DINÁMICA Y DENSIDAD ESPACIAL DE LA BIOMASA AÉREA EN UN BOSQUE ALTOANDINO DEL MUNICIPIO DE GUASCA-CUNDINAMARCA

Autor:
Héctor Daniel Rocha Jiménez
Ing. Forestal

Trabajo de grado presentado como requisito para optar por el título de
Especialista en Sistemas de Información Geográfica

Universidad Distrital Francisco José de Caldas
Facultad de Ingeniería
Especialización en Sistemas de Información Geográfica
Bogotá D.C. Colombia
10 de diciembre de 2021

UNIVERSIDAD DISTRITAL FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS
FACULTAD DE INGENIERÍA
ESPECIALIZACIÓN EN SISTEMAS DE INFORMACIÓN GEOGRÁFICA

UNIVERSIDAD DISTRITAL
FRANCISCO JOSÉ DE CALDAS

PROYECTO DE GRADO

Presentado por:
Héctor Daniel Rocha Jiménez
Ing. Forestal

Trabajo de grado presentado como requisito para optar por el título de
Especialista en Sistemas de Información Geográfica

Dirigido por:
Ing. Carlos Gustavo Infante Sepúlveda
PhD. Alexandra María López Sevillano

BOGOTÁ D.C., COLOMBIA
10 de diciembre de 2021

TABLA DE CONTENIDO

RESUMEN 7
INTRODUCCIÓN 9
1. GENERALIDADES 10
1.1. Línea de investigación 10
1.2. Planteamiento del problema 10
1.2.1. Antecedentes del problema 11
1.2.2. Pregunta de investigación 11
1.3. Justificación 12
1.4. Objetivos 12
1.4.1. Objetivo general 12
1.4.2. Objetivos específicos 12
2. MARCO DE REFERENCIA 13
2.1. Marco conceptual 13
2.1.1. Análisis Probabilístico 13
2.1.2. Antrópico 13
2.1.3. Biomasa 13
2.1.4. Bosque 13
2.1.5. Bosque altoandino 13
2.1.6. Cartografía 14
2.1.7. Ciclo de Krebs 14
2.1.8. Deforestación y degradación del bosque 14
2.1.9. Dinámica espacial 14
2.1.10. Gases de Efecto Invernadero (GEI) 14
2.1.11. Estadística Espacial 14
2.1.12. Imágenes satelitales 14
2.1.13. Modelación 15
2.1.14. Productividad Primaria Bruta 15
2.1.15. Proceso Fotosintético 15
2.1.16. Reserva Forestal 15
2.1.17. Reserva Natural de la Sociedad Civil 15
2.1.18. Servicios Ecosistémicos 15

2.1.19. Sistemas de información Geográfica (SIG) 16
2.1.20. Urbanización 16
2.2. Marco teórico 16
2.2.1. Adquisición de carbono en las plantas 16
2.2.2. Ciclo biológico del carbono 16
2.3. Marco geográfico 17
2.4. Estado del arte 18
2.4.1. Evaluación de la Biomasa 18
2.4.2. Teledetección y modelación de la biomasa 18
2.4.3. Densidad de Kernel 19
2.4.4. Estadística espacial por patrones puntuales 20
3. METODOLOGÍA 21
3.1. Técnicas 21
3.1.3. Recolección de datos 22
3.2. Instrumentos y programas para utilizar 22
4. DESARROLLO DE LA PROPUESTA 24
4.1. Diseño de la base de datos 24
4.2. Fases de la propuesta 25
4.2.1. Análisis exploratorio de los datos 25
4.2.2. Modelo de Elevación Digital (DEM) 25
4.2.3. Construcción del ModelBuilder 25
4.2.4. Análisis de Estadística Espacial 26
4.2.4.1. Análisis de patrón espacial 26
4.2.4.2. Función de correlación de pares para procesos puntuales 26
4.2.4.3. Densidad de Kernel 27
4.2.4.4. Análisis de cambios 28
4.2.4.5. Modelo del proceso puntual tipo Strauss. 28
4.3. Presentación de resultados y discusión 29
4.3.1. Análisis exploratorio de los datos 29
4.3.1.1. Georreferenciación de los datos en campo 29
4.3.1.2. Cálculo y aplicación de ecuaciones alométricas 30
4.3.1.3. Medidas de tendencia central y de dispersión 32
4.3.1.4. Modelo de Elevación Digital (DEM) 35

4.3.1.5. Construcción del ModelBuilder 36
4.3.2. Análisis de estadística espacial 37
4.3.2.1. Análisis del vecino más cercano 37
4.3.2.2. Análisis por cuadrantes 38
4.3.2.3. Análisis de correlación de pares para procesos puntuales 38
4.3.2.4. Densidad de Kernel 39
4.3.2.5. Modelo del proceso puntual tipo Strauss. 42
4.3.3. Análisis de cambios en la superficie de densidad de Kernel 43
4.3.4. Cálculo del modelo de cadenas de Márkov. 45
4.3.4.1. Clasificación de estados 46
5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 48
6. REFERENCIAS 49

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Localización de área de estudio en la Reserva Biológica el Encenillo (RBE) 17
Figura 2. Esquema de muestreo de la vegetación dentro de la parcela de 1 hectárea 22
Figura 3. Hardware FieldMap empleado en campo 23
Figura 4. Diseño de la base de datos relacional a emplear en el Software FieldMap Data Collector 25
Figura 5. Fases y metodología para el desarrollo de la propuesta 29
Figura 6. Ubicación y distribución de las especies forestales en la parcela permanente de 1 ha en bosque natural altoandino; A: Individuos del año 2009, B: Individuos del año 2013 y C: Individuos del año 2018 30
Figura 7. Gráfico de barras de biomasa por año de las especies presentes en la parcela permanente 32
Figura 8. Histograma, BoxPlot y Q-Q Plot de la variable biomasa aérea con una transformación logarítmica 34
Figura 9. Distribución de la biomasa en la parcela de 1 ha para el año 2009 (A), 2013 (B) y 2018 (C) 34
Figura 10. Modelo de elevación digital (A) y pendientes (B) de la parcela permanente 36
Figura 11. ModelBuilder de los procesos espaciales llevados a cabo dentro del software ArcGIS 10.5 37
Figura 12. Funciones de patrones puntuales G, F, K y L para la parcela en los años 2009, 2013, 2018 39

Figura 13. Gráfico de densidad de kernel de la variable Biomasa Aérea. línea roja: Valor de la media; línea azul: Valor de la desviación estándar negativa; línea verde: Valor de la desviación estándar positiva; A: 2009; B: 2013; C: 2018 40
Figura 14. Superficie de densidad de kernel para la variable de BA. A. año 2009; B: año 2013; C: año 2018..... 42
Figura 15. Gráficos de ganancias y perdidas, cambio neto y contribuciones al cambio en los diferentes periodos de tiempo. Izq.: Periodo 2009-2013 y Der.: 2013-2018 44
Figura 16. Cambios y persistencia de las categorías de densidad en la parcela de 1 hectárea en el periodo 2009-2013 44
Figura 17. Cambios y persistencia de las categorías de densidad en la parcela de 1 hectárea en el periodo 2013-2018 45
Figura 18. Gráficos de probabilidad de cambio en las cadenas de Márkov. 46

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Ecuaciones alométricas establecidas por especie para el cálculo de la Biomasa Aérea..... 21
Tabla 2. Biomasa total y porcentaje por especie para el año 2009, 2013 y 2018 31
Tabla 3. Medidas de tendencia central y de dispersión para la biomasa en la parcela de 1ha 33
Tabla 4. Rangos establecidos para la reclasificación de la pendiente y áreas de estas..... 35
Tabla 5. Parámetros de distancia entre individuos..... 37
Tabla 6. Análisis por cuadrantes para el patrón puntual mediante la prueba de Kolmogórov-Smirnov..... 38
Tabla 7. Análisis por cuadrantes para el patrón puntual mediante el análisis de varianza-media..... 38
Tabla 8. Ancho de banda por años y promedio para el cálculo de la densidad de Kernel..... 40
Tabla 9. Frecuencia de polígonos, área y porcentaje de área de las clasificaciones de biomasa por año. Fr: Frecuencia de polígonos; m2: Área en metros cuadrados; %: Porcentaje de área..... 41
Tabla 10. Parámetros del modelo de proceso puntual tipo Strauss. 43
Tabla 11. Matriz de transición en los periodos 2009 a 2013 y 2013 a 2018..... 45
Tabla 12. Porcentaje de cambio de las densidades para el año 2017 y 2023 con un n=1 46

RESUMEN

Los bosques altoandinos son considerados uno de los ecosistemas de mayor relevancia ecológica por endemismos y diversidad de especies, pero así mismos mas vulnerables por los procesos de expansión de la frontera agropecuaria y el cambio climático global. Dentro de los servicios ecosistémicos que ofrece este bosque se encuentra la acumulación de carbono atmosférico, cuya cuantificación y monitoreo puede contribuir en la consolidación de estrategias para su manejo y conservación. Con base a lo anterior, en el presente documento se puede observar el uso de información geográfica con los puntos muestreados en campo de un ecosistema de bosque altoandino en el municipio de Guasca-Cundinamarca. Se tomaron los puntos georreferenciados dentro de una parcela permanente, con mediciones en el año 2009, 2013, y 2018 donde se buscó identificar la dinámica de la densidad de biomasa aérea, el análisis exploratorio de los datos muestra una tendencia a un comportamiento normal cuando se realiza una transformación logarítmica. Se encontró e identificó de forma espacial que los individuos se distribuyen de forma no aleatoria sino de forma agrupada en el terreno, los cuales fueron modelados mediante un proceso puntual tipo Strauss y Poisson con la intensidad de β. También se pudo modelar una superficie a partir de un estimador no paramétrico de kernel que nos permitió ver los sitios de la parcela donde se agrupan con una alta probabilidad los individuos con mayor biomasa, donde estos procesos de agrupación y densidad en el terreno pueden darse debido a las asociaciones vegetales entre especies, las cuales se conocen en la vegetación madura del ecosistema, a su vez, se considera como un indicador de la salud e integridad, lo anterior debido a que estos condicionan la diversidad y disponibilidad de los recursos. Se pudo observar la variación de la densidad de biomasa aérea en el bosque en los tres años de evaluación propuestos, observamos el incremento entre las clases en el diagrama de transición de estados, donde cada clase cambia a la clase inmediatamente superior, pero continua con el mismo patrón espacial calculado de forma inicial. Además de esto, nos permitió calcular una probabilidad de cambio en cada una de las clases al año futuro del intervalo evaluado, en este caso para el año 2017 y año 2023.

PALABRAS CLAVE: Bosque Altoandino, Cadenas de Márkov, Densidad de Kernel, Estadística Espacial, Monitoreo, Patrones Puntuales, Sistemas de Información Geográfica (SIG)

SIGLAS

BA: Biomasa aérea

CATIE: Centro Agronómico Tropical de Investigación y Enseñanza

C: Carbono

CO2: Dióxido de Carbono

CH4: Metano

CSR: Completa Aleatoriedad Espacial

DAP: Diámetro a la Altura del Pecho

DB: Densidad básica

DEM: Modelo de Elevación Digital

EMA: Monitoreo Integrado de Ecosistemas Altoandinos de Colombia

EPSG: European Petroleum Survey Group

GDB: File Geo-Database

GEI: Gases de Efecto Invernadero

Ht: Altura total

IDEAM: Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales

IAvH: Instituto de Investigación de recursos Biológicos Alexander von Humboldt

LIDAR: Light Deteccion and Ranging

MSNM: Metros Sobre el Nivel del Mar

PPN: Productividad Primaria Neta

RBE: Reserva Biológica el Encenillo

REDD: Reducción de Emisiones derivadas de la Deforestación y Degradación de los bosques

RNSC: Reserva Natural de la Sociedad Civil

SAR: Synthetic Apertura Radar

SE: Servicios Ecosistémicos

SIG: Sistemas de Información Geográfica

SINAP: Sistema Nacional de Áreas Protegidas

TIN: Red Irregular de Triángulos

VMR: Análisis Varianza Media

INTRODUCCIÓN

La presente propuesta se enfoca en la temática de monitoreo ecológico de los recursos naturales en los bosques, específicamente de los procesos de los ecosistemas y el flujo de energía, medidos como la productividad. La productividad primaria corresponde a la producción neta de la energía disponible para los seres vivos, que implica el flujo del dióxido de carbono, oxígeno, minerales y agua, que se traduce finalmente, en los procesos de acumulación e incremento de biomasa del bosque por el carbono asimilado en los procesos fotosintéticos de las especies de flora, medido en el peso seco de tejidos vegetales (Ricklefs y Miller, 2000). En específico nos enfocaremos en la productividad primaria neta aérea, entendida como la biomasa aérea (BA) en pie, donde se almacena cerca del 90% de la biomasa total de un ecosistema y que, a su vez, se considera como un servicio ecosistémico (SE) de producción de madera y combustible distribuidas en el fuste y ramas de los individuos leñosos (Yepes *et al.*, 2011). El proyecto se realiza con el fin de entender cómo son los cambios de la BA en un bosque, particularmente, de forma muy detallada para un bosque altoandino, empleando técnicas estadísticas espaciales por medio de un método de densidad de Kernel y un análisis de cambios mediante las denominadas Cadenas de Márkov.

La estadística espacial consiste en la reunión de metodologías para realizar el análisis de datos que corresponden a la medición de variables de carácter aleatorio en diversos sitios de una región (puntos o agregaciones espaciales) (Giraldo, 2002). Para la propuesta de evaluar dicha dinámica de los datos de forma espacial, se pretende emplear el método de estimación no paramétrica de densidad de Kernel, el cual estima la función de probabilidad de una variable aleatoria y se realiza un suavizado de los datos, que posteriormente, permite realizar inferencias sobre una población en función de una muestra con datos finitos (Wang, *et al* 2020). Teniendo en cuenta lo anterior, se busca desarrollar una modelación de la biomasa aérea de una parcela de una hectárea en un bosque altoandino ubicado en el municipio de Guasca-Cundinamarca, por medio de un método de estimación de densidad de Kernel contrastando las variaciones en el tiempo, y posteriormente, determinar la probabilidad de cambio de la BA dentro del bosque a partir de un modelo estocástico de cadenas de Márkov bajo una perspectiva de regresión lineal (Plant, 2018).

Dentro de la Estrategia de Monitoreo Integrado de Ecosistemas Altoandinos de Colombia (EMA), se parte de los efectos significativos que aportan los servicios ecosistémicos de este bioma tales como la regulación hídrica o la acumulación de carbono. Con respecto a este último, se pretende lograr identificar estrategias para la planificación territorial, adaptación al cambio climático y restauración ecológica, priorizando dicho ecosistema por ser estratégico. Se constituye un hotspot global de biodiversidad que provee SE, se encuentra en las regiones con mayor concentración de la población y se considera en alta vulnerabilidad y exposición frente al cambio climático (IDEAM, *et al* 2018).

1. GENERALIDADES

1.1. Línea de investigación

El presente proyecto puede ser vinculado con las líneas de investigación en *Geomática, Ciencias de la Tierra y Gestión del Territorio* vinculado con la facultad de ingeniería, a su vez, suscrito a la especialización en Sistemas de Información Geográfica (SIG) de la Universidad Distrital Francisco José de Caldas y el grupo de investigación de *Modelación Innovación y Desarrollo Forestal* (MIDFOR) vinculado a la Facultad del Medio Ambiente y Recursos Naturales de la misma Universidad.

1.2. Planteamiento del problema

Colombia presenta en el 52% de su territorio superficies de bosque natural donde se resalta la Región Amazónica, Andina y Pacífica al ser las regiones con mayor cantidad de cobertura boscosa y, aunque la tasa de deforestación neta para el país ha disminuido en los últimos 5 años (IDEAM, 2020), aún las áreas deforestadas son suficientes para generar una conversión del bosque a otro tipo de coberturas, contribuyendo así al aumento de las emisiones de Gases de Efecto Invernadero (GEI). Por lo anterior, surgen iniciativas que se enfocan en aumentar, conservar y gestionar sosteniblemente los bosques y aumentar las reservas forestales de carbono, que es sobre lo que se basa la iniciativa de proyectos de Reducción de Emisiones por Deforestación y Degradación del Bosque (REDD) (Yepes *et al.,* 2011). Para poder cumplir con dichos enfoques de aumentar, conservar y gestionar los bosques, es necesario llevar a cabo un monitoreo y seguimiento en el almacenamiento de carbono de los bosques. Esencialmente la biomasa aérea corresponde al carbono almacenado (Casanoves *et al.,* 2011) que toman los ecosistemas de la atmósfera por medio de sus procesos fotosintéticos y entran en un ciclo de energía del bosque (Ricklefs y Miller, 2000).

