



Centro de Investigación Científica de Yucatán,
A.C.



Posgrado en Ciencias Biológicas

**EFFECTO DE LA RESOLUCIÓN ESPACIAL EN LAS
ESTIMACIONES DE BIOMASA AÉREA Y RIQUEZA DE
ESPECIES, EN UN BOSQUE TROPICAL SECO,
PENINSULA DE YUCATÁN-MÉXICO**

Tesis que presenta

Dinosca Dulmary Rondon Rivera

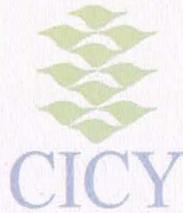
En opción al título de

MAESTRO EN CIENCIAS

(Ciencias Biológicas: Opción Recursos Naturales)

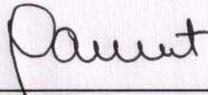
Mérida, Yucatán,

CENTRO DE INVESTIGACIÓN CIENTÍFICA DE YUCATÁN, A. C.
POSGRADO EN CIENCIAS BIOLÓGICAS



RECONOCIMIENTO

Por medio de la presente, hago constar que el trabajo de tesis de **Dinosca Dulmary Rondon Rivera** titulado **Efecto de la resolución espacial en las estimaciones de biomasa aérea y riqueza de especies, en un Bosque Tropical Seco, península de Yucatán-México**, fue realizado en la línea de Monitoreo de bosques tropicales utilizando percepción remota y estadística, en el laboratorio de percepción remota del **Centro de Investigación Científica de Yucatán, A.C.** bajo la dirección del(a) **Dr. José Luis Hernández - Stefanoni**, dentro de la opción de **Recursos Naturales**, perteneciente al Programa de Posgrado en Ciencias Biológicas de este Centro.
Atentamente.



Dr. Manuel Martínez Estévez
Director de Docencia

Mérida, Yucatán, México, 27 abril de 2018

Mérida, Yucatán, México, mayo de 2018

DECLARACIÓN DE PROPIEDAD

Declaro que la información contenida en la sección de Materiales y Métodos Experimentales, los Resultados y Discusión de este documento proviene de las actividades de experimentación realizadas durante el período que se me asignó para desarrollar mi trabajo de tesis, en las Unidades y Laboratorios del Centro de Investigación Científica de Yucatán, A.C., y que a razón de lo anterior y en contraprestación de los servicios educativos o de apoyo que me fueron brindados, dicha información, en términos de la Ley Federal del Derecho de Autor y la Ley de la Propiedad Industrial, le pertenece patrimonialmente a dicho Centro de Investigación. Por otra parte, en virtud de lo ya manifestado, reconozco que de igual manera los productos intelectuales o desarrollos tecnológicos que deriven o pudieran derivar de lo correspondiente a dicha información, le pertenecen patrimonialmente al Centro de Investigación Científica de Yucatán, A.C., y en el mismo tenor, reconozco que si derivaren de este trabajo productos intelectuales o desarrollos tecnológicos, en lo especial, estos se regirán en todo caso por lo dispuesto por la Ley Federal del Derecho de Autor y la Ley de la Propiedad Industrial, en el tenor de lo expuesto en la presente Declaración.

Firma: _____

Nombre: Dinosca Dulmary Rondon Rivera

AGRADECIMIENTOS

Al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) por la beca otorgada número 738192.

A mis padres y mi hermano, trípode fundamental de mi vida y garantía de amor verdadero por la eternidad.

Al Centro de Investigación Científica de Yucatán (CICY), en especial a todo el personal que labora en la unidad de Recursos Naturales. Gracias por cada una de sus sonrisas.

Al Dr. José Luis Hernández - Stefanoni, porque su labor fue fundamental para la realización de este trabajo. Su amistad y comprensión hicieron más ameno el camino.

Al Dr. Juan Manuel Dupuy Rada, Dr. Jorge Omar Martínez - López, Dra. Casandra Reyes García y el Dr. Carlos Eduardo Pacheco Angulo, por su incomensurable colaboración y paciencia durante la ejecución de este trabajo.

A los Técnicos, Fernando Tun, Filogonio May, Celene Espadas, Fernando Tun, y Manuela Tamayo por los todos los conocimientos transmitidos, su calidez humana, y ayuda en la realización de este proyecto.

A la Reserva Biocultural Kaxil Kiuic, y su personal, por la realización de este estudio dentro de sus instalaciones.

A mis amigos, Julio, Gaby Palomeque, Stephanie, Claudia, Fernando, Katya, Irina, Diana, Astrid, Ivan, Nahlleli, Aldo, Elia, Pedro, Gaby Sánchez, Gerardo, Andrés,

Luisa, Hernán, Karla, Ignacio, Dra. Ivon Ramírez, Dr. German Carnevali, Dr. Rodrigo Duno. Les estaré infinitamente agradecida.

DEDICATORIAS

A la memoria de mis abuelos Zenaida y German, que dejaron este mundo cuando yo no estaba a su lado.

Y a ti México, por ser un lindo hogar para crecer, tan cálido y ameno con mi tierra.

ÍNDICE

ÍNDICE.....	i
ÍNDICE DE FIGURAS	iii
ÍNDICE DE CUADROS	iii
ANEXOS	iv
ABREVIATURAS	v
RESUMEN	VI
ABSTRACT	VII
INTRODUCCIÓN	1
CAPÍTULO I	5
ANTECEDENTES.....	5
1.1 Cambio global y pérdida de biodiversidad	5
1.2. Bosque Tropical Seco	6
1.3. Riqueza de especies.....	7
1.4 Heterogeneidad ambiental	8
1.5 Estimación de la riqueza de especies	9
1.6 Biomasa aérea.....	11
1.7 Teledetección como herramienta para la evaluación de las comunidades vegetales	13
1.7.6 Imágenes de alta resolución.....	19
1.9 Análisis de textura.....	21
1.10 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	24
PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN	25
HIPÓTESIS	26

OBJETIVO GENERAL.....	27
OBJETIVOS ESPECÍFICOS	27
ESTRATEGIA EXPERIMENTAL	28
CAPÍTULO II	29
2.2 MATERIALES Y MÉTODOS.....	29
2.2.1 Área de estudio.....	29
2.2.2 Toma de datos en campo	30
2.2.3 Metodología para el procesamiento de las imágenes satelitales.....	32
2.2.4 Procesamiento de las VHR	35
2.3 Análisis estadísticos	37
CAPITULO III	41
3 RESULTADOS	41
3.1 Riqueza de especies y biomasa en el área de estudio.....	41
3.3 Comparación de los modelos para estimar la riqueza de especies y la biomasa aérea a partir de imágenes de satélite, con diferentes resoluciones espaciales	45
2.3 Variables de las imágenes asociadas con la riqueza de especies	50
CAPITULO IV.....	52
3. DISCUSIÓN.....	52
4.1 Comparación de las estimaciones de la riqueza de especies y la biomasa aérea en relación con la resolución espacial.....	52
4.3 Variables asociadas a los modelos de riqueza de especies	55
4.4 Variables asociadas a la explicación de la biomasa aérea	57
CAPÍTULO V	59
5. CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS.....	59
5.1 CONCLUSIONES	59
5.2 PERSPECTIVAS.....	60

BIBLIOGRAFIA.....	61
-------------------	----

II. ANEXOS	82
------------------	----

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1. Curva de reflectancia asociada al comportamiento de la vegetación

¡Error! Marcador no definido.

Figura 2.1 Posición relativa de las 20 parcelas muestreadas en la reserva biocultural Kaxil Kiuic.....29

Figura 2.2 Diagrama de flujo del procesamiento de las VHR.....33

Figura3.1 Grafica de reducción-estabilización de la variación en el valor medio de la biomasa aérea..... 39

Figura 3.2 Curva de rarefacción por muestra.**¡Error! Marcador no definido.**

Figura 3.3 Validación cruzada de los modelos de riqueza de especies: a. Landsat 8 OLI, b. RapidEye, c. VHR.....44

Figura3.4 Validación cruzada de los modelos para la biomasa aérea. a. Landsat 8 OLI, b. RapidEye, c. VHR48

ÍNDICE DE CUADROS

Cuadro2.1. Ecuaciones usadas para estimar la biomasa aérea de las parcelas.....

Cuadro 3.1. Modelos candidatos resultantes de la selección de *regsubset*, para cada uno de los casos.....41

Cuadro 3.2. Resumen de los modelos de regresión para el caso de la riqueza de especies y las variables explicativas relacionadas con cada una de las imágenes satelitales.....43

Cuadro3.3. Resumen de los modelos de regresión, para el caso de la biomasa aérea y las variables explicativas, asociadas a cada una de las imágenes.....45

ANEXOS

Cuadro2.1. Autocorrelación espacial, ensayada por el Índice de Moran, para cada uno de los casos.

Cuadro2.2. Valores de Inflación de la Varianza para cada de uno de los modelos ensayados bajo los modelos de regresión lineal.....79

ABREVIATURAS

AIC: Akaike Information Criteric, Criterio de Información de Akaike

BTS: Bosque Tropical Seco

EVI: Enhanced Vegetation Index

GEI: Gases de efecto invernadero

GLCM: Gray-Level Cooccurrence Matrix

LiDAR: Light Detection and Ranging

NDVI: Normalized Difference Vegetation Index, Índice Normalizado de Vegetación

SVH: Spectral Variation Hypothesis

VHR: Very High Resolution, Imágenes de alta resolución

REDD+: Reducción de las Emisiones Derivadas de la Deforestación y Degradación de los bosques en los países en desarrollo.

RMSE: Root Mean Squared. Suma del Error Cuadrático Medio

RDA: Análisis de Redundancia

PPN: Productividad Primaria Neta

PPB: Productividad Primaria Bruta

VIF: Valor de Inflación de la Varianza

INEGI: Instituto Nacional de Estadística y Geografía

RESUMEN

La deforestación, y el crecimiento poblacional y de la frontera agrícola, han ocasionado que los Bosques Tropicales Secos (BST) en México se hayan perdido al menos un 36% de su superficie total. En la península de Yucatán, este ecosistema es uno de los mayores exponentes vegetales, mostrando una alta diversidad, y potencial para la captura de carbono, lo que amerita que se tomen acciones pertinentes para la conservación de este ecosistema. No obstante, monitorear grandes extensiones de esta vegetación es una tarea complicada. Es aquí donde los sensores remotos representan una herramienta poderosa para monitorizar la biodiversidad, y el carbono almacenado en las comunidades vegetales. La posibilidad de usar la información espectral que brindan las diferentes plataformas satelitales, y usarlas como una aproximación a la biomasa aérea y la riqueza de especies, es dependiente de la escala espacial con la que se trabaje. Basándose en esto, en esta investigación se ha planteado comparar el efecto de la resolución espacial en las estimaciones de biomasa aérea y riqueza de especies, por medio de imágenes de Landsat 8 OLI, RapidEye, y Very High Resolution imagery (VHR). Para llevar a cabo este objetivo, se utilizaron diferentes técnicas de procesamiento digital de imágenes, con la finalidad de obtener mayor información espectral y espacial, para explicar la variación en las variables evaluadas. Matrices en Escala de Grises (GLCM), índices de vegetación, como el NDVI y el EVI, al igual que la incorporación de métricas asociadas a la estructura del paisaje, se emplearon como variables predictoras de la heterogeneidad espectral de la comunidad. Se encontró que, las VHR, mostraron un alto coeficiente de determinación para la riqueza de especies ($R^2=0.83$) y para la biomasa aérea ($R^2= 0.92$.) Estos valores fueron considerablemente superiores, comparado con los obtenidos por medio de Landsat 8 OLI ($R^2 =0.71, 0.62$) y RapidEye ($R^2 =0.73, 0.51$). El buen ajuste en las estimaciones de estas dos variables, por medio de las VHR, se le atribuye a que la variabilidad espectral determinada por medio de estas imágenes, sirvió como indicador de las variaciones en la estructura de la vegetación. En relación al buen ajuste que tuvo Landsat 8 OLI, comparado con RapidEye, para el caso de la biomasa aérea, se le atribuye a que Landsat 8 OLI, al tener un tamaño de pixel más grande, cubrió un área mayor, por ende, posee más información espectral. No obstante, para la riqueza de especies, RapidEye, mostró un porcentaje de explicación ligeramente mayor.

ABSTRACT

Deforestation, population growth, and landscape change to agricultural use are the main factors that affect Tropical Dry Forests (TDF). In Mexico, this ecosystem has decreased its extension by 36% recently. TDF are one of the most important vegetation types in the Yucatan Peninsula, as they cover a large portion of the area, showing high diversity, which may have potential for carbon sequestration. Today, the scientific community has been working in conserving, measuring and monitoring changes in this ecosystem over time and space. This is a complicated endeavor as it requires a lot of effort for large forested areas. Remote sensing represents an important tool for monitoring biodiversity and carbon sinks. In particular, it offers spectral information obtained from different satellites or platforms. This information is being used as an approximation to estimate species richness and productivity. However, the information obtained from these images can depend on spatial scale and spatial resolution. In this thesis, we evaluated the effect of the different spatial resolutions on aboveground biomass and species richness estimations, through the use of Landsat 8 OLI (30 m), Rapideye (5 m) and VHR, Very High-Resolution images (18 cm). We processed this information through different spectral methods, using the Gray Level Co-occurrence Matrix (GLCM) or texture metrics, vegetation indices, such as NDVI and EVI, landscape structure metrics to explain the environmental heterogeneity and productivity in plant communities. We found that the VHR images have higher accuracy of estimation on species richness ($R^2=0.83$) and biomass ($R^2=0.92$) than Landsat 8 OLI and the Rapideye models. This study suggested that biomass and species richness might be better explained by VHR image. When more detail is incorporated in the models, the estimation of species richness and biomass and species richness are more accurate.

INTRODUCCIÓN

Los científicos han venido alertando a la población desde hace más de cuatro décadas, acerca de la necesidad de frenar los efectos del cambio global (Sarukhan *et al.*, 2015). Los recientes modelos de simulación de cambio global, muestran que, para finales del siglo XXI, se podría perder del 11-23% de la extensión del Bosque Tropical Seco (BTS), producto de la deforestación (Sarukhan *et al.*, 2015). El bosque tropical seco ha sido uno de los biomas más afectados por la pérdida de cobertura vegetal, solo el 10% de la extensión del territorio a nivel mundial se encuentra bajo protección (Miles *et al.*, 2006). En el continente americano este ecosistema cubre 519,597 Km² (DryFlor, 2016), y solo el 4.5% está protegido. La deforestación, es reconocida como la mayor amenaza a la biodiversidad tropical y al cambio global (Portillo-Quintero y Sánchez-Azofeifa, 2010). Para hacerle frente a esta amenaza, se ha considerado como una necesidad el evaluar y monitorear los ecosistemas vegetales, especialmente los BTS (Kalascka *et al.*, 2006).

En las últimas tres décadas los sensores remotos multiespectrales han evolucionado, convirtiéndose en herramientas importantes para el monitoreo de los bosques en el mundo, jugando un rol clave en la conservación de la diversidad (Kerr y Ostrovsky, 2003) y las estimaciones de la biomasa aérea (Zandler *et al.*, 2015; Nagendra, 2001). El principal atractivo de los sensores radica en la facilidad con la que estos caracterizan de manera consistente y regular a la vegetación, cubriendo grandes extensiones de territorio (Gillespie *et al.*, 2008).

El cúmulo de información remota representa una ayuda para los ecólogos frente al desconocimiento de la distribución temporal y espacial de la biodiversidad y la biomasa aérea (Rocchini *et al.*, 2005). A partir de la información espectral que brindan los sensores remotos, han encontrado distintas aproximaciones ecológicas para explicar el comportamiento de las comunidades vegetales. Este vínculo nace de la relación entre la variabilidad espectral de una comunidad, como una respuesta próxima a la heterogeneidad ambiental (Asner, 2009), siendo esto una base para evaluar la dinámica de la vegetación.

Es importante aclarar que cada plataforma satelital es capaz de identificar objetos a diferente nivel de detalle, lo cual es definido como resolución espacial (Nagendra, 2008, Richards, 2009). En la mayoría de los estudios ecológicos en donde se involucran los satélites, los resultados obtenidos son dependientes de la resolución espacial del sensor y el ecosistema en estudio. Un ejemplo de esto, es reportado por Lu (2005), quien trabajó en diferentes ecosistemas, desde bosque tropical húmedo, hasta bosque tropical seco, consiguiendo explicar entre el 42% y 78% de la variabilidad en las estimaciones de biomasa aérea, usando imágenes Landsat TM. Por otro lado, Meng *et al.*, (2015) usaron imágenes de alta resolución y encontraron un porcentaje de variación explicada de 88.3% en las estimaciones de biomasa aérea, en un bosque templado ubicado al noreste de China.

Existen muchas características asociadas al sensor, que son importantes de tomar en cuenta. Sin embargo, hay características propias del ecosistema en estudio, tales como, la estacionalidad climática, la historia de uso del suelo, y la edad de la comunidad, las cuales juegan un papel fundamental en las estimaciones de variables ecológicas, como la riqueza de especies (Nagendra y Rocchini; 2008). En el trópico, y específicamente en los BTS existen diferentes tipos de hábitats (Mayes *et al.*, 2015), cada uno de estos hábitats difieren en cuanto a su estructura, y composición florística, siendo la principal causa la estacionalidad climática (Bional *et al.*, 2015). Lo comentado anteriormente permite afirmar que, no solo se debe tomar en cuenta los factores inherentes a la tecnología satelital, si no la naturaleza de la comunidad en estudio. Partiendo de las ideas comentadas anteriormente, la comunidad científica ha debatido acerca de cuál es la resolución espacial indicada para determinar la riqueza de especies y la biomasa aérea en un ecosistema tan dinámico como el BTS (Nagendra y Rocchini 2008, Stickler y Southworth, 2008).

Aplicar la percepción remota, en las estimaciones de variables ecológicas y monitoreo en el BTS, es una tarea que han hecho varios autores. Diversos científicos han demostrado que, la biomasa aérea y la riqueza de especies pueden ser estimadas de manera satisfactoria por medio de sensores ópticos de resolución media y fina (Kalacska *et al.*, 2007; Sanchez-Azofeifa *et al.*, 2001). Sin embargo, aún siguen existiendo muchas interrogantes con respecto a la aplicación de esta tecnología remota.

Con el objetivo de sentar bases en relación al efecto que tiene la resolución espacial en las estimaciones de biomasa aérea y riqueza de especies, en este trabajo se planteó evaluar las estimaciones de ambas variables ecológicas en un BTS en Yucatán, conocido como la Reserva Biocultural Kaxil Kiuic. Para ello se utilizaron imágenes satelitales con distintas resoluciones espaciales, Landsat 8 OLI (30 m), RapidEye (5 m), y VHR (18 cm). Estas imágenes fueron procesadas bajo diferentes técnicas, tales como el análisis de la variación espectral de los píxeles (análisis de textura) (Haralick, 1974), los índices de vegetación, entre los que se incluyen el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI, por sus siglas en inglés) y el Índice de Vegetación Mejorado (EVI), y los valores espectrales de cada banda. Todas las métricas espectrales fueron contrastadas bajo modelos de regresión lineal múltiple, en donde se asoció la información de cada una de las imágenes de satélite con los datos de campo, para evaluar el efecto que tiene la resolución espacial de las imágenes en las estimaciones de la biomasa aérea y la riqueza de especies en la Reserva Biocultural Kaxil Kiuic.

CAPÍTULO I ANTECEDENTES

1.1 Cambio global y pérdida de biodiversidad

El cambio climático se puede definir como una alteración en las condiciones climáticas, que se identifica a partir de las oscilaciones de las condiciones ambientales, y que se mantiene en el tiempo (Bradford y Warren 2014). Uno de los elementos más notables del cambio climático, ha sido el aumento de temperatura. En los 100 últimos años, la comunidad científica ha reportado un incremento de temperatura de 0.74° C (Bradford y Warren 2014).

La tierra anteriormente ha presenciado incrementos en la temperatura, similares a los que existen en la actualidad. Sin embargo, la vegetación fue capaz de adaptarse a un clima más cálido, debido a que las variaciones ocurrieron de manera gradual, y en periodos geológicos más amplios. En la actualidad, estos cambios han sido súbitos. Sumado a esto, hoy en día existen elevadas concentraciones de gases de efecto invernadero (Bradford y Warren 2014).

Por otro lado, la degradación y el cambio de uso del suelo, sumado a la sobreexplotación de los recursos naturales, y la inclusión de especies invasoras, forman parte de los agentes catalizadores de la disminución de la diversidad vegetal. Según Thuiller (2008), la conjunción de estos factores es considerada como la impulsora de la sexta extinción masiva de especies en la tierra. Bradford y Warren (2014) estiman que entre el 15% y el 37% de las especies vegetales terrestres se podrían perder para el 2050, rompiendo con el equilibrio de muchos ecosistemas. No obstante, esta extinción no podría ser comparada con las ocurridas en eras geológicas anteriores, debido a que en el pasado, existió un balance entre el número de especies que desaparecían, y las nuevas especies que se formaban (Barnosky *et al.*, 2011).

Adicionalmente las variaciones climáticas *per se*, pueden estar induciendo cambios en las comunidades vegetales. Según las predicciones del Millenium Ecosystem Assessment (2005), las variaciones climáticas serán las responsables de que cerca del 5 al 20% de los ecosistemas terrestres, en particular las tundras, sabanas y bosques boreales se pierdan en los próximos años, a causa de estas alteraciones (Sala *et al.*, 2005). Shuster *et al.*, (2014) comenta que, con al menos 1 °C de aumento en la temperatura, se podría evidenciar un cambio en la distribución ecológica de las especies del hemisferio norte. Sin

embargo, no solo los ecosistemas comentados anteriormente sufrirán los efectos del cambio climático, según Brienen *et al.*, (2009), los árboles de las comunidades del BTS pueden ser particularmente sensibles a estas variaciones. El aumento de la temperatura puede traer una reducción en el crecimiento de los árboles, y por ende una disminución en la productividad de los bosques, en la captura de carbono, y mayor mortalidad. Algunos estudios, como el de Fichtler *et al.*, (2004) afirman que existe una notable relación entre el crecimiento de los árboles en el BTS, y las condiciones climáticas, principalmente las inducidas por el cambio de temperatura y la disminución de la tasa de precipitación. De igual manera, Allen *et al.*, (2017), aseguran que la reducción de las lluvias, puede causar una disminución en el número de rebrotes, y con ello la resiliencia de estos bosques.

1.2. Bosque Tropical Seco

Los BTS y deciduos ocupan al menos el 42% de las zonas tropicales y subtropicales del mundo (Muphy y Lugo, 1986). Este ecosistema cubre un área estimada de 1,048,700 km, y aproximadamente el 54% se encuentra en América (Miles *et al.*, 2006). En Centroamérica, específicamente este ecosistema representa un 50% de la superficie total de bosques (Sánchez-Azofeifa *et al.*, 2012). En México cubre del 8 al 14% del territorio nacional, siendo uno de los biomas más representativos (Sánchez-Azofeifa, 2010, Trejo y Dirzo, 2000).

Los BTS tienen una temperatura media anual mayor a 25 °C, la precipitación media anual es de entre 500 y 2000 mm y la tasa de evapotranspiración excede a la precipitación (Dirzo *et al.*, 2011). Una de las principales características que lo identifican es la marcada estacionalidad, con lluvias mínimas de 4 a 9 meses (Dirzo *et al.*, 2011, Griscom y Ashton, 2011). Las variaciones en la humedad, en la disponibilidad de agua en el suelo y las temperaturas elevadas, generan estrés en las plantas (Lebrija-Trejo *et al.*, 2010).

