de existencia de carbono aéreo a nivel comunidad arbórea mediante modelos alométricos de una, dos y tres variables, con área basal, densidad de la madera y altura. En promedio se obtuvo $195 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ de volumen, 150 Mg ha^{-1} de biomasa y 75 Mg ha^{-1} de carbono. Los modelos generaron R^2 mayores a 0.90, RMSE menores de 9.50. De acuerdo con los resultados se sugiere la aplicación de un solo modelo alométrico para estimar las existencias de carbono a nivel comunidad arbórea para bosques templados de la región estudiada para disminuir costos en la toma de datos.

Palabras clave: Bosque natural mixto, ecuaciones alométricas, especies, rodal.

SUMMARY

Volume-biomass-carbon stocks were estimated, and allometric carbon stock equations were developed at the tree community level for temperate forests in central Mexico. A forest inventory of 150 sites was conducted by random sampling and total height and normal diameter of trees were measured. Basal area, mean height, maximum height, wood density, volume, biomass, and aboveground carbon were calculated. Allometric models of aboveground carbon stocks at the tree community level were developed using one-, two- and three-variable allometric models, with basal area, wood density and height. An average of 195 m³ ha⁻¹ of volume, 150 Mg ha⁻¹ of biomass and 75 Mg ha⁻¹ of carbon were obtained. The models generated R² greater than 0.90 and RMSE less than 9.50. Based on the results, the application of a single allometric model is proposed to estimate carbon stocks at the tree community level for temperate forests in the region studied.

Keywords: Mixed natural forest, allometric equations, species, stand.

3.1. INTRODUCCIÓN

A nivel mundial existe una preocupación por el aumento gradual de la concentración de dióxido de carbono (CO₂) atmosférico y el incremento de la temperatura global promedio del aire que causa el llamado cambio climático, razón por la que se ha propuesto reducir las emisiones de CO₂ desde una perspectiva técnica, política y de gobernanza (Baker *et al.*, 2018; IPCC, 2018). El cambio climático impacta a los diferentes tipos de ecosistemas debido a: un incremento de los disturbios antrópicos y naturales, un patrón alterado de eventos extremos, que produce modificaciones en la temperatura y en la precipitación, sin embargo, al mismo tiempo estos ecosistemas desempeñan un papel fundamental para amortiguar los efectos del mismo (Jandl *et al.*, 2019).

Ante el cambio climático, los bosques responden de diferentes maneras, dependiendo del potencial de adaptación de las especies arbóreas y las condiciones locales del sitio, por ende la provisión de servicios ecosistémicos de los bosques pueden verse disminuidos, afectando a la productividad global (Morin *et al.*, 2018). Las plantas capturan el CO₂ almacenándolo en forma de celulosa a través de la fotosíntesis reduciendo la acumulación de CO₂ en la atmósfera (Suwa *et al.*, 2006; Khan *et al.*, 2007). Además, los árboles almacenan CO₂ a largo plazo en forma de madera, por lo que los bosques sirven como reservorio de carbono en la Tierra y brindan un servicio importante para mitigar los efectos del cambio climático (Herrero & Bravo, 2012; Adame *et al.*, 2013; Mitchard, 2018; Rawat *et al.*, 2019).

Los administradores e investigadores forestales han estado interesados en cuantificar la biomasa total o el carbono leñoso por unidad de área de bosques (Chanda *et al.*, 2016; Diédhiou *et al.*, 2017; Khan *et al.*, 2018), puesto que conocer esta información es de gran importancia para indicar las opciones de mitigación del cambio climático futuro relacionadas con la gestión forestal, así como con programas que tengan de objetivos la reducción de emisiones por la deforestación y la degradación forestal.

Ante esto, es importante mencionar que, aunque se dispone de modelos de biomasa o carbono a nivel de especies arbóreas, los modelos alométricos para estimar las existencias de carbono o biomasa a nivel comunidad forestal o tipo de bosque son necesarias debido a que facilitarían la estimación de dichas variables reduciendo tiempo, mano de obra y dinero en el proceso de toma de datos y análisis de estos. En este contexto, se han desarrollado algunas investigaciones relacionadas con el ajuste de modelos alométricos que estiman la biomasa o el carbono a nivel de rodal empleando variables como el área basal, la altura o la densidad de la madera para bosques naturales tropicales (Khan *et al.*, 2020; Pereira-Silva *et al.*, 2021).

El objetivo de esta investigación fue estimar las existencias de volumen, biomasa y carbono aéreo arbóreo para once especies en tres comunidades forestales de bosque templado en el centro de México, e identificar los determinantes de las existencias de carbono arbóreo aéreo con la finalidad de desarrollar ecuaciones alométricas de las existencias de carbono a nivel comunidad forestal arbórea.

3.2. MATERIALES Y MÉTODOS

3.2.1. Área de estudio

El estudio se realizó en tres comunidades arbóreas forestales de bosque templado: bosque de pino (BP), bosque de aile-pino (BHP) y bosque de pino-encino (BPQ), con distintas condiciones de productividad, dominado por once especies arbóreas (*Abies religiosa* (Kunth) Schltdl. & Cham., *Alnus jorullensis* Kunth, *Arbutus xalapensis* Kunth, *Buddleja cordata* Kunth, *Cupressus lusitanica* Mill., *Pinus ayacahuite* Ehrenb. ex Schltdl., *Pinus hartwegii* Lindl., *Pinus montezumae* Lamb., *Pinus teocote* Schied. ex Schltdl. & Cham., *Quercus laurina* Bonpl. y *Salix paradoxa* Kunth).

Se localiza en el centro de México, entre las coordenadas 98°35'42.29" y 98°32'47.21" de Longitud Oeste y los 19°10'19.17" y 19°10'36.40" de Latitud Norte (Figura 3.1), en un rango altitudinal entre los 2900 y 3600 m.

El clima del área es templado semifrío subhúmedo (Cb'(w2)), según la clasificación de Köppen modificada por García (1988). La temperatura media anual es de 5 a 12 °C, la del mes más cálido es menor a 22 °C y la del mes más frío oscila entre 3 y 18 °C. La precipitación en el mes más seco es menor a 40 mm; con lluvias de verano y porcentaje de lluvia invernal del 5 al 10.2 % del total anual.

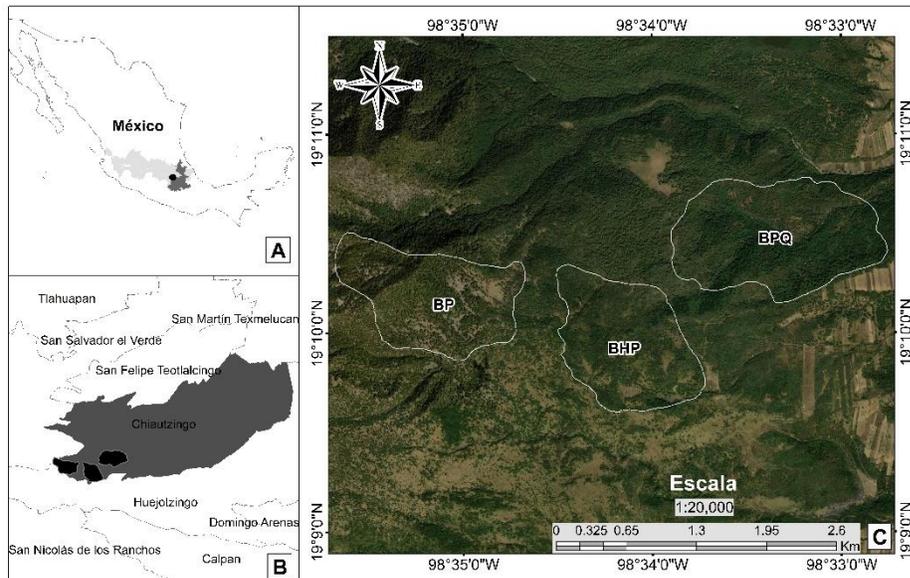


Figura 3.1. (a) Ubicación del estado de Puebla, México. (b) Municipio de Chiautzingo. (c) Comunidades forestales arbóreas de bosques templados: BP (bosque de pino), BHP (bosque de aile-pino) y BPQ (bosque de pino-encino).

3.2.2. Recopilación y análisis de la información

Se establecieron de manera aleatoria 50 sitios de muestreo circulares de 500 m² cada uno, por comunidad forestal arbórea (Figura 3.1). En cada sitio se midieron todos los árboles con un diámetro normal ≥ 7.5 cm, además de la altura total y se registró la especie. Posteriormente, se calculó el área basal, la altura media y la altura máxima de las especies por sitio, además, se investigó la densidad de la madera (g cm^{-3}) de las especies registradas (Cuadro 3.1), la mayoría compiladas en Ordóñez Díaz *et al.* (2015), excepto *Alnus jorullensis* (Sotomayor Castellanos,

2008), *Buddleja cordata* (Réjou-Méchain *et al.*, 2017) y *P. ayacahuite* (Vázquez-Cuecuecha *et al.*, 2015).

Cuadro 3.1. Densidad de la madera de las especies arbóreas.

Especie	Densidad de la madera (g cm⁻³)
<i>Abies religiosa</i>	0.38 (Ordóñez Díaz <i>et al.</i> , 2015)
<i>Alnus jorullensis</i>	0.43 (Sotomayor Castellanos, 2008)
<i>Arbutus xalapensis</i>	0.75 (Ordóñez Díaz <i>et al.</i> , 2015)
<i>Buddleja cordata</i>	0.52 (Réjou-Méchain <i>et al.</i> , 2017)
<i>Cupressus lusitanica</i>	0.59 (Ordóñez Díaz <i>et al.</i> , 2015)
<i>Pinus ayacahuite</i>	0.37 (Vázquez-Cuecuecha <i>et al.</i> , 2015)
<i>Pinus hartwegii</i>	0.44 (Ordóñez Díaz <i>et al.</i> , 2015)
<i>Pinus montezumae</i>	0.42 (Ordóñez Díaz <i>et al.</i> , 2015)
<i>Pinus teocote</i>	0.52 (Ordóñez Díaz <i>et al.</i> , 2015)
<i>Quercus laurina</i>	0.65 (Ordóñez Díaz <i>et al.</i> , 2015)
<i>Salix paradoxa</i>	0.49 (Ordóñez Díaz <i>et al.</i> , 2015)

Para cada una de las especies se determinó indirectamente el volumen individual mediante las ecuaciones volumétricas (Cuadro 3.2) del Sistema Biométrico Forestal para el manejo de los bosques de México (SIBiFOR) de la UMAFOR 2101 (Vargas-Larreta *et al.*, 2017), las cuales se generaron con la finalidad de estimar el volumen de las especies maderables de la región.

Cuadro 3.2. Ecuaciones para estimar el volumen total árbol con corteza.

Especie	Volumen total árbol con corteza (m³)
<i>Abies religiosa</i>	$0.0000723*d^{1.7610988}*h^{1.0285515}+0.0000131*d^2$
<i>Alnus jorullensis</i>	$0.0001390*d^{1.3542668}*h^{1.2736221}+0.0000229*d^2$
<i>Arbutus xalapensis</i>	$0.0000964*d^{1.7341960}*h^{0.8799170}+0.0000518*d^2$
<i>Buddleja cordata</i>	$0.0000964*d^{1.7341960}*h^{0.8799170}+0.0000518*d^2$
<i>Cupressus lusitanica</i>	$0.0000211*d^{1.8633475}*h^{1.3026134}+0.0000153*d^2$
<i>Pinus ayacahuite</i>	$0.0000577*d^{1.8737737}*h^{0.9646455}+0.0000237*d^2$
<i>Pinus hartwegii</i>	$0.0000559*d^{1.9937610}*h^{0.9005408}+0.0000161*d^2$

<i>Pinus montezumae</i>	$0.0000469*d^{1.8672726}*h^{1.0834333}+0.0000158*d^2$
<i>Pinus teocote</i>	$0.0000766*d^{1.8498933}*h^{0.9183084}+0.0000168*d^2$
<i>Quercus laurina</i>	$0.0000384*d^{1.9655815}*h^{0.9802715}+0.0000167*d^2$
<i>Salix paradoxa</i>	$0.0000964*d^{1.7341960}*h^{0.8799170}+0.0000518*d^2$

Donde: d=diámetro normal del árbol (cm), h=altura del árbol (m)

La biomasa arbórea aérea se estimó con las ecuaciones que se enlistan en el Cuadro 3.3 (concentradas en Rojas-García *et al.*, 2015), de estas, no se encontró una ecuación alométrica para *Salix paradoxa*, por lo que se utilizó la ecuación: Biomasa total= Volumen (m³) * 0.49 (Densidad de *Salix paradoxa*) * 1.44 (Factor de expansión).

Cuadro 3.3. Ecuaciones para estimar biomasa.

Especie	Biomasa (Kg)	Autor
<i>Abies religiosa</i>	$0.0754*Dn^{2.513}$	(Avendaño-Hernandez <i>et al.</i> , 2009)
<i>Alnus jorullensis</i>	$Exp(-2.194)*Dn^{2.364}$	(Acosta-Mireles <i>et al.</i> , 2002)
<i>Arbutus xalapensis</i>	$0.3764*Dn^{2-2.3146}*Dn^{-1.9106}$	(Hernández-Moreno <i>et al.</i> , 2020)
<i>Buddleja cordata</i>	$***260.343*3.1416*((Dn/4)^{1.036})$	(Cano-Santana, 1994)
<i>Cupressus lusitanica</i>	$0.5266*Dn^{1.7712}$	(Vigil, 2010)
<i>Pinus ayacahuite</i>	$0.2893*Dn^{2.1569}$	(Návar, 2009)
<i>Pinus hartwegii</i>	$0.0635*Dn^{2.4725}$	(Jímenez, 2010)
<i>Pinus montezumae</i>	$0.058*(Dn^2*H)^{0.919}$	(Ayala-López, 1998)
<i>Pinus teocote</i>	$0.2057*Dn^{2.2583}$	(Návar, 2009)
<i>Quercus laurina</i>	$0.0406*Dn^{2.7339}$	(Tomas-Mayorquín, 2013)

Donde: Dn = Diámetro normal (cm) del árbol, H = Altura del árbol (m), ***La ecuación estima la biomasa en g, y el resto de las ecuaciones en kg.

Para obtener las reservas de carbono de árboles individuales (carbono sobre el suelo), se multiplicó el valor de la biomasa por el factor 0.5, el cual representa la concentración de carbono promedio para coníferas y hojosas. En seguida, se realizó la suma del contenido de carbono (Mg ha⁻¹) de árboles individuales por sitio, y luego se estimó el valor medio de reservas de carbono por comunidad arbórea.

3.2.3. Modelos alométricos de existencias de carbono a nivel comunidad forestal

Las ecuaciones alométricas de las existencias de carbono a nivel de comunidad forestal arbórea se establecen generalmente utilizando modelos de una, dos y tres variables (Khan *et al.*, 2018, 2020; Pereira-Silva *et al.*, 2021), basadas en: área basal, densidad de la madera y altura media o altura dominante (máxima). La forma general de los modelos de biomasa a nivel de comunidad forestal arbórea se puede expresar como: $y = \beta_0 X_1^{\beta_1} X_2^{\beta_2} \dots X_j^{\beta_j} + \varepsilon$, donde y es biomasa (Mg ha^{-1}), β_j son parámetros, ε es un término de error y x_j son variables dasométricas predictoras relacionadas con las dimensiones o características del árbol, como diámetro normal, altura máxima, altura media, área basal, volumen, o densidad de la madera (Khan *et al.*, 2020).

Para desarrollar una ecuación alométrica de existencias de carbono a nivel comunidad forestal arbórea para bosques templados mixtos, se utilizaron las variables: altura máxima (H_{\max}), altura media (\bar{H}), área basal (AB) y densidad de la madera (ρ) de cada especie arbórea registrada en el área. En este sentido, se analizó el desempeño de modelos de una, dos y tres variables (Khan *et al.*, 2018, 2020) que se expresan de la siguiente manera:

1. $-\text{Carbono} = \beta_0 AB^{\beta_1} + \varepsilon$
2. $-\text{Carbono} = \beta_0 AB^{\beta_1} * \rho^{\beta_2} + \varepsilon$
3. $-\text{Carbono} = \beta_0 AB^{\beta_1} * \bar{H}^{\beta_2} + \varepsilon$
4. $-\text{Carbono} = \beta_0 AB^{\beta_1} * H_{\max}^{\beta_2} + \varepsilon$
5. $-\text{Carbono} = \beta_0 * (AB * \bar{H})^{\beta_1} + \varepsilon$
6. $-\text{Carbono} = \beta_0 * (AB * H_{\max})^{\beta_1} + \varepsilon$
7. $-\text{Carbono} = \beta_0 AB^{\beta_1} * \rho^{\beta_2} * \bar{H}^{\beta_3} + \varepsilon$
8. $-\text{Carbono} = \beta_0 AB^{\beta_1} * \rho^{\beta_2} * H_{\max}^{\beta_3} + \varepsilon$

donde AB = área basal ($\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$), \bar{H} = altura media (m), H_{\max} = altura máxima (m), ρ = densidad de la madera (g cm^{-3}) y β_i son parámetros.