El bosque Altoandino es reconocido por prestar una gran variedad de servicios ecosistémicos producto de procesos y funciones ecosistémicas que se generan de la interacción entre los factores biótico y abióticos que lo componen, entre ellos, se destaca el servicio ecosistémico de fijación y almacenamiento de carbono. Este último se encuentra directamente relacionado con el contenido y la producción de biomasa aérea, siendo los productores primarios (Romero, 2012) los que ocupan cerca del 50% de su superficie potencial. Históricamente estos bosques han sufrido fuertes procesos de fragmentación, transformación y destrucción a causa de diversas actividades antrópicas y se ha llegado al punto de que actualmente queda menos del 10% del bosque natural de este ecosistema en el país (Henderson *et al*. 1991), siendo a la vez, uno de los menos estudiados (Gentry, 1991) aunque cada vez cobra mayor importancia su estudio en la actualidad. En informes recientes se considera que los principales motores y procesos de transformación de los bosques andinos y altoandinos corresponden al crecimiento poblacional y procesos de urbanización,

deforestación, establecimiento de cultivos, cacería, extracción de productos maderables y no maderables, y el cambio climático (IDEAM *et al,* 2018).

1.2.1. Antecedentes del problema

Diversos estudios se han llevado a cabo para la estimación de la BA en los bosques. Entre estos, se han propuesto ecuaciones alométricas como técnica no destructiva para su medición (Sabarain y Romero, 2015; Pérez y Diaz, 2010) y, adicionalmente, se ha analizado su relación frente a la composición, estructura (Sanabria y Puentes, 2017) y función de la vegetación; esta última relacionada con los rasgos funcionales de los individuos (Rueda y Rocha, 2019). Otros estudios, se han enfocado en el uso de la estimación de densidad de Kernel con el fin de identificar puntos críticos de un paisaje a partir del enfoque de vecinos, dicho enfoque se ha relacionado con la identificación de áreas con mayor biomasa, relacionado con la distribución espacial de los datos (Kenchington *et al*., 2014). Incluso dicho estimador es utilizado para explorar diferentes patrones a través del tiempo, estima distribuciones no conocidas, muestra estructuras irregulares, calcula la densidad de todo tipo de formas, considerado un método óptimo para ser implementado en la investigación (Kuter *et al.,* 2011).

Referente a las Cadenas de Márkov, se han encontrado una gran cantidad de aplicaciones en biología, matemáticas, economía, medicina, entre otros, caracterizada por la propiedad Markoviana de que, dado el estado presente, el futuro es independiente del pasado, describiendo la ley de probabilidades del sistema (Solano *et al.*, 2014). En el ámbito de los Sistemas de Información Geográfica (SIG) ha sido muy empleado en el área probabilística para cambios de cobertura en un área de estudio definido, tal como se muestra en el estudio de López (2019), mediante el cual, se hace uso de este para simular el crecimiento de un área urbana en Toluca en un periodo de tiempo desde 2017 a 2031 o como Valera (2004), para la determinación de cambios y asignación de usos de la tierra. Por otro lado, en temas enfocados y relacionados con los recursos florísticos direccionados a la biomasa, se encontró artículos como los de Masip *et al.,* (2015), mediante el cual, se emplearon cadenas de Márkov para predecir la evolución de una plantación en años posteriores para las especies *Salix alba, Populus alba, Celtis Australis y Ulmus minor*, y su probabilidad de permanencia en campo, esto permite a los autores estimar la probabilidad de crecimiento y acumulación de biomasa a largo plazo sin necesidad de evaluar varios años después.

1.2.2. Pregunta de investigación

En la presente propuesta se pretende, con ayuda de monitoreos forestales dentro de un bosque altoandino y, a través de técnicas de estadística espacial (densidad de kernel), identificar ¿Cómo es la agrupación y densidad espacial de la biomasa aérea de un bosque Altoandino evaluado en los años 2009, 2013 y 2018 y cómo esta ha cambiado en el tiempo?

1.3. Justificación

Los bosques Altoandinos son considerados ecosistemas estratégicos de alta montaña con gran importancia a nivel nacional e internacional gracias a su alto grado de biodiversidad, endemismo, oferta de servicios ecosistémicos y beneficios al ser humano, tanto a niveles regionales como globales. Por lo anterior, el monitoreo y seguimiento a los cambios de este bioma se hacen cada vez más relevantes en las estrategias de monitoreo integrado de ecosistemas del país, como lo establece la *Estrategia para monitoreo integrado de los ecosistemas de alta montaña de Colombia* y a nivel internacional el *Panel intergubernamental para la Biodiversidad y los Servicios Ecosistémicos (IPBES)* (IDEAM *et al,* 2018).

La presente propuesta de seguimiento y evaluación con que se pretende modelar los cambios espaciales de la BA de un bosque altoandino resulta útil para alcanzar los objetivos establecidos en el marco de la propuesta del IDEAM *et al.* (2018). Lo anterior, al evaluar el estado actual, cambios, funcionalidad y generación de información que opera a una escala local y específica, permitiendo así orientar a la toma de decisiones del territorio. Para esto, el uso de los SIG ha ido avanzando durante las últimas décadas dando paso al análisis espacial de datos a partir de procesos de estadística espacial, lo cual ofrece una representación lo más aproximada de la realidad teniendo en cuenta la información de tipo espacial recolectada en campo (Fuenzalida, 2015), mientras qué, también se busca determinar los cambios de la densidad de la biomasa de los individuos en los diferentes años de monitoreo. Esto finalmente es un campo de análisis de información espacial en el que un especialista SIG puede desarrollar las habilidades para ofrecer soluciones y proponer herramientas qué sirvan para la toma de decisiones en diversos escenarios, permitiendo realizar múltiples análisis generando resultados a partir de la información espacial (López, 2019).

1.4. Objetivos

1.4.1. Objetivo general

- Determinar la densidad espacial y los cambios de la biomasa aérea (BA) en un periodo de tiempo de un bosque altoandino dentro de la Reserva Biológica el Encenillo (RBE) en el municipio de Guasca-Cundinamarca.

1.4.2. Objetivos específicos

- Realizar un análisis espacial para los datos georreferenciados en campo y determinar el patrón puntual de estos.
- Estimar la densidad de la biomasa aérea por medio de un análisis de estadística espacial (densidad de Kernel) para evaluar su comportamiento en una parcela de 1 hectárea de un bosque altoandino.
- Determinar la variación de la densidad de biomasa aérea dentro de la parcela de 1 hectárea identificando su cambio y modelo de probabilidad en el tiempo por medio de cadenas de Márkov.

2. MARCO DE REFERENCIA

2.1. Marco conceptual

2.1.1. Análisis Probabilístico

El análisis probabilístico consiste en la realización de una predicción de un fenómeno asociado, a partir de técnicas de inferencia estadística que se basan en variables paramétricas y no paramétricas (Campos, 2006).

2.1.2. Antrópico

Se considera como las acciones que ha producido o modificado la actividad humana (RAE, 2021), enfocada principalmente a la transformación de las coberturas a otro tipo de uso.

2.1.3. Biomasa

La biomasa se define como la acumulación de carbono almacenado en forma de materia orgánica viva que compone la diversidad. Para los bosques, la biomasa se acumula en la estructura aérea, subterránea, en los detritos y el suelo de los ecosistemas, esto mediante la transformación del carbono de la atmósfera, producto de los procesos fotosintéticos (Babbar *et al,* 2021; López y Absalon, 2018; Montealegre *et al.,* 2013). Por lo tanto, la biomasa aérea se considera a la biomasa que se encuentra sobre el suelo, incluyendo tallos, ramas, corteza, semillas y follaje, sitios en donde se almacena la mayor proporción de la biomasa total del ecosistema (Yepes *et al.,* 2011; Guariguata *et al.,* 2002). Esta hace parte de la productividad primaria de los ecosistemas conforme a los servicios ecosistémicos qué estos prestan (Návar y González, 2009).

2.1.4. Bosque

Se considera como tierra de uso forestal con 1 ha de superficie mínima, una cobertura de copa mayor o igual a 30% y con árboles de mínimo 5 metros de altura (MAGBMA y FAO, 2018).

2.1.5. Bosque altoandino

Los bosques altoandinos son ecosistemas ubicados a una altura sobre el nivel del mar de 2800 a 3800 metros, presentan precipitaciones desde 1200 a 4000 mm por año en promedio. Se encuentra formado por complejos gradientes de elevación de los sistemas montañosos a lo largo de la Cordillera de los Andes (Cordillera Occidental, Central, Oriental, Sierra Nevada de Santa Marta), y estrechamente relacionados con los ecosistemas de páramos por su integridad ecológica y la oferta de servicios ecosistémicos. La vegetación se caracteriza por poseer un dosel de menor altura, por el desarrollo de epifitas, y por dominancia de especies de los géneros *Weinmannia*, *Hesperomeles*, *Clethra* y *Escallonia*. Según el mapa de usos

del IDEAM *et al.* (2011) para dichos sistemas montañosos, las coberturas tienen algún tipo de actividad agropecuaria que amenazan la integridad del ecosistema, la diversidad biológica y su funcionalidad (Abud y Torres, 2016; Sarmiento *et al.,* 2013).

2.1.6. Cartografía

Se considera a la cartografía como la representación gráfica de los elementos presentes en una imagen, en donde esta tiene en cuenta características espaciales y de localización dentro de dicha representación (Cofrep-Pucha *et al.,* 2017).

2.1.7. Ciclo de Krebs

El Ciclo de Krebs consiste en una secuencia de reacciones químicas que hacen parte de la respiración celular en las células, las cuales usan el oxígeno presente en el desarrollo de vida de las plantas (Devlin, 2000).

2.1.8. Deforestación y degradación del bosque

Se entiende como deforestación y degradación del bosque a la transformación del bosque a otro uso de la tierra con reducción a largo plazo de la copa, dándose un cambio en el bosque que afecta de forma negativa la estructura y/o función de la masa forestal, de tal forma que se reduce la capacidad de suministrar productos y/o servicios (MAGBMA y FAO, 2018).

2.1.9. Dinámica espacial

Se considera la dinámica espacial como la distribución y análisis de las condiciones geográficas de un fenómeno, lo que permite relacionar la interconectividad de distintos espacios que fluctúan a lo largo del tiempo (Rodríguez Gámez y Cabrera Pereyra, 2017).

2.1.10. Gases de Efecto Invernadero (GEI)

Se consideran a los Gases de Efecto Invernadero como los componentes gaseosos de la atmósfera, de origen natural o antropogénicos, que absorben y emiten radiación en determinadas longitudes de onda, los cuales son emitidos principalmente por la superficie de la tierra, la atmósfera y las nubes (IDEAM, 2012).

2.1.11. Estadística Espacial

Consiste en la reunión de metodologías apropiadas para realizar el análisis de datos que corresponden a la medición de variables de carácter aleatorio en diversos sitios de una región (puntos o agregaciones espaciales (Giraldo, 2002).

2.1.12. Imágenes satelitales

Son la conformación de una serie de píxeles ordenados que son capturados por un sensor remoto en plataformas satelitales o aviones, lo que permite el almacenamiento

en celdas de píxeles que forman una escena visible de la realidad (Valdez-Lazalde *et al.,* 2006).

2.1.13. Modelación

Se considera como la acción y efecto de modelar, se define como el ajuste a un modelo por medio de imágenes y/o figuras (RAE, 2021). Específicamente, el enfoque del presente trabajo se orienta a la modelación de fenómenos naturales, y procesos ecosistémicos como lo es la acumulación de biomasa en un ecosistema (Martínez et al., 2016).

2.1.14. Productividad Primaria Bruta

Se considera como productividad primaria bruta de un ecosistema a la energía total fijada por fotosíntesis y el carbono asimilado por las plantas en forma de glucosa, que almacena 40% de carbono en un tiempo dado acumulado y que, posteriormente, se acumula en materia viva de los individuos por dichos procesos fotosintéticos, lo que involucra los flujos de dióxido de carbono, oxígeno, minerales y agua (Ricklefs y Miller, 2000).

2.1.15. Proceso Fotosintético

Es la capacidad de los vegetales para convertir la energía luminosa en energía química, esto se desarrolla en las células vegetales a través de la clorofila, siendo un proceso qué presenta una gran incidencia en la estructura trófica de los ecosistemas (Edding *et al.* 2006).

2.1.16. Reserva Forestal

Se denomina reserva forestal a la zona de propiedad pública o privada destinada exclusivamente al establecimiento o mantenimiento y utilización racional de áreas forestales (Decreto 2811 de 1974).

2.1.17. Reserva Natural de la Sociedad Civil

Se considera a la RNSC como una clasificación establecida a partir del decreto 2372 del 2010 de las áreas protegidas del Sistema Nacional de Áreas Protegidas (SINAP) de las Áreas Protegidas Privadas, entendida como aquella área, donde parte o toda la extensión de un inmueble, conserva una muestra de un ecosistema natural.

2.1.18. Servicios Ecosistémicos

Los servicios ecosistémicos son aquellos beneficios directos e indirectos que recibe en general la sociedad que provienen de los elementos, funciones o procesos de los ecosistemas, en pro de mejorar la calidad de vida de las personas en sus dimensiones sociales, económicas, políticas, tecnológicas, simbólicas y/o religiosas (Casanoves *et al.*, 2011; Llambí *et al.,* 2019).

2.1.19. Sistemas de información Geográfica (SIG)

Los SIG pueden definirse como una tecnología que integra diversas disciplinas para el análisis, creación, adquisición, almacenamiento, edición, transformación, etc. de la información con características espaciales (Delgado y Barredo, 2006).

2.1.20. Urbanización

Se especifica como la acción y el efecto de urbanizar, por lo que se considera como la adición de una porción de terreno, en busca de prepararlo para uso urbano, abriendo calles y dotándolas de luz, pavimentos y demás servicios (RAE, 2021).

2.2. Marco teórico

2.2.1. Adquisición de carbono en las plantas

El proceso de captación de carbono de la atmósfera se da gracias a un proceso de gran importancia para las plantas, conocido como la fotosíntesis, en este se toma el dióxido de carbono (CO2) a través de la captación de luz de la atmósfera y del medio, por medio de los estomas y clorofila que se encuentran en las hojas. Esta última, lo transforma para la construcción de tejido vegetal, y almacena como materia viva de los individuos o también llamada biomasa vegetal. La ganancia diaria del carbono atmosférico se ve comúnmente afectada por la capacidad fotosintética de las hojas y esto, a su vez, condiciona el crecimiento de los individuos (Guariguata y Kattan, 2002). La mayoría de las plantas para los bosques altoandinos que son latifoliadas, cuentan con una estrategia tipo C3 que se considera como una de las estrategias más comunes en las plantas, donde la capacidad de asimilación de CO2 está limitada por concentraciones de O2, allí los productos primarios de fotosíntesis son moléculas de 3 carbonos, los cuales son fijado durante el día y un tercio es devuelto a la atmósfera (Medina *et al.,* 1976).

Teniendo en cuenta como las plantas captan la energía solar por medio de procesos fotosintéticos y mediante el ciclaje del mismo en la estrategia C3, se soporta el hecho de que la vegetación captura el C de la atmósfera y posteriormente es fijado en los tejidos vegetales denominado biomasa, lo cual determina el almacenamiento de este. Nos basaremos en esta noción de biomasa para partir del hecho de que las plantas almacenan en sus tejidos vegetales una cierta cantidad de materia orgánica, producto de dicha transformación y acumulación en su estructura morfológica para emplear una serie de ecuaciones alométricas que describen una función de acumulación de la biomasa en el individuo, teniendo en cuenta el diámetro a la altura del pecho (DAP) y la densidad básica (DB) de la madera.

2.2.2. Ciclo biológico del carbono

El carbono de la superficie se almacena en 5 compartimentos que son: reservas geológicas, océanos, atmósfera, suelos y biomasa vegetal. El C como elemento fluye

en el planeta principalmente en dos elementos, siendo el metano (CH4) y el CO2. Por un lado, el CH4 es fijado en el suelo por parte de la descomposición de los materiales orgánicos, mientras qué, el CO2 es producto de los procesos metabólicos de los seres vivos principalmente, de igual manera por el suelo, debido a las emisiones por deforestación, quema de combustibles fósiles y fluctuaciones en los océanos. Estos compuestos hacen parte de los denominados GEI y, por lo tanto, generan el llamado efecto invernadero. En cuanto a la biomasa vegetal, la vegetación arbórea incluye el 70% de todo el carbono acumulado en el planeta gracias a los procesos fotosintéticos donde se captura el CO2 de la atmósfera y, a través del denominado ciclo de krebs que usa diversos elementos y compuestos, fija el carbono en productos primarios de la materia orgánica conocido como lignina, dejando disponible el oxígeno (O2) para salir de dicho ciclo como residuo (respiración vegetal) de este proceso (Gallardo y Merino, 2007).Esto, nos es útil para entender el proceso de acumulación y beneficios que prestan los ecosistemas en el cambio climático, mediante los denominados Servicios Ecosistémicos (SE), especialmente como servicios de regulación, que aportan al bienestar humano y social general.