Los bosques secos de la península de Yucatán poseen algunas características particulares tales como: suelos con alto drenaje, poco profundos, y escasa hojarasca. En relación al clima, según la clasificación climática de Köppen, la mayor parte de la península de Yucatán presenta un clima cálido sub-húmedo con temperatura promedio anual de 25.8 a 26.3 °C con presencia de lluvias en verano (junio-noviembre) (Mardero *et al.*, 2012). El gradiente de precipitación general va de seco en el noroeste de la península

de Yucatán (600 mm), a más húmedo hacia el sureste (1400 mm), clasificado como tropical con invierno seco (Aw). Las precipitaciones que se presentan son principalmente convectivas, debido a la influencia de los vientos alisios que traen humedad del Atlántico (Orellana *et al.*, 2007).

Los BTS de la península de Yucatán han sido afectados por el cultivo intensivo de henequén, el desenfrenado crecimiento poblacional, y las prácticas agrícolas tradicionales de roza tumba y quema (milpa), llevadas a cabo desde épocas ancestrales (Rueda, 2015). Todo esto ha producido un mosaico complejo de ecosistemas, que dan origen a los bosques secundarios de la península (Ceccon *et al.*, 2002). En los BTS de la península se desarrollan especies vegetales con un alto valor biológico y ecológico, las cuales juegan un rol importante dentro de la dinámica de este ecosistema (Rzedowski y Calderón de Rzedowski, 2013). Por tanto, la comunidad científica ha considerado que es importante conocer y contabilizar la riqueza de especies en el BTS en Yucatán.

1.3. Riqueza de especies

Cuando se utiliza la palabra riqueza de especies en ecología, se habla del número de especies en un área geográfica en particular, comunidad, o paisaje (Magurran, 2004). Esta también es conocida bajo el término de diversidad *alpha* (Magurran, 1988). Este indicador natural es considerado como una variable ecológica fundamental para establecer planes de protección y conservación de la biodiversidad (Begon *et al.*, 2006).

Por medio de este indicador han podido determinar que la pérdida de diversidad florística en el BTS, es equiparable con la de bosques húmedos del trópico (Kalascka *et al.*, 2004). Por estas razones, se considera que es necesario prestar especial atención a las tareas de conservación y restauración del BTS, tomando en cuenta que han encontrado un alto número de especies raras, y con valor económico (Kalascka *et al.*, 2004).

Específicamente en México, el BTS es uno de los ecosistemas más representativos, en materia de riqueza biológica territorial (Rzedowski y Calderón de Rzedowski 2013). Un ejemplo de esto corresponde al alto número de endemismos, así como la alta representatividad de las familias Compositae, Malvaceae, Anacardiaceae, Acanthaceae,

Rhamnaceae, y Rutaceae (Rzedowski y Calderón de Rzedowski, 2013) que se reportan en estas comunidades.

En contraste, se ha reportado que la pérdida de diversidad florística en el BTS, es equiparable con la de bosques húmedos del trópico (Kalascka *et al.*, 2004). Por esta razón se considera necesario desarrollar planes de manejo de bosques, en donde se le dé especial énfasis a las estimaciones de riqueza de especies a diferentes escalas espaciales, tomando en cuenta la variabilidad y dinámica de la comunidad vegetal.

1.4 Heterogeneidad ambiental

Entender como la riqueza de especies cambia a través del espacio, y poder diferenciar los procesos y mecanismos que influyen la heterogeneidad del hábitat ha sido una de las metas que han perseguido los ecólogos (Balvanera y Aguirre, 2006). Durante años las estimaciones de la riqueza de especies se han desarrollado haciendo uso del concepto de heterogeneidad ambiental. Este concepto ha sido ampliamente discutido en el mundo de la ecología, y existen más de 100 definiciones distintas para explicarlo (Stein *et al.*, 2014), sin embargo, ninguna ha sido considerada certera. La heterogeneidad del ambiente guarda referencia con las variaciones en cuanto a la complejidad espacial de la diversidad, heterogeneidad del hábitat, y la estructura del entorno, bajo influencia de diferentes factores bióticos y abióticos que afecten a una comunidad vegetal. Todas las variables que gobiernan este concepto, son el motivo por el cual no se ha logrado unificar esta definición (Tamme *et al.*, 2010).

La heterogeneidad ambiental ha sido considerada como uno de los factores más importantes que gobiernan los gradientes de riqueza de especies (Rocchini *et al.*, 2003). El nexo entre este concepto y la riqueza de especies, se construyó con base en el concepto de nicho ecológico, propuesto por Hutchinson (1957). Según Hutchinson (1957), definió al nicho como un hipervolumen n dimensional, donde n son las dimensiones que corresponden a las variables físicas y biológicas que afectan a la abundancia de las especies. Bajo el fundamento del nicho, se ha inferido que ambientes que muestran una mayor heterogeneidad ambiental, albergan más especies, es decir se incrementa potencialmente la disponibilidad de los nichos (Palmer *et al.*, 2002; 2000). Actualmente los

trabajos ecológicos siguen sugiriendo que, la heterogeneidad del hábitat, es una de las fuerzas determinante de la riqueza de especies (Warren *et al.*, 2014). Algunas investigaciones han encontrado que la coexistencia de un mayor número de especies puede estar vinculada con una mayor heterogeneidad (Tamme *et al.*, 2010), y que esto a su vez está influenciado por los factores abióticos y bióticos bajo las cuales se encuentre las plantas (Tamme *et al.*, 2010).

1.5 Estimación de la riqueza de especies

1.5.1 Estimación de la riqueza de especies usando datos campo

Las estimaciones de la riqueza de especies en campo, consisten básicamente en identificar y determinar el número de especies que se encuentran en una parcela, o comunidad. Sin embargo, cuando se estima el número de especies en campo, es necesario evaluar el muestreo en función del tiempo y el espacio que las especies ocupen (Kloblitz *et al.*, 2017).

La relación especies-área, es considerada una herramienta muy importante para la cuantificación de los cambios en la riqueza de especies, a través de un rango continuo de escalas espaciales. Para esta evaluación se construye una curva de rarefacción, la cual se basa en el número esperado acumulado de especies, por unidad de área (Magurran, 2004).

La rarefacción es un método que fue propuesto para comparar el número de especies cuando las muestras diferían en tamaño (Gotelli y Colwell, 2011), estima a la riqueza de especies en función del tamaño de muestra más pequeño (Gotelli y Entsminger, 2001). Este procedimiento tiene varios supuestos: las muestras que son obtenidas por técnicas distintas y comunidades que son distintas no pueden ser comparadas; se supone que los individuos se encuentran distribuidos al azar, de lo contrario hay una sobreestimación de la riqueza de especies; debido a que se converge en las muestras de menor tamaño, el muestreo debe ser suficiente como para caracterizar a la comunidad (Magurran, 2004). Además, las estimaciones pueden estar sesgadas si el muestreo es inadecuado o si las muestras son obtenidas a partir de sitios con diferencias considerables en la distribución

de la abundancia entre las especies, es decir, la subestimación de la riqueza de especies depende del nivel de dominancia en el conjunto de datos (Magurran, 2004).

La construcción de una curva de rarefacción basada en muestras, como la que se realizó en este trabajo, puede ser vista como un proceso de extrapolación, que parte de la riqueza de especies agrupada en un conjunto de muestras, para finalmente obtener la riqueza esperada en un subconjunto de muestras.

Gracias a este modelo, se puede inferir si realmente el esfuerzo de muestreo considerado en este trabajo, se podría catalogar como representativo para estimar la riqueza de especies de la comunidad (Kloblitz *et al.*, 2017).

1.5.2 Estimación de la riqueza de especies por medio de sensores remotos

Una plataforma satelital es capaz de captar señales electromagnéticas como respuesta del comportamiento de la vegetación (De Fries, 2012), con lo que se puede determinar patrones de emisión y reflexión de radiaciones detectables (Kerr *et al.*, 2003). La variación en las respuestas espectrales es dependiente de la naturaleza u origen del objeto, y en el caso de las plantas, cada individuo tiene un comportamiento único frente al espectro electromagnético. Partiendo de esto, en una comunidad en donde existen arboles de diferentes especies, un sensor puede ser capaz de captar la variación en las reflectancias, de todos los individuos en la comunidad.

La diferenciación espectral en un área, es conocida como, heterogeneidad espectral o variabilidad espectral (Rocchini *et al.*, 2010). Partiendo de este concepto, se planteó la Hipótesis de Variación Espectral (*Spectral Variation Hypothesis*, SVH), (Palmer *et al.*, 2000) la cual propone que, un hábitat en donde se capture diferencias en las respuestas espectrales, guarda relación con un ambiente heterogéneo. Es decir, hábitats heterogéneos, exponen una mezcla de firmas espectrales, lo que permite intuir que, un alto número de especies comparte un nicho en particular (Rocchini *et al.*, 2010). Tomando en consideración esta premisa, diversos estudios se han enfocado en utilizar la relación entre la heterogeneidad ambiental y la variabilidad espectral obtenida de una imagen de satélite utilizando la variabilidad espectral, o heterogeneidad espectral, como un sustituto

de la heterogeneidad ambiental (Oindo *et al.*, 2002; Palmer *et al.*, 2002; 2000; Gaston, 2000).

Actualmente, las estimaciones de la riqueza de especies han sido foco de atención por parte de muchos ecólogos (Hernández-Stefanoni y Ponce 2004; Rocchini *et al.*, 2010; Viedman *et al.*, 2012; Hernández-Stefanoni *et al.*, 2015), quienes han considerado evaluar la precisión de las estimaciones, bajo el uso de diferentes plataformas satelitales.

1.6 Biomasa aérea

Los árboles almacenan componentes de carbono en su estructura leñosa por periodos prolongados, considerándose como reservas naturales de carbono (Acosta-Mireles *et al.*, 2002). Este carbono almacenado en las plantas recibe el nombre de biomasa. La biomasa, es toda la materia orgánica que forma parte de los ecosistemas terrestres (Finengan y Delgado, 1997). Incluye cualquier tipo de producto proveniente de la fotosíntesis, en donde se sintetizan sustancias orgánicas a partir del dióxido de carbono atmosférico y energía solar (Pons, 2005). Este compendio de material vegetal acumulado en la estructura de un individuo se cuantifica en la parte aérea del individuo, o por encima del suelo, y es conocido como biomasa epigea o aérea.

La biomasa aérea, está conformada por él o los tallos, las ramas, hojas, estructuras reproductivas, y frutos (FAO, 2009). Por otro lado, toda la materia orgánica que se encuentra en el suelo, es conocida como biomasa subterránea, y está constituida por las raíces, necromasa (hojarasca), y el suelo (Lu, 2007). La cantidad de biomasa total reportada en un bosque, es resultante de la productividad primaria neta (PPN) (Pons, 2005). La PPN es la diferencia entre la fotosíntesis total (productividad primaria bruta - PPB) y la respiración total de las plantas en un ecosistema (Morin, 2011), y suele ser dependiente de las condiciones climáticas, los procesos de sucesión, la calidad del sitio, la historia de uso de la tierra, entre otros (Roa-Fuentes *et al.*, 2006).

La variabilidad que muestran los bosques naturales con respecto a la captura y almacenamiento de carbono, sirve de base para diseñar nuevos planes de manejo forestal. Los planes de manejo de bosques, permiten estimar la capacidad de almacenamiento de carbono de la vegetación, y esto guarda un vínculo con la reducción

de emisiones de CO₂. La captación de carbono de la atmósfera por la vegetación juega un papel importante frente al cambio climático (Fan *et al.*, 1998). Se estima que un 37% del carbono terrestre del mundo se almacena en los bosques tropicales (Dixon *et al.*, 1994), aproximadamente 850-750 Pg (De Fries, 2012).

1.6.1 Cuantificación de la biomasa aérea

Los ecosistemas terrestres son uno de los depósitos más importantes de carbono en la biosfera, estos se mantienen activos y en constante absorción de CO₂ (Roy *et al.*, 2001). Para conocer este reservorio ha sido necesario cuantificar la biomasa forestal, normalmente en unidades de toneladas por hectárea de masa seca (Gayoso *et al.*, 2002). Las estimaciones de biomasa aérea en los bosques naturales, y las plantaciones, se han vuelto una variable ecológica importante de estimar, ya que brinda una estimación del carbono almacenado que podría emitirse a la atmósfera si se deforesta o quema un área boscosa (Gayoso *et al.*, 2002)

Las estimaciones de la biomasa almacenada en los sistemas forestales naturales, requieren muchas veces un análisis destructivo directo (Kauffman *et al.*, 2009). El método de estimación directo, tiene un carácter destructivo y requiere que se cubique y pese cada una de las secciones de los árboles. En este caso en específico, se requiere cuantificar un número representativo de especies de la comunidad (las de mayor abundancia, e índice de valor de importancia) (Brown *et al.*, 1989; Chave *et al.*, 2005).

A partir de la información capturada por medio de un método destructivo, han construido ecuaciones alométricas, que permiten posteriormente hacer estimaciones indirectas de la cantidad de biomasa aérea de la vegetación. Las estimaciones de biomasa que usan estas ecuaciones tienen inferencias muy precisas (Chave *et al.*, 2005; Aryal *et al.*, 2014). Estos métodos forman parte de la cuantificación indirecta de la biomasa, en donde se incorporan una serie de datos dasonométricos capturados en campo (Kauffman *et al.*, 2003), como la altura y la longitud del árbol, el diámetro o circunferencia a los 1.30 m (conocido como diámetro a la altura de pecho o DAP) y la densidad de la madera. Esta última es incorporada en algunas de las ecuaciones (Brown *et al.*, 1986), para obtener mejores estimaciones de biomasa (Chave *et al.*, 2005). Estos parámetros funcionan como estimadores de masa vegetal seca de un árbol, y de la comunidad (Rodríguez-Veiga *et*

al., 2017). Es importante comentar que, las ecuaciones son dependientes de la zona de vida en la que se construyeron, y solo en sitios con características similares pueden ser utilizadas (Navar, 2009).

No obstante, cuando se quiere estimar la biomasa aérea de toda la comunidad, es necesario considerar que, en el muestreo, solo se deben utilizar parcelas con el mismo tipo de vegetación, conservando la mayor cantidad de factores ambientales similares, para poder extrapolar los valores de biomasa aérea en un sitio, a toda la comunidad. Sin embargo, Chave *et al.*, (2014), realizaron un extenso estudio en donde formularon ecuaciones alométricas para utilizar en diferentes lugares, y con diferentes condiciones de vida.

1.7 Teledetección como herramienta para la evaluación de las comunidades vegetales

La teledetección se basa en un sistema de adquisición de datos a distancia sobre los objetos en la biósfera. Está fundamentada en las propiedades de la radiación electromagnética y su interacción con los materiales que se encuentran en la superficie de la tierra (Sacritan, 2006). Cambell y Wynne (2011), definieron este término como la técnica que se usa para conocer las propiedades de los cuerpos en la superficie de la tierra, haciendo uso de aviones y satélites, partiendo de las interacciones entre la cubierta terrestre, el sistema del sensor, la fuente de energía y el usuario final (Chuvienco, 2010). Las entidades observadas se clasifican según la longitud de onda irradiada por el sol (Weng, 2011). El sol ilumina la superficie terrestre, que refleja a su vez energía, en función del tipo de cubierta presente sobre ella. Ese flujo es captado por el sensor, que posteriormente lo envía a la estación receptora, la cual categoriza esta información según el rango de reflectancia dentro del espectro electromagnético (Chuvienco, 2010).

1.7.1 Espectro electromagnético

Las propiedades de la radiación electromagnética se han explicado bajo dos teorías. La primera de ellas, concibe a la radiación, como un haz ondulatorio (teoría de Maxwell). La otra, por su parte considera este fenómeno como una sucesión de unidades discretas de energía, fotones o cuantos, con masa que tiende a cero (Planck y Einstein) (Cambell y Wynne (2011). No obstante, ambas teorías se pueden compaginar, ya que ambas

demuestran que el flujo de luz se puede comportar como haz ondulatorio, y como fotón. La energía electromagnética, ha sido descrita por medio de dos características importantes, la longitud de onda, y la frecuencia. El primer término hace referencia a las diferencias entre los picos sucesivos entre ondas. Por su parte la frecuencia, se define como el número de ciclos que pasan por un punto fijo, por unidad de tiempo (Chuvienco, 2008).

La longitud de onda es continua, y esta suele establecerse en una serie de bandas en donde la radiación electromagnética manifiesta un comportamiento similar. La organización de estas bandas de longitudes de onda o frecuencia, se denomina espectro electromagnético. Desde el punto de vista de la teledetección, conviene destacar una serie de bandas espectrales, que frecuentemente se emplean en esta tecnología (Mather y Koch, 2011).

Espectro visible: (0.4 a 0.7 μm) se le denomina visible, debido a que es la única radiación electromagnética que puede ser percibida por el ojo humano. La región involucra tres grandes bandas, la azul, (0.4-0.5 μm), verde (0.5-0.6 μm) y la roja (0.6-0.7 μm) (Woldi, 2004).

Red edge (rojo del borde): (0.690-7.30 m) esta región del espectro no puede ser discriminada por muchos sensores (RapidEyes, es de los pocos sensores que posee esta banda). Este intervalo espectral tiene una alta afinidad por los organismos fotosintéticamente activos, está ubicado entre el rojo y el infrarrojo cercano (Tyc *et al.*, 2005).

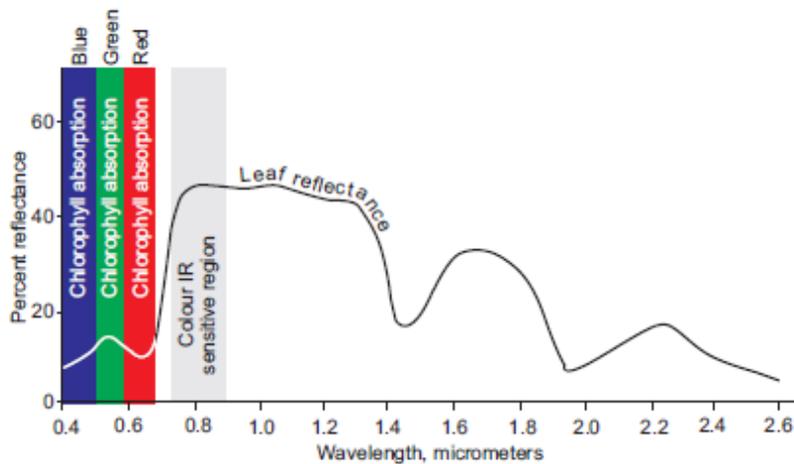
Infrarrojo: esta sección del espectro involucra cuatro bandas de la región (0.7-8 μm). Las ondas electromagnéticas del infrarrojo se dividen en infrarrojo cercano, el infrarrojo medio y el lejano. Cada uno de estos, tiene una curva efectiva de reflejo que, para el caso de la vegetación, está relacionado con la actividad fotosintética. Comúnmente el más usado es el cercano, o NIR o infrarrojo cercano (conocido por sus siglas en inglés), debido a que este cubre la región espectral que va del 0.7 al 1.3 μm , y esta longitud de ondas no puede ser asimilada por las plantas. El infrarrojo próximo, por su parte tiene la capacidad de identificar grandes masas vegetales (Woldi, 2014).

1.7.2 Comportamiento de la vegetación frente al espectro óptico

Frente al espectro electromagnético, la vegetación tiene un comportamiento bastante diferenciado. Este factor está directamente ligado con la cantidad de radiancia que es detectada por el sensor, esto guarda una relación directa con la estructura de la hoja, las características geométricas de la planta, y la posición geográfica en la que se encuentre la planta. Todo esto afecta el comportamiento de la curva espectral. Ahora bien, a pesar de las consideraciones comentadas anteriormente, las plantas presentan un comportamiento general definido, muestran baja reflectividad en el rango de luz visible (0.3-0.78 μm), y alto reflejo en el infrarrojo (IR, 0.7-1 μm) (Richards, 2013). Está marcada discriminación de las reflectancia y absorbancia de las ondas de luz, se les atribuye a los pigmentos (Mather y Koch, 2011). Específicamente la clorofila, xantofila y caroteno absorben el 65%, 29% y 6%, de la onda de luz visible, específicamente a 0.445 μm . La clorofila, por su parte presenta una segunda banda de absorción en torno a los 0.645 μm (Richards, 2013). Entre ambas regiones del espectro, aparece una banda intermedia, alrededor de los 0.55 μm , en donde la absorbancia es menor. Esta última coincide con la reflectancia de la banda verde, la cual es menor, y como resultado de esto, es la región que nos permite visualizar el verdor de la vegetación (Chuvienco, 2008).

A todo este conjunto de longitudes de onda que puede absorber un pigmento, se le conoce como espectro de absorción (Kerle *et al.*, 2004). En la **figura 1.1**, se observan los patrones de reflectancia del espectro de absorción de las plantas, tomando en consideración la actividad de la clorofila.

Figura 1.1. Curva de reflectancia asociada al comportamiento de la vegetación (Kerle *et al.*, 2004)



El comportamiento que se evidencia en la **Figura 1.1** es característico de vegetación vigorosa. Se puede objetar que, cuando las hojas están secas, o en su época de senescencia, la clorofila ejerce una menor influencia. En esta fase la reflectancia de la banda roja es mayor. A su vez hay una elevada reflectividad en el infrarrojo cercano, que se debe por un lado a la baja absorbancia de la clorofila y, por otro lado, al cambio en la estructura interna de la hoja, cuando está bajo esta condición (Kerle *et al.*, 2004).

1.7.3 Características asociadas al sensor remoto

El monitoreo de comunidades ecológicas es una labor compleja, y es dependiente de las variaciones espacio-temporales. Estas variaciones requieren de tecnología satelital que funcionan bajo cierta temporalidad, y con resoluciones espectrales y espaciales, que permitan monitorear la vegetación. Cuando se habla de escala existen dos conceptos que es importante identificar. El primero de ellos es el *grano*. Se entiende por grano al tamaño del pixel que tiene una imagen, y el segundo es la *extensión* que se refiere al área total que ocupa el estudio (Turner *et al.*, 2003; Nagendra, 2001). Ambos conceptos se deben de diferenciar, debido a que los procesos y patrones biológicos inherentes a la diversidad y productividad, se encuentran sujetos a la escala espacial en campo, y al nivel de detalle que brinde el sensor (Nagendra, 2001).

Cuando se habla de nivel de detalle, se refiere a la capacidad que tienen las plataformas remotas de distinguir objetos. Esto está en función del tamaño del pixel, y es conocido como resolución espacial (Pérez y Muñoz, 2006). No obstante, existen otros tipos de

resolución que son importantes de conceptualizar, como es el caso de la resolución radiométrica, la espectral y temporal. La primera de estas evalúa la capacidad del sensor para determinar la variabilidad e intensidad de radiancia (Pérez y Muñoz, 2006). La cantidad de energía electromagnética recibida por el sensor, posteriormente es convertida en datos digitales, expresándolos en números digitales o números de bits. Con respecto a la resolución espectral, esta indica el número y o ancho de las bandas del espectro electromagnético que pueden ser discriminadas por un sensor. Por último, cuando se hace referencia a la resolución temporal, se refiere a la periodicidad de la captura de una imagen, (Chuvienco, 2008), es decir el tiempo de paso del satélite sobre la vertical de un punto (Pérez y Muñoz, 2006).