3.2.4. Análisis estadístico y evaluación de modelos

Para la evaluación de los modelos alométricos, se analizaron los siguientes estadísticos: coeficiente de determinación, error estándar de estimación, el criterio de información de Akaike y raíz del error cuadrático medio. El análisis estadístico y las gráficas se realizaron con el lenguaje de programación R versión 4.1.2 (R Core Team, 2021). En el ajuste de los modelos alométricos se utilizaron los siguientes paquetes: *plyr* (Wickham, 2011), *lattice* (Sarkar, 2008), *systemfit* (Henningsen & Hamann, 2007), *nlme* (Pinheiro *et al.*, 2022) y *stats4* (R Core Team, 2021). Para la elaboración y configuración de las gráficas se utilizaron los siguientes paquetes: *ggplot2* (Wickham, 2016) y *tidyverse* (Wickham *et al.*, 2019).

3.3. RESULTADOS

3.3.1. Dimensión de los árboles

El diámetro normal (a 1.30 m) de los árboles registrados osciló entre 7.5 y 137 cm; la altura total osciló entre 2 y 36.5 m. De las once especies registradas en el área, algunas presentan datos atípicos tanto en diámetro como en altura. Las especies registradas en BPQ presentaron mayor número de datos atípicos y mayor variabilidad en diámetro y altura (Figura 3.2a, 3.2b), además de que en esta comunidad arbórea se documentaron los árboles con mayor diámetro y altura. En BP se encontraron árboles con menor altura y con menor número de datos atípicos (*Alnus jorullensis*, *Pinus hartwegii*). En BHP, las especies *Alnus jorullensis*, *Buddleja cordata* y *Pinus hartwegii* presentaron valores atípicos en las dos variables dasométricas (Figura 3.2a y 3.2b).

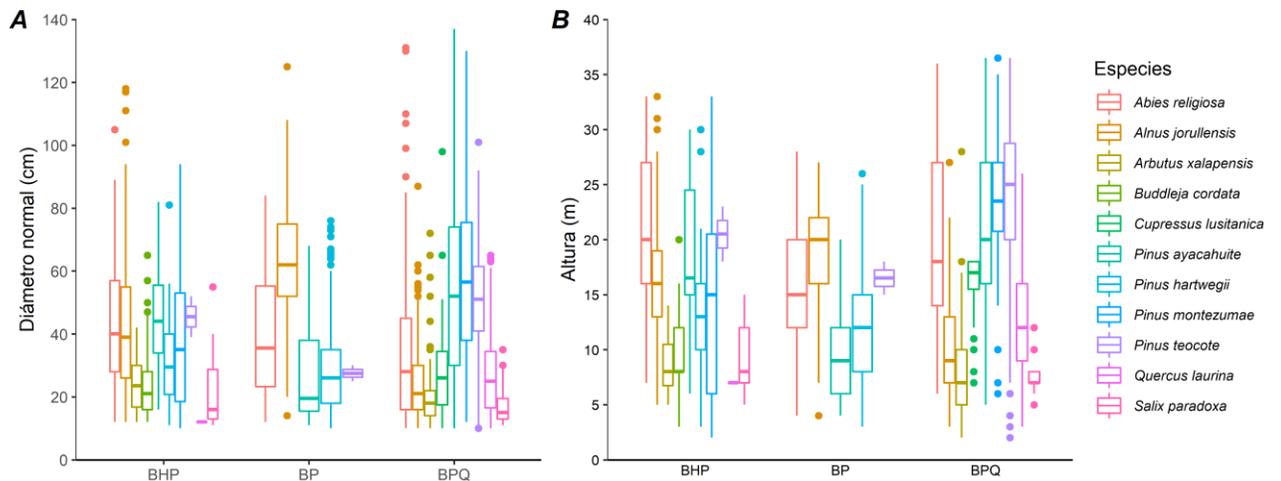


Figura 3.2. (a) Diámetro y **(b)** Altura de las especies arbóreas por comunidad forestal arbórea: bosque de aile-pino (BHP), bosque de pino (BP), bosque de pino-encino (BPQ).

3.3.2. Volumen, biomasa y carbono arbóreo aéreo

En general, con base a las mediciones de campo realizadas en 150 sitios, los valores mínimo, máximo y medio de volumen del área de estudio se estimaron en 9.75, 648.98 y 194.56 m³ ha⁻¹; la biomasa en 11.76, 494.87 y 149.70 Mg ha⁻¹; y las reservas de carbono en 5.88, 247.44, 74.85 Mg ha⁻¹.

De esto, al analizar los datos a nivel comunidad forestal arbórea, para BHP se estimó en promedio 399.98 m³ ha⁻¹ de volumen, 304.64 Mg ha⁻¹ de biomasa y 152.34 Mg ha⁻¹ de carbono. Las especies que concentraron mayor volumen, biomasa y carbono fueron *Alnus jorullensis*, *Pinus hartwegii* y *Abies religiosa* (Figura 3.3).

En BP se estimó en promedio 260.51 m³ ha⁻¹ de volumen, 213.47 Mg ha⁻¹ de biomasa y 106.72 Mg ha⁻¹ de reservas de carbono, de las cuales *Pinus hartwegii* y *Alnus jorullensis* fueron las especies que más contribuyeron en las tres variables (Figura 3.3).

En BPQ se estimó 697.82 m³ ha⁻¹ de volumen, 507.07 Mg ha⁻¹ de biomasa y 253.52 Mg ha⁻¹ de carbono, en este contexto, *Pinus ayacahuite*, *Pinus teocote* y *Abies religiosa* contribuyeron en mayor medida a dichas variables (Figura 3.3). Esta comunidad es la que concentró mayor volumen, biomasa y carbono.

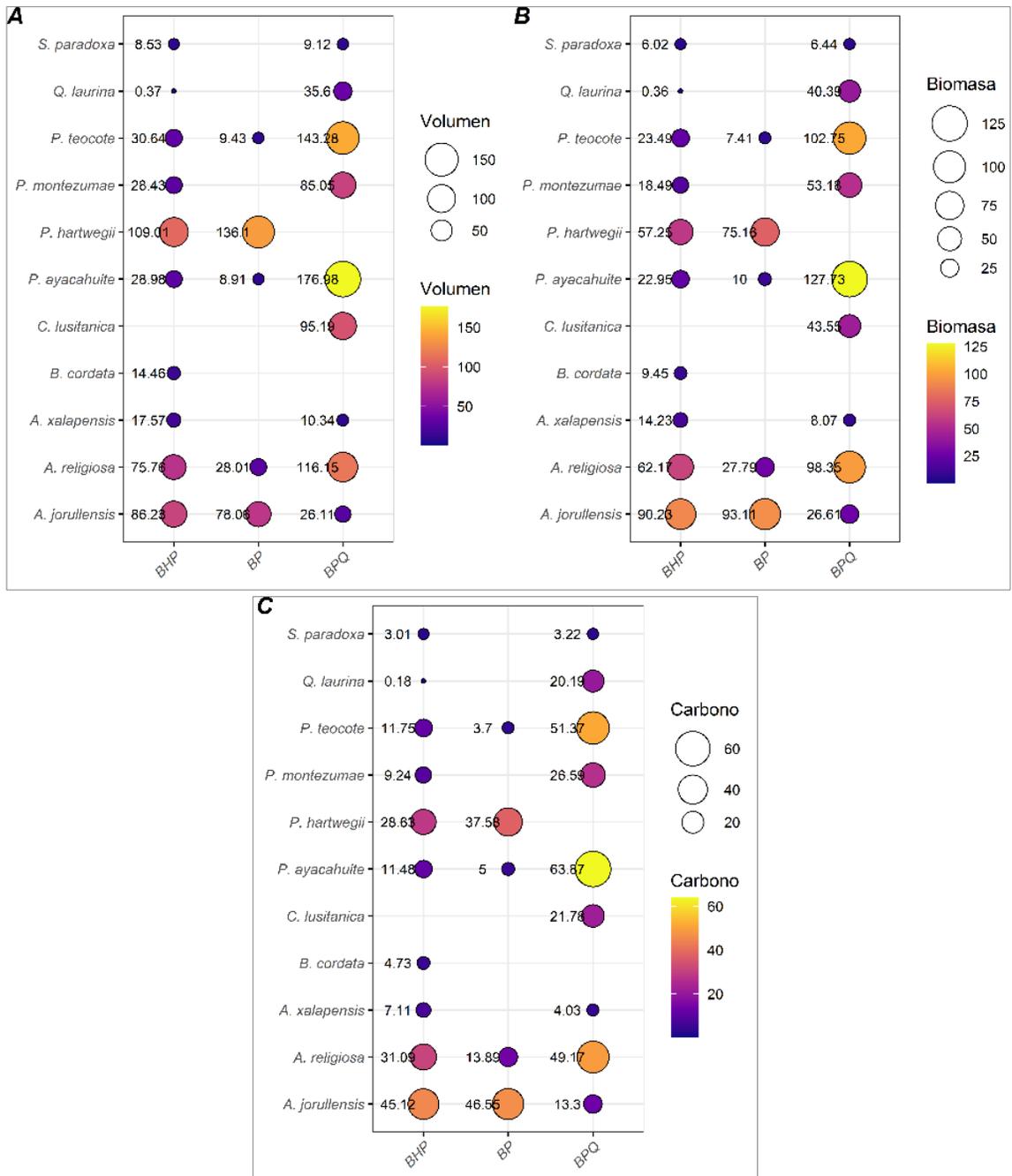


Figura 3.3. (a) Volumen ($\text{m}^3 \text{ha}^{-1}$), (b) biomasa (Mg ha^{-1}) y (c) carbono arbóreo (Mg ha^{-1}) promedio de las especies por comunidad arbórea: bosque de aile-pino (BHP), bosque de pino (BP), bosque de pino-encino (BPQ).

3.3.3. Modelos alométricos

La existencia de carbono a nivel de comunidad forestal en las diferentes especies muestra relaciones lineales moderadas con el área basal (AB), que se vuelven

más fuertes cuando se correlacionan con el producto del área basal con la densidad de la madera (ρ), y el producto del área basal con la altura media y máxima del árbol (H) (Figura 3.4).

Se analizaron las ecuaciones alométricas de existencias de carbono a nivel comunidad arbórea utilizando modelos de una, dos y tres variables. Se encontraron relaciones fuertes y significativas entre las reservas de carbono y las variables independientes, principalmente con el modelo 3 ($R^2 = 0.969$), seguido del modelo 7 ($R^2 = 0.969$), los cuales resultaron adecuados para estimar el carbono arbóreo aéreo del bosque templado mixto (Cuadro 3.4).

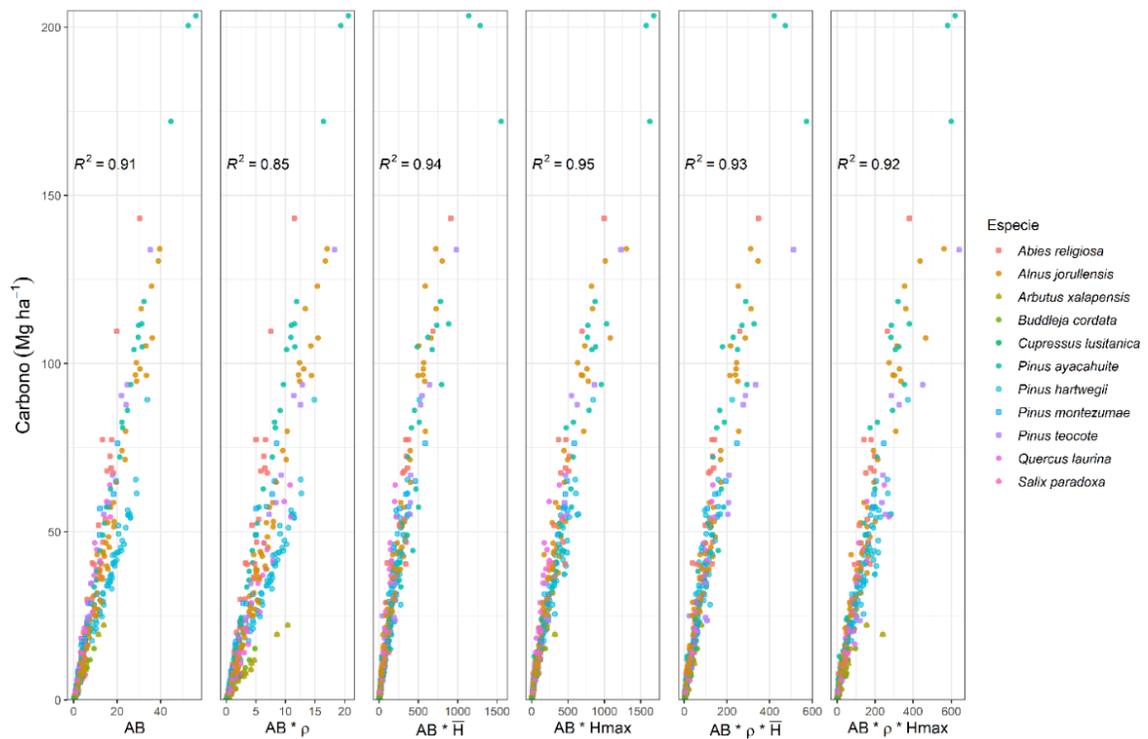


Figura 3.4. Relaciones de las existencias de carbono arbórea aéreo a nivel comunidad forestal con AB ($\text{m}^2 \text{ha}^{-1}$), ρ (g cm^3) y H (m, media y máxima).

Cuadro 3.4. Modelos alométricos de existencia de carbono aéreo a nivel comunidad arbórea con las estadísticas de ajuste.

Ecuación	R ²	RSE	RMSE	AIC	Estimadores			
					β_1	β_2	β_3	β_4
1	0.916	9.48	9.45	2916.35	2.211***	1.113***		
SE					0.158	0.022		
					Modelo alométrico 1. $C=2.21105 * AB^{1.11308}$			
2	0.923	9.09	9.06	2884.21	1.472***	1.058***	-0.671***	
SE					0.140	0.022	0.105	
					Modelo alométrico 2. $C=1.47184 * AB^{1.05766} * \rho^{-0.67132}$			
3	0.969	5.81	5.79	2529.12	0.694***	0.992***	0.531***	
SE					0.046	0.013	0.021	
					Modelo alométrico 3. $C=0.69358 * AB^{0.99207} * \bar{H}^{0.53116}$			
4	0.953	7.09	7.07	2687.14	0.353***	0.966***	0.715***	
SE					0.044	0.017	0.041	
					Modelo alométrico 4. $C=0.35261 * AB^{0.96571} * H_{max}^{0.71484}$			
5	0.946	7.63	7.61	2744.29	0.39246***	0.85785***		
SE					0.03045	0.01243		
					Modelo alométrico 5. $0.39246*(AB*\bar{H})^{0.85785}$			
6	0.950	7.31	7.29	2710.37	0.21961***	0.91158***		
SE					0.01864	0.01304		
					Modelo alométrico 6. $0.21961*(AB*H_{max})^{0.91158}$			
7	0.969	5.82	5.79	2530.50	0.707***	0.995***	0.052	0.538***
SE					0.049	0.013	0.063	0.023
					Modelo alométrico 7. $C=0.70659 * AB^{0.99455} * \rho^{0.05182} * \bar{H}^{0.53750}$			
8	0.954	7.06	7.02	2684.23	0.339***	0.958***	-0.171*	0.689***
SE					0.042	0.017	0.076	0.043
					Modelo alométrico 8. $C=0.33868 * AB^{0.95824} * \rho^{-0.17139} * H_{max}^{0.68858}$			

RSE= Error estándar residual, RMSE= Raíz del error cuadrático medio, AIC= Criterio de información de Akaike, SE= Error estándar, C= Carbono aéreo, el asterisco significa que el estimador es significativa p-valores (*P < 0.05, **P < 0.01, ***P < 0.001).

Los valores estimados de los modelos alométricos de existencias de carbono a nivel de comunidad forestal arbórea se compararon con los conjuntos de datos observados de existencias de carbono (Figura 3.5). Los resultados muestran que todas las especies se expresan bien en los modelos, tanto en los de dos o tres variables. Se encontró que los valores estimados muestran desviación baja, pues las desviaciones son poco prominentes (Figura 3.5).