2.3. Marco geográfico

El proyecto se desarrollará en la *Reserva Biológica Encenillo Dorothea y Hermann Hoeck* (RBE), la cual se encuentra ubicada en la vereda la Trinidad del municipio de Guasca, en el departamento de Cundinamarca, en las coordenadas 4° 47’ 25’’ N y -73° 54’ 16’’ W. Es denominada como un área protegida de carácter privado de la sociedad civil, constituida en el año 2007 bajo la resolución 090 del 21 de Julio del 2015 del Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, con el objeto de conservar los bosques altoandinos después de ser perturbado por mucho tiempo hasta 1992 por explotación y transformación de roca caliza, con afectaciones especialmente en los bosques de Encenillo y en su flora y fauna asociada. Cuenta con una extensión total de 206 ha, su variación altitudinal está entre 2.800 y los 3.200, posee una temperatura media anual de 12 °C y una precipitación anual media de 1.300 mm. Sus bosques se caracterizan por tener una predominancia de la especie Encenillo (*Weinmannia tomentosa* L.f.), la cual le da el nombre a la reserva, entre otras especies de mamíferos, orquídeas, bromelias y briofitas.

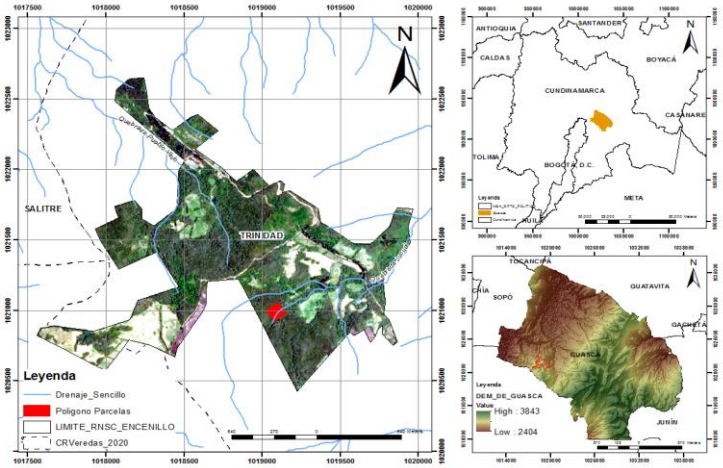


Figura 1. Localización de área de estudio en la Reserva Biológica el Encenillo (RBE)

2.4. Estado del arte

2.4.1. Evaluación de la Biomasa

Los bosques altoandinos son considerados uno de los ecosistemas estratégicos con mayor diversidad en Colombia, albergan gran cantidad de especies y endemismos al tiempo en que cumplen importantes servicios ecosistémicos entre ellos la acumulación de biomasa (Abud y Torres, 2016; Sarmiento *et al.,* 2018). La biomasa se refiere a la materia viva u orgánica que acumula el carbono disponible en la atmósfera y que es almacenado en las estructuras subterráneas y aéreas de los bosques, contribuyendo a la mitigación del cambio climático (Castañeda-Martin y Montez-Pulido, 2017; Ospina *et al.,* 2013; Schlegel *et al.,* 2000).

La biomasa hace parte fundamental de los ecosistemas al expresar la productividad primaria neta (PPN) del bosque, entendida como la fotosíntesis y respiración total de la vegetación, siendo los bosques tropicales con mayor PPN del planeta (López y Absalon, 2018; Montealegre *et al.,* 2013). Su medición y monitoreo se ha convertido en un importante hito de investigación en las últimas décadas, dado el aumento de GEI que contribuyen al calentamiento global, de igual manera, su estimación contribuye a generar información de sumideros y flujos de carbono presentes en los ecosistemas (Castañeda-Martin y Montes-Pulido, 2017). Conocer sobre este servicio ecosistémico contribuye a conocer esta función en políticas de cambio climático apoyando a la fundamentación de los incentivos para protección de estos ecosistemas (Ward *et al.,* 2015).

Para la medición y cuantificación de la biomasa en los bosques se pueden utilizar unidades de estudio, elección de rodales y un sistema de monitoreo. Este último, puede ser implementado en parcelas que se basan en la medición de variables de forma y tasa de crecimiento, longevidad de la planta, altura de la planta, arquitectura de la copa, densidad de la madera, entre otros (Schlegel *et al.,* 2000; Casanoves *et al.,* 2011). En el caso del bosque altoandino presente en la RBE del municipio de Guasca-Cundinamarca, Rueda y Rocha (2019) cuantificaron la acumulación de biomasa aérea teniendo en cuenta las variables de DAP, densidad básica de la madera, entre otros rasgos funcionales, así como en la generación de ecuaciones alométricas sugeridas por Pérez y Diaz (2010) específicas para las especies encontradas en dicho bosque. Allí se encontró que los rasgos más asociados a la acumulación e incremento de biomasa aérea fueron la densidad básica de la madera, la estructura vertical del bosque, entre otros, siendo la especie *Weinmmania tomentosa*, una de las especies qué posee mayor representatividad por hectárea en las coberturas vegetales de la RBE.

2.4.2. Teledetección y modelación de la biomasa

Una de las aplicaciones recientes de los SIG en las ciencias de la tierra, en específico, para la modelación de la biomasa aérea, consiste en la evaluación de la PPN a través

de imágenes satelitales, específicamente de procedencia Landsat o Sentinel entre LIDAR (Light Detection and Ranging) y SAR (Synthetic Aperture Radar), relacionado con información recolectada en campo cuya combinación permite evaluar reservas de carbono en situaciones donde los sistemas de teledetección son difícilmente aplicables (Babbar *et al.,* 2021; Tsui *et al.,* 2013). Algunos de los métodos de modelación más prácticos empleados en la actualidad es el uso de interpolaciones de densidad de Kernel (KDE) como herramienta de la estadística espacial que se adapta a una superficie y calcula una magnitud por unidad de área (Quian *et al.,* 2021).

Es limitada la información existente sobre la modelación de la biomasa boscosa específicamente con el bosque altoandino a una escala espacial local que implemente técnicas de estadística espacial (Kernel) que conlleven a entender la dinámica espacial de la biomasa dentro del bosque, y, por ende, es escasa su contribución a la cuantificación de montos de carbono, con fines de mitigación del cambio climático. Por lo anterior, la presente investigación busca combinar dichas metodologías aplicadas a un bosque altoandino en la RBE con el fin de identificar la dinámica espacial y la probabilidad de cambio de tal ecosistema, aportando herramientas para su monitoreo y consecutiva su conservación.

2.4.3. Densidad de Kernel

La densidad de Kernel se concibe como un estimador no paramétrico de densidades multivariadas o univariadas (Kim y Scott, 2012; Silverman, 1989), o como un método utilizado para estimar la función de probabilidad de una variable aleatoria, en donde se realiza un suavizado de los datos que resulta ser fundamental para realizar inferencias sobre una población en función de una muestra con datos finitos (Wang *et al.,* 2020). Se diferencia de la estimación de densidad paramétrica, en donde la distribución genera datos, mientras que ésta, hace suposiciones no tan rígidas sobre la distribución de estos (Hwang *et al.,* 1994). Este estimador es cada vez más utilizado por la ecología con el fin de identificar rangos de hogar con base en datos de marcado y también, para encontrar puntos críticos en un paisaje a partir del enfoque de vecinos. Con respecto a lo anterior, la aplicación de la densidad de Kernel en ecología puede evidenciarse al identificar áreas con alta abundancia o incluso mayor biomasa, que se identifica en relación con la distribución espacial de los datos, mediante la aplicación de un umbral que se define de manera espacial (Kenchington *et al*., 2014).

Adicionalmente, este estimador explora diferentes patrones a través del tiempo, estima distribuciones no conocidas, muestra estructuras irregulares sin necesitar de una compresión de procesos subyacentes, calcula la densidad de todo tipo de formas sin verse influenciado por variables como la ubicación o el tamaño de la cuadrícula, lo que lo hace un método óptimo para la investigación (Wang *et al.,* 2020), incluso en temáticas de incendios forestales en donde se tratan incertidumbres posicionales de datos históricos y permite convertirlos en una superficie continua. Adicionalmente, los productos finales permiten ayudar a gestores de toma de decisiones al simular

diferentes escenarios y ofrecer una única evaluación general de las condiciones de un área permitiendo predecir y manejar sobre las coberturas vegetales (Kuter *et al.,* 2011).

2.4.4. Estadística espacial por patrones puntuales

Los fenómenos geográficos tienen la posibilidad de ser modelados a través de puntos espaciales, allí la detección de conglomerados es una de las principales funciones del análisis espacial exploratorio y la minería de datos espaciales (Liu *et al*., 2015). La agrupación espacial se ha aplicado ampliamente en sistemas de monitoreo para distintas temáticas, como epidemias, crimen, uso de la tierra, sismos, entre otros. En el caso de los patrones espaciales asociados a eventos naturales y fenómenos ambientales, estos pueden distinguirse por agrupación espacial, siendo un tema de investigación de interés actual, en donde se buscar extraer subgrupos significativos de datos georreferenciados (Chen *et al*., 2018; Yu, 2019). Lo anterior es implementado incluso al identificar patrones espaciales de especies vegetales, en donde la medida de similitud se basa en la distancia geográfica (Chen *et al*., 2018).

Conocer sobre la dinámica de la vegetación permite conocer sobre las interacciones de competencia y facilitación intra e interespecífica, apropiación del espacio, dinámica de dispersión, disponibilidad de recursos, entre otros. Lo anterior, al caracterizar la estructura espacial de las comunidades vegetales mediante el análisis de patrones en la distribución espacial de la georreferenciación de los individuos en un área de estudio particular, e incluso involucrando la variación de tal distribución en el tiempo (Martínez *et al*., 2013).

3. METODOLOGÍA

3.1. Técnicas

3.1.1. Cálculo de la Biomasa Aérea (BA)

Con el fin de determinar la biomasa aérea de los individuos, se tendrá en cuenta las ecuaciones alométricas planteadas por Pérez y Diaz (2010), en las cuales se realiza un cálculo específico de la biomasa almacenada para las especies encontradas dentro del bosque, haciendo uso de variables como: Diámetro a la Altura del Pecho (DAP [m]), Altura Total (Ht [m]) y Densidad Básica de la Madera (DB [g/cm^3]). El cálculo se obtiene específicamente para cada uno de los monitoreos evaluados (2009, 2013 y 2018).

Tabla 1. Ecuaciones alométricas establecidas por especie para el cálculo de la Biomasa Aérea

Especie	Ecuación Alométrica
Weinmannia tomentosa L.f.	$BA = 0{,}168 * DAP^{2{,}184}$
Bejaria resinosa Mutis ex L.f.	$BA = 0{,}058 * DAP^{2{,}664}$
Cavendishia bracteata (Ruiz y Pav. ex J.St.Hil.) Hoerold	$BA = 0{,}018 * DAP^{3{,}199}$
Drimys granadensis L.f.	$BA = 0{,}010 * DAP^{3{,}200}$
Myrsine dependens (Ruiz y Pav.) Spreng.	$BA = 0{,}613 * DAP^{1{,}856}$
Diplostephium rosmarinifolium (Benth.) Wedd.	$BA = 0{,}552 * DAP^{1{,}671}$
Vallea stipularis L.f.	$BA = 0{,}318 * DAP^{2{,}104}$
Macleania rupestris (Kunth) A.C.Sm.	$BA = 0{,}169 * DAP^{2{,}314}$
Clethra fimbriata Kunth	$BA = 0{,}120 * DAP^{2{,}114}$
Hesperomeles goudotiana (Decne.) Killip	$BA = 0{,}008 * DAP^{3{,}442}$
Otras especies	$BA = 0{,}190 * DAP^{2{,}203}$

Fuente: Pérez y Diaz (2010)

3.1.2. Predicción con modelo de Cadenas de Márkov

Una vez se tengan las superficies de densidad de Kernel, se realizará una reclasificación basada en seis clasificaciones con rupturas naturales de Jenks (Natural Breaks (Jenks)) de la superficie, con el fin de establecer categorías como intervalos de BA en el terreno, posteriormente, se evaluará dentro del software *Terrset* con el complemento *IDRISI*, el cual explicara un análisis de cambio de la biomasa en el tiempo.

La clasificación por medio de rupturas naturales de (Jenks) se basa en las agrupaciones naturales inherentes a los datos, donde los valores similares se agrupan mejor y se maximiza la diferencia entre clases (Chen *et al.* 2013), de esa forma se logra consolidar unos mismos intervalos que sean comparables entre superficies generadas.

3.1.3. Recolección de datos

3.1.3.1. Muestreo

Como insumo para el presente documento se hará uso del inventario realizado en el 2009 y 2013 registrados por Vásquez (2013) y Rueda y Rocha (2019) en el 2018 en la parcela permanente establecida dentro de un bosque de encenillo en áreas de la RBE. Para esto, se hizo uso de la tecnología FieldMap (FM), la cual permitió determinar la localización exacta de los individuos en campo, distribución en el terreno y la altura sobre el nivel del mar (msnm) de cada uno de ellos, lo que, a su vez, registra la altura de cada una de las entidades.

La parcela testigo establecida en dicho bosque corresponde a una parcela de 1 hectárea, la cual está dividida en 100 subparcelas de 10x10 metros, donde se muestrearon todos los individuos con un DAP mayor a 10 cm, esto con el fin de asegurar la supervivencia de los individuos en campo a través del tiempo. La medición se realizó teniendo en cuenta una marca en los individuos con el fin de garantizar que cada uno fuese medido en el mismo sitio en las diferentes mediciones.

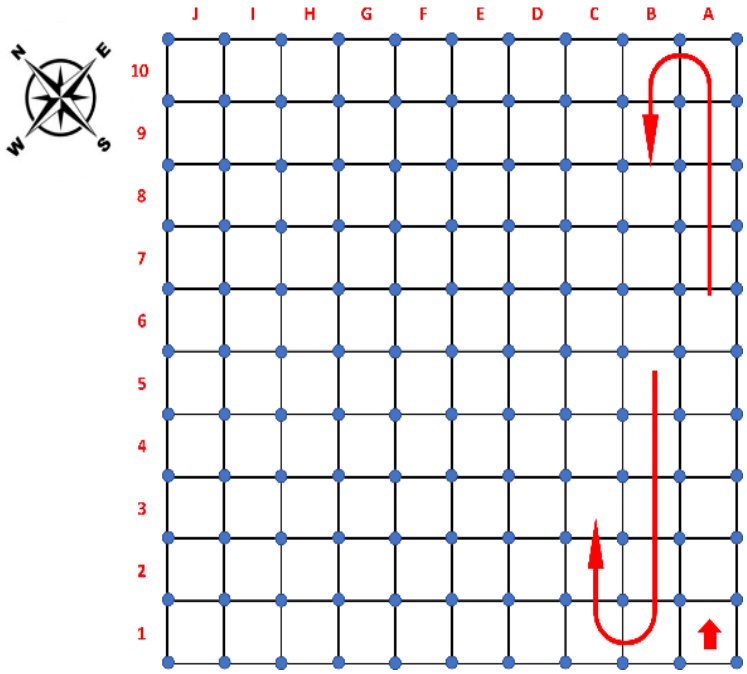


Figura 2. Esquema de muestreo de la vegetación dentro de la parcela de 1 hectárea

3.2. Instrumentos y programas para utilizar

Como se ha mencionado anteriormente, para el presente proyecto haremos uso de la tecnología FieldMap (FM) la cual consta de un software *FieldMap Project Manager* (FMPM) en el que se estableció la base de datos de la información recolectada y *FieldMap Data Collector* (FMDC), donde se visualizó la información. Además de eso, consta de un hardware compuesto por instrumentos como la Getac, TruePulse y Ursus, adicional a esto, se añaden equipos que apoyan la precisión y exactitud de la información recolectada en campo como lo son el GPS, clinómetro Vertex, cintas métricas y calibradores.