Desde la invención de los sensores remotos se han realizado muchos estudios enfocados en el monitoreo de la biodiversidad. Algunas de estas investigaciones han estado enmarcadas en evaluar la capacidad de un sensor para discernir y estimar variables ecológicas (Nagendra y Rochinni, 2010). Un ejemplo de una de estas prácticas, fueron llevadas a cabo por Gillespie *et al.*, (2009), quienes hicieron estimaciones de la riqueza de especies leñosas del bosque tropical en Panamá, basándose en la percepción y asignación de un conjunto de firmas espectrales e índices de vegetación, obtenidas por medio de imágenes Landsat 7 TM, y AIRSAR Image, comparando diferentes resoluciones espaciales.

1.7.4 Landsat 8 OLI

El programa U.S Landsat es catalogado como el grupo de sensores remotos a nivel mundial con más éxito. La serie de satélites Landsat en sus inicios fue la ventana a la nueva era de la teledetección (Weng, 2011). Los sensores Landsat han jugado un papel importante con respecto a la comprensión de la dinámica de la vegetación, y sus funciones en el ecosistema terrestre (Goward y Williams 2004). Este es el único sensor que guarda información por más de 42 años de toda la superficie de la tierra.

Su último satélite enviado al espacio, fue Landsat 8 en el 2013. Este proporciona imágenes de alta calidad en poco tiempo. Su resolución espectral va del rango visible, hasta el infrarrojo, y aerosol, en toda la superficie de la tierra (U.S. Geological Survey, 2015, Flood, 2014).

El satélite Landsat 8 OLI, posee mejor calibración en relación a la resolución radiométrica. Anteriormente, era de 8 bits, mejorando a 12 bits. En relación a la periodicidad de la captura de la imagen, esta es de 15 días (Roy *et al.*, 2014). Los 30 m que representa el pixel de Landsat 8 OLI, según Glenn *et al.*, (2015), son adecuados para realizar estudios en cuanto a composición de la vegetación. Según Glenn *et al.*, (2015) por medio de esta plataforma se obtiene buen detalle sobre el paisaje.

Un ejemplo del uso de esta tecnología, fue el estudio reportado por Dube y Mutanga (2014), los cuales consiguieron que por medio de estas imágenes podría estimar hasta el 47% de la biomasa aérea, en Umgeni, Sudáfrica. Gillespie *et al.*, (2005), por su parte evaluaron la riqueza de especies en un BTS al sur de Florida, utilizando imágenes Landsat 7 TM. El resultado de esta investigación arrojó que un 50.1% de la riqueza de especies puede ser explicada por medio de este sensor. Estudios de esta naturaleza, demuestran que Landsat, es un satélite primordial a tomar en consideración, en los estudios ambientales a pesar de tener una resolución espacial media.

1.7.5 RapidEye

Este sensor se basa en imágenes obtenidas por una constelación de cinco satélites idénticos denominados RapidEye (INEGI, 2016). Estos satélites tienen la capacidad de adquirir información a alta resolución espacial cubriendo 4 millones de kilómetros cuadrados por día (Tyc *et al.*, 2005). Según Naesset *et al.*, (2016) el rango espectral de las bandas de RapidEyes están comprendidas entre: azul (440-510nm), verde (520-590nm) rojo (630-685nm) rojo *edge* (borde del rojo) (690-730nm) infrarrojo cercano (760-850nm), con una resolución radiométrica de 12 bits (Tyc *et al.*, 2005). La resolución espacial es de 6.5 m, sin embargo, luego de la rectificación realizada durante el pre-procesamiento se obtiene un ajuste de 5 m (Wallner *et al.*, 2015), gracias a que se remueven las distorsiones causadas por la topografía.

En la actualidad, esta es una tecnología ampliamente usada a pesar de que los costos de adquisición son elevados. Algunas de las experiencias llevadas a cabo por medio de este sensor, fue realizada por Rana *et al.*, (2014), utilizando RapidEyes y LiDAR para estimar biomasa aérea en bosques boreales de Finlandia, en donde reportaron coeficientes de determinación de 0.50 haciendo uso de este sensor, y de 0.57 con LiDAR. Naesset *et al.*,

(2016) llevaron a cabo un estudio para estimar la biomasa aérea en pastizales en Tanzania. Haciendo uso de las respuestas espectrales de las imágenes Rapideye, lograron explicar un 53% de variación de los datos. Por medio de esta plataforma se han generado investigaciones que demuestran que este satélite tiene una alta factibilidad en los estudios ecológicos, arrojando resultados enriquecedores.

1.7.6 Imágenes de alta resolución (VHR, *Very High Resolution*)

Identificar y monitorear los cambios en la vegetación muchas veces requiere incorporar tecnología más refinada, en donde se pueda observar a una mayor resolución los diferentes objetos en la biosfera (Greaves *et al.*, 2016). Basando en esto, actualmente se incorporado nuevas técnicas asociadas al uso de vehículos autónomos tripulados o no tripulados (Yang y Li, 2013, Dandois y Ellis, 2010). Gracias a esto se han obtenido imágenes de resolución mayor que las fotografías aéreas. La cualidad principal que tienen estas imágenes, es que están corregidas geométricamente, a diferencia de una imagen aérea (Zhang *et al.*, 2015).

Una ortofoto puede ser utilizada para realizar mediciones reales, ya que es una representación precisa de la superficie terrestre, en la que se corrigen las distorsiones inherentes a la captura (Zhang *et al.*, 2015). A su vez, combinan las características de detalle y la cobertura temporal de las fotografías aéreas, la escala uniforme, y por último la precisión geométrica de los mapas (Mesa-Carrascosa *et al.*, 2014).

En relación a las características de las imágenes de alta resolución que se utilizaron en esta investigación se puede comentar que: poseen 4 bandas espectrales (verde, rojo, azul e infrarrojo cercano). La resolución espacial es de 18 cm y 12 bits de resolución radiométrica. Candigo *et al.*, (2015) comenta que imágenes a este nivel espacial permiten obtener de manera fácil y detallada un bosquejo de la vegetación, diferenciar sus características más contrastantes, y para el caso específico de este autor el estado en que se encuentra el cultivo agrícola. Los sistemas aéreos y terrestres tripulados presentan una ventaja evidente, estos pueden trabajar a bajas alturas de vuelo, están más cerca del objetivo, reducen el porcentaje de nubosidad.

Haciendo uso de imágenes de muy alta resolución Pasher y King *et al.*, (2010) realizaron un mapa para predecir la estructura de un bosque en Canadá, Gatineau Park

específicamente, utilizando un modelo empírico derivado a través de RDA (Análisis de Redundancia). En este trabajo incluyeron la validación del mapa utilizando información independiente

1.8 Índices de vegetación

El procesamiento digital de imágenes para la determinación de biomasa aérea y riqueza de especies, involucran en muchos casos el establecimiento de índices de vegetación. Estos últimos, son combinaciones matemáticas que parten de las bandas espectrales de una imagen. Los índices están diseñados para realzar la vegetación, o evaluar el vigor de la vegetación y sus propiedades (radiación, absorción, contenido de clorofila, entre otras (Cadingo *et al.*, 2015). Algunos de los más conocidos son: el Índice Normalizado de Vegetación Diferenciada (NDVI), y el Índice de Vegetación Mejorado (EVI).

El NDVI, es un índice que toma valores dentro del rango de -1.0 a 1.0. Los positivos indican mayor verdor y los valores negativos indican sitios desprovistos de vegetación, agua, zonas áridas, hielo, nieve, o las nubes (Pettorelli *et al.*, 2005). Este índice basa sus principios en la utilización de los infrarrojos. El infrarrojo cercano está fuertemente correlacionado con la biomasa verde, y los diferentes follajes (Nagendra, 2001), es por esto que este índice lo involucra dentro de su formulación (Candiago *et al.*, 2015). A pesar de que es ampliamente usado, ya se ha documentado acerca del problema de saturación de este índice, en áreas provista de vegetación frondosa o con con una gran cantidad de biomasa (Schmidt y Karnieli, 2001).

En respuesta a estos problemas se han creado otros índices, uno de ellos es denominado Índice de Vegetación Mejorado (EVI) (Carvacho y Sánchez, 2010). El EVI se ha utilizado para analizar zonas fotosintéticamente activas, y la dinámica de crecimiento de la vegetación es acelerado, es decir existe altas densidades de biomasa (Weier y Herring, 2000). El EVI hace uso de la banda roja, infrarroja y la reflectancia de la banda azul. La banda azul, se implementa con el fin de hacer que el índice sea más sensible a las influencias atmosféricas (Huete *et al.*, 2002). Este índice es un buen complemento al NDVI, puesto que el NDVI es sensible a las variaciones de la banda roja. En cambio, el EVI es más sensible a la banda infrarroja cercana, lo que hace facilita la diferenciación de las variaciones en la estructura del dosel vegetal.

1.9 Análisis de textura

La textura, se refiere a la cuantificación en la variabilidad de los valores de reflectancia, sus píxeles vecinos y su arreglo espacial en un área determinada (Haralick *et al.*, 1973). Los análisis de textura se fundamentan en modelos matemáticos, y algoritmos en los que se desea obtener la clasificación textural de una imagen, en base a la información espectral de un píxel y sus contiguos (Haralick *et al.*, 1973). Este parte de la construcción de una matriz de co-ocurrencia de niveles de grises, Grey Level Co-occurrence Matrix (GLCM, siglas en inglés). Esta matriz es producto de la probabilidad de ocurrencia de valores semejantes de los píxeles dentro de la escala de grises (Haralick, *et al.*, 1973). Partiendo de esta, se construyen histogramas de dos dimensiones con valores de niveles de grises por pares de píxeles (vecinos), los cuales se encuentran a una ventana de análisis de tamaño definido (Gallardo-Cruz *et al.*, 2012). El tamaño de la ventana o *kernel* es dependiente de la resolución espacial de la imagen, y al tamaño del objeto de interés a visualizar.

La relación espacial se crea con el fin de evaluar la vecindad entre los píxeles, definido bajo un proceso de convolución (la *convolución*, se denota como la integral del producto de ambas funciones después de desplazar una de ellas a una distancia t) (Haralick, *et al.*, 1973). Como producto de esta convolución, se obtiene descripciones de las texturas utilizando momentos estadísticos del histograma de los niveles de gris de una imagen en una región. Estos descriptores (variables espaciales) son definidos por Haralick *et al.* (1973) y citados por Gallardo-Cruz *et al.*, (2012) como:

- Media: valor medio de píxeles de la imagen partiendo de la matriz de co-ocurrencia, es decir, el nivel medio de intensidad en una región caracterizada por sus valores de intensidad (Haralick *et al.*, 1973).

$$\text{Media} = \sum_{i,j=0}^{N=1} iP_{i,j}$$

- Varianza: es un descriptor de gran importancia de las texturas. Este representa las desviaciones con respecto de la media de los valores de intensidad en una región dada (González y Wood, 2008). Por lo tanto, mide el contraste de los valores de intensidad en la región. Teniendo entonces que, una región homogénea donde

todos los píxeles poseen el mismo valor de intensidad la varianza será nula, mientras que en regiones con elevados contrastes la varianza será alta.

$$\text{Varianza} = \sum_{i,j=0}^{N=1} P_{ij} (i - \text{media})^2$$

- Entropía: la entropía en el mundo físico expresa o mide el grado de desorden de un sistema, de forma que a mayor desorden mayor entropía y viceversa (González y Wood, 2008). En una imagen satelital, la entropía nos permite deducir si en el entorno de vecindad alrededor de un píxel existe un alto grado de desorden, la entropía será mayor que cuando existe un cierto orden.

$$\text{Entropia} = \sum_{i,j=0}^{N=1} P_{ij} * \text{Ln } P_{ij}$$

- Correlación: mide la similitud entre píxeles vecinos (en el sentido de la GLCM) toma valores de 1 cuando los píxeles vecinos son idénticos, y de -1 cuando los píxeles vecinos son distintos.

$$\text{Correlacion} = \sum_{i,j=0}^{N=1} P_{ij} \left[\frac{(i - \text{media}) * (j - \text{media})}{\text{varianza}} \right]$$

- Contraste: corresponde a la medida cuadrática de la variación local de la imagen. Altos valores de estos indican variaciones entre los píxeles vecinos (Gallardo-Cruz et al., 2012).

$$\text{Contraste} = \sum_{i,j=0}^{N=1} P_{ij} (i - j)^2$$

- Disimilitud: medida lineal de la variación local de la imagen (Gallardo-Cruz et al., 2012). Esta puede aumentar de manera lineal o exponencial, dependiente de la variación entre los valores de los píxeles de la imagen.

$$\text{Dissimilarity} = \sum_{i,j=0}^{N=1} P_{ij}|i - j|$$

- Homogeneidad: medida que describe la uniformidad entre las tonalidades de la imagen. Cuando se tienen valores altos de tono en la matriz de co-currencia, se observa una alta homogeneidad (Gonzalez y Wood, 2012).

$$\text{Homogeneidad} = \sum_{i,j=0}^{N=1} \frac{P_{ij}}{1 + (i + j)^2}$$

- Segundo momento angular: al contrario que la entropía esta mide el orden de los valores en la imagen. Guarda una relación directa con la energía que se tiene en los pixeles (Gallardo-Cruz *et al.*, 2012).

$$\text{Segundo Momento Angular (ASM)} = \sum_{i,j=0}^{N=1} P_{ij}^2$$

En donde $P_{i, j}$ es el elemento (i, j) de la GLCM, y representa la probabilidad de encontrar el valor de píxel de referencia i en combinación con un valor de píxel vecino j . Obsérvese que la $\sum P_{ij} = 1$.

Bajo diferentes formulaciones matemáticas Haralick *et al.*, (1973), construyeron estas métricas para lograr observar un panorama general la variación espectral que guardaba una imagen, los cuales tienen una marcada relación con el comportamiento y la distribución de la vegetación. Diversos autores han evaluado el uso de la textura en las imágenes como un sustituto de la heterogeneidad ambiental (Rocchini *et al.*, 2010, Gallardo-Cruz *et al.*, 2012). Esta diferenciación se puede ver expresada por medio de medidas como la media, variación, disimilitud, y entropía, mostrando patrones de diferenciación o heterogeneidad espectral. Algunas de las ventajas que han reportado sobre este análisis, deriva en que estas métricas pueden ser calculadas a partir de datos ópticos, los cuales son más accesibles.

1.10 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

La importancia de estimar la riqueza de especies y la biomasa aérea, como indicadores del estado de salud de un ecosistema ha sido reconocida como una de las mayores iniciativas ambientales en el mundo (Rocchini *et al.*, 2016). Algunas organizaciones mundiales tales como, Group on Earth Observation (GEO), the World Climate Research Programme (WCRP), consideran ambas variables como indicadores importantes para conocer el grado de conservación de los ecosistemas. Sin embargo, monitorear grandes extensiones de vegetación requiere de grandes esfuerzos. Es aquí en donde los sensores remotos han tenido cabida. En la actualidad la información satelital ha sido considerada una como una herramienta versátil para estudiar la distribución espacio-temporal de la biodiversidad en el mundo (Rocchini *et al.*, 2016).

La relación entre la variabilidad espectral en el espacio y la riqueza de especies, es de gran importancia para estimar el número de especies. En lugares con mayor variación espectral, existe mayor número de especies, debido a que una mayor variación espectral está asociada a mayor heterogeneidad ambiental (Palmer *et al.*, 2000) Sin embargo, el utilizar información satelital también tiene una serie de dificultades asociadas a la tecnología, una de ellas, guarda relación con la resolución espacial (Rocchini *et al.*, 2005) En los últimos años la comunidad científica ha considerado que una de las grandes limitantes que existen en la aplicación de esta tecnología radica en que, plataformas como Landsat y SPOT, con una resolución media brindan información algunas veces insuficiente (Pettorelli *et al.*, 2014). Píxeles de 30 metros, traen consigo un conjunto de firmas espectrales de diferentes plantas, dificultando la identificación de especies (Rochinni *et al.*, 2016), y la estimación de la biomasa. Por otro lado, una resolución espacial muy fina, posee píxeles en el rango de centímetros (en nuestro caso 18 cm), es decir, un individuo está compuesto de la suma de muchos píxeles. Sin embargo esto puede traer problemas, debido a que algunos píxeles pueden estar cubriendo una hoja expuesta al sol, mientras que otros cubren una hoja del mismo árbol en la sombra, o en huecos (Nagendra *et al.*, 2010). Lo comentado anteriormente puede dificultar las tareas de procesamiento y asignación de firmas espectrales a nivel de individuo, y con ellos las estimaciones de biomasa aérea y riqueza de especies. Por lo tanto, se busca conseguir una resolución espacial óptima. No obstante, este *trade-off*, puede ser afectado a su vez por las características propias de la comunidad vegetal en estudio (Rocchini *et al.*, 2012).

La complejidad en cuanto a estructura, y la estacionalidad de la comunidad vegetal puede ejercer influencia sobre la precisión de la tecnología satelital.

En un ecosistema tan dinámico como el BST de la península de Yucatán, no se ha evaluado el efecto que ejerce la resolución espacial en las estimaciones de la biomasa aérea y la riqueza de especies. Es por esto que se ha considerado relevante evaluar este efecto, utilizando imágenes de diferentes resoluciones, Landsat 8 OLI (media), RapidEye (alta), y VHR (muy alta resolución).

Estas imágenes fueron sometidas a un procesamiento similar, específicamente un análisis de textura, con el fin de evaluar el grado de variación de los valores de los píxeles con sus vecinos más cercanos (obteniendo variables espaciales). A su vez se usaron las respuestas espectrales, y los índices de vegetación (NDVI y EVI) (variables espectrales). En conjunto, esta información puede definir cuál resolución espacial brinda mayor precisión en las estimaciones de ambas variables, y a su vez cual tiene menor error. Esto sería una aproximación útil y exacta, para que los tomadores de decisión, puedan definir de manera eficiente los futuros planes de conservación y protección de comunidades vegetales.

PREGUNTAS DE INVESTIGACIÓN

1. ¿Cómo afecta la resolución espacial de las imágenes, a la precisión de las estimaciones de biomasa aérea y riqueza de especies, en un bosque seco tropical de la península de Yucatán?
2. ¿Qué grupos de variables se relacionan más estrechamente con las estimaciones de la riqueza de especie, y cuales con la biomasa aérea?

HIPÓTESIS

1. La resolución espacial o tamaño de grano determina el grado de información espectral que se obtiene de los objetos en la superficie (Nagendra, 2010). Basándose en esta premisa, se considera que, al emplear una imagen con mayor resolución espacial, junto con un procesamiento digital más detallado, se podrá inferir acerca de la variabilidad en la estructura de los individuos (altura del árbol, y densidad de copa), lo cual es imposible estimar con imágenes de 30 m de resolución (Landsat 8 OLI). Partiendo de esto, se espera que las estimaciones de la riqueza de especies y biomasa aérea sean más precisas, cuando se utilicen imágenes con muy alta resolución (16 cm), en comparación con resoluciones de 30 m (Landsat 8 OLI) y 5 cm (RapidEye), en un bosque seco tropical de la península de Yucatán.
2. La heterogeneidad ambiental es considerada como un indicador de la diversidad de especies (Gaston, 2000). La relación heterogeneidad ambiental-diversidad, ha sido estimada haciendo uso de la tecnología satelital, tomando como base el concepto de heterogeneidad espectral (Palmer *et al.*, 2000, 2002; Rocchini *et al.*, 2012). Este vínculo espacial y ecológico ha sido considerado como un *proxi* a las estimaciones de riqueza de especies (Palmer *et al.*, 2000). Por lo tanto, se espera que las variables asociadas a la heterogeneidad espectral (análisis de textura) extraídas de las diferentes imágenes satelitales, guarden una mayor relación con las estimaciones de la riqueza de especies.
3. La actividad fotosintética de un ecosistema está directamente relacionada con la cantidad de energía lumínica que utilizan las plantas para realizar la fotosíntesis, principalmente la que corresponde al rango visible e infrarrojo (Richards, 2009). Por ende, se espera que las respuestas espectrales que involucra el espectro visible y el infrarrojo, conjunto con las variables espaciales (textura, métricas del paisaje) que permiten inferir acerca de la estructura vertical de los individuos, y contribuyan a explicar las estimaciones de biomasa aérea, más que los índices de vegetación (NDVI y EVI), debido a que estos últimos se saturan cuando existen zonas con alta densidad de biomasa aérea.

OBJETIVO GENERAL

Evaluar el efecto de la resolución espacial, y la relación de las variables espectrales y espaciales, en las estimaciones de la biomasa aérea y la riqueza de especies en un Bosque Tropical Seco, de la Península de Yucatán – México

OBJETIVOS ESPECÍFICOS

1. Cuantificar la biomasa aérea y la riqueza de especies que se encuentran en las parcelas estudiadas, en la Reserva Biocultural Kaxil Kiuic, Península de Yucatán – México.
2. Estimar la biomasa aérea y la riqueza de especies utilizando imágenes de satélite con diferentes resoluciones espaciales, en un bosque tropical seco, Yucatán-México.
3. Determinar cuál resolución espacial y cuáles variables espectrales se asocian mejor con las estimaciones de la riqueza de especies y la biomasa aérea, utilizando las imágenes Landsat 8 OLI, RapidEye y VHR.

ESTRATEGIA EXPERIMENTAL

En 20 parcelas de 1000m² (0.1 ha), con dos subparcelas al interior (80 m², y 400m²) establecidas en la Reserva Kaxil Kiuic, se identificaron y midieron los individuos en cada una de las parcelas anidadas. Dentro de estas subparcelas, se establecieron categorías diamétricas para realizar la medición. En la subparcela de 80 m², se midieron todos los individuos con DAP>2.5 cm, seguido por el área de 400 m², en donde se midió a todos los individuos con DAP>7.5 cm hasta 20 cm. Por último, en la parcela de 1000 m², se registraron los individuos >20 cm de DAP. Esta clasificación se hizo con el fin de disminuir el esfuerzo de muestreo, y posteriormente estimar la biomasa aérea, y obtener la riqueza de especies. En relación al cálculo de la biomasa aérea se utilizaron las ecuaciones alométricas propuestas por, Frangi y Lugo, (1998) para palmas; Schnitzer *et al.*, (2000) para lianas; Chave *et al.*, 2005 para árboles con DAP>10 cm; y Ramírez-Ramírez *et al.*, (2017), para árboles <10 cm DAP. Con respecto a la riqueza de especies, se cuantificó el número de especies presente en cada una de las parcelas, cumpliendo con las categorías diamétricas establecidas para cada subparcela. A la par de esto, se trabajó con los productos obtenidos por medio de Landsat 8 OLI, y RapidEye, para generar nuevas imágenes asociadas a las métricas texturales e índices de vegetación, para cada banda espectral y a diferentes tamaños de ventana. Con respecto a las VHR, se establecieron dos clases espectrales, vegetación y huecos, para posteriormente construir matrices texturales, y métricas del paisaje en FRAGSTATS, para cada una de las clases. Posteriormente, se extrajeron los valores de los píxeles producto de los procedimientos llevados a cabo, para finalmente construir una base de datos, para Landsat 8 OLI, RapidEye, y VHR. Por último, se evaluó el porcentaje de variación explicada por las variables espectrales y espaciales, en función de los datos estimados en campo, para la biomasa aérea y la riqueza de especies, por medio de regresiones lineales múltiples.