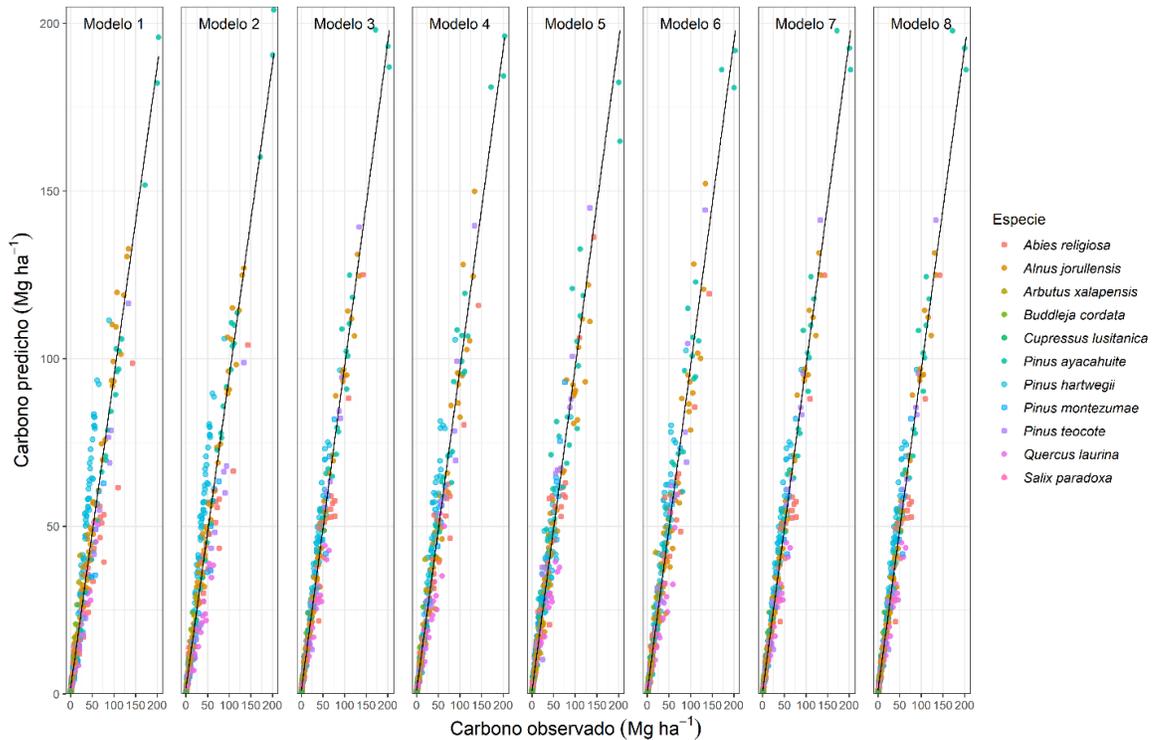


Figura 3.5. Bondad de ajuste de los modelos alométricos de existencias de carbono a nivel comunidad forestal.

3.4. DISCUSIÓN

3.4.1. Volumen, biomasa y carbono aéreo

El análisis del volumen, la biomasa y el carbono de tres comunidades arbóreas de bosques templados, indican que los valores obtenidos varían debido a la heterogeneidad espacial en la composición de especies (también analizado en el capítulo 2), a las características de las especies (densidad de la madera) y a las dimensiones de los árboles. En este sentido, estudios han documentado que la productividad del bosque también está relacionada con el clima y la fertilidad del suelo (Peters *et al.*, 2013). Si bien este estudio no considera estas últimas dos variables, se evidenció que las dimensiones y características de las especies arbóreas son variables correlacionadas con la productividad del bosque, en específico con las reservas de carbono. Al analizar los valores de las variables mencionadas, BPQ obtuvo valores más altos, puesto que este concentra los árboles con dimensiones mayores comparado con BP y BHP.

Se han realizado diferentes estudios relacionados con la estimación del volumen, la biomasa y las reservas de carbono de los bosques templados. Por ejemplo, para bosques templados de Durango y Nuevo León, México, se han documentado volúmenes de $207.36 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ (Graciano-Ávila *et al.*, 2019) y $144.24 \text{ m}^3 \text{ ha}^{-1}$ (Ramos-Reyes *et al.*, 2017), donde ambos son volúmenes menores con respecto a las comunidades arbóreas de este estudio. En relación con la biomasa, se han estimado 130.28, 129.84, y de 24.5 a 461.2 Mg ha^{-1} para bosques templados de Durango (Graciano-Ávila *et al.*, 2019; Vargas-Larreta, López-Sánchez, *et al.*, 2017) y Oaxaca, México (Cortés-Pérez *et al.*, 2021), dicho valores son inferiores a lo estimado en esta investigación.

Kazempour Larsary *et al.* (2021) mencionan que la variación de la biomasa aérea está relacionada con la variación del tamaño de los árboles individuales y la densidad arbórea, mejor que la riqueza de especies, esto debido a la compactación del dosel por parte de árboles de diferentes tamaños en la comunidad forestal, además, en su investigación explican que, cuando aumentó la desigualdad de la dimensión del tamaño de los árboles del piso superior, también aumentó la reserva de carbono arbóreo aéreo.

En torno al carbono arbóreo aéreo, investigaciones realizadas en bosques templados de Chihuahua, Oaxaca y centro de México han estimado 45.20 Mg ha^{-1} (García-García *et al.*, 2020), 164.7 Mg ha^{-1} (Cortés-Pérez *et al.*, 2021), y 35.59 a $177.72 \text{ Mg ha}^{-1}$ (Mendoza-Ponce & Galicia, 2010) respectivamente. Esta diferencia existente entre el carbono estimado por otros autores y en esta investigación (152.34 , 106.72 y $253.52 \text{ Mg ha}^{-1}$) puede estar relacionado con las diferentes condiciones ambientales, la diversidad de especies, los tipos de suelo y los usos de suelo (Tyrrell *et al.*, 2012) y las técnicas de manejo o no manejo (Arasa-Gisbert *et al.*, 2018; Cortés-Pérez *et al.*, 2021).

Arasa-Gisbert *et al.* (2018) indican que, para mejorar las existencias de carbono en los bosques mexicanos, las técnicas de manejo deberían fomentar el aumento del número de especies de árboles, así como la desigualdad en el tamaño de los árboles, ya que demostraron que ambos factores tienen un papel clave en las

existencias de carbono; debido a que los rodales ricos en especies con complejidad estructural aumentan el almacenamiento de carbono en los bosques mexicanos.

3.4.2. Modelos alométricos de existencias de carbono a nivel comunidad forestal

Las variables que se utilizaron para el ajuste de los modelos alométricos para la estimación de carbono aéreo a nivel comunidad forestal fueron el área basal, la densidad de la madera, la altura media y la altura máxima. En esta investigación, con el modelo 2, al utilizar las variables densidad de la madera y área basal, el R^2 no presentó cambios con respecto al modelo 1, no obstante, los demás parámetros estadísticos disminuyeron (RSE, RMSE, AIC). Sin embargo, en el modelo 3 al utilizar área basal y altura media, el R^2 y demás parámetros estadísticos el cambio es notorio.

Por otra parte, al utilizar modelos de tres variables no hay mejoras en la estimación de las reservas de carbono según la estimación del error de predicción total. Ante esto, se sugiere la aplicabilidad del modelo de dos variables (área basal y altura media) en la estimación de las existencias de carbono a nivel comunidad forestal para bosques templados en el centro de México, y una segunda opción es utilizar el área basal y la altura máxima, pues las mediciones de estas variables por comunidad forestal requieren menos tiempo y mano de obra en comparación con los métodos alométricos de árboles individuales (Khan et al., 2018). Khan *et al.* (2018) mencionan que se puede obtener una estimación de alta precisión de las existencias de carbono a nivel del rodal utilizando el área basal y la altura de los árboles.

Para estimar el carbono sobre el suelo Pereira-Silva *et al.* (2021) ajustaron diferentes modelos incluyendo datos de diferentes especies, donde el modelo de mejor ajuste fue el de tres variables al utilizar la altura, la densidad de la madera y el área basal; algo similar se reporta en otra investigación desarrollada con especies de bosques tropicales por Khan *et al.* (2020) con modelos de tres

variables utilizando área basal, densidad de la madera y altura media, los cuales fueron los que mejor estimaron las reservas de carbono.

CAPÍTULO 4. MODELADO DE LA ALTURA DEL DOSEL FORESTAL USANDO DATOS SATELITALES ÓPTICOS, LIDAR Y DE RADAR EN GOOGLE EARTH ENGINE

RESUMEN

El modelado espacial de la altura de la cobertura forestal brinda la oportunidad de evaluar la conservación de la biodiversidad, riesgos de incendios forestales, la biomasa aérea, las reservas de dióxido de carbono (CO₂) y la productividad primaria neta de los bosques. Este estudio incorporó una cobertura continua de datos ópticos y de radar de apertura sintética como predictores junto con datos LiDAR -GEDI en el modelo de aprendizaje automático para modelar la altura de la cobertura en bosques templados del centro de México. Se entrenó el modelo de regresión Random Forest usando datos de altura de la cobertura: GEDI_02A. Se utilizaron predictores que se extrajeron de datos ópticos multiespectral (Planet, Sentinel-2), SAR (Sentinel-1), la altitud y la pendiente. Como resultado del modelado se obtuvo un R² de 0.88 y un RMSE de 4.253 m. El presente trabajo proporciona información sobre el uso de datos LiDAR-GEDI para el mapeo de la altura de la cobertura a través de modelos de aprendizaje automático a nivel regional.

Palabras clave: Bosque, estructura, altura, cobertura, sensores remotos.

SUMMARY

Spatial modeling of forest canopy height provides an opportunity to assess biodiversity conservation, forest fire risk, aboveground biomass, carbon dioxide (CO²) stocks, and net primary productivity of forests. This study incorporated continuous coverage of optical and synthetic aperture radar data as predictors along with LiDAR-GEDI data in the machine learning model to model canopy height in temperate forests of central Mexico. The Random Forest regression model was trained using canopy height data: GEDI_02A. Predictors extracted from multispectral optical data (Planet, Sentinel-2), SAR (Sentinel-1), altitude and slope were used. As a result of the modeling, an R² of 0.88 and an RMSE of 4.253 m were obtained. The present work provides information on the use of LiDAR-GEDI data to map canopy height using machine learning models at a regional level.

Keywords: Forest, structure, height, cover, remote sensing, remote sensing.

4.1. INTRODUCCIÓN

Los bosques y la vegetación en general proporcionan servicios ecosistémicos como son la protección de la superficie terrestre, el almacenamiento de carbono, la modificación del clima local, la regulación del ciclo del agua y la conservación de la biodiversidad, son algunos aspectos clave que fomentan condiciones ambientales sostenibles en el futuro (Law et al., 2021). Sin embargo, las actividades humanas como la deforestación han llevado a la degradación de los ecosistemas forestales disminuyendo o afectando los servicios ecosistémicos (Reygadas et al., 2023).

La estructura de la vegetación influye sustancialmente en la función y productividad de los ecosistemas (LaRue et al., 2019). Los investigadores indican que la estructura de la vegetación se correlaciona con parámetros biofísicos como la biomasa aérea y la productividad primaria de los bosques (Behera et al., 2017; Sun et al., 2021). Por lo tanto, el estudio detallado de los bosques es crucial para evaluar la estructura y el funcionamiento de estos.

La información espacial de altura del dosel forestal es un indicador importante en la biomasa forestal, la diversidad de especies y en otras funciones del ecosistema (Tao et al., 2016), el cual es fundamental para la gestión y planificación de los ecosistemas forestales, la conservación de la naturaleza, la gestión del riesgo de incendios forestales y la mitigación de las emisiones de gases de efecto invernadero (Senf et al., 2020).

Para recopilar parámetros estructurales de la vegetación los investigadores realizan mediciones directas en campo, sin embargo, esta actividad es costosa en trabajo, tiempo y dinero, lo que limita su aplicación a superficies pequeñas y con unos cuantos sitios. La posibilidad del uso de los datos de sensores remotos para desarrollar indicadores cuantitativos y estandarizados de la estructura de la vegetación permite obtener información de áreas extensas (Lechner et al., 2020; Soja et al., 2021).

Las áreas boscosas de la región Izta-Popo han sufrido degradación por la extracción de madera de manera ilegal, por los incendios forestales y en estos últimos años por la presencia de insectos plaga, degradando de esta manera la capacidad de almacenamiento de carbono, el cual también está relacionada con la biomasa y con otros servicios (SEMARNAT & CONANP, 2013). Por lo tanto, existe una creciente preocupación por el futuro y la protección de los bosques de dicha región porque son los que proveen del recurso hídrico a las zonas urbanas cercanas.

Ante esta situación, el objetivo de la investigación fue modelar la altura de la cobertura forestal, utilizando datos LiDAR-GEDI, Sentinel 1 y 2, así como información de la pendiente y la altitud, y se procesaron en la nube empleando la plataforma Google Earth Engine, el cual ha demostrado su capacidad para el mapeo y monitoreo forestal a gran escala en numerosos estudios, incluidos los mapas globales de alta resolución del cambio de la cubierta forestal (Hansen et al., 2013).

4.2. MATERIALES Y MÉTODOS

4.2.1. Área de estudio

La investigación se desarrolló en la región Izta-Popo, la cual es reconocida por su destacada biodiversidad y la riqueza de sus ecosistemas, que aportan tanto servicios ambientales como bienes minerales, vegetales y faunísticos que han sido aprovechados por los habitantes de la región de los volcanes y su área de influencia (SEMARNAT & CONANP, 2013).

Por su posición geográfica y características, favorecen su alta diversidad ecosistémica y gran riqueza biológica que se distribuye en un gradiente altitudinal. Por lo que es un importante reservorio de especies de flora, fauna, hongos silvestres, entre otros recursos. Al ser parte de una gran cadena montañosa donde coinciden las regiones neártica y neotropical, se presenta un alto índice de endemismos (SEMARNAT & CONANP, 2013).

La permanencia de estos ecosistemas permite la continuidad de los procesos naturales y garantiza la calidad de los servicios ecosistémicos que son

fundamentales para los millones de mexicanos que habitan en la región más poblada del país: los valles centrales de México, Puebla y Morelos (Figura 4.1).

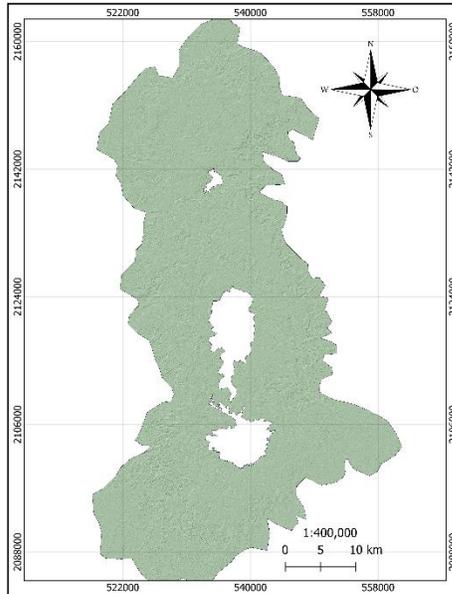


Figura 4.1. Ubicación del área de estudio.

4.2.2. Adquisición de datos

Los datos se recuperaron de Google Earth Engine (GEE), la cual es una plataforma escalable de procesamiento, ofrece proceso computacional gratuito en la nube para el análisis de datos geospaciales y brinda acceso a la gran mayoría de los datos de sensores remotos multitemporales, públicos y disponibles de forma gratuita (L. Yang et al., 2022).

Se recuperaron datos de Radar de Apertura Sintética (SAR) de banda C de Sentinel-1, del sensor multiespectral Sentinel-2 y Planet, de los meses de abril y mayo del 2021 para modelar la altura de la cobertura arbórea para los bosques del centro de México. Además, se obtuvieron datos de la Misión topográfica Radar Shuttle (SRTM- acrónimo en inglés). Los datos de altura de la cobertura forestal de referencia se obtuvieron del sensor GEDI-LiDAR y de inventarios de campo.

4.2.3. Procesamiento de datos y modelado de la altura de la cobertura forestal

La modelación de la altura de la cobertura forestal se desarrolló en GEE. Primero se filtraron imágenes de Sentinel-2 con un porcentaje de píxeles de nubes menor o igual a 5% aplicando una máscara y empleando la banda cirrus. De Sentinel-2 se utilizaron las bandas B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B11 y B12. Las bandas seleccionadas se re proyectaron a UTM 14N, y debido a que se seleccionaron varias escenas de imágenes, se obtuvo una media de estos.

De la misma manera para imágenes de Planet, se seleccionaron imágenes sin nubosidad del periodo mencionado anteriormente. Estas imágenes no mostraron una variación visible de las condiciones atmosféricas o efectos de iluminación. De las imágenes de Planet se utilizaron 4 bandas: rojo (0.650–0.682 μ m), verde (0.547–0.585 μ m), azul (0.464–0.517 μ m) e Infrarrojo-NIR (0.846– 0.888 μ m).

Asimismo, de Planet se emplearon las bandas azul, roja e infrarroja para generar información de los siguientes índices: Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), Índice de Proporción Simple (SR), Índice de Vegetación Diferencial (DVI), Índice de Vegetación Proporcional (RVI), Índice de Vegetación Mejorado (EVI) e Índice de Vegetación Ajustado con el Suelo (SAVI) (Cuadro 4.1).

Por otra parte, de Sentinel-1 se filtraron a copolarización simple en transmisión y recepción vertical (VV) y polarización cruzada de doble banda en transmisión y recepción horizontal (VH). Tanto para VV y VH se calcularon los percentiles 25, 50, 75. Con la información de la SRTM se obtuvo la pendiente y la elevación del terreno.

Cuadro 4.1. Descripción de los índices espectrales utilizados.