Figura 3. Hardware FieldMap empleado en campo

Adicionalmente a ello, se hará uso de software especializado para lograr alcanzar los objetivos propuestos en el presente proyecto; estos corresponden a *ArcGIS (ArcMap 10.5)* como programa principal para el manejo de la información geográfica obtenida, *R-Studio* para realizar los procedimientos estadísticos y el proceso de densidad de Kernel y *TerrSet* para el modelamiento de cambios.

4. DESARROLLO DE LA PROPUESTA

4.1. Diseño de la base de datos

El proyecto requiere establecer una base de datos para la recolección de información, para esto se estableció una base de datos relacional de 5 entidades y sus respectivos atributos, la cual es gestionada directamente en el FMPM y va a ser estructurada en el mismo para ser utilizado en campo y así almacenar dicha información. También se tienen en cuenta las relaciones o la cardinalidad correspondiente para cada caso si muchos a muchos (N:N), uno a muchos (1:N) y uno a uno (1:1). A continuación, se describe cada uno de los elementos que componen el diseño de la base de datos:

- **Estacas:** entidad que corresponde a cada uno de los elementos de marcación y delimitación de cada una de las parcelas establecidas dentro de la parcela de 1 hectárea. Cuenta con atributos como *ID_Parcela* (primary key), coordenadas (*Coor_X* y *Coord_Y*) y un número de la estaca que corresponde a la identificación de este.
- **Parcela:** entidad que corresponde a la codificación de cada una de las subparcelas que se estructuran dentro de la parcela de 1 hectárea. Tiene como atributos un *ID_Parcela*, un *Área, Perímetro* y *Nombre*, que corresponde a dicha codificación (*A1, A2, A3, …, J10*).
- **Árbol:** entidad que corresponde a la codificación de cada individuo arbóreo que se encontró dentro de la parcela de 1 hectárea. Tiene atributos como *ID_Arbol* (primary key), *ID_Parcela* que indica sobre que subparcela se ubica, coordenadas (*Coor_X* y *Coor_Y*), *Altura total* que corresponde a la verticalidad del árbol*, Nom_Cientifico* que es la identificación taxonómica de acuerdo con Angiosperm Phylogeny Group (APG4), *DAP* entendida como el diámetro a la altura del pecho del individuo, un campo de *Bifurcación* que contiene el *Num_Bif* como el número de bifurcaciones y *DAP_prom* que corresponde al promedio de las bifurcaciones enumeradas y dos campos que serán calculados *Biomasa* y *Area_basal.*
- **Densidad:** entidad que corresponde al valor determinado mediante análisis de laboratorios del peso seco y volumen en verde de la madera. Tiene como atributos un *N_Cientifico* (primary key*)* que nos indicará la densidad básica correspondiente a una especie y *Den_Basica* que es el valor propiamente dicho.
- **Inventario:** entidad que contiene un listado de las especies taxonómicas identificadas. Tiene atributos como *ID_N_Cientifico* (primary key), *Nombre_Comun*, *Nombre_Cientifico* y *Familia* que relaciona información taxonómica completa de las especies identificadas.

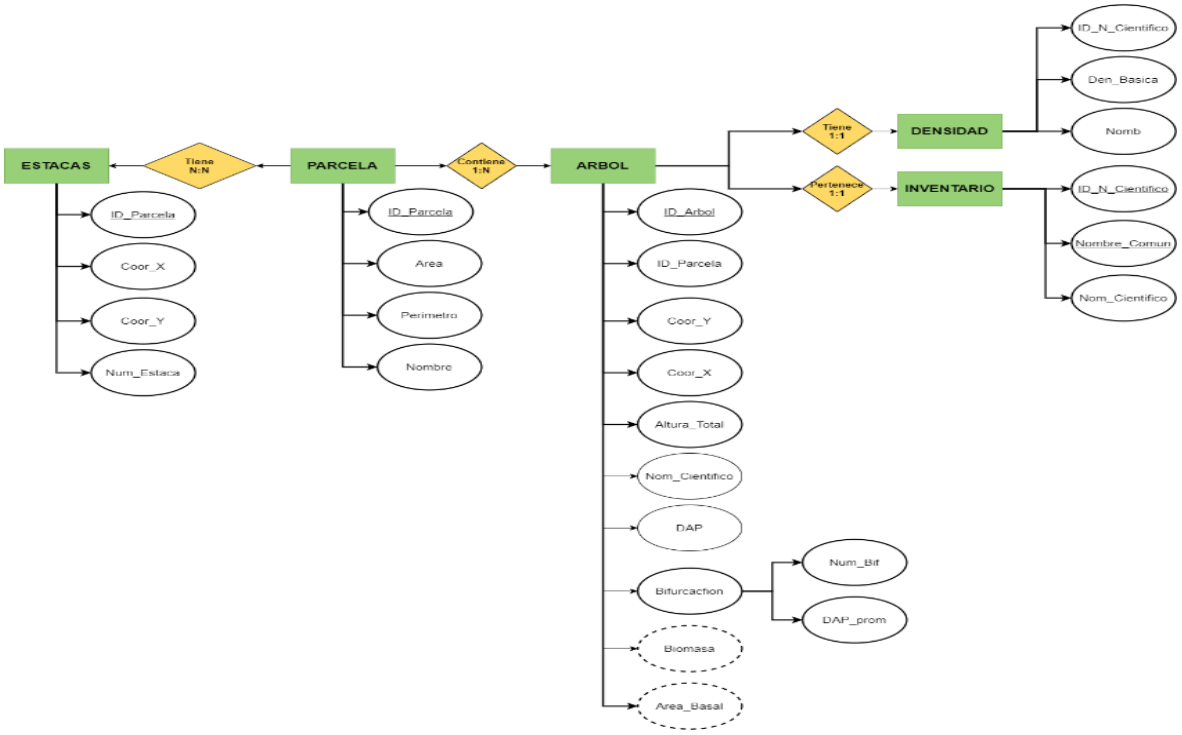


Figura 4. Diseño de la base de datos relacional a emplear en el Software FieldMap Data Collector

4.2. Fases de la propuesta

4.2.1. Análisis exploratorio de los datos

Para la presente fase se realizará una exploración de los datos que se requerirán para las siguientes fases a partir de la información obtenida en campo, así, se realizará un análisis general de la biomasa aérea, calculada bajo medidas de tendencia central (media, mediana y moda) y medidas de dispersión (varianza, covarianza y curtosis) a partir de las ecuaciones alométricas.

4.2.2. Modelo de Elevación Digital (DEM)

Con la ayuda de la tecnología FM que nos permite generar una malla de puntos cargados con información de altura sobre el nivel del mar, se generará posteriormente, con el software *ArcGIS 10.5*, una Interpolación con Redes Regulares de Triángulos (TIN) y así se generará una imagen ráster que nos permita obtener un DEM. Este último, por medio de la función *slope* generará un mapa de pendientes y posteriormente, con una función *reclassify* se establecerán las agrupaciones de los datos obtenidos.

4.2.3. Construcción del ModelBuilder

A medida qué se crean cada una de las funciones y procesos desarrollados en el Software *ArcGIS 10.5*, se va consolidando el *ModelBuilder*, el cual crea el flujo de trabajo y geoprocesamiento de la información administrada en este, con el fin último de documentar los procesos de los análisis espaciales planteados en el presente proyecto y llevar un registro de cada uno de ellos.

4.2.4. Análisis de Estadística Espacial

4.2.4.1. Análisis de patrón espacial

Para determinar el patrón espacial de los puntos presentes en la parcela se realiza un análisis puntual a partir de un análisis de vecinos más cercanos y con ello, se busca conseguir determinar la tendencia de los individuos en el bosque, lo que nos puede permitir relacionar la acumulación de biomasa en el bosque como un servicio ecosistémico que este presta.

El análisis se realiza mediante Rstudio. En este caso, lecturas y la generación de un *SpatialPolygonsDataFrame* se realiza por medio de *mapstools (*Bivand *et al.,* 2021), almacenado en un mapa vector OGR por medio de *rgdal* (Bivand *et al.,* 2021) agrupando las coordenadas con la librería *sf* (Pebesma *et al.,* 2018) y *stats19* (Lovelace *et al.,* 2021).Posteriormente, se genera el patrón puntual con la librería *spatstats* (Baddeley *et al.,* 2021), haciendo un análisis de las funciones de correlación de pares para procesos puntuales (funciones G, F, K y L) con ayuda de la librería *spatstats* (Baddeley *et al.,* 2021) con un valor *r* secuencial, lo suficiente para alcanzar la máxima distancia del vecino más cercano.

4.2.4.2. Función de correlación de pares para procesos puntuales

Con el propósito de analizar la información inferida de los datos tomados en campo, podemos realizar un análisis del vecino más cercano, pero en este caso, con el propósito de reducir la pérdida de información. Uno de los métodos más utilizados es realizar una función acumulativa de las distancias a los vecinos más cercanos que nos permita identificar correctamente el comportamiento de los puntos bajo un proceso homogéneo de Poisson (Baddeley. *et al.,* 2016).

- **Función G y F:** también denominada la función de distribución acumulativa de las distancias del vecino más cercano (función G), la cual, en lugar de tomar la media o el cuadrado medio de las distancias, se presenta una distribución acumulativa (función F) denominada función del espacio vacío, que nos ayudan a interpretar la función K.

$$G(r) = P\{d(u, X \backslash u \leq r | X\}$$
$$F(r) = P\{d(u, X \leq r | X\}$$

Donde: $r =$ es la distancia de los puntos; $X =$ cada uno de los puntos

- **Función K:** Es considerada como una de las técnicas más populares para analizar la correlación espacial del patrón de puntos propuesto por Ripley, el cual es el número promedio acumulado de puntos de datos que se encuentra a una distancia *r* de un punto de datos típicos, corregidos para efectos del borde y que se estandarizan por la intensidad. Esto nos permite comparar los patrones de puntos con diferente número de puntos en diferentes ventanas.

$$\widehat{K}(r) = \frac{|W|}{n(n-1)} * \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} 1\{d_{ij} \leq r\} e_{ij}(r)$$

Donde: $e_{ij} =$ es un peso de corrección de borde; $|W| =$ es el área de la ventana de observación; $n =$ es el número de pares de puntos y $d_{ij} =$ son las mediciones de las distancias entre todos los pares de puntos

- **Función L:** En el caso de la función K para realizar el análisis y posterior interpretación de una manera más comprensible, se realiza una transformación de este, a lo que se denomina la función empírica de L, estabilizando la varianza del estimador y evaluando las desviaciones de los puntos.

$$L(r) = \sqrt{\frac{K(r)}{\pi}}$$

Donde: $K(r) =$ es la función K; $r =$ es la distancia de los puntos y π = corresponde al valor de pi (3,1416).

4.2.4.3. Densidad de Kernel

La densidad de Kernel permite realizar el cálculo de la densidad de puntos alrededor de cada celda ráster de salida en la vecindad de estas, y analizar la incidencia de la variable. Para el caso de agregar un peso y/o una población se emplea para ponderar la entidad, dando mayor peso a una que a otra, ajustando una superficie de forma circular como una curva uniforme sobre cada punto que es máxima en la ubicación de este y disminuye según el ancho de banda a medida que se aleja. La densidad de Kernel se basa en la función cuártica de Silverman, en donde el peso y/o población (entero o flotante) determina la cantidad de veces que se va a contar el punto; la fórmula a emplear será la siguiente:

$$Density = \frac{1}{(radius)^2} * \sum_{i=1}^{n}\left[\frac{3}{\pi} * pop_i * \left(1 - \left(\frac{dist_i}{radius}\right)^2\right)^2\right]$$

Donde: $i =$ son cada uno de los puntos de entrada que estén dentro de la suma de la distancia de radio de la ubicación; $pop_i =$ es el valor de campo de población del punto i (biomasa); $dist_i =$distancia entre el punto i y la ubicación (ESRI, 2021)

Para qué los parámetros principales sean más ajustados se emplea el software RStudio bajo la codificación correspondiente con los datos cargados y procesados bajo las librerías correspondientes. La lectura de los datos en formato shape, se realiza por medio de *sf* (Pebesma *et al.,* 2018) y *RGeostats* (Vermeesch, 2021), el ancho de banda se genera por medio de *stats19* (Lovelace *et al.,* 2021), *spatstats* (Baddeley *et al.,* 2021) y graficada por *ggplot2* (Wickham *et al.,* 2021); la superficie de densidad de kernel por medio de *SpatialKDE* (Caha, 2020), el cual se graficó por

medio de *ráster* (Hijmans *et al.,* 2021) con una grilla generada por *sp* (Pebesma *et al.,* 2013).

La regla empírica de Silverman consiste en aplicar 0.9 veces el mínimo de la desviación estándar y el rango intercuartílico dividido por 1.34 veces el tamaño de la muestra a la potencia nativa de un quinto, como se observa a continuación:

$$h = 0.9 * \left(\delta * \frac{IQR}{1.34}\right) * n^{-\frac{1}{5}}$$

Donde: $h =$ es el valor de la regla empírica de Silverman, $\delta =$ es el valor mínimo de la desviación estándar de los datos, $IQR =$ se denomina al rango intercuartílico y $n =$ Es el tamaño de la muestra a la potencia indicada.

4.2.4.4. Análisis de cambios

Posteriormente, para la generación de cambios en las densidades calculadas a partir del Kernel, se hará uso del software *Terrset* en su módulo IDRISI, con el fin de determinar cuales son las clases propuestas que más han variado y cuales han hecho que estas varían más que las demás.

4.2.4.5. Modelo del proceso puntual tipo Strauss.

Cuando se trabaja con patrones puntuales es necesario hablar de modelos de especificación de la variable, donde podemos expresar la estacionariedad, isotropía y dependencia de los datos. Para este caso se propone trabajar con un modelo tipo Strauss, el cual describe procesos no aleatorios, sino agrupados con regularidad de los vecinos relacionados bajo una densidad en el espacio de tal forma que estos cumplen los parámetros mencionados anteriormente y que los puntos identificados requieren de una distancia propia a su alrededor, es decir, que dos puntos no pueden generarse en una misma coordenada (Baddeley *et al.,* 2016; Redenbach *et al.,* 2015; Zahra *et al.,* 2021). La función que describe el modelo *Stauss* se presenta a continuación:

$$f(y_1) = \alpha\beta^{n_1}\gamma^{Sr(y_1)}$$

Donde: n:son los puntos modelados, y_1: son el patron de puntos,$Sr(y_1)$: son el numero de pares de puntos en y_1 con distancia menor o igual a r: siendo el rango de interacción, α: es la constante de normalización, $\beta > 0$: es el parametro que define la densidad, $\gamma \in [0,1]$: es la fuerza de interacción.

Para enfocarnos mas el parámetro γ: controla la estabilidad de la interacción entre aquellos eventos y toma un valor maximo cuando no existe ningun tipo de interacción y viseversa, sin embargo, cuando toma su valor munimo este lleva el modelo al valor

del rango de interacción, por lo que este tiende a seguir un proceso de *poisson* con densidad β (Zahra *et al.,* 2021).