CAPÍTULO II

2.2 MATERIALES Y MÉTODOS

2.2.1 Área de estudio

El presente trabajo de investigación se desarrolló en la Reserva Biocultural Kaxil Kiuic (RBKK). Dicha reserva es una propiedad privada, que se encuentra ubicada entre los 20° 5' y 20° 7' de latitud N y los 89° 32' y 89° 34' de latitud W, en el sur de Yucatán. Cuenta con 1800 hectáreas de bosque tropical seco (**figura 2.1**), dentro de los límites del municipio Ticul y Oxkutzcab del distrito de Bolochen, en la región conocida como ruta Puuc (Brito, 2004)

El clima en el área estudiada está clasificado como cálido subhúmedo con lluvias en verano y una estación marcada de sequía entre los meses de noviembre y abril. La temperatura promedio anual es de 26° C, y la precipitación anual oscila entre 1000 y 1300 mm (Hernández–Stefanoni *et al.*, 2014), de la cual la mayor parte ocurre durante los meses de junio y octubre (Orellana *et al.*, 2009). En la reserva Biocultural Kaxil Kiuic se observan dos periodos marcados, uno de lluvia y otro de sequia a lo largo del año, esta última se subdivide en, nortes y sequia (Orellana *at al.*, 2009), fecha en donde disminuye la precipitación. La temporada lluviosa empieza en los meses de mayo y junio, debido a la entrada de los vientos alisios, en este periodo se agudizan las tormentas tropicales (Orellana *et al.*, 2009).

Con respecto a la geomorfología de la región, la componen lomas o pequeños cerros dentro de un paisaje geomorfológico de cimas en cúpulas, y planicies confinadas, que consiste básicamente en una plataforma constituida por roca caliza de origen Cenozoico. Las áreas planas y las colinas con pendientes ligeras se alternan, llegando a elevaciones máximas de 180 msnm (Hernandez –Stefanoni *et al.*, 2014).

Relacionado con los suelos, el área de estudio se encuentra sobre una plataforma cárstica de baja altitud caracterizada por suelos poco profundos, con cantidades reducidas del recurso agua, y baja capacidad de almacenamiento del mismo (Hasselquist, 2010), en donde existe predominancia de los suelos de tipo leptosles redzicos y vertisoles (Aryal *et al.*, 2015). En Kaxil Kiuic específicamente, existen suelos de tipo redzinas acriticas, y luvisoles, con mayor presencia de litosoles.

2.2.2 Toma de datos en campo

Los datos de campo fueron tomados en la época de sequía del año 2013. Se utilizaron 20 unidades de muestreo o parcelas circulares de 1000 m², con radio de 17.84 m. Estas parcelas están distribuidas de manera sistemática dentro de un área de 9 Km², alrededor de una torre de flujo de covarianza. Del total de parcelas, 12 parcelas se establecieron dentro del kilómetro cuadrado que incluye la torre; los 8 restantes están en el área circúndate. Esta distribución fue hecha para relacionar las mediciones de las parcelas, con respecto a los datos de la torre. En la **Figura 2.1** se puede observar la distribución de las veinte unidades de muestreo.

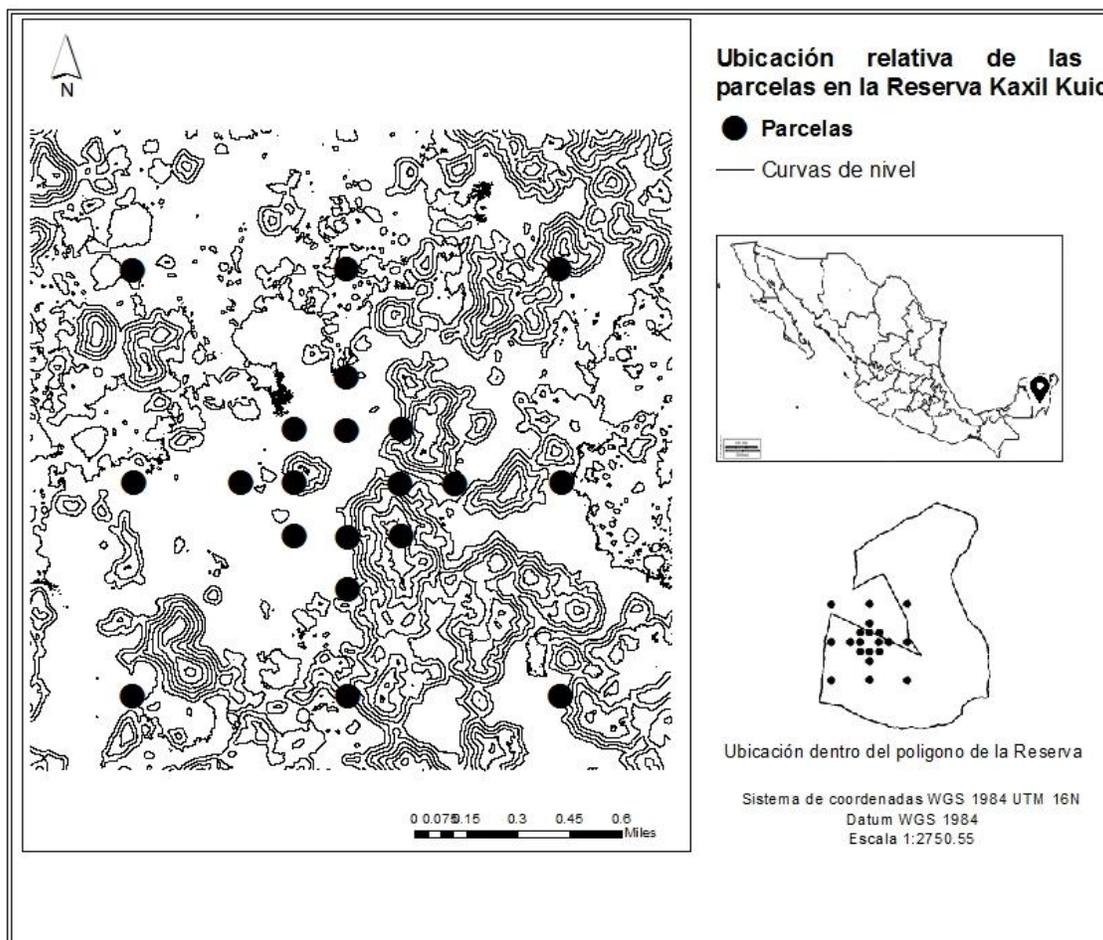


Figura 2.1. Área de estudio en la reserva biocultural Kaxil Kuic y localización de las parcelas de muestreo

Cada unidad de muestreo, esta subdividida en tres subparcelas concéntricas. La primera tiene dimensiones de 80m², y se cuantificaron todos los individuos de especies leñosas con diámetro mayor a 2.5 cm, a la Altura de Pecho (DAP= 1.30 m). La segunda de 400 m², en donde se midieron individuos con más 7.5 cm de DAP. Por último, la tercera parcela de 1000 m², donde se midieron individuos con DAP mayor a 20 cm. En cada parcela se identificó a nivel de especie cada individuo y se registró el diámetro, longitud total y altura total.

2.2.3 Estimación de la biomasa aérea y la riqueza de especies con los datos de campo

En los Bosques Tropicales Secos de México se han diseñado ecuaciones alométricas para cuantificar la biomasa aérea para las distintas formas de vida. En el caso de los árboles y arbustos, Cains *et al.*, (2003); Martínez-Yrizar *et al.*, (1992); y Urquiza-Haas *et al.*, (2007), han realizado distintas formulaciones con diversas especies. Chave *et al.*, (2005), desarrolló ecuaciones alométricas en los bosques secos de distintas partes del mundo, las cuales fueron validadas con métodos destructivos en los bosques secos de la península de Yucatán. La formulación matemática propuesta por Chave *et al.*, (2005), fue implementada en este trabajo de investigación; únicamente para los individuos con diámetros superiores a los 10 cm, debido a que está diseñada para individuos con 10-50 cm de DAP. Para los individuos menores de 10 cm, se utilizó la fórmula de Ramírez-Ramírez *et al.*, (2017) diseñada en una localidad cercana al área de estudio.

En cuanto a las estimaciones de biomasa aérea para lianas y palmas, se utilizaron las ecuaciones de Schnitzer *et al.*, (2006) y Frangi y Lugo (1985) respectivamente. **Cuadro 2.1**, se describen cada una de las ecuaciones alométricas empleadas en este trabajo, para las diferentes formas de vida

Forma de vida	Ecuación	Referencia
Árboles y arbustos >10 cm de DAP	$BA = \rho \cdot \exp(-0.667 + 1.784 \cdot \ln(DAP) + 0.207 \cdot (\ln(DAP))^2 - 0.0281 \cdot (\ln(DAP))^3)$	Chave (2005)
Árboles y arbustos < 10 cm de DAP	$BA = \text{EXP}(4.1392 + 0.99 \cdot \ln(DAP^{2 \cdot ht}) + 1.2268 \cdot \rho)$	Ramírez (2017)
Lianas	$BA = \text{EXP}(0.049 + 2.053) \cdot \ln(DAP)$	Schnitze <i>et al.</i> , (2006)

Palmas

$$BA = (-4.51) + (7.7 * ht)$$

Fragi y Lugo (1985)

Cuadro 2.1. Ecuaciones usadas para estimar la biomasa aérea de las parcelas. El DAP, es el diámetro a la altura de pecho; ht, es la altura del individuo, y ρ , es la densidad de la madera de la especie. Todas las ecuaciones están en unidades de Kg/m^2

Con el objeto de mejorar las estimaciones de la biomasa, se utilizó la densidad de la madera de las especies más abundantes, en la mayoría de los casos, esta variable fue obtenida bajo ensayos destructivos, llevados a cabo en zonas aledañas al área de estudio (Sanaphe *et al.*, 2017), y complementados por la base de datos mundial de densidad de madera (Tree functional Attributes and Ecological Database, 2017).

Es bueno comentar que, en campo solo se censaron los individuos siguiendo el patrón anidado de las parcelas. Para el caso de la parcela de 80 m^2 , se tomaron todos los individuos con $\text{DAP} > 2.5 \text{ cm}$. Seguido de eso, en la parcela concéntrica de 320 m^2 , se midieron todos los individuos con un $\text{DAP} > 7.5 \text{ cm}$ y $< 20 \text{ cm}$. Por último, dentro de la parcela de 600 m^2 , se tomó todos los individuos con un $\text{DAP} > 20 \text{ cm}$.

Finalmente, para evaluar el esfuerzo de muestreo en las estimaciones de biomasa aérea, se realizó una gráfica de reducción-estabilización de la variación en el valor medio de la biomasa, en función del número acumulado de muestras (parcelas). La gráfica fue construida haciendo uso del software R Core Team (2017), en este se puso a iterar los valores medios de biomasa aérea total de cada parcela, en función del número total de parcela, obteniendo una gráfica que permitiera evaluar el esfuerzo de muestreo.

En relación a la riqueza de especies, el censo se partió de identificar los individuos presentes en cada una de las subparcelas montadas, siguiendo la metodología anteriormente comentada. Para el caso de la evaluación del esfuerzo de muestreo en las estimaciones de la riqueza de especies, se utilizó una curva de rarefacción, la cual se construyó en el software EstimateS.

2.2.3 Metodología para el procesamiento de las imágenes satelitales

2.2.3.1 Preprocesamiento de las imágenes Landsat 8 OLI y RapidEye

Las escenas correspondientes a Landsat 8 OLI Image Assessment System se obtuvieron por medio de la plataforma digital establecida por el U.S Geological Services (USGS). La imagen utilizada fue capturada para mayo del 2015 (Path 20 Row 46), como un producto de nivel 1 (Level 1). Esta escena cubre aproximadamente 190 km de ancho y 180 km de alto. La plataforma Landsat, brinda imágenes que se encuentran corregidas de manera geométrica, atmosférica, y al tope de la atmosfera.

Con respecto a las imágenes RapidEye, estas fueron capturadas durante el mes de Mayo de 2012. La adquisición del producto fue realizada por parte de la Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (CONABIO). Esta imagen corresponde a un producto de tipo Ortho con nivel de procesamiento 3A, la cual se encuentra geoméricamente corregida y alineada a una proyección cartográfica.

La rectificación geométrica, atmosférica y radiométrica son unos de los aspectos más importantes en el preprocesamiento de imágenes satelitales. La imagen Landsat 8 OLI, se encuentra rectificada a nivel atmosférico y geométrico, proyectada a la cartografía de Universal Transverse Mercator (UTM), y orientado a un datum de WGS 1984, al igual que las RapidEye. Ambos productos fueron sometidos únicamente a correcciones radiométricas y atmosféricas, para obtener los valores de reflectancia del pixel. Las escenas fueron convertidas a radiancia bajo el módulo de MODTRAN, basado en el algoritmo de FLAASH, en ENVI 5.0 (ENVI 5.0, 2014)

Luego de conseguir que todas las imágenes estén adecuadas para el procesamiento, se recortaron para únicamente tener el área que corresponde a las parcelas monitoreadas. Posterior a esto, se separaron las bandas 2, 3, 4 y 5, para cada uno de los casos. Por último, se extrajeron todos los valores espectrales de los pixeles que se encuentran dentro de cada una de las parcelas, (1 valor en el caso de Landsat 8 OLI, y 48 valores por parcela para RapidEyes)

2.2.3.3 Calculo de índices de vegetación

El procesamiento digital de imágenes para obtener el Índice Normalizado de Vegetación Diferenciada (NDVI), consistió en la caracterización o diferenciación espectral de los

objetos observados en la imagen, específicamente en la banda 3, 4 y 5. Partiendo de la siguiente expresión algebraica: Tomado de Gallardo-Cruz *et al.*, (2012):

$$NDVI = \frac{\text{BandaIR} - \text{BandaRoja}}{\text{BandaIR} + \text{BandaRoja}}$$

El Índice de Vegetación Mejorado (EVI) es usado para analizarla actividad de la vegetación (Weier y Herring, 2000), además tiene mayor sensibilidad a las características estructurales del dosel. Para construir este índice es necesario incorporar los valores espectrales de la banda roja, infrarroja y azul, esta ultima la toman con el fin de hacer al índice más sensible a las influencias atmosféricas y la acumulación de aerosoles (Huete *et al.*, 2002). La construcción de estos índices se realizó con el software libre GRASS GIS 7.2.2 y la siguiente formula tomada de Huete *et al.*, (2002):

$$EVI = 2.5 \times \frac{(NIR - R)}{(NIR + C1 \times R - C2 \times B + L)}$$

Donde:

NIR= reflectancia en la banda del infrarrojo cercano

R= reflectancia en la banda del rojo

B=reflectividad en la banda azul

L= 1; C1=6; C2=7.5: coeficientes adoptados en el algoritmo

2.5 es el *grain factor*

Una vez calculados estos índices fueron extraídos sus valores en cada uno de las parcelas de muestreo.

2.2.3.4 Análisis de textura de las imágenes

La textura de las imágenes, que contiene las variaciones de tonalidades en una ventana, se calculó en 4 direcciones (0, 45, 90,135 grados) para evaluar el panorama general de los valores espectrales vecinos (Viedma *et al.*, 2012). En cada una de las bandas y para los índices de vegetación. Para el caso de la imagen Landsat 8 OLI, se utilizaron ventanas en movimiento de 3x3 y 5x5. Para la imagen RapidEye se cubrió el área en promedio de las dimensiones de la parcela con un tamaño de ventanas de 5x5 y 7x7 pixeles.

Posteriormente se calculó la media y la desviación estándar, de cada una de las métricas de texturas: la entropía, variancia, correlación, el contraste, disimilitud, media, y el

segundo momento angular, de cada una de las bandas espectrales e índices de vegetación. La extracción de la información espectral y espacial se hizo por medio del software Arcgis 10.1.5, utilizando un *bach* (bach, operaciones por lotes) para sacar los estadísticos de cada una de las métricas, en cada banda.

2.2.4 Procesamiento de las VHR

La metodología que se utilizó para extraer la información espectral y espacial de las imágenes de alta resolución, está representada en el diagrama de flujo siguiente (Figura2.2).

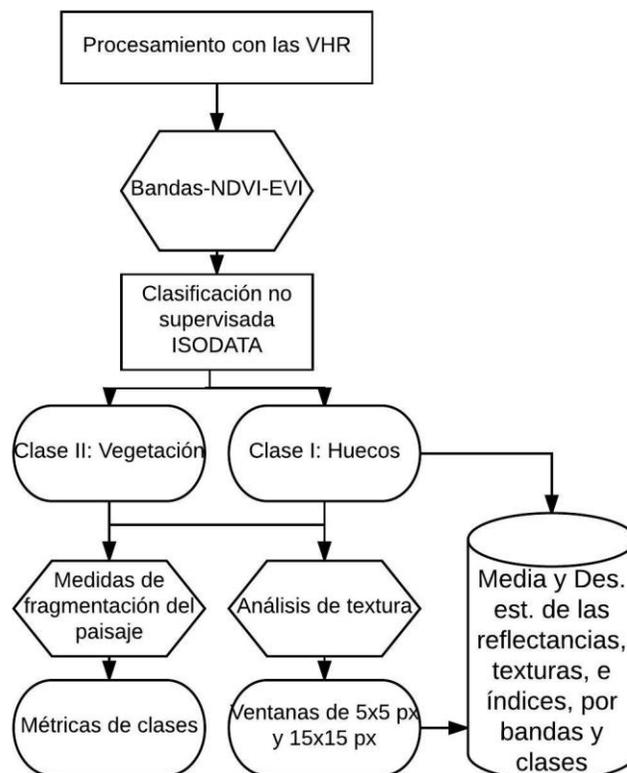


Figura2.2 Diagrama de flujo del procesamiento de las imágenes de VHR.

El procesamiento inicial consiste en implementar una clasificación no supervisada de tipo ISODATA para obtener 10 coberturas de clase. En esta clasificación se utilizaron todas

las bandas de las imágenes de muy alta resolución. Posteriormente, se realizó una reclasificación, la cual consistió en crear mascarar en donde se delimitarán las áreas que pertenecen al bosque, o vegetación densa (clase de vegetación), y fragmentos en donde se observan aperturas del dosel (tonalidades oscuras), catalogadas como clase de huecos. Finalmente, se extrajeron los valores de reflectancia medios, y desviación estándar de los píxeles, en cada una de las parcelas y para cada una de las clases (vegetación y huecos).

A la par de este proceso, se realizó el análisis de textura para cada una de las parcelas, creando ventanas en movimiento de 5x5 píxeles (1 m²), y 15x15 píxeles (5 m² aproximadamente). Esto se realizó con el fin de evaluar la textura dentro de los parches de vegetación y entre las clases de vegetación y huecos. Por último, se extrajeron todas las métricas de textura en cada una de las parcelas, y en cada clase, obteniendo los valores medios y desviación estándar por parcela.

Utilizando como base la clasificación no supervisada se cuantificó la estructura del paisaje por medio de métricas de fragmentación del paisaje de las clases de vegetación y huecos (**ver Figura 2.2**). Las métricas de estructura del paisaje se obtuvieron en cada una de las 20 parcelas. Esto se hizo con la finalidad de determinar si las métricas de clases, pueden aportar información en relación con la configuración de la vegetación y los huecos en las parcelas, y correlacionar esto, con la riqueza de especies y la biomasa aérea.

Para el cálculo de estas métricas se utilizó el software Fragstats, desarrollado por McGarigal (2013), se obtuvieron 9 índices que han sido probados anteriormente por Hernández-Stefanoni *et al.*, (2001) y Miranda *et al.*, (2014), que son los que mejor se asocian con la biomasa aérea y la riqueza de especies.

Las métricas consideradas para este trabajo buscan expresar diferencias en el grado de fragmentación de las clases de vegetación. Las métricas calculadas fueron:

1. Porcentaje de tierra (PLAND), explica el tipo de cobertura en particular de un área determinada. Se expresa en unidades porcentuales.
2. Densidad de fragmento: expresa el número de fragmentos que hay en un área definida, en particular para cada una de las clases. De esta manera es más fácil comparar entre fragmentos de diferentes tamaños.
3. Densidad de borde (ED): estandariza el borde como unidad de área, para facilitar las comparaciones entre fragmentos.

4. Índice de forma (SHAPE): mide la complejidad de la forma del fragmento, comparándola con un cuadrado. Si SHAPE= 1, tiene forma regular >1, es más irregular.
5. Índice de proximidad (PROX): mide el grado de aislamiento de los fragmentos arrojados en la clasificación no supervisada, y la fragmentación de cada clase con sus vecinos de la misma clase.
6. Índice de similitud (SIMI): cuantifica el contexto espacial de un fragmento con relación a sus vecinos de la misma clase o similar, dentro de un radio definido.
7. Distancia Euclidiana al vecino más cercano: se define como la distancia más corta en línea recta, entre el parche focal y su vecino más cercano de igual categoría. En este caso, se puede definir como la distancia más corta entre fragmentos de la misma clase. Si este valor tiende a 0, se estaría expresando mayor cercanía entre los fragmentos.

Para incorporar las métricas de paisaje a los modelos de estimación de biomasa aérea y riqueza de especies, es necesario establecer una serie de supuestos relacionados con la estructura del paisaje en la comunidad. Estos supuestos parten de la construcción de matrices en donde se contemplan información obtenida en campo, para estimar el área basal, y el índice de Jaccard. Ambas variables ecológicas se construyeron tomando como base la información correspondiente a las parcelas de edades sucesionales avanzadas (>50 años), y de edades tempranas (<10 años), con el fin de utilizar estos valores como aproximación a las imágenes clasificadas. Mediante la clasificación espectral, se creó el supuesto que, la clase de huecos, tiene valores espectrales similares a las que tiene la vegetación en edad temprana. De igual manera, la clase de vegetación, guardará relación con la vegetación de edad avanzada. Este vínculo se tomó como punto de partida para construir las matrices de similitud y contraste en Fragstats (Mac Garigal, 2000), y obtener las métricas de clases, comentadas anteriormente. Esta metodología es similar a la ensayada por Hernández-Stefanoni *et al.*, (2005).

2.3 Análisis estadísticos

Para estimar la riqueza de especies y la biomasa área a partir de la información de las imágenes, se utilizaron modelos de regresión lineal para cada una de las resoluciones espaciales estudiadas. Las variables independientes fueron los valores espectrales de cada una de las bandas, los índices de vegetación, y las métricas texturales para cada

banda. Estas se obtuvieron para cada uno de los casos, con la resolución de 30 m (Landsat 8 OLI), RapidEye (5x5 px), y VHR (5x5 px, 15x15 px). El número de total de variables incluidas fueron: 42 para el modelo de Landsat 8 OLI, 98 con RapidEye, y 330 para las VHRs. Una de las desventajas que tienen las imágenes ópticas es que, los valores espectrales de estas sufren de alta colinealidad (Marcotonio, *et al.*, 2017), generando problemas cuando se realizan análisis estadísticos. Es por esto que se utilizó un método de selección de variables, llamado *regsubsets regression*. La función *regsubsets* busca exhaustivamente el grupo de variables que predican mejor a y (en este caso la biomasa aérea y riqueza de especies), con respecto a x en una regresión lineal, usando el algoritmo de ramificación y poda, o ramificación y acotación (*Branch and Bound Algorithms*, en inglés) (Lumley, 2017). Este algoritmo funciona de manera similar a un árbol de decisión, en donde se evalúan las variables en cada nodo de manera iterativa, y crea nuevos árboles, minimizando la multicolinealidad entre las variables seleccionadas al final. Esta función se ejecutó en el software R Core Team (2017), usando la librería *leaps* (Lumley, 2017).