Índice	Ecuación
Índice de Vegetación de diferencia normalizada (NDVI)	$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$
Índice de Proporción Simple (SR)	$SR = NIR / RED$

Índice de Vegetación Proporcional (RVI)	$RVI = RED / NIR$
Índice de Vegetación Diferencial (DVI)	$DVI = NIR - RED$
Índice de Vegetación Mejorado (EVI)	$EVI = 2.5 * ((NIR - RED) / (NIR + 6 * RED - 7.5 * Azul + 1))$
Índice de Vegetación Ajustado con el Suelo (SAVI)	$SAVI = ((NIR - RED) / (NIR + RED + 0.5)) * 1.5$

Al final se obtuvo un mosaico de 19 variables (bandas). Posteriormente se realizó la preparación de los datos para el entrenamiento del algoritmo. Como primer punto, se seleccionaron los datos LiDAR-GEDI 2A, el cual almacena información de altura de determinados sitios. Se trabajó con la altura relativa al 98% (RH98). Se seleccionaron un total de 50, 000 puntos de referencia con información de altura.

Se utilizó el algoritmo de Random Forest en su forma de regresión, el cual es una técnica que incluye un conjunto de árboles de decisiones aleatorios (Qi, 2012), Los clasificadores de Random Forest disponibles en GEE utilizan seis parámetros de entrada: (1) número de árboles de decisión, (2) número de variables utilizadas en cada árbol de decisión, (3) población mínima de hojas, (4) fracción de ensamblado de las variables de entrada por árbol de decisión, (5) observaciones no estimadas en los árboles y (6) la variable semilla aleatoria para la construcción del árbol de decisión (Teluguntla et al., 2018). Cuando aumenta el número de árboles, la precisión general de la clasificación aumenta sin sobreajuste (Breiman, 2021).

En este caso se ajustaron los parámetros 1 y 6, por lo que se trabajó con 150 árboles de decisión y 25 semillas aleatorias para la construcción del árbol de decisión. El 80% de la información de altura se empleó para el entrenamiento del algoritmo y el resto para su validación.

4.3. RESULTADOS

De las variables empleadas, las que más contribuyeron al modelado de la cobertura fueron la banda 11 y 12 de Sentinel-2, y las menos contribuyeron fueron las bandas de Sentinel-1 (VV, VH) (Figura 4.2).

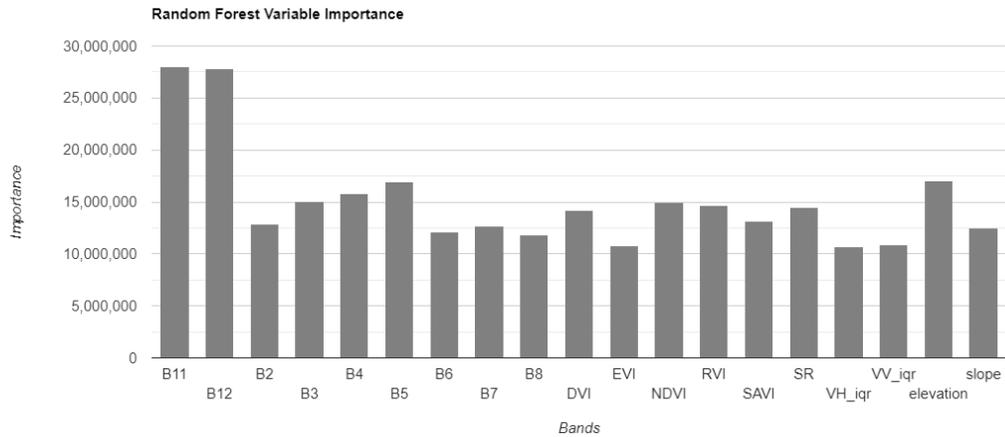


Figura 4.2. Importancia de las variables en el modelado de la altura.

Para evaluar la incertidumbre estadística de la modelación de la altura de la cobertura forestal, el conjunto independiente de muestras de LiDAR-GEDI (observaciones) se comparó con las predicciones del modelo mediante el cálculo del coeficiente de determinación (R^2) y error cuadrático medio (RMSE), en la que se obtuvo 0.88 y 4.253m respectivamente.

La evaluación de las diferencias entre la altura de la cobertura modelada (RH98) y las observadas (muestras de validación GEDI) presentaron errores relativos similares en todos los rangos de alturas. Además, para ciertas alturas existe un patrón de subestimación o sobreestimación del modelo (Figura 4.3).

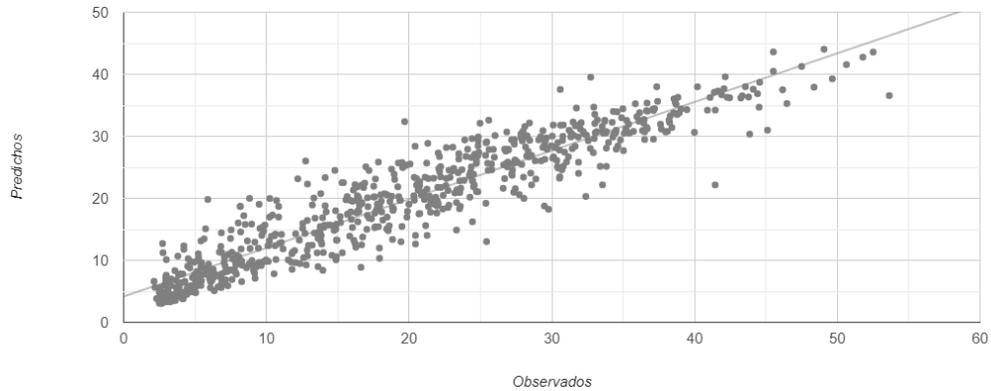


Figura 4.3. Valores predichos vs valores observados en la modelación de la altura de la cobertura forestal.

La altura de la cobertura forestal modelada oscila entre 2.86 y 43.95 m para la región del Izta-Popo. Existen fuertes diferencias en la altura de la cobertura forestal, altura que van desde 13.14 a 42.49 m (Figura 4.4), los árboles con mayor altura se encuentran en diferentes puntos de la región Izta-Popo, sin embargo, es notorio que estos se ubican en el área donde se distribuyen los bosques de oyamel. Las alturas más bajas se encuentran en distintos puntos del área evaluada. Por otra parte, la alta resolución geométrica de 10 m permite la identificación, por ejemplo, de brechas o de fragmentos de bosques.

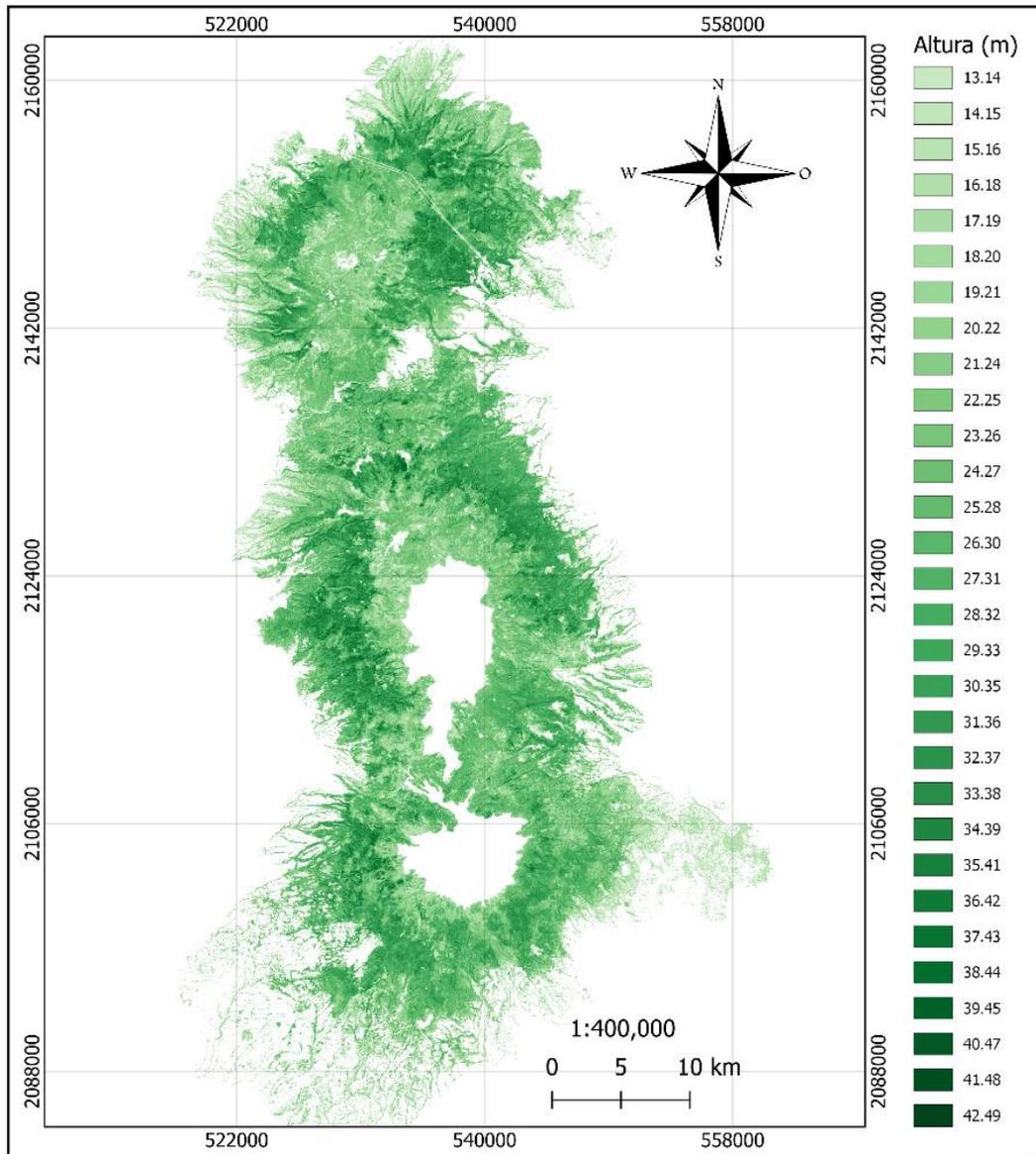


Figura 4.4. Modelación de la altura de la cobertura forestal.

4.4. DISCUSIÓN

Google Earth Engine es una plataforma que se basa en el procesamiento en la nube, y debido a esto fue posible implementar la metodología planteada, procesando grandes cantidades de datos. Los datos ópticos o de radar multiespectrales y de distintos sensores se procesaron de manera eficiente en el

modelado de la altura de la cobertura forestal con base en los datos de Planet, Sentinel (1 y 2) y LiDAR-GEDI.

En el presente trabajo se modeló la altura de la cobertura forestal de la región Izta-Popo, destacando la aplicabilidad de los datos de los sensores remotos para examinar variables de la estructura de los bosques a una gran escala, y que son relevantes para estudiar la captura de carbono o la biomasa forestal. La metodología que se presenta en esta investigación se podrá aplicar en otras regiones.

En el modelado se incluyeron características espectrales de Planet, Sentinel (1 y 2), la pendiente y la elevación; recursos similares se han empleado en otras investigaciones para el modelado espacial de la altura (Kacic et al., 2021; Pereira-Pires et al., 2021; Potapov et al., 2021; Silveira et al., 2023).

Para estimar la contribución de las características espectrales al rendimiento del modelo, se analizaron la importancia de las variables del modelo Random Forest, donde las bandas SWIR (1, 2) contribuyeron en mayor medida, el cual es similar a lo reportado por Kacic et al. (2021). Esta metodología consideró las características complementarias que proporcionan tanto Planet como Sentinel (1, 2) para llevar a cabo la modelación de la altura de la cobertura forestal, y que también lo han considerado otros investigadores (Dwiputra et al., 2023; Kacic et al., 2021; Pereira-Pires et al., 2021; Valdivieso-Ros et al., 2023) sobre todo las características de Sentinel.

Se seleccionó el período de abril y mayo debido a que las imágenes (datos ópticos) presentaron menor porcentaje de nubosidad. Por ello, se combinaron varios índices espectrales para limitar las influencias de cambios espectrales significativos en el modelado y por el elevado número de muestras LiDAR-GEDI podría reducir aún más el efecto de los cambios espectrales significativos. Sin embargo, en otras investigaciones se han considerado todas las estaciones del año (Valdivieso-Ros et al., 2023) u otras que solo una estación, tal es el caso Kacic et al. (2021) que únicamente seleccionaron imágenes de la estación seca.

La precisión del modelo de la altura de la cobertura forestal es similar a la del modelo Global Forest Canopy Height basado en Landsat de Potapov et al. (2021) y modelos de altura del dosel de Pereira-Pires et al. (2021) utilizando características espectrales de Sentinel-2. Sin embargo, Kacic et al. (2021) reportó un error más bajo, es decir, la precisión de su modelo fue mayor comparado con lo descrito en este proyecto.

Por otra parte, Kacic et al. (2021) consideran que las precisiones más altas del modelo podrían verse obstaculizadas, por un lado, por el tamaño de la huella LiDAR-GEDI de 25 m, que registra información de una estructura de vegetación mixta, y que por otro lado está representada por un solo píxel de Planet o Sentinel, es decir, los predictores del modelo capturan solo una fracción de las muestras de LiDAR-GEDI y que hasta cierto punto limita la representación espectral de los predictores del modelo, lo cual coincide con Musthafa et al. (2023) y Quiros et al. (2021).

Por otra parte, algunas investigaciones documentan que LiDAR-GEDI tiene limitaciones en las estimaciones de la altura de la cobertura, así como en la georreferenciación de las huellas de LiDAR-GEDI (Dorado-Roda et al., 2021; Roy et al., 2021). Esos modelos pueden no ser tan precisos como los modelos con conjuntos de muestras equilibrados espacial y temporalmente, ya que, por un lado, no se muestrea el rango completo de la estructura de la vegetación debido a una dispersión heterogénea de la muestra (Réjou-Méchain et al., 2019; Roy et al., 2021).

Cuando la información de la altura y la cubierta forestal se combinan se obtienen evaluaciones más completas de los cambios en los servicios ecosistémicos, en la productividad y en la función de los ecosistemas forestales, y que estos cambios está relacionada con eventos de disturbio como los brotes de insectos plaga o la deforestación, los cuales son problemas latentes de la región analizada.

CAPÍTULO 5. MODELADO DE LA BIOMASA AÉREA FORESTAL USANDO LiDAR-GEDI Y DATOS DE SENTINEL EN EARTH ENGINE

RESUMEN

Se modeló la biomasa aérea en los bosques de la región Izta-Popo mediante la integración de datos LiDAR-GEDI con datos ópticos de Sentinel-2 y los datos de radar de apertura sintética de Sentinel-1 utilizando la regresión Random Forest. Dicho algoritmo se entrenó con datos de la misión GEDI nivel L4A, este está relacionado a la biomasa aérea de los ecosistemas. De la modelación con Random Forest se obtuvo un error cuadrático medio (RMSE) de 49.006 Mg ha⁻¹ y un r² de 0.76. En general, el enfoque de la investigación ayudaría a evaluar y monitorear la dinámica de la biomasa o el carbono en los ecosistemas forestales.

Palabras clave: Bosque, ecosistemas, sensores remotos, Random Forest.

SUMMARY

The aerial biomass of forests in the Izta-Popo region was modeled by integrating LiDAR-GEDI data with Sentinel-2 optical data and Sentinel-1 synthetic aperture radar data using Random Forest regression. This algorithm was trained with L4A-level GEDI mission data related to aerial ecosystem biomass. The Random Forest modeling yielded a root mean square error (RMSE) of 49.006 Mg ha⁻¹ and an r² of 0.76. Overall, the research approach would help to assess and monitor biomass or carbon dynamics in forest ecosystems.

Keywords: Forest, ecosystems, remote sensing, Random Forest.

5.1. INTRODUCCIÓN

Para cuantificar las emisiones de dióxido de carbono debido a la deforestación y la degradación forestal se requieren de estimadores basados en la densidad de la biomasa aérea forestal (Houghton, 2012). Para respaldar los programas de mitigación y adaptación al cambio climático es necesaria una estimación precisa de la biomasa. La información utilizada de manera convencional han sido datos de variables dasométricas obtenidos a través de inventarios forestales (S. Jin et al., 2022).

Los avances en la percepción remota, en específico de la tecnología láser en equipos terrestres (TLS), aéreos (ALS) o móviles (MLS) ha permitido estimar la biomasa aérea forestal en áreas inaccesibles (Lechner et al., 2020). La tecnología de observación de la Tierra con sensores instalados en satélites ha permitido realizar evaluaciones a gran escala de los ecosistemas forestales (Lechner et al., 2020; Wang et al., 2022).

Los investigadores de las ciencias forestales y de los sensores remotos han empleado tanto datos de inventarios forestales como los datos adquiridos de los sensores remotos (ópticos, LiDAR y de radar) para estimar la biomasa forestal aérea (Duncanson et al., 2020; Ni-Meister et al., 2022; Seidel et al., 2011). Recientemente, se han utilizado los datos del sensor denominado “Investigación de Dinámica de Ecosistemas Globales (GEDI)” de la NASA para producir mapas de densidad de biomasa de los bosques a nivel mundial (Gupta & Sharma, 2022; M. Liang et al., 2023; Ren et al., 2023). GEDI es un sistema LiDAR de alta resolución que mide la estructura del ecosistema (Duncanson et al., 2022).