Figura 5. Fases y metodología para el desarrollo de la propuesta

4.3. Presentación de resultados y discusión

A continuación, se presentan los gráficos y análisis correspondientes al desarrollo de la propuesta de acuerdo con la metodología presentada anteriormente y teniendo en cuenta las fases de desarrollo que se propusieron:

4.3.1. Análisis exploratorio de los datos

4.3.1.1. Georreferenciación de los datos en campo

Una vez se reunió la información recolectada por Rueda y Rocha (2019), se procedió a filtrar, ajustar y reestructurar la información para el presente proyecto, en donde se obtuvo los datos respectivos para el año 2009, 2013 y 2018, utilizados para el presente análisis. A cada uno de los individuos inventariados corresponde una localización exacta bajo el sistema de coordenadas MAGNA-SIRGAS Colombia Bogotá (EPSG:3116), establecido por medio del sistema FieldMap, los cuales se encuentran distribuidos en la parcela permanente de 1 ha como se muestra en la Figura 6. Adicionalmente, se cargó la información de la cartografía básica a escala 1:25.000 del Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) donde se identificó el Drenaje Sencillo de la plancha 228ID3 y se observó que uno de los drenajes de la *Quebrada Jucual* cruza por la parcela objeto de estudio

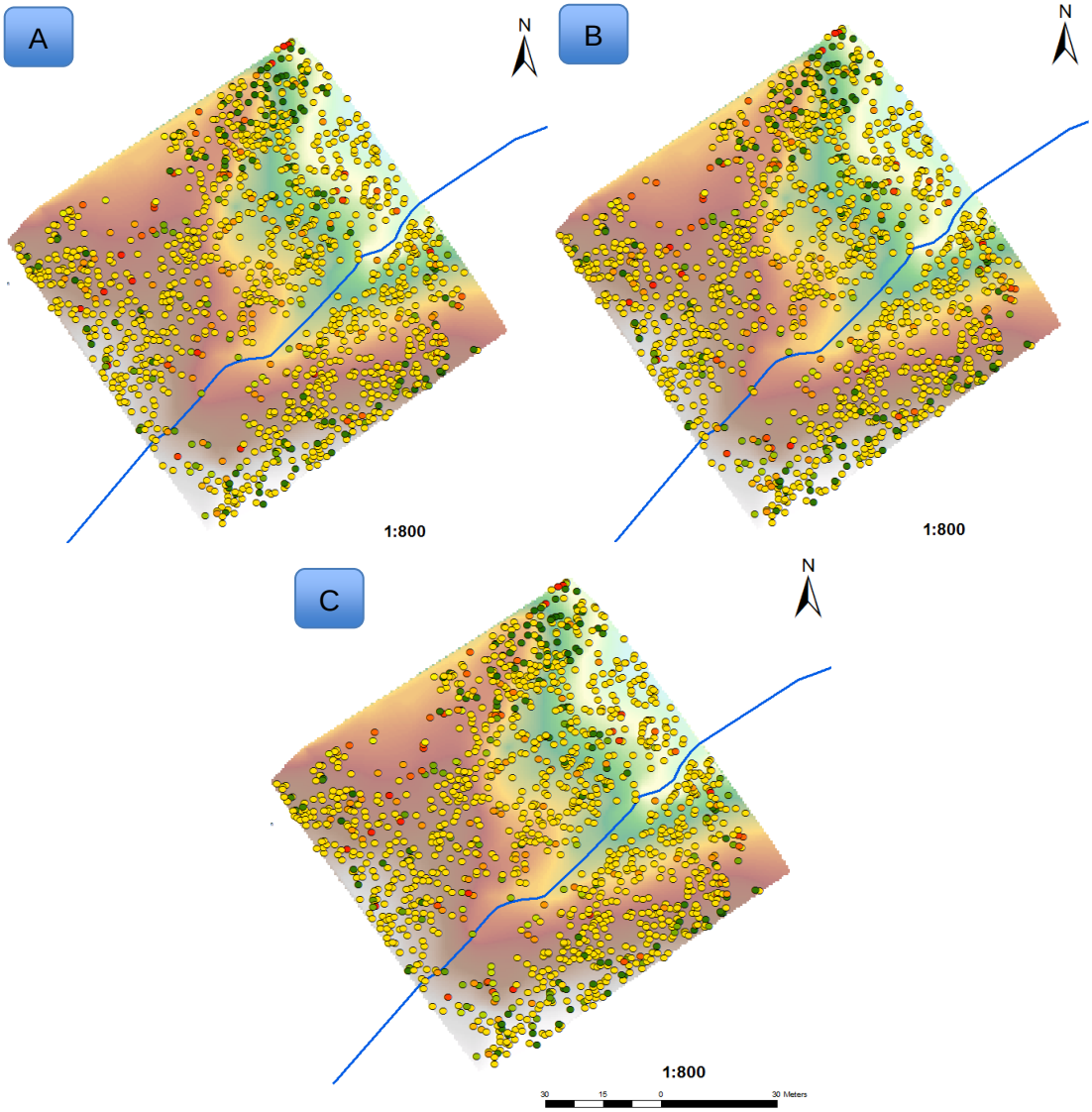


Figura 6. Ubicación y distribución de las especies forestales en la parcela permanente de 1 ha en bosque natural altoandino; A: Individuos del año 2009, B: Individuos del año 2013 y C: Individuos del año 2018

4.3.1.2. Cálculo y aplicación de ecuaciones alométricas

Con la información y distribución de los individuos arbóreos en la parcela permanente se aplicaron las ecuaciones alométricas propuestas en la Tabla 1 como una estrategia no destructiva para el calculo de biomasa en campo (Yang *et al.,* 2017). Los resultados obtenidos se observan en la Tabla 2 y en la Figura 7.

Tabla 2. Biomasa total y porcentaje por especie para el año 2009, 2013 y 2018

Especie	Símbolo	Familia	Biomasa 2009		2013		2018	
			kg	%	kg	%	kg	%
Weinmannia tomentosa L.f.	Wt	Cunoniaceae	99075.02	83.23	105242.4	82.32	114045.851	81.12
Drymis granadensis L.f.	Dg	Winteraceae	5543.765	4.66	6494.518	5.08	8439.855	6
Bejaria resinosa Mutis ex L.f.	Br	Ericaceae	5377.525	4.52	5661.479	4.43	6118.625	4.35
Cavendishia bracteata (Ruiz y Pav. Ex J.St.Hil.) Hoerold	Cb	Ericaceae	2182.986	1.83	2453.572	1.92	2725.956	1.94
Cyathea caracasana (Klotzsch) Domin	Cc	Cyatheaceae	781.948	0.66	1008.138	0.79	1622.766	1.15
Hesperomeles goudotiana (Decne.) Killip	Hg	Rosaceae	665.89	0.56	719.202	0.56	1190.456	0.85
Macleania rupestris (Kunth) A.C.Sm.	Mr	Ericaceae	946.469	0.8	1012.235	0.79	1015.988	0.72
Vallea stipularis L.f.	Vs	Elaeocarpaceae	684.909	0.58	709.423	0.55	752.542	0.54
Escallonia paniculata (Ruiz y Pav.) Schult.	Ep	Escalloniaceae	731.213	0.61	780.863	0.61	718.671	0.51
Diplostephium rosmarinifolium (Benth.) Wedd.	Dr	Compositae	565.21	0.47	658.73	0.52	649.655	0.46
Verbesina crassiramea S.F.Blake	Vc	Compositae	219.488	0.18	464.712	0.36	613.352	0.44
Myrsine dependens (Ruiz y Pav.) Spreng.	Md	Primulaceae	621.214	0.52	640.029	0.5	611.225	0.43
Clethra fimbriata Kunth	Cf	Clethraceae	480.164	0.4	558.688	0.44	567.379	0.4
Bucquetia glutinosa (L. f.) DC.	Bg	Melastomataceae	255.69	0.21	302.068	0.24	323.187	0.23
Miconia squamulosa Triana	Ms	Melastomataceae	93.658	0.08	166.631	0.13	273.432	0.19
Gaiadendron punctatum (Ruiz y Pav.) G.Don	Gp	Loranthaceae	143.03	0.12	199.821	0.16	197.194	0.14
Monticalia pulchella (Kunth) C.Jeffrey	Mp	Compositae	153.652	0.13	165.426	0.13	188.859	0.13
Alnus acuminata Kunth	Aa	Betulaceae	153.828	0.13	155.454	0.12	160.389	0.11
Morf 1	Morf	N/A	201.233	0.17	258.637	0.2	151.522	0.11
Oreopanax incisus (Willd. Ex Schult.) Decne. y Planch.	Oi	Araliaceae	35.924	0.03	47.843	0.04	64.637	0.05
Viburnum tinoides L.f.	Vt	Adoxaceae	55.896	0.05	59.695	0.05	62.635	0.04
Xylosma spiculifera (Tul.) Triana y Planch.	Xs	Salicaceae	57.778	0.05	57.778	0.05	61.646	0.04
Hesperomeles obtusifolia (DC.) Lindl.	Ho	Rosaceae	14.887	0.01	27.714	0.02	29.002	0.02
TOTAL			119041.37	100	127845.05	100	140584.82	100

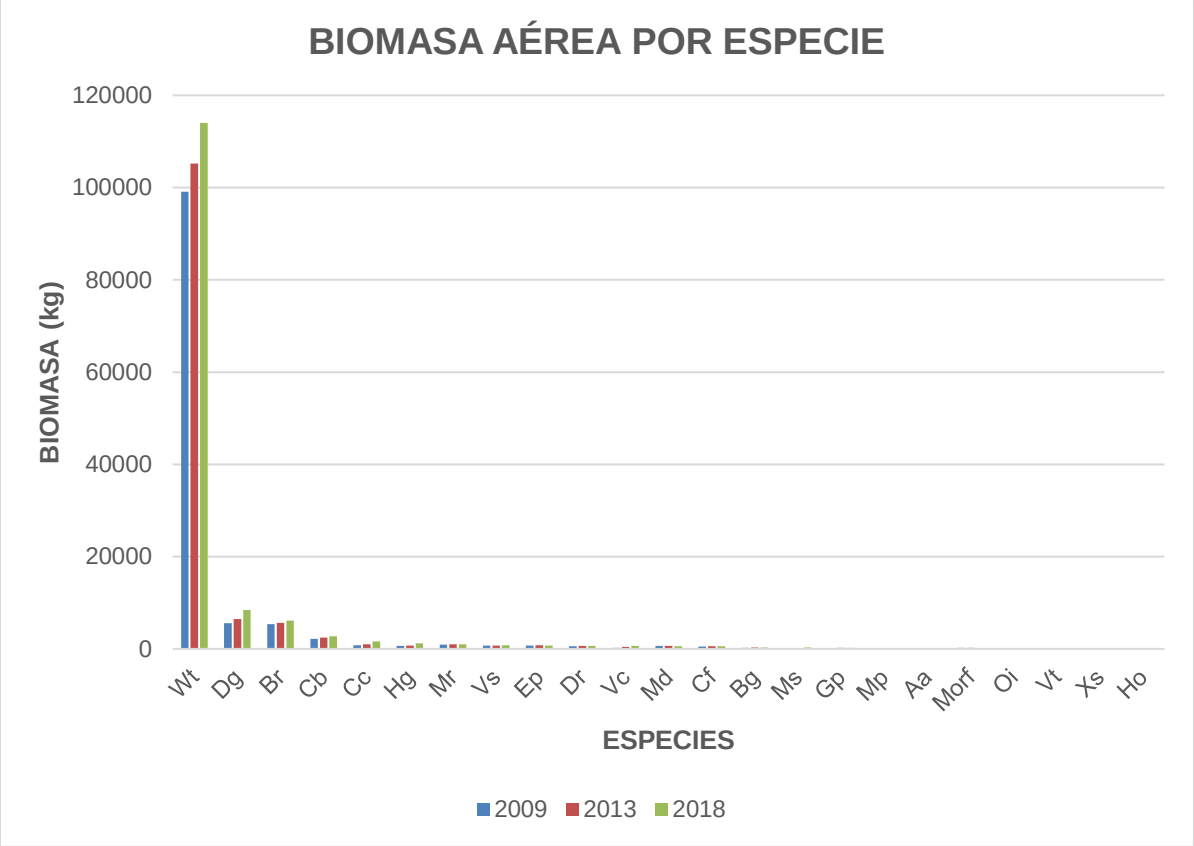


Figura 7. Gráfico de barras de biomasa por año de las especies presentes en la parcela permanente

De acuerdo con lo reportado por Rueda y Rocha (2019) y los resultados obtenidos, la especie *Weinmannia tomentosa* es una de las especies más sobresaliente en este bosque, la cual presenta dominancia respecto a las demás especies. Por lo anterior, encontramos la mayor acumulación de BA en esta especie, almacenando más del 80% del total, mientras que el restante es distribuido entre las demás especies, por otro lado, las especies con mayor importancia ecológica fueron la especie *Weinmannia tomentosa, Bejaria Resinosa, Drimys Granadensis y Cavendishia bracteata*. Adicional a esto, según Castillo y Martínez (2019) de las especies *W. tomentosa* y *B. resinosa*, tienen un comportamiento agrupado, mientras que *D. granadensis* y *C. bracteata* presentan un comportamiento aleatorio.

4.3.1.3. Medidas de tendencia central y de dispersión

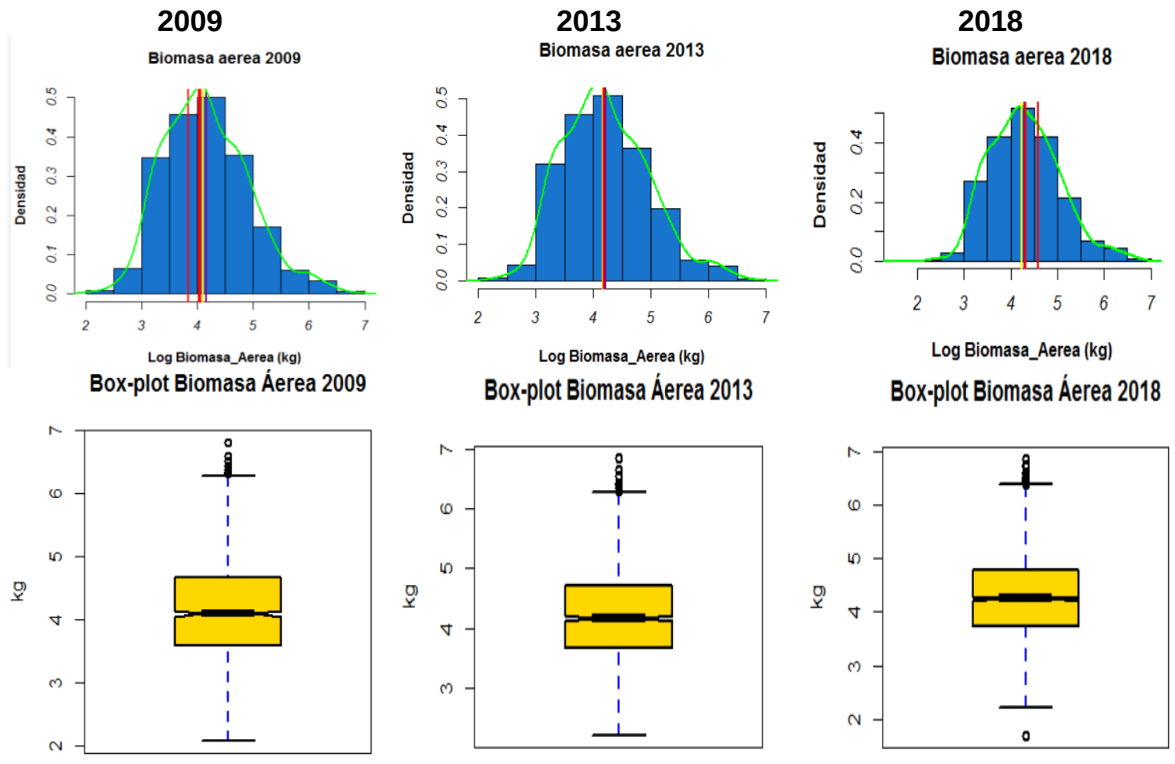
Se realizaron los cálculos básicos de las medidas de tendencia central para todos los individuos encontrados en la parcela permanente, cuyos resultados se observan en la Tabla 3 y en las Figura 8 como gráficos de histograma, boxplot y QQ-Plot del software *Rstudio*. Adicionalmente, en la Tabla 4 se muestran los resultados de las pruebas de normalidad para la variable con transformación logarítmica y en la Figura 9, por medio del software *GeoDa,* se aprecia la distribución de la biomasa para los años 2009, 2013 y 2018, respectivamente.