En este caso en particular, en el proceso de selección, el algoritmo construyó diferentes modelos, donde se incluían desde una variable, hasta cinco (el número de variables a incluir es decisión del usuario). El algoritmo arroja los mejores modelos, según la estructura de decisión construida. Sin embargo, este no evalúa la calidad del modelo, por esto se utilizó para cada modelo candidato, y cada resolución espacial, el Criterio de Información de Akaike (AIC).

El Criterio de Información de Akaike (AIC), combina la teoría de máxima verosimilitud, información teórica y la entropía de información. Este criterio tiene en cuenta los cambios en la bondad de ajuste y las diferencias en el número de parámetros entre modelos. Los mejores modelos son aquellos que presenta menor valor de AIC (Motulsky y Christopoulos, 2003). Posterior a esta selección, se evaluó la multicolinealidad de las variables independientes incorporadas (Ver **anexo II**), utilizando el Valor de Inflación de Varianza (VIF), este es usado para detectar la colinealidad de los predictores, en un modelo de regresión (Murray *et al.*, 2012).

Después de seleccionar los modelos, se evaluaron los supuestos estadísticos, para las variables independientes y dependientes. En el caso de las variables dependientes, la biomasa aérea fue transformada usando la raíz cuadrada (y) (siendo y , la biomasa). La

transformación fue necesaria para cumplir con el supuesto de linealidad, y normalidad (Kutner, 2004).

Posteriormente, se probó la autocorrelación espacial, este es considerado como un procedimiento intrínsecamente geográfico. La autocorrelación espacial permite evaluar la independencia en el espacio de los datos (Legendre y Legendre, 2012). Para este análisis se hizo uso del índice de Moran (probados en RStudio Core Team (2017), usando la librería *ape* (Paradis *et al.*, 2017) y los semivariogramas experimentales en el software *gs+* (Robertson, 2008). Por medio del índice de Moran y los semivariogramas fue probada la hipótesis de autocorrelación de los residuales de los modelos en el espacio. En todos los casos no existió autocorrelación de los datos en el espacio, es decir los residuales de los 4 modelos son independientes (**ver anexo III**).

Por último, para evaluar la precisión de la predicción de los modelos, se realizó una validación cruzada. La validación cruzada hace uso de distintos subconjuntos de los datos disponibles para realizar el entrenamiento del modelo. Posteriormente evalúa de manera iterativa cada uno de los datos del set, y con esto se evalúa la calidad de la predicción, por medio de los errores obtenidos. Sin embargo, se hace necesario medir el error de cada uno de los modelos desarrollados, para esto se usó la Raíz Cuadrada del Error Medio Cuadrático (RMSE, por sus siglas en inglés)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(O_i - P_i)^2}{n}}$$

En donde P_i , son los valores estimados y O_i , se refiere a los valores predichos.

El procesamiento estadístico fue realizado en el software libre RStudio Core Team 2.4.1 (2017), tomando como valor de $p > 0.05$ de significancia.

(2.4.1).

CAPITULO III

3 RESULTADOS

3.1 Riqueza de especies y biomasa en el área de estudio

Se registraron un total de 2207 individuos vivos, la familia más representativa la Fabaceae con 27 especies presentes, seguido por Rubiaceae y Bignoniaceae. Las especies más abundantes fueron: *Bursera simaruba* (L.) Sarg con 253 individuos, *Thouinia paucidentata* Radlk con 154, seguido por *Lysiloma latisiliquum* (L.) Beth con 151 individuos, y *Lonchocarpus xuul* Lundell con 110 individuos.

El valor promedio de biomasa aérea viva para árboles, arbustos, lianas y palmas en las 20 parcelas estudiadas fue de 144.43 Ton ha⁻¹, con una desviación estándar de 37.41. Para el caso de las palmas, se reporta una media de biomasa aérea de 15.97 Ton ha⁻¹, y una desviación estándar de 16.68. Con respecto a las lianas se tiene un promedio de 1.33 Ton ha⁻¹, y 1.42 de desviación. En relación al carbono calculado por estimaciones promedio de biomasa aérea viva, y usando el factor de carbono de 0.47, se obtuvo que para Kaxil Kiuc el promedio de carbono almacenado es de 67.88 Ton ha⁻¹.

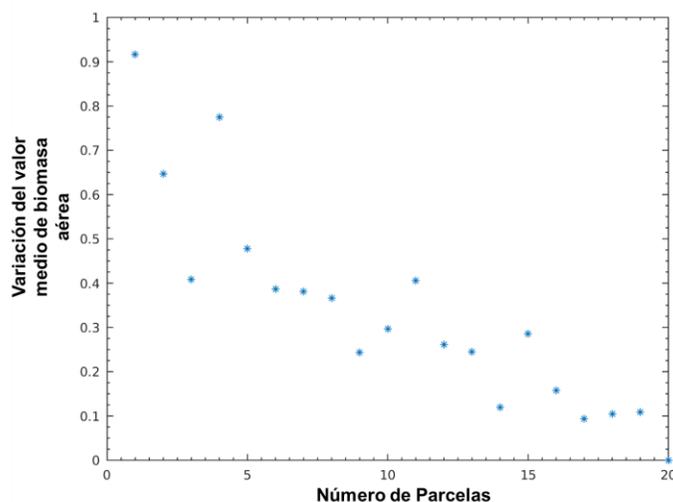


Figura3.1 Grafica de reducción-estabilización de la variación en el valor medio de la biomasa aérea.

Por otro lado, al evaluar el esfuerzo de muestreo usando la gráfica de la **Figura3.1** se muestra que, al alcanzar las 18 parcelas, la variación de los valores medios de biomasa

aérea se estabiliza. Lo que nos permite inferir que con este número de parcelas (20), se puede obtener una buena estimación del promedio de biomasa aérea por parcela, en la comunidad en estudio.

En relación a la riqueza de especies se contabilizó un número promedio de especies por parcela de 24, con una desviación estándar de 4.92, con un total de 110 especies en las 20 parcelas muestreadas. La evaluación del esfuerzo de muestreo para esta variable, se hizo por medio de una curva de rarefacción (**figura 3.2**). Gracias a esta se determinó que el número de parcelas con las que se cuenta en este estudio, es suficiente para estimar la riqueza de especies de toda la comunidad.

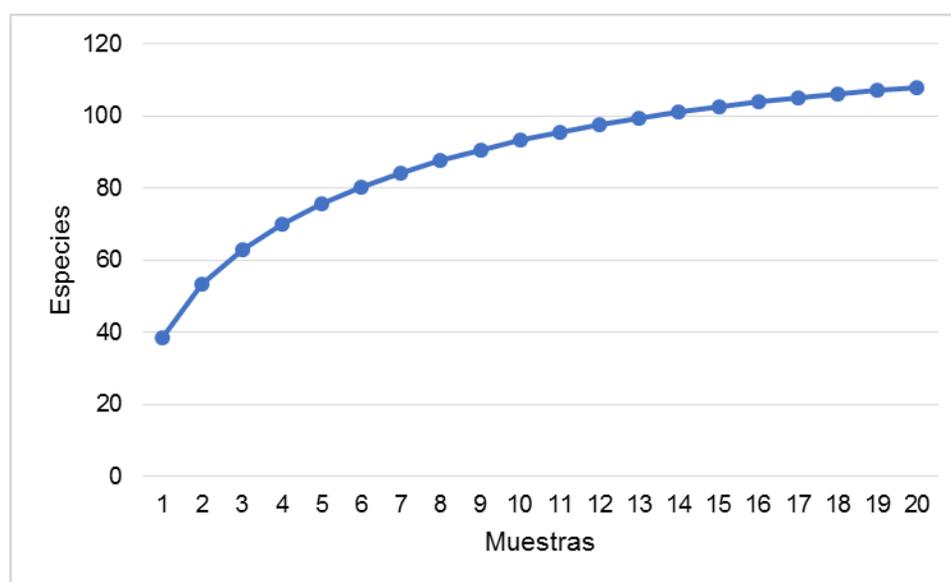


Figura 3.2. Curva de rarefacción por muestra, para las 20 parcelas muestreadas en la el área de estudio.

Además, se puede inferir de manera empírica que, a las 20 parcelas (**figura3.2**), la curva empieza a tener un comportamiento asintótico con respecto al eje de las y.

3.2. Selección de los mejores modelos para estimar la riqueza de especies y la biomasa a partir de imágenes de satélite, usando diferentes resoluciones espaciales

Usando el método de *regsubset regression*, se obtuvieron 5 modelos candidatos, para cada una de las variables dependientes (riqueza de especies y biomasa aérea) y los 3 grupos de variables independientes (cada grupo corresponde a las métricas obtenidas con las diferentes resoluciones espaciales). En el **Cuadro 3.1**, se muestran los modelos candidatos, que contribuyen a explicar un porcentaje de la variación de las variables dependientes, con respecto a las variables independientes. En el mismo cuadro y en negrillas de puede observar cual es el mejor modelo de cada tamaño de resolución, basándose en el menor valor de AIC.

Para la riqueza de especies, usando como variables independientes las métricas obtenidas con la imagen de RapidEye (5x5), el mejor modelo tiene 4 variables, con un AIC de 99.369. Mientras que, para la biomasa aérea, se seleccionaron 4 variables independientes con un AIC de 67.876. Cuando se utilizaron como variables independientes las métricas de Landsat 8 OLI, los mejores modelos tuvieron 4 variables en ambos casos, es decir para la riqueza de especies y la biomasa aérea (**Cuadro 3.1**).

Cuadro 3.1 Modelos candidatos resultantes de la selección de *regsubset*, para cada uno de los casos

Modelos de regresión lineal			
	Variable explicada	Modelos construidos	AIC
Landsat 8 OLI	Riqueza de especies	1-. Correlación banda 3	122.17
		2-. Banda 5+ Media del NDVI	119.48
		3-. Banda 5+ Media del NDVI+Segundo mom ang banda 2	115.08
		4-. Banda 5+ Homogeneidad banda 5+ Homogeneidad del NDVI	122.92
		5-. Banda 5+ Media del NDVI+ Homogeneidad banda 5+Homogeneidad NDVI	103.33*

	Biomasa aérea	1-. Media banda 4	69.678
		2-. Varianza banda 2+ Contraste banda 4	64.988
		3-. Varianza banda 2+ Correlación banda 2+ Contraste banda 4	45.161
		4-. Varianza banda 2+ Correlación banda 2+ Media banda 4+ Contraste banda 4	59.14
		5-. Varianza banda 2+ Media banda 4+ Contraste banda 4+ Según. Mom. Ang banda 5	39.215*
RapidEye	Riqueza de especies	1-. Correlación banda 5	125.3
		2-. Desv.Banda 2 + NDVI	117.5
		3-. Desv.Banda 2 + Desv. Media banda 5 + NDVI	103.49
		4-. Banda 4 + Desv. Banda 4+ Desv. NDVI + Desv. Media banda 5	99.369*
		5-. Banda 4+ Desv. Banda 4+ Media banda 5+ Desv. Media banda 5+ Desv. NDVI	113.56
	Biomasa aérea	1-. Desv. Banda 4	69.68
		2-. Banda 2 + Banda 3	64.4
		3-. Banda 2 + Banda 3 + Desv. Banda 4	53.76
		4-. Banda 2 + Banda 3+ Desv.banda 4 + Desv. Varianza banda 5	42.025
		5-. Banda 4+ Desv. Banda 4+ Desv. Disimilitud NDVI	67.876*
VHR	Riqueza de especies	1-. Media Segundo mom. Angular banda 1	408.5
		2.- Desv. Est contraste NDVI + Media entropía banda 3 (Cl. Vegetación)	98.322
		3.- Desv. Est contraste NDVI + Media de la Distancia Euclideana + Media NDVI a 5 m (Cl. Vegetación)	103.34
		4.- Contraste Desv. Est. NDVI + Media entropía banda 3-Vegetación + Desv. Est. Variación banda 3 (Txt. 5 m) + Media NDVI banda 3 - Vegetación (Text. 5 m)	95.316*
		5.- Media Banda 3 (hueco)+Desv. Est contraste NDVI+ Des. Est entropía banda 2 (vegetación)+ Media de la distancia euclideana en vegetación	110.4
	Biomasa aérea	1.- Media correlación banda 1	64.8

2.- Media correlación banda 1+ media contraste banda 1	58.09
3.- Media media banda 3+ media contraste banda 3 (Text. 5 m)	58.77
4.- Media de la correlación banda 2 (Text. 1 m, Hueco)+ Media del contraste banda 3 (Text. 5 m, Hueco)+ Des. Est. media banda 3 (Text. 5 m)+ Media NDVI (Text. 5 m, Hueco)	35.45*

Los modelos en negrita, y marcados con un (*) son los que muestran mejor AIC. ($p < 0.05$)

En el caso de las imágenes de muy alta resolución, el mejor modelo tiene 4 variables, en ambos casos. (**Cuadro 3.1**)

La selección de los mejores modelos no solo considero los valores de Akaike, si no se incluyó el Valor de Inflación de la Varianza (VIF), con la finalidad de evitar problemas de multicolinealidad (**ver anexo II**).

3.3 Comparación de los modelos para estimar la riqueza de especies y la biomasa aérea a partir de imágenes de satélite, con diferentes resoluciones espaciales

3.3.1 Evaluación de los modelos utilizando regresión lineal

Al comparar los diferentes modelos de riqueza de especies, con cada una de las imágenes con diferente resolución espacial, se puede apreciar no solo una alta asociación entre las variables independientes y la riqueza de especies, sino que la proporción de explicación de los modelos, aumenta conforme incrementa la resolución espacial. Los R^2 incrementan de 0.72 a 0.73 y 0.83 ($p < 0.01$) para las imágenes de 30m, 5m y 18cm de resolución espacial respectivamente (**cuadro 3.2**).

Cuadro 3.2. Resumen de los modelos de regresión para la riqueza de especies y las variables explicativas seleccionadas en cada modelo. Para cada una de las resoluciones espaciales utilizadas.

Imagen	Var. Explicativas	β -Estimado	β -Estandarizado	R ² modelo
Landsat 8 OLI	(Intercept)	-23.539.		0.71
	Banda 5	0.008***	1.697	
	Media de NDVI	-1.950***	-1.547	
	Homogeneidad de la banda 5	64.776***	1.054	
	Homogeneidad del NDVI	-46.374**	-0.823	
RapidEye	(Intercept)	98.34704***		0.73
	Banda 4	-0.016***	-0.741	
	Desv. Banda4	-0.064**	-0.734	
	Desv. Est. Media banda 5	-58.228***	-1.096	
	Desv. NDVI	865.229***	1.369	
Muy alta resolución (VHR)	(Intercept)	50.301***		0.83
	Contraste Desv. Est. NDVI	-0.158***	-0.692	
	Media entropía banda 3-Vegetación	-0.895.	-0.622	
	Desv. Est. Variación banda 3- Hueco)	0.051*	-0.041	
	Media NDVI - Vegetación Hueco	-0.415*	-0.041	

Códigos de significancia, 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 '.' 1 ($p < 0.05$)

La precisión de las predicciones de los diferentes modelos, según la validación cruzada, muestra un incremento sustancial conforme aumenta la resolución espacial, específicamente en el caso de las imágenes de muy alta resolución, se tienen valores de $R^2 = 0.65$, mientras que con las imágenes Landsat 8 OLI, se tuvo 0.53, y con RapidEye fue de 0.5 (**Figura3.2**). Los valores de RMSE muestran una tendencia similar, aunque con patrón opuesto, es decir son más bajos para las imágenes de muy alta resolución con un valor de 3 especies, comparado con las otras resoluciones que tienen valores similares de 3.5. (**Figura3.2**). La línea azul de las figuras se refiere a la recta que se tendría si el porcentaje de variación del modelo predictivo fuese perfecto. La comparación de estas dos líneas (azul y negra), permitió determinar que la recta de regresión del modelo de

VHR, es la más similar al modelo predictivo ideal seguido por Landsat 8 OLI, y por último RapidEye.

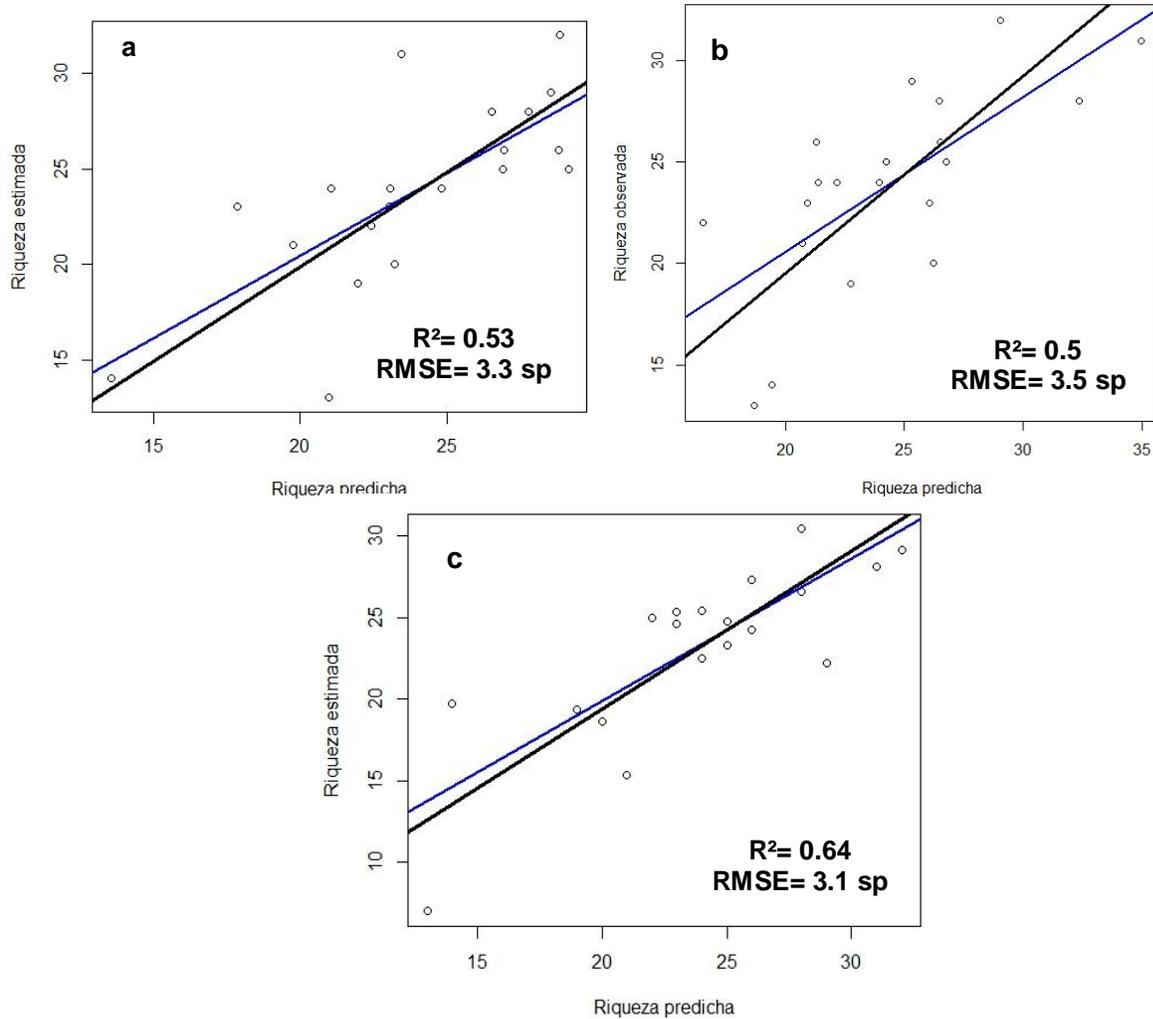


Figura 3.2 Validación cruzada de los modelos de riqueza de especies: a. Landsat 8 OLI, b. RapidEye, c. VHR. La línea azul muestra una recta de regresión lineal perfecta entre los valores observados y predichos de la riqueza de especies.

En relación a la biomasa aérea, se observó que existe un comportamiento similar al observado con la riqueza de especies. Por medio de la bondad de ajuste de los modelos, se pudo determinar que las imágenes de muy alta resolución (VHR), tienen un mejor

ajuste ($R^2=0.92$), en el modelo que tienen como variable dependiente la biomasa aérea comparadas con Landsat 8 OLI ($R^2=0.62$), y RapidEye, con $R^2=0.51$ ($p<0.05$) (**cuadro 3.3**).

Plataforma satelital	Var. Explicativas	β - Estimado	β - Estandarizado	R^2 modelo
Landsat 8 OLI	(Intercept)	2.3103		0.623
	Varianza banda 2	-3.554***	-1.257	
	Contraste banda 4	4.453***	1.637	
	Seg. Mom. Angular banda 5	52.237*	0.319	
RapidEye	(Intercept)	28.882**		0.518
	Banda 4	-0.0024	-0.352	
	Desv. Banda 4	-0.019**	-0.743	
	Desv. Varianza banda 5	-13.71362	-0.152	
	Desv. Disimilitud NDVI	-9.05069 .	-0.374	
Muy alta resolución (VHR)	(Intercept)	12.370***		0.91
	Media de la correlación banda 2 (Text. 1 m, vegetación)	0.537***	0.7571	
	Media de la disimilitud de la banda 3 (Text. 5 m, Hueco)	-0.016***	-1.209	
	Des. Est. media banda 3 (Text. 5 m)	0.169**	0.412	
	Media NDVI (Text. 5 m, Hueco)	-0.028***	-0.672	

Códigos de significancia, 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 '.' 1 ($p<0.05$)

Cuadro 3.3. Resumen de los modelos de regresión, para el caso de la biomasa aérea y las variables explicativas, asociadas a cada una de las imágenes utilizadas

Este comportamiento es similar al que se observa con la validación cruzada de los modelos. En la **Figura 3.3**, se nota que aumenta el poder predictivo del modelo, cuando se tiene un menor tamaño del pixel, con excepción de RapidEye. En relación al RMSE, el

comportamiento es similar, el menor RMSE corresponde a las imágenes de muy alta resolución (**Figura 3.3 (c)**), seguido por Landsat 8 OLI (**Figura3.3 (a)**), y por último RapidEye (**Figura3.3 (b)**). La comparación de estas dos líneas (azul y negra), permitió determinar que la recta de regresión del modelo de VHR, es la más similar al modelo predictivo perfecto, es decir la relación ideal de ambas variables (dependientes e independientes). El modelo obtenido con la imagen Landsat 8 OLI, muestra mayor variación (en cuanto a la comparación de las líneas), y por último el RapidEye, lo cual sugiere menor similitud con el modelo predictivo perfecto.