Desde abril de 2019, el sistema LiDAR-GEDI en la Estación Espacial Internacional (ISS) ha recopilado datos sobre la estructura del ecosistema forestal. GEDI ofrece productos en diferentes niveles, incluida la elevación del suelo, la altura superior del dosel, la fracción de cobertura del dosel, el índice de área foliar y la densidad de la biomasa aérea (Duncanson et al., 2022).

La disponibilidad de datos LiDAR-GEDI y la posibilidad de realizar el proceso de análisis en GEE permite generar información o mapas sobre la biomasa a escala regional, nacional o mundial (Kacic et al., 2021). En el catálogo de GEE, GEDI incluyó el producto GEDI L4B el cual proporciona estimaciones de 1 km x 1 km de la densidad de la biomasa aérea, e incluye la precisión relativa y la confianza de las estimaciones de densidad de dicha variable para cada kilómetro (Dubayah et al., 2020). El producto global GEDI L4B todavía tiene algunos vacíos e incertidumbres, por lo que es necesario desarrollar investigaciones a nivel local y nacional para reducir la incertidumbre de las estimaciones (Shendryk, 2022). El objetivo fue modelar la biomasa aérea en la región Izta-Popo integrando datos LiDAR, SAR y ópticos.

5.2. MATERIALES Y MÉTODOS

Área de estudio

La investigación se desarrolló en la región Izta-Popo, esta es reconocida por su destacada biodiversidad y la riqueza de sus ecosistemas el cual es favorecida por su posición geográfica, importante reservorio de flora, fauna y hogos silvestres (SEMARNAT & CONANP, 2013).

La permanencia de estos ecosistemas permite la continuidad de los procesos naturales y garantiza la calidad de los servicios ecosistémicos que son fundamentales para los millones de mexicanos que habitan en la región más poblado del país: los valles centrales de México, Puebla y Morelos (Figura 5.1).

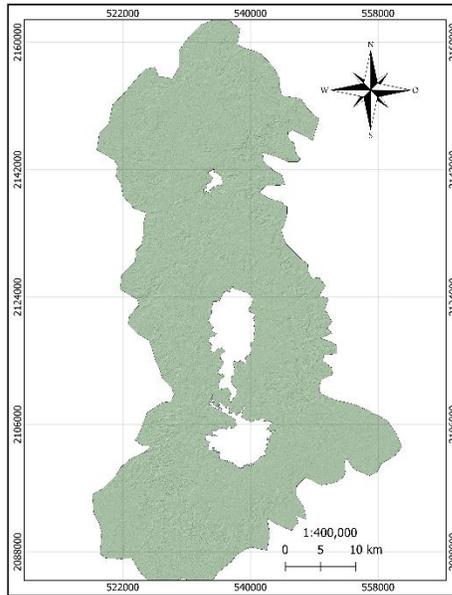


Figura 5.1. Área de estudio: Región Izta-Popo.

Adquisición de datos

Se recuperaron datos de radar de apertura sintética (SAR) de banda C de Sentinel-1 y del sensor multiespectral Sentinel-2 de los meses de abril y mayo del 2021 para modelar la densidad de la biomasa aérea para los bosques del centro de México. Además, se obtuvieron datos de la Misión topográfica Radar Shuttle (SRTM- acrónimo en inglés). Los datos de densidad de biomasa forestal aérea de referencia se obtuvieron del sensor GEDI-LiDAR (GED I L4B). El producto GEDI L4B proporciona estimaciones de 1 km x 1 km de la densidad media de biomasa sobre el suelo.

De Sentinel-2 se extrajo información de la banda azul, verde, rojo, infrarrojo, ultrarrojo, rojo lejano, infrarrojo de onda corta 1 y 2. Por otra parte, de Sentinel-1 se filtraron a copolarización simple en transmisión y recepción verticales (VV) y polarización cruzada de doble banda en transmisión y recepción horizontal (VH). Tanto para VV y VH se calcularon los percentiles 25, 50, 75. Con la información de la SRTM se obtuvo la pendiente y la elevación del terreno.

Procesamiento de datos y modelación de la biomasa forestal aérea

La modelación de la biomasa aérea de los bosques se desarrolló en GEE. Primero se filtraron imágenes de Sentinel-2 con un porcentaje de píxeles de nubes menor o igual a 5% aplicando una máscara y empleando la banda cirrus. Se utilizaron las bandas B2, B3, B4, B5, B6, B7, B8, B11 y B12. Las bandas seleccionadas se reproyectaron a UTM 14N, y debido a que se seleccionaron varias escenas de imágenes de los meses de marzo y abril, se obtuvo la media de estos.

De Sentinel-1 se filtraron a copolarización simple en transmisión y recepción verticales (VV) y polarización cruzada de doble banda en transmisión y recepción horizontal (VH). Tanto para VV y VH se calcularon los percentiles 25, 50, 75. Con la información de la SRTM se obtuvo la pendiente y la elevación del terreno.

Al final se generó un mosaico de 13 variables (bandas). Posteriormente se preparó el conjunto de datos de GEDI relacionada con la biomasa.

Se utilizó el algoritmo de Random Forest en su forma de regresión, el cual es una técnica que incluye un conjunto de árboles de decisiones aleatorios (Qi, 2012), Los clasificadores de Random Forest disponibles en GEE utilizan seis parámetros de entrada: (1) número de árboles de decisión, (2) número de variables utilizadas en cada árbol de decisión, (3) población mínima de hojas, (4) fracción de ensamblado de las variables de entrada por árbol de decisión, (5) observaciones no estimadas en los árboles y (6) la variable semilla aleatoria para la construcción del árbol de decisión (Teluguntla et al., 2018). Cuando aumenta el número de árboles, la precisión general de la clasificación aumenta sin sobreajuste (Breiman, 2021).

En este caso se ajustaron los parámetros 1 y 6, por lo que se trabajó con 50 árboles de decisión y 27 semillas aleatorias para la construcción del árbol de decisión. El 70% de la información de altura se empleó para el entrenamiento del algoritmo y el resto para su validación.

5.3. RESULTADOS

Las variables de mayor importancia en el modelado de la biomasa fueron la elevación, la banda 11 y 12 de Sentinel-2 (Figura 5.2). Las bandas que contribuyeron en menor medida fueron las bandas 6 y 8 de Sentinel-2.

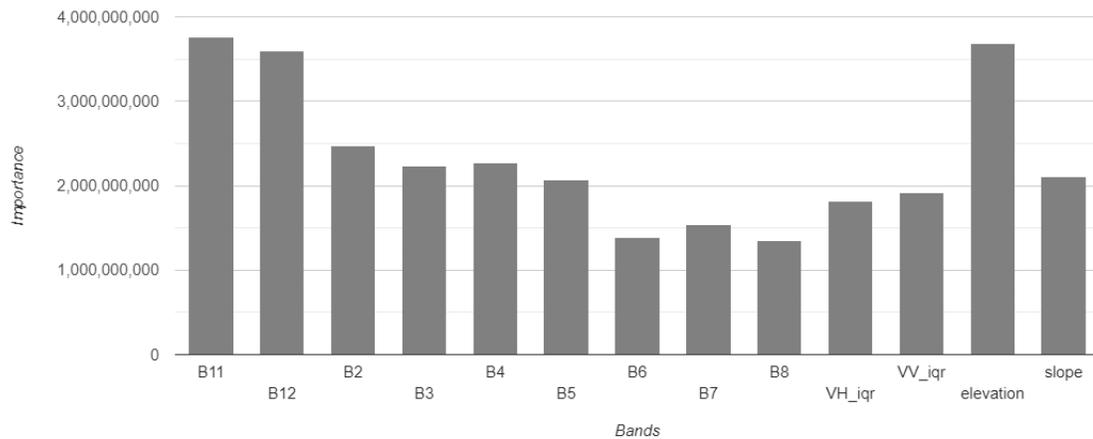


Figura 5.2. Importancia de las variables en el modelado de la biomasa aérea.

En la Figura 5.3 se muestra el desempeño del modelo en la modelación de la biomasa con datos de LiDAR-GEDI, es decir, se muestra un diagrama de dispersión de la biomasa observada y la biomasa estimada, en la cual se obtuvo un R^2 de 0.757 y un RMSE de 49.006. En el modelo se involucraron diferentes tipos de bosques y se plantea que eso posiblemente influyó a que se presentará un valor alto en RMSE. Considerando los valores estimados y los valores observados, la biomasa se concentra por debajo de los 300 $Mg\ ha^{-1}$ y pocos valores por arriba de 400 $Mg\ ha^{-1}$.

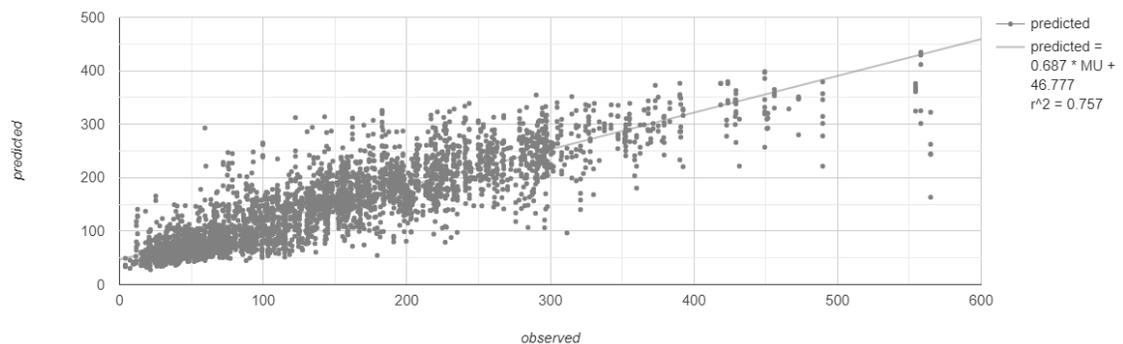


Figura 5.3. Valores observados y valores estimados.

El mapa final resultante de la modelación con la regresión Random Forest muestra la concentración de biomas en la región Izta-Popo. En la cual se aprecia que los tipos de bosques que concentran mayor biomasa son las fracciones de los bosques de oyamel y de pino principalmente (Figura 5.4).

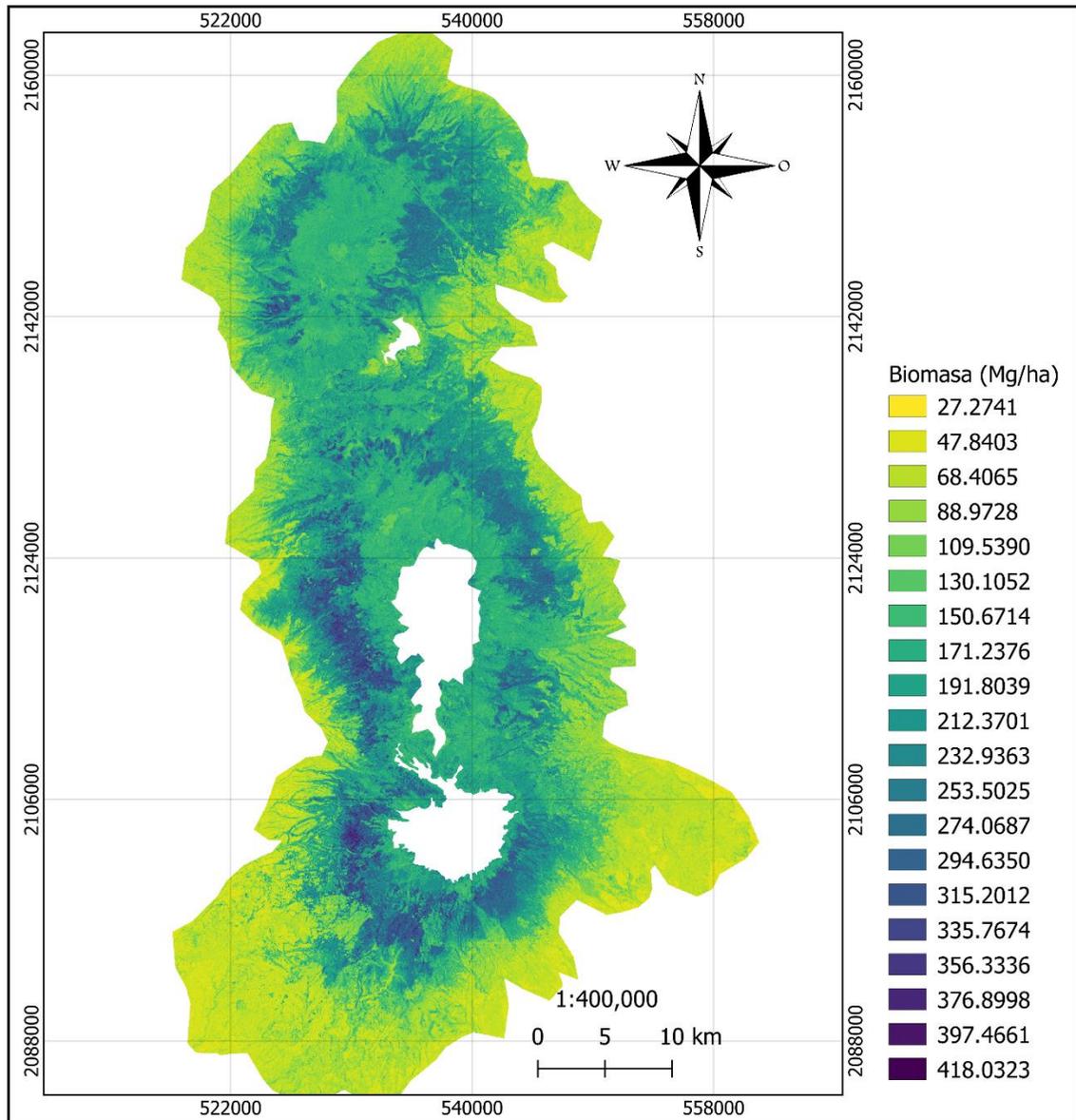


Figura 5.4. Mapa de biomasa obtenido como resultado de la modelación.

5.4. DISCUSIONES

La misión GEDI de la NASA brinda la oportunidad de actualizar las estimaciones de biomasa de los diferentes ecosistemas forestales. La misión GEDI fue diseñada específicamente para recuperar la estructura de la vegetación y la biomasa bajo una amplia gama de condiciones ambientales suficientes para cumplir con los requisitos de mapeo de la biomasa aérea. Sin embargo, se han desarrollado análisis que indican que presentan errores de geolocalización y ante esto, agregan errores al proceso de modelación (Réjou-Méchain et al., 2019; Roy et al., 2021), lo cual afecta al resultado final.

Duncanson et al. (2020) indican que los errores en los datos de alturas (de GEDI) y de las densidades de la biomasa aérea aumentan particularmente cuando se adquieren durante el día. El algoritmo que emplea GEDI para estimar la biomasa utiliza la altura de los árboles (RH98) como métrica (Duncanson et al., 2022).

En esta investigación se emplearon los datos de la misión GEDI y de Sentinel para modelar la biomasa de diferentes tipos de bosques que se distribuyen en la región Izta-Popo, recursos similares empleó Shendryk (2022) para el análisis geoespacial de la biomasa.

Al realizar la modelación, los valores de R^2 así como RMSE obtenido son más altos a lo que reportado por Dorado-Roda et al. (2021), Sun et al. (2022) y Gupta & Sharma (2022). Por otro lado, Shendryk (2022) utilizó el algoritmo de aprendizaje automático de aumento de gradiente, obteniendo un coeficiente de determinación de R^2 de 0.66 a 0.74 y RMSE de 55 a 81 Mg ha⁻¹; e indica que al momento de utilizar solamente información de Sentinel-2 y datos de cobertura obtuvo R^2 y RMSE, y que al agregar datos de Sentinel-1 y elevación, la precisión del modelado mejoró.

(Dorado-Roda et al., 2021) emplearon datos de LiDAR-GEDI para el análisis de la biomasa en la que reportaron RMSE de 14.13 a 32.16 Mg ha⁻¹, e indican que los datos de GEDI muestran una mayor incertidumbre en bosques con muchos estratos.

CAPÍTULO 6. CONCLUSIONES

En el capítulo dos se realizó la caracterización de las comunidades arbóreas. Las comunidades arbóreas de bosques templados estudiados difieren en diversidad y estructura, estas son heterogéneas y contienen comunidades conformadas principalmente por especies de los géneros: *Pinus*, *Abies*, *Alnus*, *Quercus*, entre otros, que destacan por su dominancia o abundancia. Además, las comunidades tienen una uniformidad media alta (BHP, BPQ) y media baja (BP) en diversidad de alturas. Los valores de diversidad fueron bajos para BP, por lo que presenta dominancia de una especie. Asimismo, la distribución de los árboles por clases diamétricas confirma que la mayoría de los individuos se concentran en las primeras clases diamétricas, característica asociada a las intervenciones del ser humano. Al aplicar el análisis estadístico para averiguar diferencias significativas entre las comunidades arbóreas de bosques templados, se encontraron diferencias en densidad (BP-BHP, BHP-BPQ), área basal (BP-BPQ, BHP-BPQ) y riqueza de especies (BP-BPQ, BHP-BPQ). Los resultados muestran una diferencia estructural notable entre las comunidades arbóreas, principalmente BPQ con respecto a las otras dos. En este sentido, los parámetros estructurales evaluados hacen evidente que las actividades humanas han causado efectos adversos en los bosques templados. Finalmente, la información generada podría ser referente para proyectos de manejo, protección y conservación de las especies distribuidas en el área.