Tabla 3. Medidas de tendencia central y de dispersión para la biomasa en la parcela de 1ha

Estadístico	2009		2013		2018	
	Valor	Log	Valor	Log	Valor	Log
Mínimo	8.1	2.09	9.0	2.20	5.4	1.68
Máximo	908.6	6.81	951.7	6.85	951.7	6.85
Mediana	60.4	4.10	64.0	4.16	69.7	4.24
Media	87.7	4.16	92.6	4.22	101.0	4.30
Moda	42.3 56.0 57.8	3.83 4.03 4.06	65.0	4.17	75.6 98.4	4.36 4.59
Desviación estándar	89.3	0.76	93.1	0.75	102.5	0.76
Varianza	7978.0	0.58	8660.9	0.56	10499.4	0.57
Skewness	3.4	0.44	3.4	0.44	3.4	0.39
Kurtosis	16.3	0.06	16.0	0.05	15.9	0.16

Tabla 4. Test de Lilliefors y Jarque Bera de normalidad

Prueba	p-Value		
	2009	2013	2018
Lilliefors (Kolmogórov-Smirnov)	9.46E-07	4.222e-07	0.0009003
Jarque Bera	2.20E-16	2.2e-16	2.2e-16



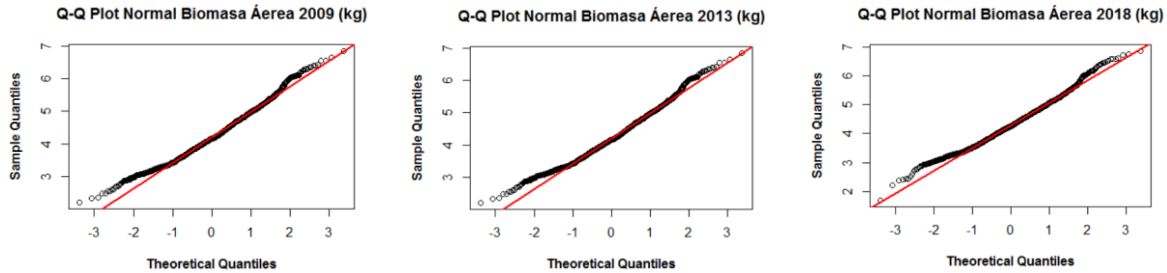


Figura 8. Histograma, BoxPlot y Q-Q Plot de la variable biomasa aérea con una transformación logarítmica

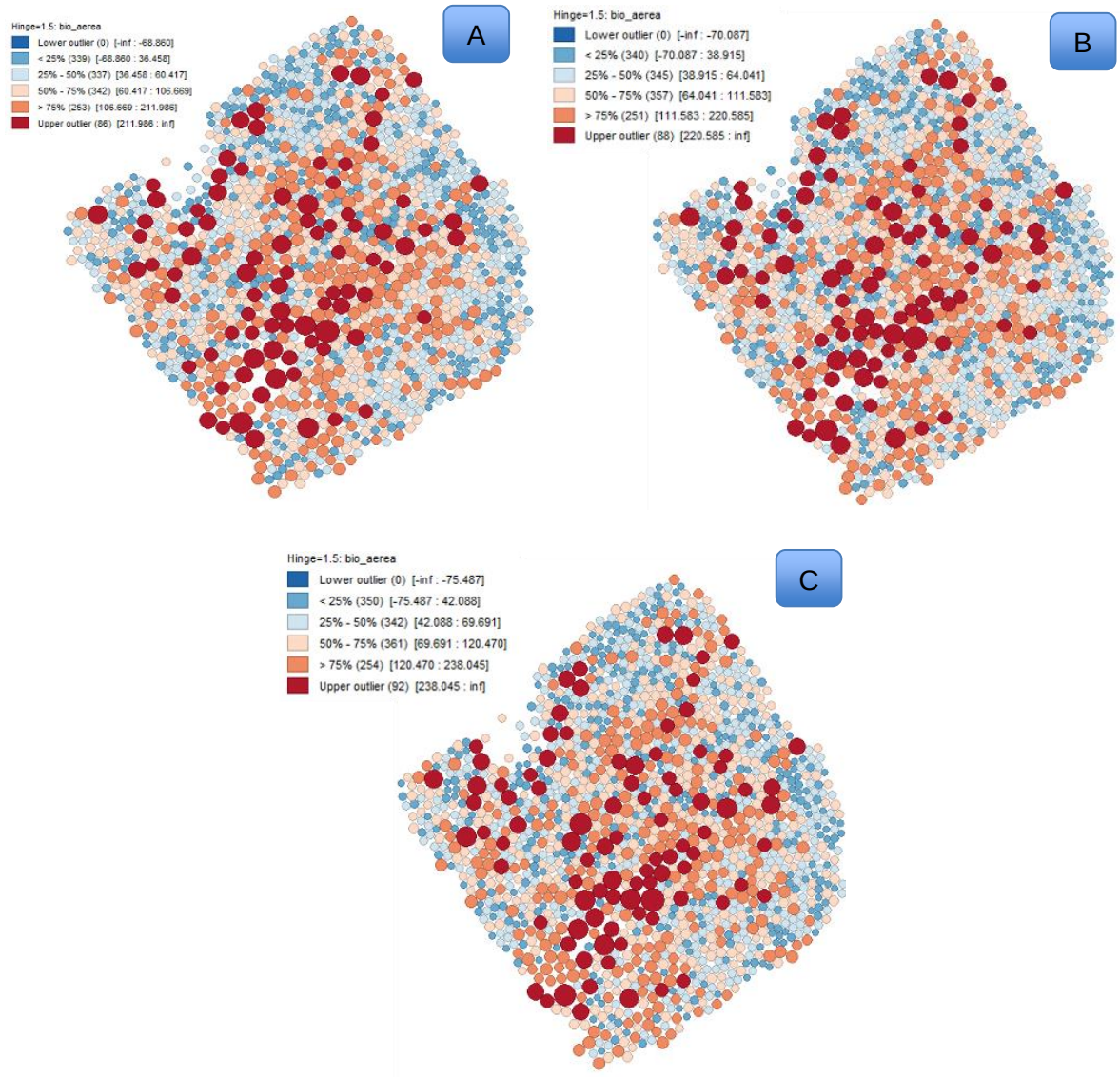


Figura 9. Distribución de la biomasa en la parcela de 1 ha para el año 2009 (A), 2013 (B) y 2018 (C)

Podemos observar, con respecto a las medidas de tendencia central, que los valores de la media han aumentado a través de los años, así como la cantidad de biomasa calculada para los períodos, al igual que la desviación estándar y la varianza de los datos. No se evidencian valores atípicos por lo alto ni por lo bajo a lo largo de la parcela ni de forma gráfica como se evidencia en la Figura 9. Respecto a las medidas de dispersión, estas nos permiten observar que los datos sin ninguna transformación

se comportan con un sesgo positivo y de tipo leptocúrtica, mientras qué, en la transformación logarítmica, las gráficas tienden a tener un pequeño sesgo positivo y son de tipo mesocúrtica. De acuerdo con las pruebas de normalidad, se rechaza hipótesis nula de que existe distribución normal de los datos y se acepta hipótesis alterna de que tienen otro tipo de distribución.

Como se observa en la Figura 8 al realizar la transformación de la variable de tipo logarítmica, nos arroja un mejor comportamiento y mas ajustado a una distribución normal, esto se relaciona con lo encontrado por Solano *et al.,* (2014) para especies en un bosque de Ecuador y Fonseca *et al.,* (2009) quien busco estimar la biomasa de especies nativas de plantaciones y bosques secundarios en la costa caribe colombiana.

4.3.1.4. Modelo de Elevación Digital (DEM)

Por medio del software *ArcGIS 10.5* se elaboró, a partir de una malla de puntos con la información de elevación de cada uno de los puntos arrojados por el *FieldMap*, una Red Irregular de Triángulos (TIN) y, a partir de este, se generó un Modelo de Elevación Digital (DEM) de la parcela permanente que nos permite realizar una caracterización tridimensional de valles, montañas, cañadas, riscos o la topografía del terreno, los cuales pueden ser calculados en programas de computación SIG (Fallas, 2007), con este se ejecutó la función *Slope* (ver Figura 10) para generar las pendientes correspondientes, y la función por medio de la cual se realizó la clasificación de pendientes, como se presenta en Tabla 4.

La reclasificación generada para las pendientes se baso en la clasificación propuesta por el IDEAM (2011) pero se modifico para que se ajustara a las pendientes calculadas máxima y mínima en la parcela permanente.

Tabla 4. Rangos establecidos para la reclasificación de la pendiente y áreas de estas.

Rango (%)	Símbolo	Área (m²)	Porcentaje de área (%)
0-7 %	1	44.3	0.45
7-12 %	2	94.7	0.96
12-25 %	3	2210.1	22.43
25-50 %	4	5208.3	52.87
50-75 %	5	1832.8	18.60
>75 %	6	461.1	4.68
Total		9851.3	100.00

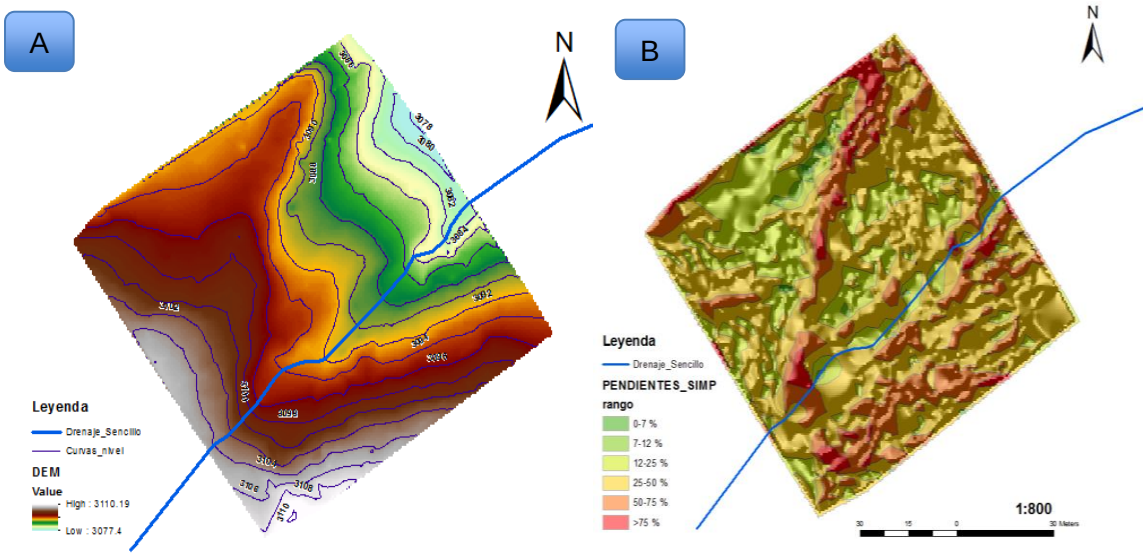


Figura 10. Modelo de elevación digital (A) y pendientes (B) de la parcela permanente

4.3.1.5. Construcción del ModelBuilder

A medida que se fueron elaborando y gestionando los datos espaciales dentro del Software *ArcGIS 10.5* como herramienta SIG para el procesamiento de información espacial (Kuzyakina *et al.,* 2018), se fue consolidando un conjunto de procesos construidos en el *ModelBuilder*. De forma inicial, se establecieron los parámetros necesarios para los procesos espaciales como la extensión de los resultados (*Processing Extend*) y el análisis ráster (*Raster Analysis*) con un tamaño de 0.5 para el píxel generado en la información ráster (ver Figura 11). Para el almacenamiento de la información, se hizo uso de una *File Geodatabase* (GDB) parametrizada con el sistema de referencia definido para el presente proyecto.

Dentro de los procesos que se describen, podemos encontrar la unión de las tablas a la capa de puntos por nombre científico e información de la BA por individuo, a partir de la *primary Key*. Adicionalmente, encontramos el proceso para generar la densidad de Kernel con su respectiva clasificación, a lo cual, se le extraen los valores de cada uno de los puntos y se les hace un resumen de características. También encontramos el proceso de generación de las pendientes a partir de los puntos con información de altura, con los cuales se elaboró el modelo TIN y de pendiente. Esta última fue objeto de conversión de ráster a polígono, con el fin de determinar cada una de las áreas bajo las categorías de pendiente propuestas en el documento.

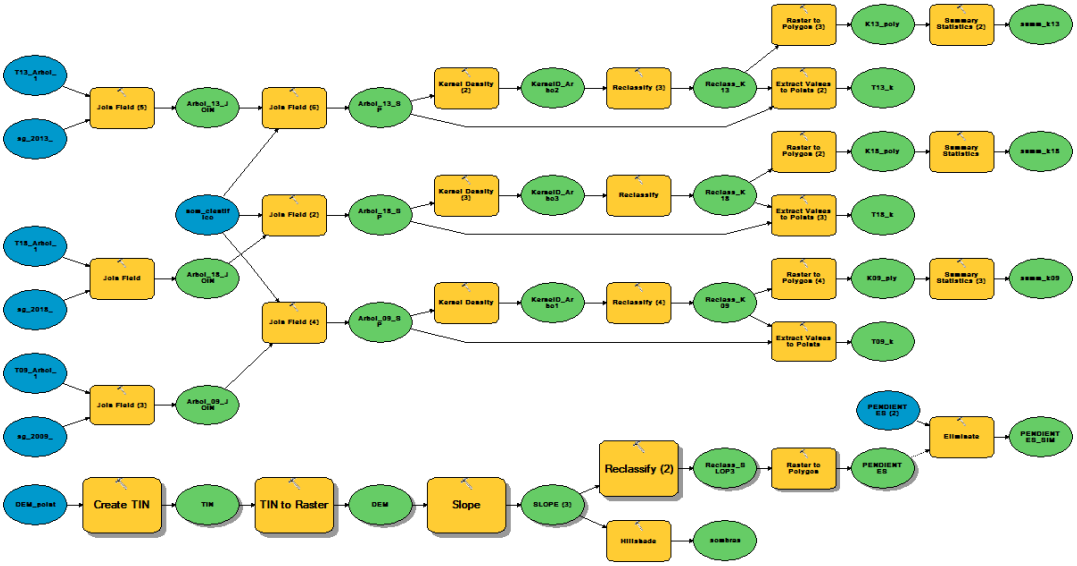


Figura 11. ModelBuilder de los procesos espaciales llevados a cabo dentro del software ArcGIS 10.5

4.3.2. Análisis de estadística espacial

4.3.2.1. Análisis del vecino más cercano

Para la construcción y análisis de los patrones puntuales se calculan los valores medios, máximo y mínimo de las distancias entre los puntos de árboles en el bosque natural, dichos cálculos se realizan a partir de la librería *spatstats* (Baddeley *et al.,* 2021). Como se puede observar en la Tabla 5, el valor medio de la distancia entre individuos no varía de la misma forma como el valor mínimo, sin embargo, la distancia máxima tiende a disminuir, indicando un aumento cada vez mayor en la cercanía de individuos. Cuando empleamos el análisis del vecino mas cercano nos permite tener una mayor aproximación del patrón puntual de los individuos y como referencia para el calculo de las funciones, que se verán mas adelante, lo que describe la estructura de los individuos (Wang *et al.,* 2020).

Tabla 5. Parámetros de distancia entre individuos

Parámetro	Distancia (m)		
	2009	2013	2018
Mínimo	0,04	0,04	0,04
Medio	1,25	1,25	1,24
Máximo	6,23	5,83	5,71

Los bosques dentro del ecosistema tienen una dimensión que muchas veces no son evaluados en los estudios de composición y estructura en su totalidad, entendiendo que la interacción de los individuos en campo son procesos dinámicos de los bosques los cuales determinan la preservación de la biodiversidad, el flujo y ciclo de nutrientes y el mantener la compleja estructura de estos (Mazdi *et al.,* 2021), que son distribuidos en campo bajo ciertos criterios de agregación los cuales pueden variar de acuerdo al

estrato en el que se encuentren, sin embargo, la distancia muy próxima entre individuos, puede generar efectos de competencia intra y/o interespecífica por nutrientes o recursos de luz (Morales *et al*., 2003; Rozas y Prieto, 1998), por otro lado como lo establece Aguilar (2002) la mayoría de procesos puntuales agrupados en los bosques se ven reflejados en los estados maduros de la vegetación, así como los estratos, entre otros.

4.3.2.2. Análisis por cuadrantes

El análisis por cuadrantes se corroboró por medio del análisis de Kolmogórov-Smirnov para teselas y los análisis de varianza media (VMR), donde se encontró qué se rechaza la hipótesis nula de que existe una Completa Aleatoriedad Espacial (CSR), y se acepta la hipótesis alterna de que se encuentra otro tipo de distribución. Con respecto a lo anterior, es necesario retomar este comportamiento más adelante, por medio de la correlación de pares de puntos en procesos puntuales. Este tipo de análisis nos permite identificar el comportamiento de los individuos agrupados dentro de un cuadrante, lo que simplifica la información en numero de individuos por área (Ramírez Dávila *et al.,* 2012). De acuerdo con los hallazgos la distribución espacial de las especies por una metodología de cuadrantes tiene a comportarse de forma agrupada, como lo presentado por con niveles significativos (Timaná, 2020; Valencia *et al.,* 2020)

Tabla 6. Análisis por cuadrantes para el patrón puntual mediante la prueba de Kolmogórov-Smirnov

	KOLMOGOROV-SMIRNOV			
	Año	**2009**	**2013**	**2018**
D-Value	**Calculado**	0,1550	0,1529	0,1579
	Tabla	0,1360	0,1360	0,1360

Tabla 7. Análisis por cuadrantes para el patrón puntual mediante el análisis de varianza-media

	CUADRANTES		
Año	**2009**	**2013**	**2018**
VMR	3,66	3,53	3,60
Chi Calculado	362,45	349,84	356,89
Chi Tabla	135,80	135,80	135,80

4.3.2.3. Análisis de correlación de pares para procesos puntuales

Se analizó cada una de las funciones de correlación entre los pares de puntos para procesos puntuales en la función G, F, K y L para los años 2009, 2013 y 2018 por medio de la librería *spatstats* (Baddeley *et al.,* 2021). Teniendo en cuenta el análisis por cuadrantes, se puede concluir que los diferentes años de muestreo no cuentan con una CSR. El análisis de correlación de pares para procesos puntuales muestra que los puntos encontrados en campo cuentan con una distribución agregada bajo un nivel de confianza del 95% como se puede observar en la Figura 12. Nuestros resultados entran en concordancia con los resultados encontrados en el análisis por

cuadrantes, donde los individuos en campo presentan un patrón CSR, sino que validamos que los individuos se encuentran en una distribución agregada como lo presenta el análisis de patrones puntuales para especies vegetales por Timaná (2020), Valencia *et al.* (2012), Morales *et al*. (2003) y Rozas y Prieto (1998), donde se resalta a su vez que el patrón puntual puede variar de comportamiento de acuerdo con la escala a la que se este trabajando, es decir, que el patrón de individuos de diferentes estratos puede variar, sin embargo, para el presente análisis se trabajo con todo el universo presente a partir de 10cm de DAP.