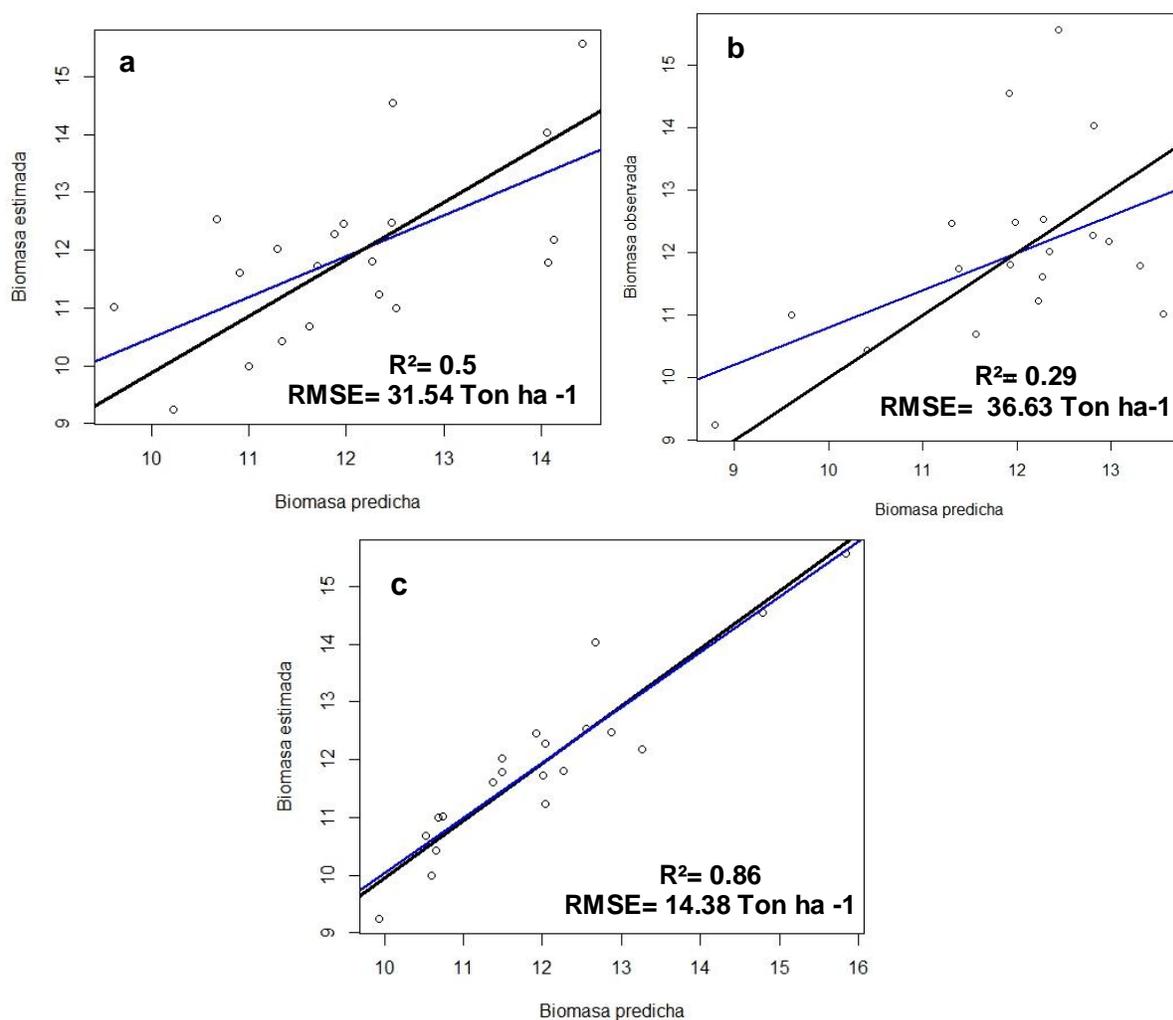


Figura3.3 Validación cruzada de los modelos para la biomasa aérea. **a.** Landsat 8 OLI, **b.** RapidEye, **c.** VHR. La línea azul es la recta de regresión lineal perfecta entre los valores observados y predichos de la riqueza de especies.

2.3 Variables de las imágenes asociadas con la riqueza de especies

Los modelos de regresión resultantes de las relaciones entre la de riqueza de especies y las variables explicativas se muestran en el **Cuadro 3.2**. En este cuadro, el valor de β estandarizado, está relacionado con la importancia que tiene dicha variable en la estimación de la variable dependiente.

Específicamente, en relación a la imagen Landsat 8 OLI, y la riqueza de especies, se observó una mayor asociación de la riqueza con los valores de reflectancia de la banda 5, la homogeneidad de esta misma banda, y la media del NDVI. Específicamente, la reflectancia de la banda 5, y la homogeneidad de esta misma, se asocian de manera positiva con riqueza de especies (β estandarizado con signo positivo en el modelo), contribuyendo a la explicación de esta variable. (**Cuadro 3.2**), caso contrario a lo que se observa con la media del NDVI, que guarda una relación negativa con la variable dependiente.

En el caso de las imágenes RapidEye, la riqueza de especies se relaciona de manera negativa con la reflectancia de la banda 4, y las desviaciones estándar de las bandas 4 y 5. Por el contrario tiene una asociación positiva con la desviación estándar del NDVI. No obstante, esta última, es la variable más importante para explicar la riqueza de especies (β estandarizado= 1.369). Lo anterior indica que la riqueza de especies incrementa a medida que incrementa la variabilidad en el NDVI.

Con respecto a las imágenes de muy alta resolución, las métricas de textura asociadas a la heterogeneidad espectral, y al NDVI, muestran mayor relación con la riqueza de especies (**Cuadro 3.2**). Los coeficientes estandarizados de cada una de las variables, expresan relaciones negativas. Conviene subrayar que, la desviación estándar del contraste del NDVI, y la media de la disimilitud en la banda 3 (clase de vegetación), son las que muestran mayor contribución al modelo de predicción de la riqueza de especies (**Cuadro 3.2**). Dada la asociación negativa de estas variables con el modelo, se puede

inferir que, a una mayor homogeneidad de la imagen, existe una mayor riqueza de especies.

3.4 Variables asociadas con la estimación de la biomasa aérea

Se observó que existe una estrecha relación entre las estimaciones de la biomasa aérea y las métricas de texturas de las diferentes imágenes utilizadas. Específicamente, Landsat 8 OLI, muestra una importante contribución de la métrica de contraste de la banda roja con la biomasa aérea (β estandarizado de 1.637), esto indica que, a mayor contraste de la banda 4 (o variación en los valores espectrales de los píxeles de la banda 4), mayor es la biomasa aérea acumulada (**Cuadro 3.3**).

Por otra parte, los modelos generados a partir de las imágenes del satélite RapidEye, muestran asociación negativa entre la biomasa aérea, la reflectancia de la banda 4 y la desviación estándar de esta misma (**Cuadro 3.3**). Esto quiere decir que a medida que disminuye la desviación estándar de la banda 4, y la reflectancia de esta misma banda, mayor será la cantidad de la biomasa aérea.

Por otro lado, con las imágenes de muy alta resolución (VHR), las variables que tienen un mayor aporte en el modelo de predicción de biomasa aérea son la media de la correlación de la banda 2 (Text. 1 m, vegetación), y la media de la disimilitud de la banda 3 (Text. 5 m, Hueco), según los valores de los β -estandarizados. Estas relaciones indican que a mayor homogeneidad (media de la correlación de la banda 2, y media de la disimilitud de la banda 3), mayor es la biomasa aérea. Por otro lado, la media del NDVI (-0.672) y la media del contraste de la banda roja, en la clase de huecos (**Cuadro 3.2**) expresan que mientras más homogénea sean las respuestas de estas variables, mayor será cantidad de biomasa aérea.

En líneas generales se observa que, la biomasa aérea muestra una relación bastante fuerte con las métricas de textura que expresan heterogeneidad, pero las asociaciones entre estas, con las variables dependientes son negativas (en el caso de Landsat 8 OLI, y RapidEye).

CAPITULO IV

3. DISCUSIÓN

En este estudio se encontró que la biomasa aérea promedio acumulada es de 144.4 Ton ha⁻¹. Ramírez (2015) realizó estimaciones de biomasa aérea y carbono en un BTS en la península, y específicamente en la categoría de edad sucesional >25 años, el valor obtenido promedio fue de 135.2 ton ha⁻¹. Las estimaciones reportadas por Ramírez (2015), y en este trabajo son muy similares. Las diferencias posiblemente radican en que las ecuaciones alométricas empleadas en ambos casos son diferentes.

En relación a la riqueza de especies en esta comunidad, la curva de rarefacción nos permitió inferir que el tamaño de la muestra fue suficiente para caracterizar la riqueza de especies para el área de estudio. Es decir, incrementar el área muestreada, solo acarrearía mayor esfuerzo de muestreo, y no se observarían cambios significativos en el número de especies encontradas.

4.1 Comparación de las estimaciones de la riqueza de especies y la biomasa aérea en relación con la resolución espacial

En este estudio se observó una mayor precisión en la estimación de la riqueza de especies y de la biomasa cuando se utilizaron imágenes de muy alta resolución. Los coeficientes reportados (R^2) en la validación cruzada de los modelos, van en un rango de 0.64 y 0.86 (muy alta resolución), en comparación con las otras imágenes, que van de 0.21 a 0.53 (RapidEye, y Landsat 8 OLI, respectivamente).

El resultado anterior apoya la primera hipótesis propuesta en este estudio: a mayor resolución espacial, se obtendrá mayor precisión en la estimación de la riqueza de especies (Nagendra *et al.*, 2010).

Sin embargo, se debe comentar que la mayor precisión en la estimación de la riqueza de especies y la biomasa aérea usando imágenes de muy alta resolución se debe a que las características de la vegetación, tales como la estructura de las copas, la altura de los árboles, y el espaciamiento entre ellos, se manifiestan como variaciones en la brillantez y como sombras de las copas de los árboles en la imagen. Estas imágenes permitieron acercarnos a la heterogeneidad estructural de los individuos, y por tanto describir patrones espaciales de las categorías estructurales de cada uno, facilitando con esto la

estimación de biomasa aérea. Por otro lado, diferencias en las respuestas espectrales de una comunidad, guarda relación con diferentes especies. Tal como se argumentó en la hipótesis uno, la estructura de la vegetación, es usada como un indicador de la riqueza de especies de una comunidad (Dupuy *et al.*, 2012).

Sin embargo, para poder identificar la complejidad de la estructura de la vegetación es necesario realizar un procesamiento detallado de la imagen. En este estudio se hizo una clasificación no supervisada que generó dos clases espectrales la de vegetación y la de huecos, además se ejecutó un análisis de textura a diferentes escalas (dentro de clases y entre las clases). Lo anterior permitió llevar a cabo una discriminación más acertada de los atributos de la comunidad vegetal.

Por medio de la clasificación se logró determinar las áreas, o parches que realmente pertenecían a huecos, y las que correspondían a vegetación de porte bajo, esto favoreció la precisión de las estimaciones de ambas variables (riqueza de especies y biomasa aérea). Por otro lado, gracias al procesamiento realizado, se logró disminuir el efecto de borde de sombra que originan los individuos más cercanos al árbol, o sus propias ramas más altas (Roth *et al.*, 2015).

En el caso de la Landsat 8 OLI, y RapidEye, no se realizó una clasificación, debido a que el número de píxeles que componen una parcela es muy bajo, y no se observa una segmentación discriminante entre árboles, y hueco.

La resolución espacial o tamaño del píxel ejerció mucha influencia en la precisión de las estimaciones de la riqueza de especies y la biomasa. Pasher y King (2010) comentan que imágenes con píxeles de 1 m o de mayor resolución, son más informativas, es decir poseen mayor información espectral y espacial de los individuos. Sin embargo, otros autores han encontrado que, usando tamaños de píxel muy pequeños, las estimaciones de atributos asociados a la vegetación pueden ser muy parecidas a las obtenidas con satélites de resolución media, como SPOT-5 (Pasher y King, 2010). Lo comentado anteriormente, nos permite aseverar que los estudios ecológicos a través de sensores remotos son dependientes del tamaño del píxel, así lo han afirmado los resultados de muchos estudios realizados por Rochinni *et al.*, (2014). Autores como Dungan *et al.*, (2002) comentan que los procesos ecológicos pueden ser evidenciados a determinada resolución espacial, y que muchos de estos procesos para poder ser observados, requiere un tamaño de píxel pequeño. Rocchini *et al.*, (2015) por su parte asegura que, las

imágenes de muy alta resolución tienen mayor poder predictivo en las estimaciones de la riqueza de especies.

Las VHR arrojaron estimaciones más precisas de la riqueza de especies a escala local, en comparación con otras imágenes (RapidEye y Landsat 8 OLI), gracias a que las métricas de textura obtenidas con las VHR guardan asociación con los atributos estructurales de la vegetación, como la altura, y la cobertura de las copas. Por medio de las VHR, se logró inferir acerca de las diferencias entre las alturas de los árboles y el área basal de los individuos dentro de las parcelas. Según Dupuy *et al.*, (2012), una comunidad vegetal en donde se observa mayor variación y complejidad en la estructura vertical de los individuos, existe mayor riqueza de especies.

Por otro lado, la existencia de aperturas en el dosel permite que existan diferentes condiciones ambientales, y que las plantas que se desarrollen en la clase de huecos, sean distintas a las que se encuentran en los parches de vegetación, lo que causa un aumento en la riqueza de especies. Es importante comentar, que para poder realizar una clasificación espectral en donde se diferencie las áreas de hueco y vegetación, a un alto nivel de detalle, se requiere imágenes de muy alta resolución.

Para el caso de las estimaciones de biomasa aérea, se observó un comportamiento similar al encontrado en las estimaciones de la riqueza de especies. Las VHR, sirvieron como una aproximación a la estructura de los individuos (altura, y área basal), lo que permitió estimar la biomasa aérea de una comunidad, de manera más precisa que con las imágenes de menor resolución espacial. Específicamente, han encontrado una relación positiva entre la complejidad de la estructura, y la edad sucesional (>25 años), con una mayor concentración de biomasa aérea (Dupuy *et al.*, 2012). Es decir, cuando los individuos tienen una mayor edad sucesional, todos los árboles, incluidos los de lento crecimiento y madera más densa, han tenido suficiente tiempo para alcanzar su tamaño máximo, por lo que la biomasa es mayor que en etapas más tempranas, cuando solamente las especies de crecimiento más rápido (y menor densidad de la madera) han alcanzado su tamaño máximo.

En relación al tamaño del pixel, se ha observado que con sensores como Landsat 8 OLI, en donde un pixel guarda una mezcla de información espectral de muchos árboles, no se

puede obtener información detallada de la estructura de la vegetación. Sin embargo, esta imagen mostró un buen ajuste de los modelos para ambas variables ($R^2 > 0.5$), similares a los reportados por Kelsey y Neff (2014), para la biomasa aérea.

En este trabajo, la alta capacidad predictiva de los modelos generados con Landsat 8 OLI radica en que, al realizar los análisis de textura, se cubrió un área de 1800 m², a causa de la generación de la ventana en movimiento. Este aumento en la cantidad de información espectral fuera de las parcelas de estudio pudo haber contribuido a aumentar el nivel predictivo de este sensor en las estimaciones de ambas variables ecológicas. Es posible que por esto que el porcentaje de variación explicada con este sensor, fue mayor que el obtenido con RapidEye. El poder predictivo de RapidEye fue menor, lo cual se le puede atribuir a la presencia de nubes y vapor de agua en estas imágenes, a pesar de haber hecho las correcciones radiométricas correspondientes.

Así mismo, según Nagendra (2010) la resolución espectral del satélite Landsat aparentemente contribuye a que este sensor sea más sensible a variables como la riqueza de especies. Específicamente el ancho de bandas favorece en la discriminación de los objetos (Nagendra 2010), mientras más estrecha es la banda, menor es la energía que transmite el detector del sensor. Partiendo de esto, se puede afirmar lo sugerido por Rochinni, (2007) y Nagendra, (2010), la resolución espectral también juega un rol determinante en los estudios de comunidades vegetales, y en este trabajo no fue tomado en cuenta.

4.3 Variables asociadas a los modelos de riqueza de especies

Al incluir variables asociadas a los atributos de textura de las imágenes, en algunos casos se le suma una alta capacidad predictiva al modelo (Gallardo-Cruz *et al.*, 2012). Esto fue evidente en los resultados arrojados en las estimaciones de riqueza de especies, por medio de los tres tipos de resoluciones ensayados. Tal como se planteó en la hipótesis dos, las variables asociadas a la heterogeneidad espectral, fueron las que mostraron mayor contribución a los modelos de esta variable. En todos los casos, las métricas de textura de las bandas 3 y 4 muestran altas asociaciones con la riqueza de especies.

Específicamente, para el caso de la imagen Landsat 8 OLI, las variables que muestran mayor aporte al modelo predictivo en la estimación de riqueza de especies son la media del NDVI, y la reflectancia de la banda del infrarrojo. Esta última variable (banda 5), tiene un coeficiente positivo. Según Hernandez-Stefanoni *et al.*, (2011), la banda 5 (infrarrojo) guarda asociación positiva con la vegetación, y tiene potencial para discriminar entre las diferentes especies de plantas que hay en la comunidad.

La asociación negativa entre la media del NDVI, y la riqueza de especies, con el modelo predictivo de Landsat 8 OLI, indica que a medida que disminuyan los valores medios del NDVI, hay menor riqueza de especies. Sin embargo, esta relación no concuerda con lo que han reportado anteriormente otros científicos (Lu, 2012). Es importante recordar que las imágenes fueron adquiridas en época de secas. Justo en esta época, este bosque se caracteriza por perder las hojas en el dosel superior, y conservar las del dosel medio, esto podría explicar la presencia del NDVI como variable explicativa, pero con una contribución negativa, debido a que la vigorosidad de la planta es muy baja en el dosel superior, sin embargo, en la parte media aún muestra hojas verdes.

Para el caso de las imágenes RapidEye, la desviación estándar de la banda 5, y la desviación estándar del NDVI, son las que más aportan información al modelo predictivo. Una mayor desviación estándar del NDVI, implica una mayor heterogeneidad espectral, esta variable es un indicativo de la heterogeneidad ambiental, y esto se asocia a una mayor riqueza de especies. Por lo tanto, con las imágenes RapidEye, se cumple la hipótesis de variación espectral propuesta por Palmer *et al.*, (2000), variaciones en las características espectrales de los píxeles (desviación estándar del NDVI), son respuesta de una mayor riqueza de especies.

Por otro lado, las imágenes de muy alta resolución ensayadas en el trabajo, guardan relación con variables que denotan heterogeneidad (entropía y contraste), sin embargo, sus contribuciones (β estandarizados) son negativas. Las variables que tienen correspondencia con el modelo de VHR, muestran que a mayor heterogeneidad dentro de la vegetación y de huecos, existe menor riqueza de especies. Sin embargo, en este caso no hablamos de una heterogeneidad ambiental. Con las imágenes de muy alta resolución se mide la complejidad de la estructura de la vegetación, que está asociada a la riqueza

de especies. La relación negativa que guarda la riqueza de especies con este índice indicaría que existe mayor riqueza de especies en sitios con individuos con menor variabilidad a nivel de estructura, es decir en relación a la altura de los árboles y los tamaños de las copas. Sin embargo, en nuestro sitio de estudio la edad sucesional de las parcelas es > 20 años, en donde los árboles muestran una estructura más uniforme, lo que permite inferir que existe una mayor riqueza de especies.

4.4 Variables asociadas a la explicación de la biomasa aérea

Acorde con la hipótesis tres, las variables que tiene mayor asociación tanto positiva como negativa, con los modelos de predicción de la biomasa aérea, corresponden a respuestas del espectro visible, infrarrojo, y de variables espaciales (textura).

Tal es el caso del modelo de predicción con Landsat 8 OLI, el cual apunta que cuanto mayor es el contraste de la banda del infrarrojo (banda 4), y menor es la varianza de la banda verde (banda 2), mayor es la biomasa aérea acumulada. Es decir, cuando existe menor variación en los valores de reflectancia del pixel en la banda verde, y es mayor el contraste espectral en el infrarrojo, la biomasa aérea en la comunidad es mayor. Esta variable de respuesta, evidencia un comportamiento similar a la vegetación en condiciones saludables; poca variación en la tasa de absorción de la banda verde, y una mayor diferenciación espectral del infrarrojo. Este comportamiento puede estar relacionado con una mayor variación en la actividad fotosintética, y con ello una mayor acumulación de biomasa aérea.

En relación a las variables reportadas por los modelos de RapidEye y VHR, nuevamente se observó correspondencia de esta variable dependiente, con las métricas de textura.

La desviación estándar de la banda 4, con pendiente negativa en RapidEye, y la media de la disimilitud de la banda 3 (con un coeficiente negativo) en las VHR, son las variables que contribuyen significativamente a los modelos de predicción de esta variable dependiente.

En RapidEye, se observa que, a mayor homogeneidad, mayor biomasa aérea, este comportamiento es contrario al reportado en Landsat 8 OLI y VHR, sin embargo, la causa de esto probablemente es que, un pixel de 5 m no logra captar las diferencias en cuanto a estructura de los individuos (sumado a la presencia de nubes), caso contrario de lo que se observa con las VHR.

Las imágenes de muy alta resolución mostraron mayor asociación con variables que expresan heterogeneidad, sin embargo, la media de la disimilitud de la banda 3, es la que ejerce mayor influencia (con coeficiente estandarizado negativo), lo que puede ser evidencia de alturas y densidades de copa de individuos muy homogéneas, y por ende, su comportamiento espectral es homogéneo. Detto y Muller-Landau (2012), explican que, a escala local, cuando se observan fragmentos homogéneos con VHR, probablemente se deba a doseles homogéneos y muy densos, pudiendo inferir que la biomasa aérea en la comunidad es alta. Es importante recalcar, que la vegetación en estudio tiene más de 30 años de edad, y por ende es más densa.

Sin embargo, existen diferentes argumentos para explicar el hecho de que las estimaciones de biomasa aérea, tengan mayor relación con medidas de textura que reflejen homogeneidad espectral. La primera de ellas está ligada a la escala de estudio. En los bosques tropicales secos maduros, es complicado interpretar la biomasa aérea a escala local, por medio de imágenes satelitales, ya que éstos tienen doseles muy homogéneos, lo que genera respuestas espectrales muy parecidas (Lu, 2005). De igual manera, Steinieger, (2000) comenta que las imágenes satelitales capturadas en comunidades vegetales, en donde el dosel es denso y alto, y la biomasa en campo alcanza valores $>15 \text{ kg/m}^2$, sumado a una edad sucesional superior a los 15 años, pueden sufrir del efecto de saturación espectral.

CAPÍTULO V**5. CONCLUSIONES Y PERSPECTIVAS****5.1 CONCLUSIONES**

Pocos estudios han evaluado el efecto de la resolución espacial en las estimaciones de la riqueza de especies y la biomasa aérea en un BTS. Este trabajo es particularmente importante gracias a que se evaluó la variación espectral y espacial de la comunidad a diferentes tamaños de pixel.

En este estudio en particular encontramos que, por medio de las VHR las estimaciones para ambas variables ecológicas, tienen mayor poder predictivo, es decir puede explicar un mayor porcentaje de variación en ambos casos. Los coeficientes de correlación encontrados van desde 0.91, para la biomasa aérea, y 0.83 para la riqueza de especies, en comparación con las Landsat 8 OLI ($R^2=0.62$, para la biomasa aérea, y 0.71 para la riqueza de especies) y las RapidEye, por medio de las cuales se obtuvo modelos predictivos con $R^2=0.51$, para biomasa aérea, y 0.73 para la riqueza de especies.

El éxito de las VHR, se le atribuye a la clasificación realizada en cuanto a vegetación y huecos. Por otro lado, por medio de las VHR, se pudo inferir acerca de los atributos asociados a la estructura de la vegetación en las parcelas estudiadas. El grado de detalle de las VHR, sirvió como aproximación para conocer la estructura dentro y entre los individuos que se encuentran en las 20 parcelas consideradas, a esto se le atribuye el alto poder predictivo de estas imágenes.

En cuanto a las variables que guardaron mayor vínculo con los modelos de biomasa aérea, Se encontró que, puesta a prueba bajo diferentes resoluciones espaciales, las variables espaciales (textura), arrojaron un mayor porcentaje de variación explicada, en contraste con los índices de vegetación (NDVI y EV). Estos últimos, probablemente se saturaron.