En el capítulo tres se estimó el volumen, la biomasa y el contenido de carbono de comunidades forestales arbóreas. En esta investigación, de las tres comunidades forestales arbóreas analizadas, BPQ tiene el mayor potencial de almacenamiento de carbono, así como de biomasa y volumen, el cual se debe a las dimensiones y características de los árboles registrados en dicha área. Por otra parte, los hallazgos de este estudio proponen la aplicación de un solo modelo alométrico para estimar las existencias de carbono a nivel de comunidad forestal en bosques naturales de especies mixtas, en este caso, un bosque templado con once especies arbóreas. El modelo de dos variables basada en el área basal y

altura media de los árboles se consideró apropiado para estimaciones de alta precisión de las existencias de carbono a nivel de comunidad forestal, pero también existe la alternativa de utilizar los modelos de dos y tres variables que incluyen el área basal, la densidad de la madera y la altura máxima, que también estiman el carbono aéreo con alta precisión. Por lo que, la altura máxima de la comunidad forestal puede ser otra variable para estimar el carbono aéreo de un bosque cuando no se cuenta con información de todos los árboles por sitio dentro de una comunidad forestal arbórea.

En el capítulo cuatro se desarrolló el modelado de la altura de la cobertura forestal empleando datos de sensores remotos, en específico, datos de Sentinel (1 y 2), de Planet, pendiente, elevación y datos de altura de la cobertura forestal, las cuales se obtuvieron de la misión GEDI de la NASA. Al llevar a cabo la modelación se obtuvo resultados con r^2 y errores similares a lo publicado por otros investigadores, y los datos de altura generados con la regresión Random Forest son equivalentes a lo registrado en los inventarios forestales y análisis realizado en el capítulo tres.

En el capítulo cinco se modeló la biomasa aérea de los ecosistemas forestales de la región Izta-Popo empleando datos LiDAR de la misión GEDI. Los resultados indican que es difícil diferenciar la biomasa aérea en lugares con poca cobertura forestal. Con este trabajo se brinda una evaluación inicial de la capacidad que tienen los datos LiDAR de la misión GEDI para estimar la biomasa de los ecosistemas forestales, además de que sirve como información base para futuros esfuerzos de mejora.

BIBLIOGRAFÍA

- Abdulkareem, N. M., & Abdulazeez, A. M. (2021). Machine Learning Classification Based on Radom Forest Algorithm: A Review. *International Journal of Science and Business, IJSAB International*, 5(2), 128–142.
- Acosta-Mireles, M., Vargas-Hernández, J., Velázquez-Martínez, A., & Etchevers-Barra, J. D. (2002). Estimación de la biomasa aérea mediante el uso de relaciones alométricas en seis especies arbóreas en Oaxaca, México. *Agrociencia*, 36(6), 725–736.
- Adame, M. F., Kauffman, J. B., Medina, I., Gamboa, J. N., Torres, O., Caamal, J. P., Reza, M., & Herrera-Silveira, J. A. (2013). Carbon Stocks of Tropical Coastal Wetlands within the Karstic Landscape of the Mexican Caribbean. *PLoS ONE*, 8(2), e56569. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0056569>
- Alaniz, A. J., Carvajal, M. A., Fierro, A., Vergara-Rodríguez, V., Toledo, G., Ansaldo, D., Moreira-Arce, D., Rojas-Osorio, A., & Vergara, P. M. (2021). Remote-sensing estimates of forest structure and dynamics as indicators of habitat quality for Magellanic woodpeckers. *Ecological Indicators*, 126, 107634. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2021.107634>
- Arasa-Gisbert, R., Vayreda, J., Román-Cuesta, R. M., Villela, S. A., Mayorga, R., & Retana, J. (2018). Forest diversity plays a key role in determining the stand carbon stocks of Mexican forests. *Forest Ecology and Management*, 415–416, 160–171. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2018.02.023>
- Avendaño-Hernandez, D. M., Acosta-Mireles, M., Carrillo-Anzures, F., & Etchevers-Barra, J. D. (2009). *Estimación de biomasa y carbono en un bosque de Abies religiosa*. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0187-73802009000300011
- Ayala-López, R. (1998). *Ecuaciones para estimar biomasa de pinos y encinos en la meseta central de Chiapas*. Universidad Autónoma de Chapingo.

- Baker, H. S., Millar, R. J., Karoly, D. J., Beyerle, U., Guilloid, B. P., Mitchell, D., Shiogama, H., Sparrow, S., Woollings, T., & Allen, M. R. (2018). Higher CO₂ concentrations increase extreme event risk in a 1.5 °C world. *Nature Climate Change*, 8(7), 604–608. <https://doi.org/10.1038/s41558-018-0190-1>
- Barboza-Castillo, E., Turpo-Cayo, E., de Almeida, C., Salas-López, R., Rojas-Briceño, N., Silva-López, J., Barrena-Gurbillón, M., Oliva, M., & Espinoza-Villar, R. (2020). Monitoring Wildfires in the Northeastern Peruvian Amazon Using Landsat-8 and Sentinel-2 Imagery in the GEE Platform. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(10), 564. <https://doi.org/10.3390/ijgi9100564>
- Baskent, E. Z., Borges, J. G., Kašpar, J., & Tahri, M. (2020). A Design for Addressing Multiple Ecosystem Services in Forest Management Planning. *Forests*, 11(10), 1108. <https://doi.org/10.3390/f11101108>
- Behera, S. K., Sahu, N., Mishra, A. K., Bargali, S. S., Behera, M. D., & Tuli, R. (2017). Aboveground biomass and carbon stock assessment in Indian tropical deciduous forest and relationship with stand structural attributes. *Ecological Engineering*, 99, 513–524. <https://doi.org/10.1016/j.ecoleng.2016.11.046>
- Breiman, L. (2021). Random Forests. *Machine Learning*, 45, 5–32. <https://doi.org/https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Cano-Santana, Z. (1994). *Flujo de energía a través de Sphenarium purpurascens (Orthopteta: Acrididae) y productividad primaria neta aérea en una comunidad xerófila*. Universidad Nacional Autónoma de México.
- Caviedes, J., & Ibarra, J. T. (2017). Influence of Anthropogenic Disturbances on Stand Structural Complexity in Andean Temperate Forests: Implications for Managing Key Habitat for Biodiversity. *PLOS ONE*, 12(1), e0169450. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0169450>
- Chanda, A., Mukhopadhyay, A., Ghosh, T., Akhand, A., Mondal, P., Ghosh, S., Mukherjee, S., Wolf, J., Lázár, A. N., Rahman, M. M., Salehin, M.,

- Chowdhury, S. M., & Hazra, S. (2016). Blue Carbon Stock of the Bangladesh Sundarban Mangroves: What could Be the Scenario after a Century? *Wetlands*, 36(6), 1033–1045. <https://doi.org/10.1007/s13157-016-0819-7>
- Coops, N. C., Tompalski, P., Goodbody, T. R. H., Queinnec, M., Luther, J. E., Bolton, D. K., White, J. C., Wulder, M. A., van Lier, O. R., & Hermosilla, T. (2021). Modelling lidar-derived estimates of forest attributes over space and time: A review of approaches and future trends. *Remote Sensing of Environment*, 260, 112477. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112477>
- Cortés-Pérez, M., De León-González, F., Paz-Pellat, F., Leyva-Pablo, T., Santiago-García, W., Ponce-Mendoza, A., & Mariela, F.-P. (2021). Almacenamiento de carbono aéreo en un bosque templado de Oaxaca: manejo de alta y baja intensidad. *Madera y Bosques*, 27, 21. <https://doi.org/10.21829/myb.2021.274244>
- Ćosović, M., Bugalho, M., Thom, D., & Borges, J. (2020). Stand Structural Characteristics Are the Most Practical Biodiversity Indicators for Forest Management Planning in Europe. *Forests*, 11(3), 343. <https://doi.org/10.3390/f11030343>
- Cutler, A., Cutler, D. R., & Stevens, J. R. (2012). Random Forests. In *Ensemble Machine Learning* (pp. 157–175). Springer US. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-9326-7_5
- Dávila-Lara, M. A., Aguirre-Calderón, Ó. A., Jurado-Ybarra, E., Treviño-Garza, E., González-Tagle, M. A., & Trincado-Villagrán, G. F. (2019). Estructura y diversidad de especies arbóreas en bosques templados de San Luis Potosí, México. *Ecosistemas y Recursos Agropecuarios*, 6(18). <https://doi.org/10.19136/era.a6n18.2112>
- de Lima, R. A. F., Batista, J. L. F., & Prado, P. I. (2015). Modeling Tree Diameter Distributions in Natural Forests: An Evaluation of 10 Statistical Models. *Forest Science*, 61(2), 320–327. <https://doi.org/10.5849/forsci.14-070>
- Delignette-Muller, M. L., & Dutang, C. (2015). fitdistrplus : An R Package for Fitting

Distributions. *Journal of Statistical Software*, 64(4).
<https://doi.org/10.18637/jss.v064.i04>

Diédhiou, I., Diallo, D., Mbengue, A. A., Hernandez, R. R., Bayala, R., Diémé, R., Diédhiou, P. M., & Sène, A. (2017). Allometric equations and carbon stocks in tree biomass of *Jatropha curcas* L. in Senegal's Peanut Basin. *Global Ecology and Conservation*, 9, 61–69.
<https://doi.org/10.1016/j.gecco.2016.11.007>

Dlamini, M., Adam, E., Chirima, G., & Hamandawana, H. (2021). A remote sensing-based approach to investigate changes in land use and land cover in the lower uMfolozi floodplain system, South Africa. *Transactions of the Royal Society of South Africa*, 76(1), 13–25.
<https://doi.org/10.1080/0035919X.2020.1858365>

Dorado-Roda, I., Pascual, A., Godinho, S., Silva, C., Botequim, B., Rodríguez-González, P., González-Ferreiro, E., & Guerra-Hernández, J. (2021). Assessing the Accuracy of GEDI Data for Canopy Height and Aboveground Biomass Estimates in Mediterranean Forests. *Remote Sensing*, 13(12), 2279. <https://doi.org/10.3390/rs13122279>

Dubayah, R., Blair, J. B., Goetz, S., Fatoyinbo, L., Hansen, M., Healey, S., Hofton, M., Hurtt, G., Kellner, J., Luthcke, S., Armston, J., Tang, H., Duncanson, L., Hancock, S., Jantz, P., Marselis, S., Patterson, P. L., Qi, W., & Silva, C. (2020). The Global Ecosystem Dynamics Investigation: High-resolution laser ranging of the Earth's forests and topography. *Science of Remote Sensing*, 1, 100002. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2020.100002>

Duncanson, L., Armston, J., Disney, M., Avitabile, V., Barbier, N., Calders, K., Carter, S., Chave, J., Herold, M., Crowther, T. W., Falkowski, M., Kellner, J. R., Labrière, N., Lucas, R., MacBean, N., McRoberts, R. E., Meyer, V., Næsset, E., Nickeson, J. E., ... Williams, M. (2019). The Importance of Consistent Global Forest Aboveground Biomass Product Validation. *Surveys in Geophysics*, 40(4), 979–999. <https://doi.org/10.1007/s10712-019-09538-8>

- Duncanson, L., Kellner, J. R., Armston, J., Dubayah, R., Minor, D. M., Hancock, S., Healey, S. P., Patterson, P. L., Saarela, S., Marselis, S., Silva, C. E., Bruening, J., Goetz, S. J., Tang, H., Hofton, M., Blair, B., Luthcke, S., Fatoyinbo, L., Abernethy, K., ... Zraggen, C. (2022). Aboveground biomass density models for NASA's Global Ecosystem Dynamics Investigation (GEDI) lidar mission. *Remote Sensing of Environment*, *270*, 112845. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2021.112845>
- Duncanson, L., Neuenschwander, A., Hancock, S., Thomas, N., Fatoyinbo, T., Simard, M., Silva, C. A., Armston, J., Luthcke, S. B., Hofton, M., Kellner, J. R., & Dubayah, R. (2020). Biomass estimation from simulated GEDI, ICESat-2 and NISAR across environmental gradients in Sonoma County, California. *Remote Sensing of Environment*, *242*, 111779. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.111779>
- Dwiputra, A., Coops, N. C., & Schwartz, N. B. (2023). GEDI waveform metrics in vegetation mapping—a case study from a heterogeneous tropical forest landscape. *Environmental Research Letters*, *18*(1), 015007. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/acad8d>
- Fernández-Guisuraga, J. M., & Fernandes, P. M. (2023). Using Pre-Fire High Point Cloud Density LiDAR Data to Predict Fire Severity in Central Portugal. *Remote Sensing*, *15*(3), 768. <https://doi.org/10.3390/rs15030768>
- Gadow, K. v., Zhang, C. Y., Wehenkel, C., Pommerening, A., Corral-Rivas, J., Korol, M., Myklush, S., Hui, G. Y., Kiviste, A., & Zhao, X. H. (2012). *Forest Structure and Diversity* (pp. 29–83). https://doi.org/10.1007/978-94-007-2202-6_2
- Gao, S., Zhang, Z., & Cao, L. (2021). Individual Tree Structural Parameter Extraction and Volume Table Creation Based on Near-Field LiDAR Data: A Case Study in a Subtropical Planted Forest. *Sensors*, *21*(23), 8162. <https://doi.org/10.3390/s21238162>
- Gao, Y., Skutsch, M., Paneque-Gálvez, J., & Ghilardi, A. (2020). Remote sensing

of forest degradation: a review. *Environmental Research Letters*, 15(10), 103001. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/abaad7>

García-García, S. A., Alanís-Rodríguez, E., Aguirre-Calderón, O., Treviño-Garza, E., & Graciano-Ávila, G. (2020). Contenido de carbono y estructura horizontal de un bosque templado en Guadalupe y Calvo, Chihuahua. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 12(63). <https://doi.org/10.29298/rmcf.v12i63.800>

González Cubas, R., Treviño-Garza, E. J., Duque-Montoya, Á., González Tagle, M. A., Gómez-Cárdenas, M., & Bautista-Cruz, A. (2018). Diversidad y estructura arbórea en un bosque de *Abies vejarii* Martínez en el sur del estado de Nuevo León. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 9(45). <https://doi.org/10.29298/rmcf.v9i45.142>

Gorgoso-Varela, J. J., Ogana, F. N., & Ige, P. O. (2020). A comparison between derivative and numerical optimization methods used for diameter distribution estimation. *Scandinavian Journal of Forest Research*, 35(3–4), 156–164. <https://doi.org/10.1080/02827581.2020.1760343>

Gove, J. H., Ducey, M. J., Leak, W. B., & Zhang, L. (2008). Rotated sigmoid structures in managed uneven-aged northern hardwood stands: a look at the Burr Type III distribution. *Forestry*, 81(2), 161–176. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpm025>

Graciano-Ávila, G., Aguirre-Calderón, O. A., Alanís-Rodríguez, E., & Luján-Soto, J. E. (2017). Composición, estructura y diversidad de especies arbóreas en un bosque templado del Noroeste de México. *Ecosistemas y Recursos Agropecuarios*, 4(12), 535. <https://doi.org/10.19136/era.a4n12.1114>

Graciano-Ávila, G., Alanís-Rodríguez, E., Aguirre-Calderón, O. A., González-Tagle, M. A., Treviño-Garza, E. J., Mora-Olivo, A., & Buendía-Rodríguez, E. (2019). Estimación de volumen, biomasa, y contenido de carbono en un bosque de clima templado-frío de Durango, México. *Rev. Fitotec. Mex*, 42, 119–12. <http://www.scielo.org.mx/pdf/rfm/v42n2/0187-7380-rfm-42-02->

- Gupta, R., & Sharma, L. K. (2022). Aboveground Biomass Prediction by Fusing Gedi Footprints with Optical and SAR Data Using the Random Forest in the Mixed Tropical Forest, India. *IGARSS 2022 - 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 5460–5463. <https://doi.org/10.1109/IGARSS46834.2022.9883443>
- Hancock, S., Armston, J., Hofton, M., Sun, X., Tang, H., Duncanson, L. I., Kellner, J. R., & Dubayah, R. (2019). The GEDI Simulator: A Large-Footprint Waveform Lidar Simulator for Calibration and Validation of Spaceborne Missions. *Earth and Space Science*, 6(2), 294–310. <https://doi.org/10.1029/2018EA000506>
- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S. V., Goetz, S. J., Loveland, T. R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C. O., & Townshend, J. R. G. (2013). High-Resolution Global Maps of 21st-Century Forest Cover Change. *Science*, 342(6160), 850–853. <https://doi.org/10.1126/science.1244693>
- Henningsen, A., & Hamann, J. D. (2007). systemfit : A Package for Estimating Systems of Simultaneous Equations in R. *Journal of Statistical Software*, 23(4), 1–40. <https://doi.org/10.18637/jss.v023.i04>
- Hernández-Moreno, J. A., Velázquez-Martínez, A., Fierros-González, A. M., Gómez-Guerrero, A., Reyes Hernández, V. J., & Vera-Castillo, J. A. G. (2020). Estimación de biomasa aérea y carbono, en rodales con y sin manejo forestal en la Reserva de la Biosfera Mariposa Monarca. *Madera y Bosques*, 26(1). <https://doi.org/10.21829/myb.2020.2611802>
- Hernández-Salas, J., Aguirre-Calderón, Ó. A., Alanís-Rodríguez, E., Jiménez-Pérez, J., Treviño-Garza, E. J., González-Tagle, M. A., Luján-Álvarez, C., Olivas-García, J. M., & Domínguez-Pereda, L. A. (2013). EFECTO DEL MANEJO FORESTAL EN LA DIVERSIDAD Y COMPOSICIÓN ARBÓREA DE UN BOSQUE TEMPLADO DEL NOROESTE DE MÉXICO. *Revista*