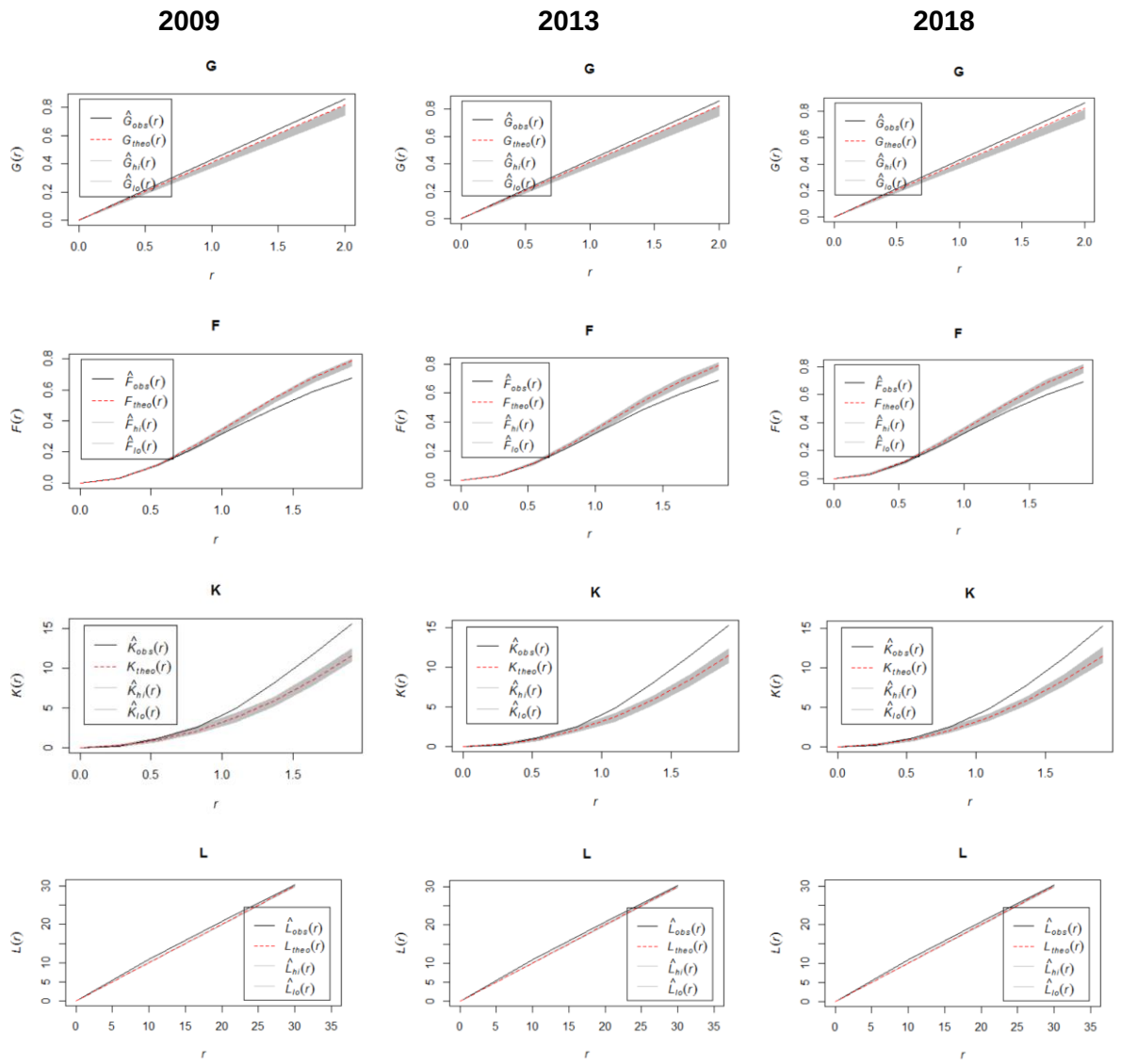


Figura 12. Funciones de patrones puntuales G, F, K y L para la parcela en los años 2009, 2013, 2018

4.3.2.4. Densidad de Kernel

Al realizar el modelo espacial de la superficie por densidad de Kernel, fue necesario realizar un análisis principal de la información por medio del programa *Rstudio*, allí se determinó la curva de densidad para los datos de biomasa para los respectivos años. Posteriormente, se calculó el ancho de banda, bajo los supuestos del estimador de

densidad de kernel *Quartic* empleado como regla empírica de Silverman para cada uno de los años.

Los cálculos de ancho de banda son muy importantes puesto que de este depende una mejor estimación de la función de densidad. Por un lado, si se toma un valor muy grande, se puede llegar a generalizar los datos en el cálculo de la densidad, mientras que, si es muy bajo, no permite identificar las tendencias espaciales de los datos. El gráfico de densidad fue generado por medio de la librería *ggplot2* en el software Rstudio 3.6.0.

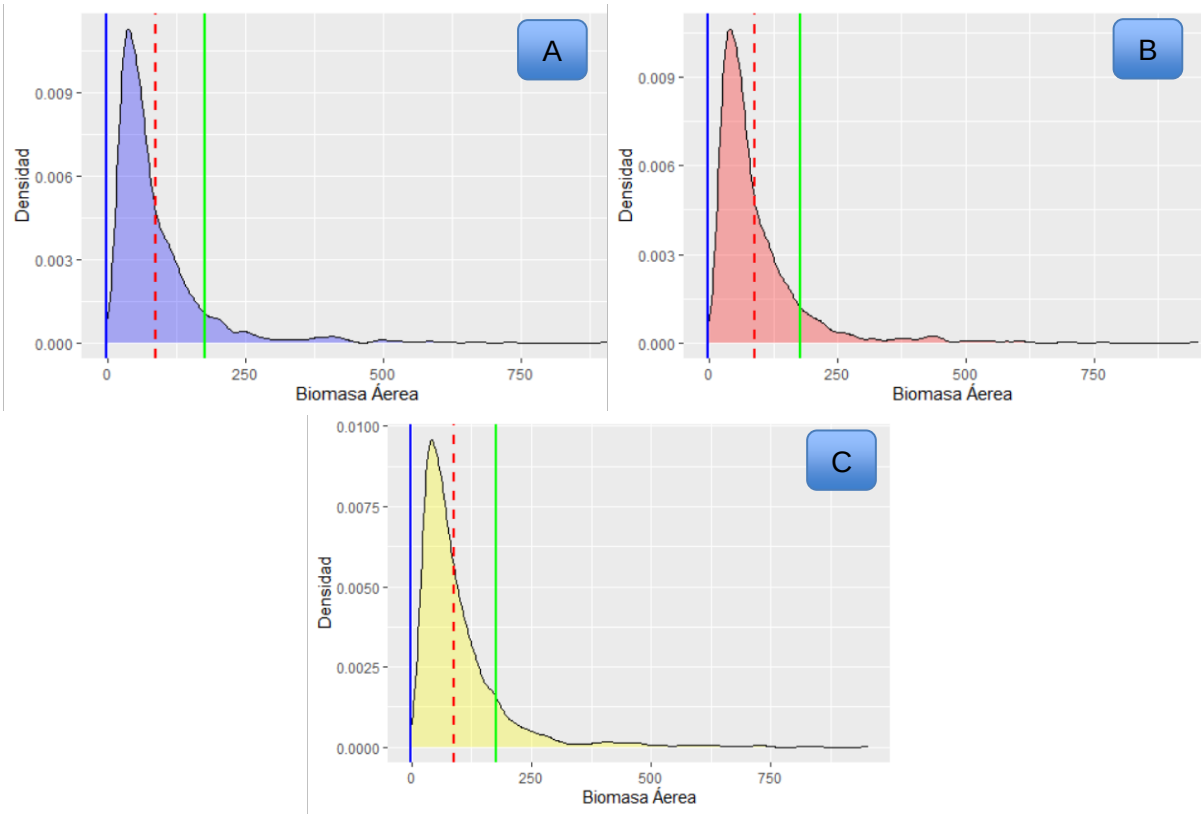


Figura 13. Gráfico de densidad de kernel de la variable Biomasa Aérea. línea roja: Valor de la media; línea azul: Valor de la desviación estándar negativa; línea verde: Valor de la desviación estándar positiva; A: 2009; B: 2013; C: 2018

Tabla 8. Ancho de banda por años y promedio para el cálculo de la densidad de Kernel.

Año de Monitoreo	Tamaño de la muestra	Ancho de Banda (Silverman)	Promedio de ancho de banda
2009	1357	11,14	
2013	1381	11,49	11,66
2018	1399	12,37	

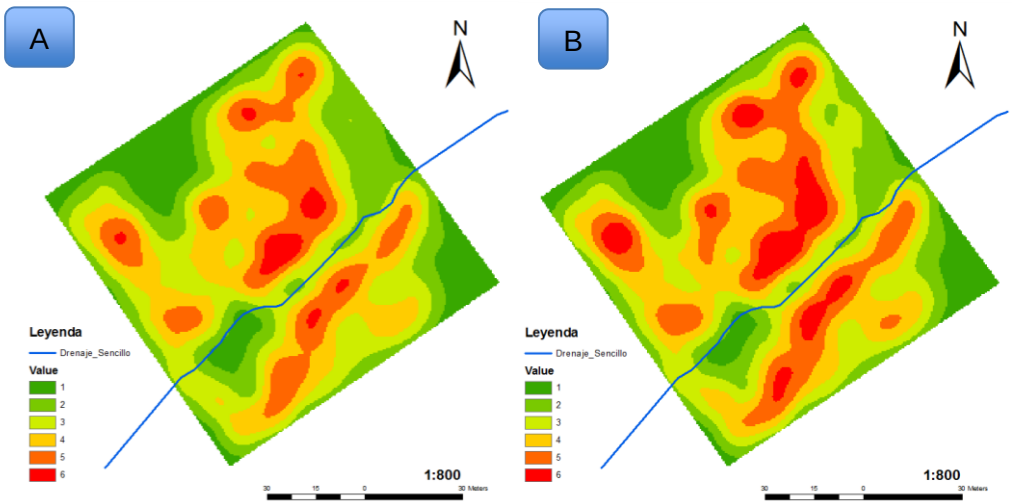
Para este caso se realiza un análisis de densidad de Kernel a partir del Software ArcMap 10.5 con la ayuda de la función *Kernel Density* (Spatial Analyst Tools), mediante este, es posible especificar y usar una ventana de predicción que usa las distancias (ancho de banda) y un *campo de Población,* donde se especifica el

recuento o la cantidad que se va a distribuir, el tamaño de la celda de salida y las unidades que se van a emplear. Para la función se tiene en cuenta el ancho de banda calculado a partir de la regla empírica de Silverman en el software *Rstudio*, adicionalmente, se agrega el peso de la variable calculada de BA de los individuos en metros cuadrados, y para el resultado, se esperaría una superficie con el tamaño de celda igual al generado por el DEM de 0.5.

Una vez modeladas las superficies, se realiza una reclasificación de los *Value* producto de la interpolación, con 6 rangos calculados a partir del *Natural Breaks (Jenks)*. Estos se seleccionan con el fin de que puedan ser comparables entre años; la distribución se establece de la siguiente forma: (1) [0-4,7), (2) [4,7-9,13), (3) [9,13-12,97), (4) [12,97-16,50), (5) [16,50-19,82) y (6) [19,82-26,47). El resultado obtenido lo podemos observar en la Tabla 9 con la frecuencia de polígonos de esa clase con respecto al área en terreno, el valor de la mediana para BA y el porcentaje del área total. También podemos observar en la Figura 14 las superficies generadas a partir del interpolador de densidad de Kernel.

Tabla 9. Frecuencia de polígonos, área y porcentaje de área de las clasificaciones de biomasa por año. Fr: Frecuencia de polígonos; m2: Área en metros cuadrados; %: Porcentaje de área

Clase	Rango	2009			2013			2018		
		Fr	Área (m2)	Mediana (kg)	Fr	Área (m2)	Mediana (kg)	Fr	Área (m2)	Mediana (kg)
1	0 - 4,7	17	1311.4	40.47	24	1155.5	47.60	15	983.3	45.41
2	4,7 - 9,13	7	2109.7	51.86	17	1782.5	53.51	28	1384.0	57.34
3	9,13 - 12,97	5	2475.1	54.66	2	2318.8	56.91	2	2074.9	61.76
4	12,97 - 16,50	4	2489.8	65.27	2	2433.8	68.64	2	2228.7	68.73
5	16,50 - 19,82	7	1534.6	68.73	6	1825.6	68.25	4	2035.1	81.63
6	19,82 - 26,47	7	226.0	84.96	7	630.1	84.80	9	1440.4	83.89
TOTAL		47	10146.5	60.99	58	10146.3	63.29	60	10146.4	66.46



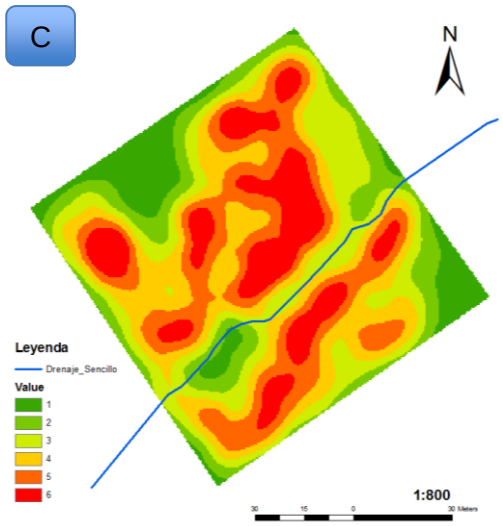


Figura 14. Superficie de densidad de kernel para la variable de BA. A. año 2009; B: año 2013; C: año 2018

A partir del análisis de densidad de Kernel podemos observar que existe un incremento en la densidad de la biomasa dentro de la parcela para cada uno de los rangos calculados donde se agrupa principalmente la biomasa. Adicionalmente, se observa la separación de biomasa por el drenaje sencillo que cruza por la parcela en los distintos años de monitoreo. Las densidades mas altas en la superficie se encuentran en la clase 6 presentada en color rojo (ver Figura 14). Estas áreas agrupan principalmente a los individuos dominantes espacialmente en el bosque, como lo presentado en el valor del Índice de Valor de Importancia (IVI) de Rueda y Rocha (20219) y Castillo y Martínez (2019), adicional a esto, observamos la influencia de las asociaciones vegetales dentro del ecosistema, para lo cual, la densidad de kernel es una herramienta para analizar la tendencia espacial de los puntos a partir de la suavización o lisura de la superficie, a pesar de que no es una estrategia muy empleada para el análisis de recursos forestales, sin embargo, en lo presentado por Quian *et al.,* (2021) esta es una estrategia efectiva para analizar los cambios en el espacio de la biomasa forestal y obtener los cambios dinámicos de series de tiempo para la conservación y manejo de los bosques. En contraste con lo encontrado por los autores anteriores y en el presente documento y Castillo y Martínez (2019) es que no fue significativo un análisis de correlación de la topografía como la pendiente en los cálculos de biomasa de los individuos, sin embargo, esto puede deberse principalmente a la escala de trabajo.

4.3.2.5. Modelo del proceso puntual tipo Strauss.

Para el presente proyecto, teniendo en cuenta el comportamiento de la variable y de los objetos en campo, se establece qué los individuos arbóreos requieren ocupar un espacio propio para desarrollarse a su alrededor, lo que da paso a los procesos de competencia intra e interespecífica. Por lo tanto, se propone un modelo tipo Strauss con un valor de distancia *r,* tomada como la distancia por individuo promedio entre estos (Guyon 2010). Este patrón puntual se calcula por medio de la librería *spatstats* (Baddeley *et al.,* 2021).