En relación a la riqueza de especies, se observó que las variables espaciales o de textura, que se asocian de manera negativa con esta, son las que mostraron mayor poder predictivo en las estimaciones de riqueza de especies. Es decir, mientras más homogénea es la estructura de la vegetación o la parcela, mayor son las estimaciones riqueza de especies. Esto nos permite inferir que, a medida que una comunidad, o parcela es más homogénea, mayor será el número de especies que coexistan.

5.2 PERSPECTIVAS

Cuando se realizan estudios ecológicos en bosques estacionales, el comportamiento de la comunidad en cada una de las épocas es diferenciado. Por ende, sería de especial interés conocer si existen diferencias en las estimaciones de biomasa aérea y riqueza de especies, si se utilizan imágenes adquiridas en épocas de lluvias o de sequía. Este trabajo únicamente evaluó el efecto de la resolución espacial, pero únicamente en época de sequía. No obstante, la dificultad realizar este estudio en época de lluvias radica en la cantidad de nubes que obstruyen la imagen. Sin embargo, si se usan VHR adquiridas por medio de un vehículo autónomo no tripulado, se pondrían comparar las estimaciones entre ambas épocas del año.

Por otro lado, un elemento que podría aportar más información, sería la inclusión de todas las bandas espectrales del sensor Landsat 8 OLI. Es decir, evaluar la capacidad espectral de este sensor de 11 bandas, con respecto a sensores de 5 bandas (RapidEye, o VHR). Estudios anteriores han demostrado que las bandas pancromáticas y del infrarrojo lejano, contribuyen a explicar el porcentaje de variación de las estimaciones del área basal, y la actividad fotosintética de la vegetación, lo que permitiría hacer inferencias más precisas sobre el comportamiento de la comunidad en relación a la biomasa aérea (Solorzano *et al.*, 2016).

Por último, y lo que resulta una tarea muy ardua, se considera necesario seguir evaluando el efecto de diferentes características asociadas a la tecnología satelital, como las resoluciones espectrales. Existe un efecto bastante marcado, en cuanto a la diferencia en las estimaciones de biomasa aérea, y riqueza de especies, y el número y ancho de bandas implementado. Si se tiene mayor información espectral, se puede obtener una mayor discriminación de los objetos.

BIBLIOGRAFIA

- Adams, J (2009). Species Richness: patterns in diversity of life. Springer book in Environmental Sciences, Chischester, UK, pp. 20-40
- Allen K., Dupuy J.M., Gei M.G., Hulshof C., Medvigy D., Pizano C. Salgado-Negret B., Smith C.M., Trierweiler A., Van Bloem S.J., Waring B.G., Xu X., Powers J.S. (2017). Will seasonally dry tropical Forests be sensitive or resistant to future changes in rainfall regimes? *Environmental Research Letters* 12, 023001.
- Aryal, D; De Jong, B; Ochoa-Gaona, S., Esparza-Olguin, L., Mendoza-Vega, J (2014). Carbon stocks and changes in tropical secondary forests of southern Mexico. *Agriculture, Ecosystems and Environment* 195, 220–230
- Asner, G. P., and R. E. Martin. (2009). Airborne spectranomics: mapping canopy chemical and taxonomic diversity in tropical forests. *Front. Ecology Environmental*. 7, 269–276.
- Avendaño, D., Acosta, M., Carrillo, F., Etchevers, J (2009). Estimación de Biomasa y Carbono en un Bosque de Abies religiosa. *Revista Fitotecnia Mexicana*, vol. 32, núm. 3, julio-septiembre, 2009, pp. 233-238.
- Bautista-Zuniga, F., Batllori-Sanpedro, M., Ortiz-Pérez, G., Palacio-Aponte, G., Castillo-González, M (2003). Geofomas, agua y suelo en la Península de Yucatán. En: *Naturaleza y Sociedad en el Área Maya: Pasado, Presente y Futuro*. P, Colunga-García, S, Larque eds. Academia Mexicana de la Ciencia-Centro de Investigaciones Científicas de Yucatán.
- Balvanera, P., Aguirre, E (2006). Tree diversity, environmental heterogeneity, and productivity in Mexican Tropical Dry Forest. *Biotropica*. Vol. 38, 4, 479-491.

- Barnosky A., Matzke N., Tomiya, S., Wogan, G., Swartz., O., Quental, T., Marshall C, McGuire JL, Lindsey, L., Maguire, K., Mersey, B., Ferrer, EA (2011) Has the Earth's sixth mass extinction already arrived? *Nature* 471:51–57
- Becerra, J. X., Noge, K., Olivier, S., Venable, D. L. (2012). The monophyly of *Bursera* and its impact for divergence times of Burseraceae. *Taxon*, 61(2), 333-343.
- Bullock S, Solis-Magallanes, A (1990) Phenology of canopy trees of a tropical deciduous forest in Mexico. *Biotropica* 22, 22-35.
- Brandford, M., Warren, R (2014) *Terrestrial Biodiversity and Climate Change*. Capítulo 7. Edi. Freedman, Global Environmental Change. Springer Science, pp. 351-361
- Breiman, L., (2001), *Random forests: Machine Learning*, v. 45, pp. 5-32.
- Brienen, R., Lebrija-Trejo, E., Zuidema, P y Martinez-Ramos, M (2010). Climate-growth analysis for a Mexican dry forest tree shows strong impact of sea surface temperatures and predicts future growth declines. *Global Change Biology*, 16, 2001–2012.
- Brown, S y Lugo, A. (1980). Preliminary estimate of the storage of organic carbon in tropical forest ecosystems. *The role of Tropical Forest in the World carbon cycles*, ed. Brown, A Lugo, B. Liegel, 65-175.
- Brown, S (1997) *Estimating biomass and biomass change of tropical forests: a primer*. Rome: Food and Agriculture Organization of the United Nations. Roma, Italia, pp 57
- Cairns M., Olmsted I., Granados J., and Argaez J., (2003). Composition and aboveground tree biomass of a dry semi-evergreen forest on Mexico's Yucatan Peninsula. *Forest Ecology Management*, 186, 125–132.

- Candiago, S., Remondino, F., De Giglio, M., Dubbini, M; Gattelli, M (2015) Evaluating Multispectral Images and Vegetation Indices for Precision Farming Applications from UAV Images. *Remote Sensing*, 7, 4026-4047.
- Cambell, J., Wynne, R (2011). *Introduction of Remote Sensing*. Quinta edición. The Guilford Press. New York, pp111-215.
- Carlson, K., Asner, G., Hughes, R., Ostertag, R., Martin, R., 2007. Hyperspectral remote sensing of canopy biodiversity in Hawaiian lowland rainforests. *Ecosystems* 10, 536–549.
- Chave, J., Condit, R., Lao, S., Caspersen, J., Foster, R., Hubbell, S (2004). Spatial and temporal variation of biomass in a tropical forest: results from a large census plot in Panama. *Journal of Ecology*, 91, 240–252
- Chave, J., Condit, R., Lao., S., Caspersen J., Foster R., Hubbell, S (2003) Spatial and temporal variation in biomass of a tropical forest: results from a large census plot in Panama. *Journal Ecology*, 91:240–252
- Chuvieco, E (1990) *Fundamentos de la teledetección espacial*. Edición Rialp, Madrid.
- Cao, S., Yu, Q., Sanchez-Azofeifa, A., Feng, J., Rivard, B., Gu, Z (2015). Mapping tropical dry forest succession using multiple criteria spectral mixture analysis. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 109, 17–29
- Carnevali, G., Tapia-Muñoz, J., Duno-de Stefano, R., Ramírez Morillo, I. (2010). *Flora ilustrada de la península de Yucatán. Listado florístico*. Centro de Investigación Científica de Yucatán, Mérida, Yucatán. 326
- Calvão, T., y Palmeirim, J.M. (2004). Mapping Mediterranean scrub with satellite imagery: biomass estimation and spectral behaviour. *International Journal of Remote Sensing*, 25(16), 3113–3126.

- Dash, J., Watt, M., Bhandari, S., Watt, P. (2015). Characterising forest structure using combinations of airborne laser scanning data, RapidEye satellite imagery and environmental variables. *Forestry*, 89, 159 –169,
- Duno-de Stefano, R., Can-Itza, L., Rivera-Ruiz, A., Calvo-Irabién, L (2012). Regionalización y relaciones biogeográficas de la Península de Yucatán con base en los patrones de distribución de la familia Leguminosae. *Revista Mexicana de Biodiversidad* 83: 1053-1072.
- Dai, Z., Birdsey, R., Johnson, J., Dupuy, J., Hernandez-Stefanoni, J., Richardson, K (2014). Modeling Carbon Stocks in a Secondary Tropical Dry Forest in the Yucatan Peninsula, Mexico.
- Dandois, J., Ellis, C (2010). Remote Sensing of Vegetation Structure Using Computer Vision. *Remote Sensing*, 2, 1157-1176
- Detto, M., Muller-Landau (2013) Fitting ecological process models to spatial patterns using scalewise variance and moment equations. *The American Naturalist* 181(4):68-82.
- Dirzo, R., Young, H., Mooney, H y Ceballos, G. (2011). Seasonally dry tropical forests. *Ecology and Conservation* .Island press. Washington DC.
- Dixon, R., Brown, S., Houghton, R. A., Solomon, A. M., Trexler, M. C., Wisniewski, J (1994). Carbon Pools and Flux of Global Forest Ecosystems. *Science* 263:185-190.
- Dube, T., Mutanga, O., Adam, E y Ismail, R (2014). Intra-and-Inter Species Biomass Prediction in a Plantation Forest: Testing the Utility of High Spatial Resolution Spaceborne Multispectral RapidEye Sensor and Advanced Machine Learning Algorithms. *Sensors*, 14, 15348-15370.
- Dupuy, J. M., Hernandez-Stefanoni, J. L., Hernandez-Juarez, R.A., Tetetlia-Rangel, E., López -Martinez, J., Leyequien-Abaca, E., Tun-Dzul, F. J., May-Pat, F. (2012). Patters and correlates of tropical dry forest structure and composition in highly

replicated chronosequence in Yucatan, Mexico. *Water Air Soil Pollution*, 225:1925, 13-15.

DRYFLOR, Banda-R, K., Delgado-Salinas, A., Dexter, K., Linares-Palomino, R., Oliveira-Filho, A., Prado, D., Pullan, M., Quintana, C., Riina, R., Rodriguez, R., Weintritt, J., Acevedo-Rodríguez, P., Adarve, J., Álvarez, E., Aranguren, A., Arteaga, J., Aymard, G., Castaño, A., Ceballos-Magos, N., Cogollo, A., Cuadros, A., Delgado, F., Devia, W., Dueñas, H., Fajardo, L., Fernández, A., Franklin, J., Freid, E., Galetti, L., Gonto, R., González-M., R., Graveson, R., Helmer, E., Idárraga, A., López, R., Marcano-Vega, H., Martínez, O., Maturo, H., McDonald, M., McLaren, K., Melo, O., Mijares, F., Mogni, V., Särkinen, Sánchez, R., Smith, M., Vargas, C., Ríos, B., Rivera, O., Rodríguez, N., Rojas, A., Pezzini, F., Reyes Dominguez, O., Villanueva, R., Pennington, T. (2016). Plant diversity patterns in neotropical dry forests and their conservation implications. *Science* **353** (6306), 1383-1387.

ENVI. 2005 User's Guide. 4.3.

FAO (2010). Evaluación de los recursos forestales mundiales 2010: informe Nacional México, Organización de las Naciones Unidas para la Agricultura y la Alimentación. FAO, Roma, Italia

Fassnacht, F., Hartig, F., Latifi, H., Berger, C., Hernández, J., Corvalán, P., Koch, B (2014). Importance of sample size, data type and prediction method for remote sensing-based estimations of aboveground forest biomass. *Remote Sensing of Environment* 154, 102–114

Fichtler E, Trouet V, Beeckman H (2004) Climatic signals in tree rings of *Burkea africana* and *Pterocarpus angolensis* from semiarid forests in Namibia. *Trees-Structure and Function*, 18, p. 442–451.

Finengan, B., Delgado, D. (1997). Ciclos y flujos de material y energía: Ecosistema, océano y atmosfera. Bases Ecológicas. Costa Rica. CATIE. 11-15

- Foody, G., Cutler, M. (2003). Tree biodiversity in protected and logged Bornean tropical rain forests and its measurement by satellite remote sensing. *Journal Biogeography*. 30, 1053–1066.
- Flood, N (2014). Continuity of Reflectance Data between Landsat-7 ETM+ and Landsat-8 OLI, for Both Top-of-Atmosphere and Surface Reflectance: A Study in the Australian Landscape. *Remote Sensing*. Vol.6, 7952-7970.
- Flores, J y Espejel (1994). Tipos de vegetación de la Península de Yucatán. *Etnoflora Yucatanense*. Fascículo3. Universidad de Yucatán.
- Flores, J., Duran, R., Ortiz, J (2010). Ecosistemas y comunidades: comunidades vegetales terrestres, Biodiversidad y desarrollo humano de Yucatán. Centro de Investigación Científica de Yucatán A.C., CONABIO, SEDUMA. Mérida, Yucatán.
- Gallardo-Cruz, J., Meave, J, González, E., Lebrija-Trejos, E., Romero-Romero, M, Pérez-García, E., Gallardo-Cruz, R, Hernández-Stefanoni, J., Martorell, C (2012). Predicting Tropical Dry Forest Successional Attributes from Space: Is the Key Hidden in Image Texture?. *PLoS ONE* 7(2): 30506.
- Gaston, K. (2000). Global patterns in biodiversity. *Nature*,405, 220-227.
- Gentry, A.H. 1982a. Neotropical floristic diversity: Phylogeographical connections between Central and South America, Pleistocene climatic fluctuations, or an accident of the Andean orogeny? *Annals of the Missouri Botanical Garden* 69: 557–93
- Glenn, N., Neuenschwander, A., Vierling, L., Spaete, L a, Aihua Li a, Shinneman, D., David S. Pilliod, D., Arkle, R., McIlroy, S (2015). Landsat 8 and ICESat-2: Performance and potential synergies for quantifying dryland ecosystem vegetation cover and biomass. *Remote Sensing of Environment*. *Remote Sensing of Environment*, 185, 233-242.

- Gillespie T, Zutta B, Early M, Saatchi S (2006) Predicting and quantifying the structure of tropical dry forests in South Florida and the Neotropics using spaceborne imagery. *Global Ecol Biogeography* 15: 225–236
- Gillespie, T., Saatchi, S., Pau, S., Bohlman, S., Giorgi, A., Lewis, S (2009). Towards quantifying tropical tree species richness in tropical forests. *International Journal of Remote Sensing*, 30:6, 1629-1634.
- Gillespie, T., Grijalva, A., Farris, C (2000). Diversity, composition, and structure of tropical dry forests in Central America. *Plant Ecology* 147: 37–47.
- Gillespie, T. (2005). Predicting woody-plant species richness in tropical dry forests: a case study from South Florida, U.S.A. *Ecology. Applied*. 15, 27–37.
- Goward, S., Williams, D (1997). Landsat and Earth Systems Science: Development of Terrestrial Monitoring. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 6.3, 7, 887-900.
- Gonzalez, R.C., Woods, R.E (2008). *Digital Image Processing*, 3rd Ed., PrenticeHall, New Jersey, USA.
- González-Suárez, M (2014). ¿Es relevante la ecología del comportamiento para entender y predecir la dinámica de las poblaciones?. *Ecosistemas*, 23 (3), 93-102
- Gotelli, N y Colwell (2001). Quantifying biodiversity: procedures and pitfalls in the measurement and comparison of species richness. *Ecology Letters*, 4: 379-391.
- Greaves, H., Vierling, L., Eitel, J, Boelman, N., Magney, T., Prager, C., Griffin, K (2016). High-resolution mapping of aboveground shrub biomass in Arctic tundra using airborne lidar and imagery. *Remote Sensing of Environment* 184, p. 361–373
- Hasselquist, N., Allen, N., Santiago, L (2010). Water relations of evergreen and drought-deciduous trees along a seasonally dry tropical forest chronosequence. *Oecologia* 164:881-890

Halperin, J., LeMay, V., Coops, N., Verchot, L., Marshall, P., Lochhead, K (2016). Canopy cover estimation in miombo woodlands of Zambia: Comparison of Landsat 8 OLI versus RapidEye imagery using parametric, nonparametric, and semiparametric methods. *Remote Sensing of Environment* 179 170–182

Haralick R (1979) Statistical and structural approaches to texture. *P IEEE* 67: 786–804.

Hernandez-Stefanoni, J., Dupuy, J. (2007) Mapping species density of trees, shrubs and vines in a tropical forest, using field measurements, satellite multispectral imagery and spatial interpolation. *Biodiversity. Conservation*, 16, 3817-3833.

Hernandez-Stefanoni, J., Johnson, K., Cook, B., Dupuy, J., Birdsey, R., Peduzzi, A y Tun-Dzul, F (2015). Estimating species richness and biomass of tropical dry forests using LIDAR during leaf-on and leaf-off canopy conditions. *Applied Vegetation Science*, Vol. 18, 724–732

Hernández-Stefanoni, J., Ponce-Hernández, R. (2004). Mapping the spatial distribution of plant diversity indices in a tropical forest using multi-spectral satellite image classification and field measurements. *Biodiversity and Conservation* 13: 2599–2621.

Hernández-Stefanoni, J., Gallardo-Cruz, J., Meave, J, D. Rocchini., Bello-Pineda, J., Lopez-Martinez, J. (2012). Modeling alpha- and beta-diversity in a tropical forest from remotely sensed and spatial data. *International Journal Applicate Earth Observation Geoinformation*. 19, 359–368.

Hernández-Stefanoni, J., Dupuy, J., Johnson, K Birdsey, R., Tun-Dzul, F., Peduzzi, A., Caamal-Sosa, J., Sánchez-Santos, G., López-Merlín, D (2014). Improving Species Diversity and Biomass Estimates of Tropical Dry Forests Using Airborne LiDAR. *Applied Vegetation Science* 18, 724–732

Holdrige, L.R. (1967). *Life zone ecology*. Tropical Science center, San Jose, Costa Rica. 206.

Huete, A., Didan, K., Miura, T., Rodriguez, E., Gao, X., Ferreira, L. (2002). Overview of the radiometric and biophysical performance of the MODIS vegetation indices. *Remote Sensing of Environment* 83, 195–213

INEGI (2015). RapidEye: Generalidades. [Online] (Actualizado 16 febrero 2016) Disponible <http://www.inegi.org.mx/geo>.

Jei, J y Gallo, K (2006). An Agreement Coefficient for Image Comparison Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 72, (7), 823–833.

Janzen, D (1988a). Ecological characterization of a Costa Rican dry tropical forest caterpillar fauna. *Biotropica* 20: 120–35.

Jaramillo, V., Kauffman, B., Rentería-Rodríguez, L., Dian, L (2003). Biomass, Carbon, and Nitrogen Pools in Mexican Tropical Dry Forest Landscapes. *Ecosystems*, Vol. 6, No. 7, pp. 609-629

Kalacska, M., Sanchez-Azoifefa, G., Calvo-Alvarado, J., Quesada, B., Janzen, D (2004) Species composition, similarity and diversity in three successional stages of a seasonally dry tropical forest. *Forest Ecology Management*, 200: 227–247.

Kauffman, J., Hughes, R., Heider, C. (2009). Carbon pool and biomass dynamics associated with deforestation, land use, and agriculture abandonment in the neotropics. *Ecological Applications*, 19, 1211-1222.

Kerr J., Ostrovsky M (2003). From space to species: ecological applications for remote sensing. *Trends Ecology Evoluton*, 18:299–305.

Kelsi, K., Neff, J. (2014). Estimates of Aboveground Biomass from Texture Analysis of Landsat Imagery. *Remote Sensing*, 6 6407-6422.

Kerle, N., Janssen, L., Huurneman, G (2001). Principle of Remote Sensing. Cuarta edición. The international Institute for Geo-Information Science and Earth Observation. The Netherlands. Textbook Series 2, University of Twente, Faculty of

- Geo-Information and Earth Observation (ITC), Tempfli K, G.C. Huurneman, W.H. Bakker, y L.L.F. Janssen (ed.)
- Koblitz, R., Lima, A., Menin, M., Rojas, D., Condrati, L., y Magnusson, W. (2017), Effect of species-counting protocols and the spatial distribution of effort on rarefaction curves in relation to decision making in environmental-impact assessments. *Austral Ecology*, 42: 723–731
- Legendre, P., Legendre, L. *Numerical Ecology*, Segunda edicion, Elsevier Science BV: Amsterdam, The Netherlands, 1998.
- Lebrija-Trejos, E., Perez-Garcia, E., Meave, J., Bongers, F., Poorter, L.. (2010). Functional traits and environmental filtering drive community assembly in a species-rich tropical system. *Ecology* 91, 386–398.
- Linares-Palomino, R., Kvist, L., Aguirre-Mendoza, Z., Gonzales-Inca, C. (2010) Diversity and endemism of woody plant species in the Equatorial Pacific seasonally dry forests. *Biodiversity Conservation*, 19:169–185.
- Lu, D (2005). The potential and challenge of remote sensing-based biomass estimation. *International Journal of Remote Sensing*, 27, 7, 1297–1328.
- Lu, D. And Batistella, M (2005). Exploring TM image texture and its relationships with biomass estimation in Rondonia, Brazilian Amazon. *Acta Amazonica*,
- Lu, D. (2007). Aboveground biomass estimation using LandsatTM data in the Brazilian Amazon. *International Journal of Remote Sensing*, 26:12, 2509-2525.
- Lumley, T (2017) Regression Subset Selection, Package leaps. Version 3.0 R core packages. Tomado de: <https://cran.r-project.org/web/packages/leaps/leaps.pdf>.
- Lundholm, J. (2009) Plant species diversity and environmental heterogeneity: spatial scale and competing hypotheses. *Journal of Vegetation Science* 20: 377–391.
- Yokelson, R., Crouse, J., DeCarlo, J., Karl, T., Urbanski, S., Atlas, E., Campos, T., Shinozuka, T., Kapustin, V., Clarke, A., Weinheimer, A., Knapp, D., Montzka, D.,

- Holloway, J., Weibring, P., Flocke, F., Zheng, W., Toohey, D., Wennberg, P., Wiedinmyer, C., Mauldin, L., Fried, A., Richter, D., Walega, J., Jimenez, J., Adachi, K., Buseck, P., Hall, S., Shetter, R. Emissions from biomass burning in the Yucatan. (2009). *Atmosfera. Chemical. Physical.*, 9, 5785–5812.
- Marcantonio M., Martellos, S., Altobelli, A., Attorre, F., Tordoni, E., Ongaro, S., Rocchini, D., Da, Re., Chiarucci, A., Bacaro, G. (2017). How does spatial scale affect species richness modelling? A test using remote sensing data and geostatistics. *Ann. Bot. (Roma)*, 7, p.1–14
- Magurran, A (2004). *Measuring biological diversity*. Blackwell Science, pp.110-115
- Márdera, S., Nickl, E., Schmook, B., Schneider, L., Rogan, L., Christman, Z., Lawrence, D (2012). Sequías en el sur de la península de Yucatán: análisis de la variabilidad anual y estacional de la precipitación. *Boletín del Instituto de Geografía, UNAM*, Vol. 78.
- Mather, P., Koch, M (2011) *Computer processing of remotely sensed images*. Wiley-Blackwell, Cuarta edición, UK, pp. 25
- Martínez-Yrizar, A., Sarukhan, J., Pérez-Jiménez, A., Rincón, E., Maass, J.M., Solis-Magallanes, A., Cervantes, L (1992). Above-ground phytomass of a tropical deciduous forest on the coast of Jalisco, Mexico. *J. Trop. Ecol.* 8: 87–96
- Mesas-Carrascosa, F., Rumbao, I., Berrocal, J., García-Ferrer Porras, A (2014) Positional Quality Assessment of Orthophotos Obtained from Sensors Onboard Multi-Rotor UAV Platforms. *Sensors* 2014, 14, 22394-22407
- Miles, L., Newton, A., DeFries, R., Ravilious, C., May, I., Blyth S., Kapos, V., Gordon, J (2006) A global overview of the conservation status of tropical dry forest. *Journal Biogeography*, 33:491-505
- Miller, K., Chang, E., Johnson, N., (2001). *Defining common ground for the Mesoamerican Biological Corridor*. WRI-WWF-CATIE, Washington, USA, pp. 56.