Chapingo Serie Ciencias Forestales y Del Ambiente, XIX(2), 189–199.
<https://doi.org/10.5154/r.rchscfa.2012.08.052>

Hernández-Salas, J., Aguirre-Calderón, Ó. A., Alanís-Rodríguez, E., Jiménez-Pérez, J., Treviño-Garza, E. J., González-Tagle, M. A., Luján-Álvarez, C., Olivas-García, J. M., & Domínguez-Pereda, L. A. (2018). Dinámica del crecimiento de un bosque templado bajo manejo en el noroeste de México. *Madera y Bosques*, 24(2). <https://doi.org/10.21829/myb.2018.2421767>

Herold, M., Carter, S., Avitabile, V., Espejo, A. B., Jonckheere, I., Lucas, R., McRoberts, R. E., Næsset, E., Nightingale, J., Petersen, R., Reiche, J., Romijn, E., Rosenqvist, A., Rozendaal, D. M. A., Seifert, F. M., Sanz, M. J., & De Sy, V. (2019). The Role and Need for Space-Based Forest Biomass-Related Measurements in Environmental Management and Policy. *Surveys in Geophysics*, 40(4), 757–778. <https://doi.org/10.1007/s10712-019-09510-6>

Herrero, C., & Bravo, F. (2012). Can we get an operational indicator of forest carbon sequestration? *Ecological Indicators*, 17, 120–126. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2011.04.021>

Houghton, R. . (2012). Carbon emissions and the drivers of deforestation and forest degradation in the tropics. *Current Opinion in Environmental Sustainability*, 4(6), 597–603. <https://doi.org/10.1016/j.cosust.2012.06.006>

Hui, G., Zhang, G., Zhao, Z., & Yang, A. (2019). Methods of Forest Structure Research: a Review. *Current Forestry Reports*, 5(3), 142–154. <https://doi.org/10.1007/s40725-019-00090-7>

IPCC. (2018). *Masson-Delmotte, V., P. Zhai, H.-O. Pörtner, D. Roberts, J. Skea, P.R. Shukla, A. Pirani, W. Moufouma-Okia, C. Péan, R. Pidcock, S. Connors, J.B.R. Matthews, Y. Chen, X. Zhou, M.I. Gomis, E. Lonnoy, T. Maycock, M. Tignor, and T. Waterfield (eds.)*. https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/sites/2/2019/06/SR15_Full_Report_High_Res.pdf

Jandl, R., Spathelf, P., Bolte, A., & Prescott, C. E. (2019). Forest adaptation to

climate change—is non-management an option? *Annals of Forest Science*, 76(2), 48. <https://doi.org/10.1007/s13595-019-0827-x>

Jímenez, C. (2010). *Uso de ecuaciones alométricas para estimar biomasa y carbono en la parte aérea de Pinus hartwegii Lindl., en el Parque Nacional Izta-Popo*. Universidad Autónoma Chapingo.

Jin, C., Oh, C., Shin, S., Wilfred Njungwi, N., & Choi, C. (2020). A Comparative Study to Evaluate Accuracy on Canopy Height and Density Using UAV, ALS, and Fieldwork. *Forests*, 11(2), 241. <https://doi.org/10.3390/f11020241>

Jin, S., Zhang, W., Shao, J., Wan, P., Cheng, S., Cai, S., Yan, G., & Li, A. (2022). Estimation of Larch Growth at the Stem, Crown, and Branch Levels Using Ground-Based LiDAR Point Cloud. *Journal of Remote Sensing*, 2022, 1–12. <https://doi.org/10.34133/2022/9836979>

Kacic, P., Hirner, A., & Da Ponte, E. (2021). Fusing Sentinel-1 and -2 to Model GEDI-Derived Vegetation Structure Characteristics in GEE for the Paraguayan Chaco. *Remote Sensing*, 13(24), 5105. <https://doi.org/10.3390/rs13245105>

Kay, H., Santoro, M., Cartus, O., Bunting, P., & Lucas, R. (2021). Exploring the Relationship between Forest Canopy Height and Canopy Density from Spaceborne LiDAR Observations. *Remote Sensing*, 13(24), 4961. <https://doi.org/10.3390/rs13244961>

Kazempour Larsary, M., Pourbabaei, H., Sanaei, A., Salehi, A., Yousefpour, R., & Ali, A. (2021). Tree-size dimension inequality shapes aboveground carbon stock across temperate forest strata along environmental gradients. *Forest Ecology and Management*, 496, 119482. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.119482>

Khan, M. N. I., Islam, M. R., Rahman, A., Azad, M. S., Mollick, A. S., Kamruzzaman, M., Sadath, M. N., Feroz, S. M., Rakkibu, M. G., & Knohl, A. (2020). Allometric relationships of stand level carbon stocks to basal area, tree height and wood density of nine tree species in Bangladesh. *Global*

Ecology and Conservation, 22, e01025.
<https://doi.org/10.1016/j.gecco.2020.e01025>

- Khan, M. N. I., Shil, M. C., Azad, M. S., Sadath, M. N., Feroz, S. M., & Mollick, A. S. (2018). Allometric relationships of stem volume and stand level carbon stocks at varying stand density in *Swietenia macrophylla* King plantations, Bangladesh. *Forest Ecology and Management*, 430, 639–648. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2018.09.002>
- Khan, M. N. I., Suwa, R., & Hagihara, A. (2007). Carbon and nitrogen pools in a mangrove stand of *Kandelia obovata* (S., L.) Yong: vertical distribution in the soil–vegetation system. *Wetlands Ecology and Management*, 15(2), 141–153. <https://doi.org/10.1007/s11273-006-9020-8>
- Kindt, R., & Coe, R. (2005). *Tree diversity analysis. A manual and software for common statistical methods for ecological and biodiversity studies*. Nairobi, World Agroforestry Centre (ICRAF).
- Knoke, T., Kindu, M., Schneider, T., & Gobakken, T. (2021). Inventory of Forest Attributes to Support the Integration of Non-provisioning Ecosystem Services and Biodiversity into Forest Planning—from Collecting Data to Providing Information. *Current Forestry Reports*, 7(1), 38–58. <https://doi.org/10.1007/s40725-021-00138-7>
- LaRue, E. A., Hardiman, B. S., Elliott, J. M., & Fei, S. (2019). Structural diversity as a predictor of ecosystem function. *Environmental Research Letters*, 14(11), 114011. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab49bb>
- Law, B. E., Berner, L. T., Buotte, P. C., Mildrexler, D. J., & Ripple, W. J. (2021). Strategic Forest Reserves can protect biodiversity in the western United States and mitigate climate change. *Communications Earth & Environment*, 2(1), 254. <https://doi.org/10.1038/s43247-021-00326-0>
- Lechner, A. M., Foody, G. M., & Boyd, D. S. (2020). Applications in Remote Sensing to Forest Ecology and Management. *One Earth*, 2(5), 405–412. <https://doi.org/10.1016/j.oneear.2020.05.001>

- Lefsky, M. A., Cohen, W. B., Harding, D. J., Parker, G. G., Acker, S. A., & Gower, S. T. (2002). Lidar remote sensing of above-ground biomass in three biomes. *Global Ecology and Biogeography*, 11(5), 393–399. <https://doi.org/10.1046/j.1466-822x.2002.00303.x>
- Liang, M., Duncanson, L., Silva, J. A., & Sedano, F. (2023). Quantifying aboveground biomass dynamics from charcoal degradation in Mozambique using GEDI Lidar and Landsat. *Remote Sensing of Environment*, 284, 113367. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113367>
- Liang, S., & Wang, J. (2020). A systematic view of remote sensing. In *Advanced Remote Sensing* (pp. 1–57). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815826-5.00001-5>
- Liang, X., Kankare, V., Hyypä, J., Wang, Y., Kukko, A., Haggrén, H., Yu, X., Kaartinen, H., Jaakkola, A., Guan, F., Holopainen, M., & Vastaranta, M. (2016). Terrestrial laser scanning in forest inventories. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 115, 63–77. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.006>
- Liu, Y., Wang, Y., & Zhang, J. (2012). *New Machine Learning Algorithm: Random Forest* (pp. 246–252). https://doi.org/10.1007/978-3-642-34062-8_32
- López Hernández, J. A., Aguirre-Calderón, Ó. A., Alanís-Rodríguez, E., Monarrez Gonzalez, J. C., González-Tagle, M. A., & Jiménez-Pérez, J. (2017). Composición y diversidad de especies forestales en bosques templados de Puebla, México. *Madera y Bosques*, 23(1), 39. <https://doi.org/10.21829/myb.2017.2311518>
- Magnussen, S., Nord-Larsen, T., & Riis-Nielsen, T. (2018). Lidar supported estimators of wood volume and aboveground biomass from the Danish national forest inventory (2012–2016). *Remote Sensing of Environment*, 211, 146–153. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.04.015>
- Magurran, A. E. (2004). *Measuring biological diversity*. Malden, MA: Blackwell Publishing Co.

- Markus, T., Neumann, T., Martino, A., Abdalati, W., Brunt, K., Csatho, B., Farrell, S., Fricker, H., Gardner, A., Harding, D., Jasinski, M., Kwok, R., Magruder, L., Lubin, D., Luthcke, S., Morison, J., Nelson, R., Neuenschwander, A., Palm, S., ... Zwally, J. (2017). The Ice, Cloud, and land Elevation Satellite-2 (ICESat-2): Science requirements, concept, and implementation. *Remote Sensing of Environment*, 190, 260–273. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2016.12.029>
- Marselis, S. M., Tang, H., Armston, J. D., Calders, K., Labrière, N., & Dubayah, R. (2018). Distinguishing vegetation types with airborne waveform lidar data in a tropical forest-savanna mosaic: A case study in Lopé National Park, Gabon. *Remote Sensing of Environment*, 216, 626–634. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.07.023>
- Mendoza-Ponce, A., & Galicia, L. (2010). Aboveground and belowground biomass and carbon pools in highland temperate forest landscape in Central Mexico. *Forestry*, 83(5), 497–506. <https://doi.org/10.1093/forestry/cpq032>
- Messier, C., & Puettmann, K. J. (2011). Forests as complex adaptive systems: implications for forest management and modelling. *L'Italia Forestale e Montana*, 249–258. <https://doi.org/10.4129/ifm.2011.3.11>
- Michez, A., Bauwens, S., Bonnet, S., & Lejeune, P. (2016). Characterization of Forests with LiDAR Technology. In *Land Surface Remote Sensing in Agriculture and Forest* (pp. 331–362). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-1-78548-103-1.50008-X>
- Mishra, B. P., Tripathi, O. P., Tripathi, R. S., & Pandey, H. N. (2004). Effects of anthropogenic disturbance on plant diversity and community structure of a sacred grove in Meghalaya, northeast India. *Biodiversity and Conservation*, 13(2), 421–436. <https://doi.org/10.1023/B:BIOC.0000006509.31571.a0>
- Mitchard, E. T. A. (2018). The tropical forest carbon cycle and climate change. *Nature*, 559(7715), 527–534. <https://doi.org/10.1038/s41586-018-0300-2>
- Moreno, C. (2001). *Métodos para medir la biodiversidad*. Programa

Iberoamericano de Ciencia y Tecnología para el Desarrollo. Oficina Regional de Ciencia y Tecnología para América Latina y el Caribe, UNESCO. <http://entomologia.rediris.es/sea/manytes/metodos.pdf>

Morin, X., Fahse, L., Jactel, H., Scherer-Lorenzen, M., García-Valdés, R., & Bugmann, H. (2018). Long-term response of forest productivity to climate change is mostly driven by change in tree species composition. *Scientific Reports*, 8(1), 5627. <https://doi.org/10.1038/s41598-018-23763-y>

Moss, J. (2019). univariateML: An R package for maximum likelihood estimation of univariate densities. *Journal of Open Source Software*, 4(44), 1863. <https://doi.org/10.21105/joss.01863>

Musthafa, M., Singh, G., & Kumar, P. (2023). Comparison of forest stand height interpolation of GEDI and ICESat-2 LiDAR measurements over tropical and sub-tropical forests in India. *Environmental Monitoring and Assessment*, 195(1), 71. <https://doi.org/10.1007/s10661-022-10657-w>

Myers, N., Mittermeier, R. A., Mittermeier, C. G., da Fonseca, G. A. B., & Kent, J. (2000). Biodiversity hotspots for conservation priorities. *Nature*, 403(6772), 853–858. <https://doi.org/10.1038/35002501>

Næsset, E. (2014). *Area-Based Inventory in Norway – From Innovation to an Operational Reality* (pp. 215–240). https://doi.org/10.1007/978-94-017-8663-8_11

Návar Cháidez, J. de J., & González Elizondo, S. (2009). Diversidad, estructura y productividad de bosques templados de Durango, México. *Polibotánica*, 1405–2768. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-27682009000100005

Návar, J. (2009). Allometric equations for tree species and carbon stocks for forests of northwestern Mexico. *Forest Ecology and Management*, 257(2), 427–434. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2008.09.028>

- Nelson, R. (2013). How did we get here? An early history of forestry lidar 1. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 39(sup1), S6–S17. <https://doi.org/10.5589/m13-011>
- Nesha, K., Herold, M., De Sy, V., de Bruin, S., Araza, A., Málaga, N., Gamarra, J. G. P., Hergoualc'h, K., Pekkarinen, A., Ramirez, C., Morales-Hidalgo, D., & Tavani, R. (2022). Exploring characteristics of national forest inventories for integration with global space-based forest biomass data. In *Science of The Total Environment* (Vol. 850, p. 157788). <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.157788>
- Ni-Meister, W., Rojas, A., & Lee, S. (2022). Direct use of large-footprint lidar waveforms to estimate aboveground biomass. *Remote Sensing of Environment*, 280, 113147. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113147>
- Ordóñez Díaz, J. A. B., Galicia Naranjo, A., Venegas Mancera, N. J., Hernández Tejada, T., Ordóñez Díaz, M. de J., & Dávalos Sotelo, R. (2015). Densidad de las maderas mexicanas por tipo de vegetación con base en la clasificación de J. Rzedowski: compilación. *Madera y Bosques*, 21, 77–126. <http://www.scielo.org.mx/pdf/mb/v21nspe/v21nspea6.pdf>
- Pacheco, A. da P., Junior, J. A. da S., Ruiz-Armenteros, A. M., & Henriques, R. F. F. (2021). Assessment of k-Nearest Neighbor and Random Forest Classifiers for Mapping Forest Fire Areas in Central Portugal Using Landsat-8, Sentinel-2, and Terra Imagery. *Remote Sensing*, 13(7), 1345. <https://doi.org/10.3390/rs13071345>
- Pádua, L., Guimarães, N., Adão, T., Sousa, A., Peres, E., & Sousa, J. J. (2020). Effectiveness of Sentinel-2 in Multi-Temporal Post-Fire Monitoring When Compared with UAV Imagery. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 9(4), 225. <https://doi.org/10.3390/ijgi9040225>
- Pei, T., Xu, J., Liu, Y., Huang, X., Zhang, L., Dong, W., Qin, C., Song, C., Gong, J., & Zhou, C. (2021). GIScience and remote sensing in natural resource and environmental research: Status quo and future perspectives. *Geography and*

- Sustainability*, 2(3), 207–215. <https://doi.org/10.1016/j.geosus.2021.08.004>
- Pereira-Pires, J. E., Mora, A., Aubard, V., Silva, J. M. N., & Fonseca, J. M. (2021). *Assessment of Sentinel-2 Spectral Features to Estimate Forest Height with the New GEDI Data* (pp. 123–131). https://doi.org/10.1007/978-3-030-78288-7_12
- Pereira-Silva, E. F. L., Gardon, F. R., Hardt, E., Keller, V. C., & dos Santos, R. F. (2021). Carbon ecosystem services and cellulose income from natural and commercial forests in the Brazilian savanna. *Forest Ecology and Management*, 499, 119582. <https://doi.org/10.1016/j.foreco.2021.119582>
- Peters, E. B., Wythers, K. R., Bradford, J. B., & Reich, P. B. (2013). Influence of Disturbance on Temperate Forest Productivity. *Ecosystems*, 16(1), 95–110. <https://doi.org/10.1007/s10021-012-9599-y>
- Pinheiro, J., Bates, D., DebRoy, S., Sarkar, D., & R Core Team. (2022). *nlme: Linear and Nonlinear Mixed Effects Models* (R package version 3.1-155). <https://cran.r-project.org/package=nlme>
- Pond, N. C., & Froese, R. E. (2015). Interpreting Stand Structure through Diameter Distributions. *Forest Science*, 61(3), 429–437. <https://doi.org/10.5849/forsci.14-056>
- Potapov, P., Li, X., Hernandez-Serna, A., Tyukavina, A., Hansen, M. C., Kommareddy, A., Pickens, A., Turubanova, S., Tang, H., Silva, C. E., Armston, J., Dubayah, R., Blair, J. B., & Hofton, M. (2021). Mapping global forest canopy height through integration of GEDI and Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 253, 112165. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112165>
- Qi, Y. (2012). Random Forest for Bioinformatics. In *Ensemble Machine Learning*.
- Quiros, E., Polo, M.-E., & Fragoso-Campon, L. (2021). GEDI Elevation Accuracy Assessment: A Case Study of Southwest Spain. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14, 5285–5299.

<https://doi.org/10.1109/JSTARS.2021.3080711>

R Core Team. (2021). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.r-project.org/>.

Ramos-Reyes, J. C., Treviño-Garza, E. J., Buendía-Rodríguez, E., Aguirre-Calderón, O. A., & López-Martínez, J. I. (2017). Productivity and vertical structure of a temperate forest with incidence of forest fire. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 8(43), 64–88. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?pid=S2007-11322017000500064&script=sci_arttext&lng=en

Ramos Reyes, J. C., Treviño Garza, E. J., Buendía Rodríguez, E., Aguirre Calderón, O. A., & López Martínez, J. I. (2017). Productividad y estructura vertical de un bosque templado con incidencia de incendios forestales. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, 8(43), 064–088. <https://doi.org/10.29298/rmcf.v8i43.66>

Randin, C. F., Ashcroft, M. B., Bolliger, J., Cavender-Bares, J., Coops, N. C., Dullinger, S., Dirnböck, T., Eckert, S., Ellis, E., Fernández, N., Giuliani, G., Guisan, A., Jetz, W., Joost, S., Karger, D., Lembrechts, J., Lenoir, J., Luoto, M., Morin, X., ... Payne, D. (2020). Monitoring biodiversity in the Anthropocene using remote sensing in species distribution models. *Remote Sensing of Environment*, 239, 111626. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.111626>

Rawat, M., Arunachalam, K., Arunachalam, A., Alatalo, J., & Pandey, R. (2019). Associations of plant functional diversity with carbon accumulation in a temperate forest ecosystem in the Indian Himalayas. *Ecological Indicators*, 98, 861–868. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2018.12.005>

Reilly, S., Clark, M. L., Bentley, L. P., Matley, C., Piazza, E., & Oliveras-Menor, I. (2021). The Potential of Multispectral Imagery and 3D Point Clouds from Unoccupied Aerial Systems (UAS) for Monitoring Forest Structure and the

Impacts of Wildfire in Mediterranean-Climate Forests. *Remote Sensing*, 13(19), 3810. <https://doi.org/10.3390/rs13193810>

Réjou-Méchain, M., Barbier, N., Couteron, P., Ploton, P., Vincent, G., Herold, M., Mermoz, S., Saatchi, S., Chave, J., de Boissieu, F., Féret, J.-B., Takoudjou, S. M., & Pélissier, R. (2019). Upscaling Forest Biomass from Field to Satellite Measurements: Sources of Errors and Ways to Reduce Them. *Surveys in Geophysics*, 40(4), 881–911. <https://doi.org/10.1007/s10712-019-09532-0>

Réjou-Méchain, M., Tanguy, A., Piponiot, C., Chave, J., & Hérault, B. (2017). `biomass`: an `r` package for estimating above-ground biomass and its uncertainty in tropical forests. *Methods in Ecology and Evolution*, 8(9), 1163–1167. <https://doi.org/10.1111/2041-210X.12753>

Ren, C., Jiang, H., Xi, Y., Liu, P., & Li, H. (2023). Quantifying Temperate Forest Diversity by Integrating GEDI LiDAR and Multi-Temporal Sentinel-2 Imagery. *Remote Sensing*, 15(2), 375. <https://doi.org/10.3390/rs15020375>

Reygadas, Y., Spera, S. A., & Salisbury, D. S. (2023). Effects of deforestation and forest degradation on ecosystem service indicators across the Southwestern Amazon. *Ecological Indicators*, 147, 109996. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2023.109996>

Rojas-García, F., De Jong, B. H. J., Martínez-Zurimendí, P., & Paz-Pellat, F. (2015). Database of 478 allometric equations to estimate biomass for Mexican trees and forests. *Annals of Forest Science*, 72(6), 835–864. <https://doi.org/10.1007/s13595-015-0456-y>

Roy, D. P., Kashongwe, H. B., & Armston, J. (2021). The impact of geolocation uncertainty on GEDI tropical forest canopy height estimation and change monitoring. *Science of Remote Sensing*, 4, 100024. <https://doi.org/10.1016/j.srs.2021.100024>

Rubio Camacho, E. A., González Tagle, M. A., Jiménez Pérez, J., Alanís Rodríguez, E., & Ávila Flores, D. Y. (2014). Diversidad y distribución vertical de especies vegetales mediante el índice de Pretzsch. *Ciencia UANL*,

17(65), 34–41. <http://cienciauanl.uanl.mx/?p=799>

Rzedowski, J. (2006). *Vegetación de México*. México: Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad.

Sarkar, D. (2008). *Lattice: Multivariate Data Visualization with R* (ISBN 978-0-387-75968-5). <http://lmdvr.r-forge.r-project.org>

Seidel, D., Beyer, F., Hertel, D., Fleck, S., & Leuschner, C. (2011). 3D-laser scanning: A non-destructive method for studying above-ground biomass and growth of juvenile trees. *Agricultural and Forest Meteorology*, 151(10), 1305–1311. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2011.05.013>

SEMARNAT, & CONANP. (2013). *Programa de Manejo - Parque Nacional Iztaccíhuatl Popocatepetl* (Primera). https://simec.conanp.gob.mx/pdf_libro_pm/87_libro_pm.pdf

Senf, C., Mori, A. S., Müller, J., & Seidl, R. (2020). The response of canopy height diversity to natural disturbances in two temperate forest landscapes. *Landscape Ecology*, 35(9), 2101–2112. <https://doi.org/10.1007/s10980-020-01085-7>

Shendryk, Y. (2022). Fusing GEDI with earth observation data for large area aboveground biomass mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 115, 103108. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.103108>

Silveira, E. M. O., Radloff, V. C., Martinuzzi, S., Martinez Pastur, G. J., Bono, J., Politi, N., Lizarraga, L., Rivera, L. O., Ciuffoli, L., Rosas, Y. M., Olah, A. M., Gavier-Pizarro, G. I., & Pidgeon, A. M. (2023). Nationwide native forest structure maps for Argentina based on forest inventory data, SAR Sentinel-1 and vegetation metrics from Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing of Environment*, 285, 113391. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.113391>

Soja, M. J., Karlson, M., Bayala, J., Bazié, H. R., Sanou, J., Tankoano, B., Eriksson, L. E. B., Reese, H., Ostwald, M., & Ulander, L. M. H. (2021).

- Mapping Tree Height in Burkina Faso Parklands with TanDEM-X. *Remote Sensing*, 13(14), 2747. <https://doi.org/10.3390/rs13142747>
- Solís Moreno, R., Aguirre Calderón, Ó. A., Treviño Garza, E. J., Jiménez Pérez, J., Jurado Ybarra, E., & Corral-Rivas, J. (2006). Efecto de dos tratamientos silvícolas en la estructura de ecosistemas forestales en Durango, México. *Madera y Bosques*, 12(2), 49–64. <https://doi.org/10.21829/myb.2006.1221242>
- Sotomayor Castellanos, J. R. (2008). *TABLA FITECMA de clasificación de características mecánicas de maderas mexicanas. ITECMA.*
- Souza, D. V., Ferrari, L. S., Coutinho, V. M., Santos, J. X., Péllico Netto, S., Sanquetta, C. R., & Corte, A. P. D. (2021). Diameter Structure, Spatial Pattern, and Management Scenarios of Acapu Trees: A Case Study. *Floresta e Ambiente*, 28(1). <https://doi.org/10.1590/2179-8087-floram-2019-0023>
- Sun, Mei, Cui, L., Park, J., García, M., Zhou, Y., Silva, C. A., He, L., Zhang, H., & Zhao, K. (2022). Evaluation of NASA's GEDI Lidar Observations for Estimating Biomass in Temperate and Tropical Forests. *Forests*, 13(10), 1686. <https://doi.org/10.3390/f13101686>
- Sun, Meimei, Zhai, B. C., Chen, Q. W., Li, G., Tateno, R., Yamanaka, N., & Du, S. (2021). Effects of soil nutrients and stand structure on aboveground net primary productivity of oak secondary forests in the forest–steppe transition zone of Loess Plateau, China. *Canadian Journal of Forest Research*, 51(9), 1208–1217. <https://doi.org/10.1139/cjfr-2020-0459>
- Sun, Y., Lin, X., Gong, Y., Jiang, J., Zhang, Y., & Wen, X. (2021). Multi-station LiDAR scanning-based hierarchical features for generation of an allometric stem volume model. *Journal of Applied Remote Sensing*, 15(02). <https://doi.org/10.1117/1.JRS.15.028503>
- Suwa, R., Khan, M., & Hagihara, A. (2006). Canopy photosynthesis, canopy respiration and surplus production in a subtropical mangrove *Kandelia candel* forest, Okinawa Island, Japan. *Marine Ecology Progress Series*, 320, 131–

139. <https://doi.org/10.3354/meps320131>

- Tao, S., Guo, Q., Li, C., Wang, Z., & Fang, J. (2016). Global patterns and determinants of forest canopy height. *Ecology*, *97*(12), 3265–3270. <https://doi.org/10.1002/ecy.1580>
- Teluguntla, P., Thenkabail, P. S., Oliphant, A., Xiong, J., Gumma, M. K., Congalton, R. G., Yadav, K., & Huete, A. (2018). A 30-m landsat-derived cropland extent product of Australia and China using random forest machine learning algorithm on Google Earth Engine cloud computing platform. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, *144*, 325–340. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.07.017>
- Tomas-Mayorquín, C. E. (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*. Universidad Autónoma Chapingo.
- Tompalski, P., Coops, N. C., White, J. C., Goodbody, T. R. H., Hennigar, C. R., Wulder, M. A., Socha, J., & Woods, M. E. (2021). Estimating Changes in Forest Attributes and Enhancing Growth Projections: a Review of Existing Approaches and Future Directions Using Airborne 3D Point Cloud Data. *Current Forestry Reports*, *7*(1), 1–24. <https://doi.org/10.1007/s40725-021-00135-w>
- Treviño Garza, E. J., Cavazos Camacho, C., & Aguirre Calderón, O. A. (2001). Distribución y estructura de los bosques de galería en dos ríos del centro sur de Nuevo León. *Madera y Bosques*, *7*(1), 13–25. <https://doi.org/10.21829/myb.2001.711315>
- Tyrrell, M. L., Ross, J., & Kelty, M. (2012). Carbon Dynamics in the Temperate Forest. In *Managing Forest Carbon in a Changing Climate* (pp. 77–107). Springer Netherlands. https://doi.org/10.1007/978-94-007-2232-3_5
- Valdivieso-Ros, C., Alonso-Sarria, F., & Gomariz-Castillo, F. (2023). Effect of the Synergetic Use of Sentinel-1, Sentinel-2, LiDAR and Derived Data in Land

Cover Classification of a Semiarid Mediterranean Area Using Machine Learning Algorithms. *Remote Sensing*, 15(2), 312. <https://doi.org/10.3390/rs15020312>

Vargas-Larreta, B., Corral-Rivas, J. J., Aguirre-Calderón, O. A., López-Martínez, J. O., De los Santos-Posadas, H. M., Zamudio-Sánchez, F. J., Treviño-Garza, E. J., Martínez-Salvador, M., & Aguirre-Calderón, C. G. (2017). SiBiFor: Sistema Biométrico Forestal para el manejo de los bosques de México. *Revista Chapingo Serie Ciencias Forestales y Del Ambiente*, 23(3), 437–455. <https://doi.org/10.5154/r.rchscfa.2017.06.040>

Vargas-Larreta, B., López-Martínez, J. O., González, E. J., Corral-Rivas, J. J., & Hernández, F. J. (2021). Assessing above-ground biomass-functional diversity relationships in temperate forests in northern Mexico. *Forest Ecosystems*, 8(1), 8. <https://doi.org/10.1186/s40663-021-00282-3>

Vargas-Larreta, B., López-Sánchez, C. A., Corral-Rivas, J. J., López-Martínez, J. O., Aguirre-Calderón, C. G., & Álvarez-González, J. G. (2017). Allometric Equations for Estimating Biomass and Carbon Stocks in the Temperate Forests of North-Western Mexico. *Forests*, 8(8), 269. <https://doi.org/10.3390/f8080269>

Vázquez-Cuecuecha, O. G., Zamora-Campos, E. M., García-Gallegos, E., & Ramírez-Flores, J. A. (2015). Densidad básica de la madera de dos pinos y su relación con propiedades edáficas. *Madera y Bosques*, 21, 129–138. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-04712015000100010

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*. Universidad Autónoma Chapingo.

Wang, R.-Y., Lin, P., Chu, J.-Y., Tao, Y.-H., & Ling, H.-C. (2022). A decision support system for Taiwan's forest resource management using Remote Sensing Big Data. *Enterprise Information Systems*, 16(8–9).

<https://doi.org/10.1080/17517575.2021.1883123>

- White, J. C., Coops, N. C., Wulder, M. A., Vastaranta, M., Hilker, T., & Tompalski, P. (2016). Remote Sensing Technologies for Enhancing Forest Inventories: A Review. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 42(5), 619–641. <https://doi.org/10.1080/07038992.2016.1207484>
- Wickham, H. (2011). The Split-Apply-Combine Strategy for Data Analysis. *Journal of Statistical Software*, 40(1). <https://doi.org/10.18637/jss.v040.i01>
- Wickham, H. (2016). *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis*. Springer-Verlag New York. <https://ggplot2.tidyverse.org>
- Wickham, H., Averick, M., Bryan, J., Chang, W., McGowan, L., François, R., Grolemund, G., Hayes, A., Henry, L., Hester, J., Kuhn, M., Pedersen, T., Miller, E., Bache, S., Müller, K., Ooms, J., Robinson, D., Seidel, D., Spinu, V., ... Yutani, H. (2019). Welcome to the Tidyverse. *Journal of Open Source Software*, 4(43), 1686. <https://doi.org/10.21105/joss.01686>
- Wu, X., Shen, X., Cao, L., Wang, G., & Cao, F. (2019). Assessment of Individual Tree Detection and Canopy Cover Estimation using Unmanned Aerial Vehicle based Light Detection and Ranging (UAV-LiDAR) Data in Planted Forests. *Remote Sensing*, 11(8), 908. <https://doi.org/10.3390/rs11080908>
- Wulder, M. A., Hermosilla, T., White, J. C., & Coops, N. C. (2020). Biomass status and dynamics over Canada's forests: Disentangling disturbed area from associated aboveground biomass consequences. *Environmental Research Letters*, 15(9), 094093. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab8b11>
- Xi, J., Shao, Y., Li, Z., Zhao, P., Ye, Y., Li, W., Chen, Y., & Yuan, Z. (2021). Distribution of Woody Plant Species Among Different Disturbance Regimes of Forests in a Temperate Deciduous Broad-Leaved Forest. *Frontiers in Plant Science*, 12. <https://doi.org/10.3389/fpls.2021.618524>
- Xu, Q., Cao, L., Xue, L., Chen, B., An, F., & Yun, T. (2018). Extraction of Leaf Biophysical Attributes Based on a Computer Graphic-based Algorithm Using

Terrestrial Laser Scanning Data. *Remote Sensing*, 11(1), 15.
<https://doi.org/10.3390/rs11010015>

Yang, L., Driscoll, J., Sarigai, S., Wu, Q., Chen, H., & Lippitt, C. D. (2022). Google Earth Engine and Artificial Intelligence (AI): A Comprehensive Review. *Remote Sensing*, 14(14), 3253. <https://doi.org/10.3390/rs14143253>

Yang, X., Wang, Y., Yin, T., Wang, C., Lauret, N., Regaieg, O., Xi, X., & Gastellu-Etchegorry, J. P. (2022). Comprehensive LiDAR simulation with efficient physically-based DART-Lux model (I): Theory, novelty, and consistency validation. *Remote Sensing of Environment*, 272, 112952. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.112952>

Ye, S., Rogan, J., Zhu, Z., & Eastman, J. R. (2021). A near-real-time approach for monitoring forest disturbance using Landsat time series: stochastic continuous change detection. *Remote Sensing of Environment*, 252, 112167. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2020.112167>