Millennium Ecosystem Assessment (2005) Ecosystems and human well-being: biodiversity synthesis. World Resources Institute, Washington, DC.

Morin, P. 2001. Community Ecology. 2da Edición. Wiley-Blackwell. Oxford, Inglaterra.

Motulsky, H; Christopoulos, A (2003). Fitting models to Biological Data using Linear and Nonlinear Regression. A practical guide to curve fitting, GraphPad Software Inc, San Diego.

Murphy P., Lugo A (1986). Ecology of tropical dry forest. Annual Review of Ecology and Systematics 17:67-88

Murray, L., Nguyen, H., Lee, Yu-Feng., Remmenga, M., y Smith, D W. (2012). Variance Inflation Factors In Regression Models With Dummy Variables. Annual Conference on Applied Statistics in Agriculture.

Nagendra H (2001) Using remote sensing to assess biodiversity. International Journal Remote Sensing, 22: 2377–240.

Nagendra, H (2001) Using remote sensing to assess biodiversity, International Journal of Remote Sensing, 22:12, 2377-2400.

Nagendra, H., Rocchini, D (2008). High resolution satellite imagery for tropical biodiversity studies: the devil is in the detail. Biodiversity Conservation, 17:3431–3442

Næsset, E., Ørka, H., Solberg, S., Bollandasas, O., Hansen, E., Mauya, E., Zahabu, E., Malimbwi, R., Chamuya, N., Olsson, H., Gobakken, T (2016). Mapping and estimating forest area and aboveground biomass in miombo woodlands in Tanzania using data from airborne laser scanning, TanDEM-X, RapidEye, and global forest maps: A comparison of estimated precision. Remote Sensing of Environment 175, 282–300.

- Navar, J (2009). Allometric equations for tree species and carbon stocks for forest of northwestern Mexico. *Forest Ecology and Management*, 257, 427-434.
- Orellana, R., Isabel, G., Espadas, C (2003). Presente, pasado y futuro de los climas de la Península de Yucatán, en: *Naturaleza y sociedad en el área maya*. Academia Mexicana de la Ciencia. Centro de Investigaciones Científica de Yucatán. Pp. 30-60
- Oindo, B., Skidmore, A y De By, R (2002) Interannual variability of NDVI and species richness in Kenya. *International Journal of Remote Sensing*, 23, 2
- Olthof, I., King, D. (2000). Development of a forest health index using multispectral airborne digital camera imagery. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 26, 166–176.
- Orellana, R., Conde, C., Gay, C. (2009). Atlas de escenarios de cambio climático en la Península de Yucatán. Centro de Investigaciones Científica de Yucatán A.C. Mérida, Yucatán, 111.
- Portillo-Quintero, C y Sanchez-Azofeifa, G (2010). Extent and conservation of tropical dry forests in the Americas. *Biological Conservation* 143, 144–155.
- Urquiza-Haas, Dolman, P., Peres, C (2007). Regional scale variation in forest structure and biomass in the Yucatan Peninsula, Mexico: Effects of forest disturbance. *Forest Ecology and Management* 247, 80–90.
- Pal, M. (2005). Random forest classifier for remote sensing classification. *International Journal of Remote Sensing*, 26(1), 217–222.
- Palmer, M., Earls., Hoagland, B., White, P., Wohlgemuth, T. (2002). Quantitative tools for perfecting species lists. *Environmetrics*, 13, 121–137.
- Pasher, J y King, D (2010). Multivariate forest structure modelling and mapping using high resolution airborne imagery and topographic information. *Remote Sensing of Environment* 114 1718–1732.

Paradis, E., Blomberg, S; Bolker, B; Brown, J; Clude, J; Sien; H; Desper, R; Didier, G; Durand, B; Dutheil, J; Ewing, R; Gacuel, O., Heibl, C., Ives, A., Jones, B., Krah, F., Lawson, D., Lefort, D., Legendre, P., Lemon, J., McCloskey, R., Nylander, J., Opgen-Crarenzi, M., Schliep, K., Strimmer, K., De Vienne, D (2017). Analyses of Phylogenetics and Evolution. Package ape. R Core Team Package. Disponible en: <https://cran.r-project.org/web/packages/ape/ape.pdf>

Pérez, C., Muñoz, A (2006). Teledetección: Nociones y Aplicaciones. Universidad de Salamanca. Salamanca, España.

Pons, J. (2005). La biomasa como fuente de energía renovable, en Anales de la Real Academia Española para la Química. 32-40

Poorter, L., Bongers, F., Aide, TM., Almeyda, AM., Balvanera, P., Becknell, JM., Boukili, V., Brancalion, P., Broadbent, E., Chazdon, R., Craven, D., de Almeida-Cortez, JS., Cabral, G., de Jong, B., Denslow, JS., Dent, D., DeWalt, S., Dupuy, JM., Durán, SM., Espírito-Santo, M., Fandino, MC., César, RG., Hall, JS., Hernandez-Stefanoni JL., Jakovac, C., Junqueira, AB, Kennard, D., Letcher, SG., Licona, J., Lohbeck, M., Marín-Spiotta, E., Martínez-Ramos, M., Massoca, P., Meave, JA., Mesquita, R., Mora, F., Muñoz, R., Muscarella R., Nunes, YRF., Ochoa-Gaona, S., de Oliveira, A., Orihuela-Belmonte, E., Peña-Claros, M., Pérez-García, E., Piotto, D., Powers, JS., Rodríguez-Velázquez J., Romero-Pérez, I., Ruíz, J., Saldarriaga, JG, Sanchez-Azofeifa, A., Schwartz, N., Steininger, M., Swenson, N, Toledo, M., Uriarte, M., van Breugel, M., van der Wal, H., Veloso, M, Vester, H., Vicentini, A., Vieira, I., Vizcarra, Bentos T., Williamson, G., Rozendaal, D. (2016). Biomass resilience of Neotropical secondary forests. *Nature* 530: 211–214

Puliti, P., Ole Ørka, H., Gobakken, T., Næsset. E (2015). Inventory of Small Forest Areas Using an Unmanned Aerial System. *Remote Sens.* 7, 9632-9654.,

Pettorelli, N., Laurance, W., O'Brien, T., Wegmann, M, Nagendra, H., Turner, W (2014). Satellite remote sensing for applied ecologists: opportunities and challenges. *Journal of Applied Ecology* 2014, 51, 839–848

- RapidEye AG. 2011 Satellite imagery product specifications. 3.2 ed. RapidEye AG.
- Ramírez-Delgado, J, Christman, Z., Schmook, B (2014). Deforestation and fragmentation of seasonal tropical forests in the southern Yucatán, Mexico (1990–2006). *Geocarto International*, 29:8, 822-841.
- Ramírez, M (2015). Estimación del carbón retenido en la biomasa aérea, en una selva tropical de Yucatán, México. Tesis de grado. Centro de Investigación Científica de Yucatán A.C.
- Ramírez R., G., Dupuy R, J. M., Ramírez y A. L., Solorio, F. J. (2017). Evaluación de ecuaciones alométricas de biomasa epigea en una selva mediana subcaducifolia de Yucatán. *Madera y Bosques*, 23(2).
- Rana, P., Tokola, T., Korhonen, L., Xu, Q., Kumpula, T., Vihervaara, P., Mononen, L (2016). Training Area Concept in a Two-Phase Biomass Inventory Using Airborne Laser Scanning and RapidEye Satellite Data. *Remote Sens* 6, 285-309.
- Rzedowski, J., Calderón de Rzedowski, G. (2013). Datos para la apreciación de la flora fanerogámica del bosque tropical caducifolio de México. *Acta Botánica Mexicana* 102: 1-23.
- R Core Team (2017). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. Disponible en: <https://www.R-project.org/>
- Richard, M., Bernhardt, T., Bell, G. (2000). Environmental Heterogeneity and the Spatial Structure of Fern Species Diversity in One Hectare of Old-Growth Forest. *Ecography*, 23, 2, 231-245
- Richards, J. (2013) Remote Sensing digital image analysis. Springer, Quinta edición, pp, 73

Rico-Gray, V., Garcia-Franco, J. (1991). The Maya and the vegetation of the Yucatan peninsula. *J. Ethnobiol.* 11, 135–142.

Robertson, G. (2008). *GS+: Geostatistics for the Environmental Sciences*. Gamma Design Software, Plainwell, Michigan USA.

Roy, D., Wulder, M., Loveland, T., Woodcock, C., Allene, R., Anderson, R., Helder, D., Irons, J., Johnson, D., Kennedy, R., Scambos, T., Schaaf, C., Schott, C., Sheng, Y., Vermote, E., Belward, A., Bindschadler, R., Cohen, W., Gao, F., Hipple, J., Hostert, P., Huntington, J., Justice, C., Kilic, A., Kovaleva, V., Leek, V., Lyburner, L., Masek, J., McCorkel, J., Shuai, Y., Trezza, R., Vogelmann, J., Wynne, R. y Zhu, Z (2014). Landsat-8: Science and product vision for terrestrial global change research. *Remote Sensing of Environment*, 145, 5, 154–172

Rocchini, D., Chiarucci, A., Loiseleur, S. (2004). Testing the spectral variation hypothesis by using satellite multispectral images. *Acta Oecol* 26: 117–120.

Rocchini, D., S. Andreini Butini, and A. Chiarucci. 2005. Maximizing plant species inventory efficiency by means of remotely sensed spectral distances. *Global Ecology Biogeography*. 14, 431–437.

Rocchini, D., Balkenhol, N., Carter, G., Foody, G., Gillespie, T., He, K., Kark, K., Levin, N., Lucas, K., Luoto, M., Nagendra, H., Oldeland, J., Ricotta, C., Southworth, J., Neteler, M (2010). Remotely sensed spectral heterogeneity as a proxy of species diversity: Recent advances and open challenges. *Ecological Informatics*, 5., 318–329

Rocchini, D., Balkenhol, N., Carter, G., Foody, G., Gillespie, T., He, K., Kark, S., Levin, N., Lucas, K., Luoto, M., Nagendra, I., Oldeland, J., Ricotta, C., Southworth, J., Neteler, M (2010). Remotely sensed spectral heterogeneity as a proxy of species diversity: Recent advances and open challenges. *Ecological Informatics* 5, 318–329

- Rocchini, D., Hortal, J., Lengyel, S., Lobo, J., Jimenez-Valverde, A., Ricotta, C., Bacaro, G., Chiarucci, A (2011). Accounting for uncertainty when mapping species distributions: The need for maps of ignorance. *Progress in Physical Geography*, 35 (2), . 211-226.
- Rocchini, D. (2007). Effects of spatial and spectral resolution in estimating ecosystem α -diversity by satellite imagery. *Remote Sensing Environmental*, 111, 423-434.
- Roy, D., Kovalsky, V., Zhang, H., Vermote, E., Yan, L., Kumar, S., Egorov, A. (2015). Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and normalized difference vegetation index continuity. *Remote Sensing of Environment*.
- Rueda, X (2010). Understanding deforestation in the southern Yucatan: insights from a sub-regional, multi-temporal analysis. *Reg Environment Change* 10:175–189
- Ruiz-Capilla, S. (2014). Random Forests para detección de fraude en medios de pago. Trabajo de Maestría, Master en Investigación e Innovación en Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. Universidad Autónoma de Madrid.
- Sacristán, R (2006). La teledetección satelital y los sistemas de protección ambiental. *Quivera*, 8, 1, pp. 315-356.
- Sanchez-Azofeifa G, Castro-Esau K, Joyce A (2009) Monitoring carbon stocks in the tropics and the remote sensing operational limitations: from local to regional projects. *Ecology Applied* 19: 480–494.
- Sánchez-Azofeifa, A., Castro, K., Rivard, B., Kalascka, M (2003). Remote Sensing Research Priorities in Tropical Dry Forest Environments. *Biotropica*, 35, 2, 134-142.
- Sodhi, B N., C. (2008). Synergies among extinction drivers under global change. *Trends in Ecology and Evolution*. 453–460
- Sanaphre-Villanueva, L., Dupuy-Rada, J., Andrade, J., Reyes-García, C., Jackson, P., Paz, H. (2017). Patterns of plant functional variation and specialization along

- secondary succession and topography in a tropical dry forest. *Environmental. Res. Letter.* 12 055004
- Sala O., Chapin, FS., Armesto, J., Berlow, E., Bloomfield, J., Dirzo, R., Huber-Sanwald, E., Huenneke, LF., Jackson, R., Kinzig, A., Leemans, R., Lodge, DM., Mooney, HA., Oosterheld, M., Poff, NL., Sykes, M., Walker, B., Walker, M., Wall, D (2000) Global biodiversity scenarios for the year 2100. *Science* 287:1770–1774
- Seed, E y King, D. J. (2003). Shadow brightness and shadow fraction relations with effective LAI: Importance of canopy closure and view angle in mixedwood boreal forest. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 29(3), 324–335.
- She, X., Zhang, L., Cen, Y., Wu, T., Huang, Ali Baig, M (2015) Comparison of the Continuity of Vegetation Indices Derived from Landsat 8 OLI and Landsat 7 ETM+ Data among Different Vegetation Types. *Remote Sens.* 2015, 7, 13485-13506.
- Shuster, M; Torres, T; y Dukes, J (2014). Distribution of Terrestrial Ecosystems and Changes in Plant Community Composition, Capítulo 40 Freedman, B (ed.), *Global Environmental Change*, pp 341-346
- Schmook, B., van Vliet, N., Radel, C., Manzón-Che, M., McCandless, S., (2013). Persistence of swidden cultivation in the face of globalization: a case study from communities in Calakmul, Mexico. *Human Ecology*, 41, 93–107
- Schnitzer, S., DeWalt, S., Chave, J. (2016) Censusing and Measuring Lianas: A Quantitative Comparison of the Common Methods. *Biotropica*, 38, 5, 581-591.
- Stein, A., Gerstner, K., Kreft, H. (2014) Environmental heterogeneity as a universal driver of species richness across taxa, biomes and spatial scales. *Ecology Letters*, 17: 866–880
- Small, C. (2004). The Landsat ETM+ spectral mixing space. *Remote Sensing. Environmental.* 93, 1–17.

- Steinieger, M. (2000) Satellite estimation of tropical secondary forest aboveground biomass data from Brazil and Bolivia. *International Journal of Remote Sensing*, 21, pp. 1139–1157.
- Tang, L y Shao, G (2015).Drone remote sensing for forestry research and practices. *J. For. Res.* 26(4):791–797
- Tewes, A., Thonfeld, F, Schmidt, M., Oomen, R., Zhu, X (2015).Using RapidEye and MODIS Data Fusion to Monitor Vegetation Dynamics in Semi-Arid Rangelands in South Africa. *Remote Sens.* 7, 6510-6534.
- Thuiller W., Araujo, A., Cabeza M., Hickler, T., Midgley, GF., Paterson, J., Schurr, FM., Sykes MT., Zimmermann NE. (2008) Predicting global change impacts on plant species' distributions: future challenges. *Perspect Plant Ecol Evol Syst* 9:137–152.
- Turner W., Spector S., Gardiner N., Fladeland M., Sterling E. and Steininger M. (2004). Remote sensing for biodiversity science and conservation. *Trends in Ecology and Evolution* 18: 306–314.
- Turner, B., Villar, S., Foster, D., Geoghegan, J., Keys, E., Klepeis, P., Lawrence, D., Mendoza, P.M., Manson, S., Ogneva-Himmelberger, Y., (2001). Deforestation in the southern Yucatán peninsular region: an integrative approach. *For. Ecol. Manag.* 154, 353–370.
- Trejo, I; R. Dirzo. 2000. Deforestation of seasonally dry tropical forest: A national and local analysis in Mexico. *Biological Conservation* 94: 133–42.
- Tyc, G; Tulipa, J; Schultena, D; Krischk, M; Oxfortb, M (2005).The RapidEye mission design. *Acta Astronautica* 56 (2005) 213 – 219
- U.S. Geological Survey (2015). *LANDSAT 8 (L8) DATA USERS HANDBOOK*. ESRI
- Uicab, Y (2012). Estimación de la biomasa aérea arbórea en un paisaje de selva mediana subcaducifolia en el sur del estado de Yucatán, Maestro en Ciencias Biológicas

opción Recursos Naturales, Recursos Naturales, Centro de Investigación Científica de Yucatán (CICY), Mérida, Yucatán.

Koblitz, R., Pimentel, A., Menin, M., Rojas, D., Condrati, L., Magnusson., W (2017) Effect of species-counting protocols and the spatial distribution of effort on rarefaction curves in relation to decision making in environmental-impact assessments. *Austral Ecology* 42, 723–731

Vanselow, K y Samimi, C (2014). Predictive Mapping of Dwarf Shrub Vegetation in an Arid High Mountain Ecosystem Using Remote Sensing and Random Forests. *Remote Sens.* 6, 6709-6726

Villamuelas, M., Fernández, F., Albanell, E., Gálvez-Ceróne, A., Bartolomé, J., Mentaberrea, G., López-Olvera, J., Fernández-Aguilar, X., Colom-Cadena, A., López-Martina, J., Pérez-Barbería, J., Garel, M., Marcoa, I., Serrano, E (2016). The Enhanced Vegetation Index (EVI) as a proxy for diet quality and composition in a mountain ungulate. *Ecological Indicators* 61, 658–666

Viedma, O., Torres, I., Pérez, B., Moreno, J (2012). Modeling plant species richness using reflectance and texture data derived from QuickBird in a recently burned area of Central Spain. *Remote Sensing of Environment* 119 208–22.

Wachowicz, M. (2003). *Object-oriented Design for Temporal GIS*. London: CRC Press

Wallner, A., Elatawneh, A., Schneider, T., Knoke, T. (2015). Estimation of forest structural information using RapidEye satellite data. *Forestry* 2015., 88, 96–107.

Weier, J y Herring, D. (2000). *Measuring vegetation (NDVI & EVI) Nasa features*. Disponible en : <http://earthobservatory.nasa.gov/Features/MeasuringVegetation/printall.php>, actualizado el día 14 de abril de 2016.

Weng, Q (2011). *Advances in environmental Remote Sensing: Sensors, Algorithms, and Applications*. Taylor & Francis Series in Remote Sensing Applications. CRC press, New York.

Yang, X., Li, J (2013). *Advances in mapping from Remote Sensor Imagery*. TaylorFrancis Group CRC Press.

Zaloga, SJ (2008) *Unmanned aerial vehicles: Robotic air warfare 1917–2007*. Osprey Publishing, New York

Zandler, H., Brenning, A., Samimi, C (2014) Quantifying dwarf shrub biomass in an arid environment: comparing empirical methods in a high dimensional setting. *Remote Sensing of Environment* 158, 140–155

Zhang, Q., Qin, R., Huang X., Fang, Y., Liu, L (2015). Classification of Ultra-High Resolution Orthophotos Combined with DSM Using a Dual Morphological Top Hat Profile. *Remote Sens*, 7, 16422–16440

II. ANEXOS

Cuadro2.1. Autocorrelación espacial, ensayada por el Índice de Moran, para cada uno de los casos.

Estadístico	Landsat 8 OLI		RapidEyes		VHR	
	Riqueza de sp.	Biomasa aérea	Riqueza de sp.	Biomasa aérea	Riqueza de sp.	Biomasa aérea
p-value	0.056	0.958	0.944	0.886	0.272797	0.584604
Observado	0.004	0.051	-0.0569	-0.0546	-0.08535	-0.03658
Esperado	-0.0526	-0.0526	-0.05263	- 0.05263	-0.05263	-0.05263

Cuadro2.2. Valores de Inflación de la Varianza para cada de uno de los modelos ensayados bajo los modelos de regresión lineal.

Variable dependiente	Identificador de modelo	Variables	VIF
RapidEye			
Riqueza de especies	<i>Modelo 1</i>	Correlación banda 5	125.3

	<i>Modelo 2</i>	Desv. Banda 2	1.17
		NDVI	1.17
	<i>Modelo 3</i>	Desv. Banda 2	1.07
		Desv. Media banda 5	1.16
		NDVI	1.14
	<i>Modelo 4</i>	Banda 4	1.21
		Desv. Banda 4	1.33
		Desv. NDVI	1.17
		Desv. Media banda 5	1.31
Biomasa aérea	<i>Modelo 1</i>	Desv. Banda 4	1
	<i>Modelo 2</i>	Banda 2	18.18
		Banda 3	18.18
	<i>Modelo 3</i>	Banda 2	20.33
		Banda 3	18.55
		Desv. Banda 4	1.77
	<i>Modelo 4</i>	Banda 2	22.13
		Banda 3	20.9
		Desv. banda 4	1.17
		Desv. Varianza banda 5	1.01
	<i>Modelo 5</i>	Banda 4	1.65
		Desv. Banda 4	1.41
		Desv. Disimilitud NDVI	2.12
Landsat 8 OLI			
Riqueza de especies	<i>Modelo 1</i>	Correlación banda 3	1
	<i>Modelo 2</i>	Banda 5	4.72
		Media del NDVI	4.72
	<i>Modelo 3</i>	Banda 5	4.91
		Media del NDVI	5.27
		Segundo mom ang banda 2	1.16
	<i>Modelo 4</i>	Banda 5	1
		Homogeneidad banda 5	2.54
		Homogeneidad del NDVI	2.54
	<i>Modelo 5</i>	Banda 5	1.05
		Media del NDVI	1.1

		Homogeneidad banda 5	2.67
		Homogeneidad NDVI	2.57
Biomasa aérea	<i>Modelo 1</i>	Media banda 4	1
	<i>Modelo 2</i>	Varianza banda 2	4.57
		Contraste banda 4	4.57
	<i>Modelo 3</i>	Varianza banda 2	4.69
		Correlación banda 2	1.06
		Contraste banda 4	4.83
	<i>Modelo 4</i>	Varianza banda 2	4.71
		Correlación banda 2	1.07
		Media banda 4	1.28
		Contraste banda 4	5.21
	<i>Modelo 5</i>	Varianza banda 2	4.71
		Media banda 4	1.14
		Contraste banda 4	1.28
		Según. Mom. Ang banda 5	5.27
Alta resolución			
Riqueza de especies	<i>Modelo 1</i>	Media Según. Mom. Ang. Banda 1	
	<i>Modelo 2</i>	Desv. Est. contraste NDVI	1.002
		Media entropía banda 3- Vegetación	1.002
	<i>Modelo 3</i>	Desv. Est. Banda4	1.013
		ENN_MN	1.014
		Media disimilitud banda 3	1.026
	<i>Modelo 4</i>	Contraste Desv. Est. NDVI	1.31
		Media entropía banda 3- Vegetación	4.27
		Desv. Est. Variación banda 3	4.039
		Media NDVI banda 1- Vegetación	1.136
Biomasa aérea			