Tabla 10. Parámetros del modelo de proceso puntual tipo Strauss.

Parámetro / Año	2009	2013	2018
Beta (β)	0.1021991	0.1041396	0.1057794
Gamma (γ)	1.5717696	1.5607798	1.5475397
Interacción	0.4522021	0.4451856	0.4366664

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos podemos observar que el valor de gamma es superior a 1, por lo cual, aunque no presenta una completa aleatoriedad en los puntos como lo observamos en la función G, podemos decir que preferiblemente toma un proceso de densidad de Poisson basado en el valor propio de Strauss beta (β) (Zahra *et al.,* 2021). Al comparar con estudios donde se establece un modelo puntual como de ecosistemas (Mateu *et al.,* (1998) esencialmente fue manejado a partir de una CSR bajo los criterios de Poisson.

4.3.3. Análisis de cambios en la superficie de densidad de Kernel

Una vez se han generado cada una de las superficies de densidad de biomasa a partir del modelo de densidad de Kernel, se procede a realizar un análisis de cambios en la densidad a partir de las áreas de cada una de las superficies clasificadas en la Figura 14. Para esto, se hace uso del Software *Terrset* con la extensión *IDRISI,* donde podemos observar las ganancias y pérdidas, cambio neto y la contribución al cambio neto de cada una de las categorías planteadas en la densidad de kernel.

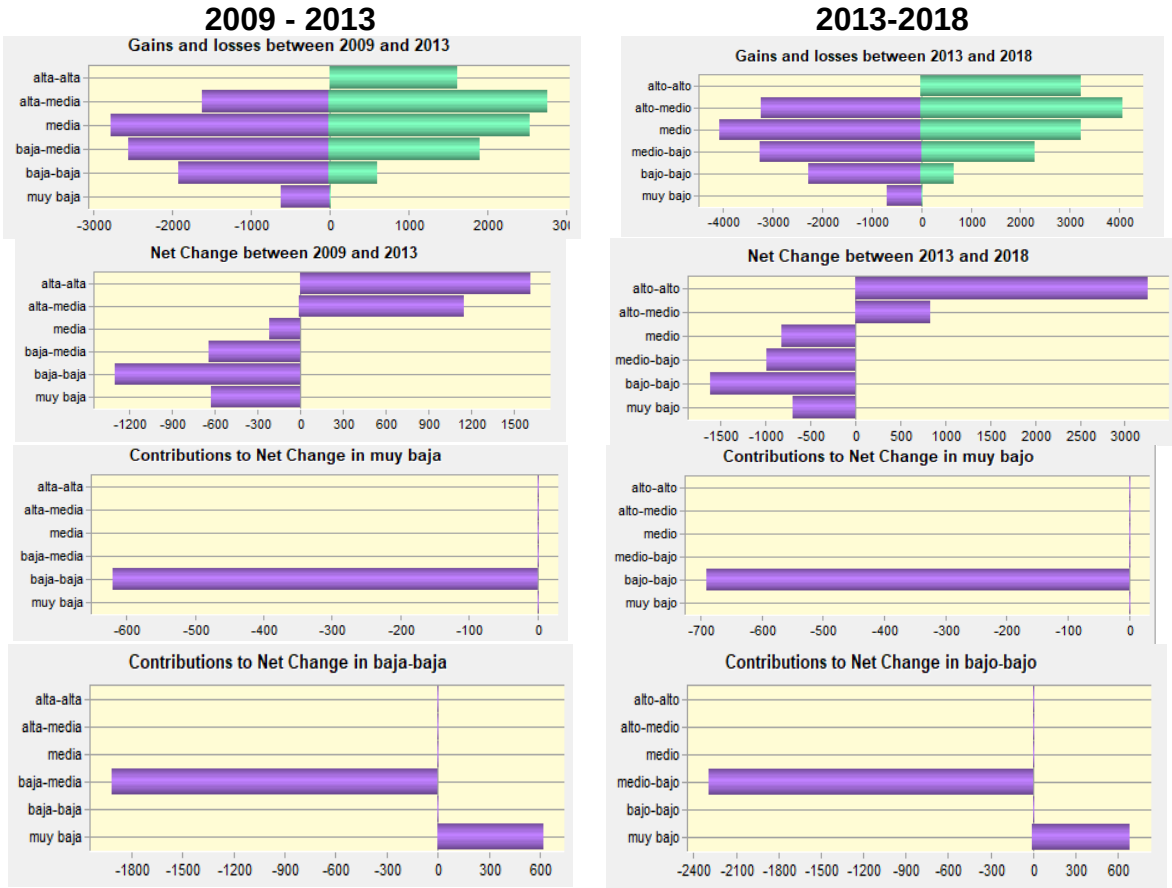




Figura 15. Gráficos de ganancias y perdidas, cambio neto y contribuciones al cambio en los diferentes periodos de tiempo. Izq.: Periodo 2009-2013 y Der.: 2013-2018



Figura 16. Cambios y persistencia de las categorías de densidad en la parcela de 1 hectárea en el periodo 2009-2013

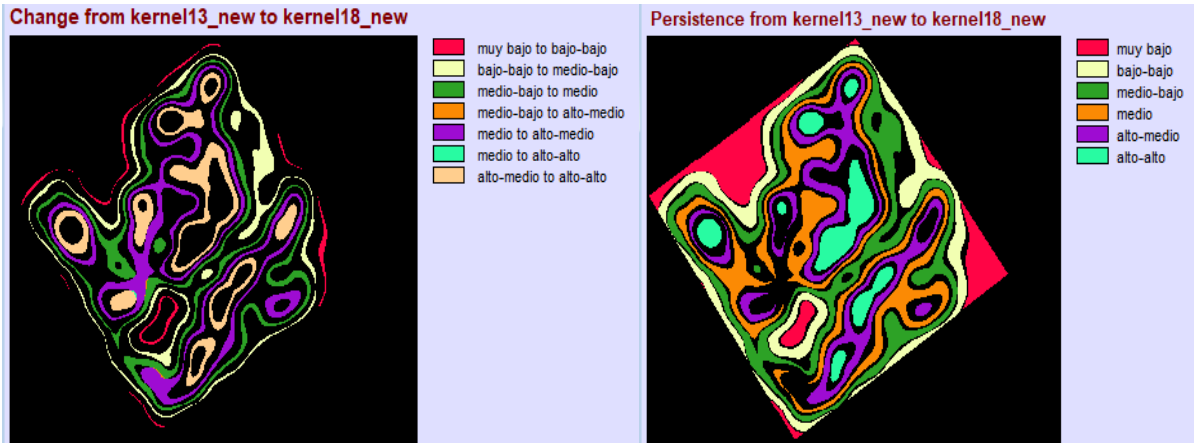


Figura 17. Cambios y persistencia de las categorías de densidad en la parcela de 1 hectárea en el periodo 2013-2018

Podemos observar que una de las categorías que más genera cambio entre las clases para el periodo 2009-2013 fue el paso a la clase 5. Por su parte, la clase que solo aumenta su área es la 6 que fueron, que, a su vez, es la qué más área ganó entre los polígonos de la densidad de kernel, mientras que, la que solo perdió cobertura fue la clase 1. En la Figura 16 y Figura 17 podemos observar las superficies generadas entre los dos periodos.

Pudimos observar como el centro de gravedad de la biomasa permanece contante a lo largo del tiempo y evidentemente los factores naturales, en este caso un drenaje, puede separar la continuidad estructural del ecosistema, pero que a su vez aporta a la agrupación de la densidad den las rondas, gracias a la disponibilidad del recurso hídrico. Este análisis puede darse de la misma a diferentes escalas, donde podemos identificar cuales son los factores en la continuidad de las coberturas que interrumpen dicha continuidad (Quian *et al.,* (2021) y así mismo determina la dinámica del carbono y mantener el equilibrio ecológico y ambiental del territorio (Yang *et al.,* 2017).

4.3.4. Cálculo del modelo de cadenas de Márkov.

El análisis de Kernel se realiza para cada uno de los periodos evaluados, este se generó por medio del Software *Rstudio* a partir de la matriz de probabilidad que se presenta en la Tabla 11. Para esto se hizo uso de la librería *markovchain* (Spedicato *et al.* 2021), por medio del cual se graficó el modelo de transición correspondiente a los datos calculados a partir de la densidad de Kernel.

Tabla 11. Matriz de transición en los periodos 2009 a 2013 y 2013 a 2018

Matriz de transición 2009 a 2013							Matriz de transición 2013 a 2018						
	1	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**		**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**
1	0.8822	0.1178	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	**1**	0.8513	0.1487	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.0000	0.7733	0.2267	0.0000	0.0000	0.0000	**2**	0.0000	0.6795	0.3205	0.0000	0.0000	0.0000
3	0.0000	0.0000	0.7425	0.2575	0.0000	0.0000	**3**	0.0000	0.0000	0.6471	0.3510	0.0019	0.0000
4	0.0000	0.0000	0.0000	0.7220	0.278	0.0000	**4**	0.0000	0.0000	0.0000	0.5816	0.4176	0.0008

Matriz de transición 2009 a 2013							Matriz de transición 2013 a 2018						
	1	2	3	4	5	6		1	2	3	4	5	6
5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.7383	0.2617	5	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.5563	0.4437
6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000	6	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000

A continuación, en la Figura 18 podemos observar los gráficos de transición de estados de las superficies de clases generados a partir del método de cadenas de Márkov. Allí observamos cada una de las clases propuestas en las superficies de densidad de kernel junto con la probabilidad de cambio de una a otra clase en el respectivo periodo evaluado.

Diagrama de transición de estados entre 2009 a 2013

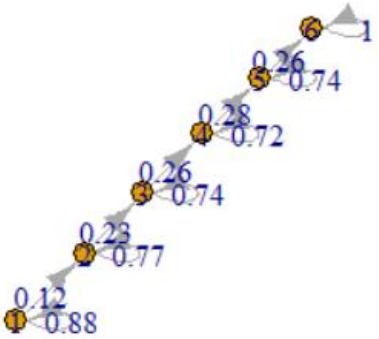


Diagrama de transición de estados entre 2013 a 2018

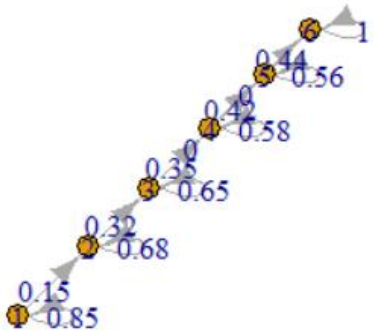


Figura 18. Gráficos de probabilidad de cambio en las cadenas de Márkov.

4.3.4.1. Clasificación de estados

Teniendo en cuenta la gráfica anteriormente presentada, podemos observar las diferentes funciones de estado por las que varían las clases propuestas junto con la absorbancia, transferencia y recurrencia de las clases, y su dinámica. Para el periodo 2009-2013 la clase 6 es la clase más absorbente y recurrente, mientras que, 1, 2, 3, 4 y 5 son las clases con mayor transferencia dentro del modelo y la matriz generada.

A continuación, en la Tabla 12 observamos el porcentaje de cobertura de las clases propuestas y su variación al año inmediatamente siguiente del periodo evaluado, es decir 2017 y 2023, respectivamente. De acuerdo con los resultados obtenidos, se observa como la clase 6 mantiene su superficie cada periodo y tiende a incrementar, mientras que la clase 1 a la 5, tiende a perder área de cobertura, puesto que, pasan a la clase inmediatamente siguiente.

Tabla 12. Porcentaje de cambio de las densidades para el año 2017 y 2023 con un n=1

Clase	2017 Porcentaje (%)	2023 Porcentaje (%)
1	35.70	34.45
2	44.87	41.26
3	52.34	51.99
4	61.20	57.15

Clase	2017 Porcentaje (%)	2023 Porcentaje (%)
5	68.89	65.60
6	102.95	115.51

El análisis anterior, nos ofrece una técnica para medir de forma directa el incremento de BA y por consiguiente la captura de carbono de estos bosques en el tiempo ofreciéndonos una alternativa a los métodos tradicionales de monitoreo de parcelas y su oferta de recursos y/o SE y pueden ser de utilidad para la generar líneas base en la generación de escenarios REDD+ (Babbar *et al.,* 2021).

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Los resultados del presente trabajo demuestran la importancia de los SIG en la evaluación, cuantificación y medición en los SE del bosque como lo es la BA. Adicionalmente las metodologías de kernel y Márkov demuestran ser útiles como método de análisis en los cambios de la densidad de biomasa y patrones espaciales del paisaje, su respectiva probabilidad de cambio en el tiempo y, adicionalmente, permiten analizar con precisión los cambios espacio temporales que respaldan la planificación y manejo forestal, así como se evaluó dentro del presente documento. Los individuos arbóreos en un bosque altoandino a nivel del paisaje tienden a presentar un patrón agregado que se puede evaluar bajo un modelo de Strauss y Poisson que puede estar influenciado por la presencia de arboles en distintas etapas de desarrollo asociados a un bosque en estado maduro donde se ha minimizado la competencia interespecífica de los individuos por los recursos (Rozas y Prieto*,* 1998). Se observó que la densidad de biomasa en el terreno aumenta a lo largo del tiempo, así como el incremento de captura de carbono, lo que se relaciona con los patrones de agregación entorno a las especies de mayor importancia ecológica (Yang *et al.,* 2017).

Observamos como las técnicas y análisis espaciales para el especialista SIG influyen en investigación para la toma de decisiones sobre recursos naturales, a través de la estadística espacial puntual. Uno de los parámetros que se recomienda para trabajos futuros es la incorporación de variables como el suelo (nutrientes, pH, humedad, etc.) que puedan aportar a describir el comportamiento de la biomasa en el espacio, siendo la pendiente una variable que no incide en la estructuración del comportamiento de la variable de BA en campo en una escala local como se observó en este estudio, adicional a ello, se pueden estudiar los procesos de mortalidad de individuos en campo en las zonas de mayor densidad de biomasa dentro de la parcela relacionado con los individuos volcados identificados.

6. REFERENCIAS

- Abud, H. M. y Torres-G, A. M. (2016). Caracterización florística de un bosque alto andino en el Parque Nacional Natural Puracé, Cauca, Colombia. Bol. Cient. Mus. Hist. Nat. U. de Caldas, 20 (1): 27-39. DOI: 10.17151/bccm.2016.20.1.3
- Aguilar, S. I. (2002). Estudio Florístico estructural de una asociación vegetal en el bosque latifoliado maduro de la Montaña de El Uyuca.
- Babbar, D., Areendran, G., Sahana, M., Sarma, K., Raj, K. y Sivadas, A. (2021). Assessment and prediction of carbon sequestration using Márkov chain and InVEST model in Sariska Tiger Reserve, India, *Journal of cleaner Production, 278(2021)*, 1-17, https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123333
- Baddeley, A., Rubak, Ege. y Turner, R. (2016). Spatial Point Patterns: Methodology and Application with R, Editorial Taylor y Francis Group.
- Baddeley, A., y Turner, R. (2021). Package 'spatstat'. Versión 2.2-0.
- Bivand, R., Keitt, T., Rowlingson, B., Pebesma, E., Sumner, M., Hijmans, R., ... y Bivand, M. R. (2021). Package 'rgdal'. Bindings for the Geospatial Data Abstraction Library.
- Bivand, R., Lewin-Koh, N., Pebesma, E., Archer, E., Baddeley, A., Bearman, N., ... y Golicher, D. (2021). Package 'maptools'. Versión 1.1-2.
- Caha, J. (2021). SpatialKDE: Kernel Density Estimation for Spatial Data. Versión 0.6.2.
- Campos, D. (2006). Análisis probabilístico univariado de datos hidrológicos
- Casanoves, F., Pla, L. y Di Rienzo, J. (2011). Valoración y análisis de la diversidad funcional y su relación con los servicios ecosistémicos. Centro agronómico tropical de investigación y enseñanza -CATIE-, p. 119.
- Castañeda-Martín, A., Montes-Pulido, C. (2017). Carbono almacenado en páramo andino *. Entramado 13 (1): 210–221.
- Castillo, L. T., y Martínez, C. P. (2019). Distribución espacial y dinámica de la biomasa del bosque alto andino en Guasca, Cundinamarca. (Tesis de pregrado) Ingeniería forestal, Universidad Distrital Francisco José de Caldas.
- Chen, J., Yang, S., Li, H., Zhang, B. y Lv, J. (2013), Research on Geographical Environment unit division based on the method of natural breaks (Jenks), Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Beijing, China, DOI: 10.5194/isprsarchives-XL-4-W3-47-2013
- Chen, Y., Huang, Z., Pei, T., y Liu, Y. (2018). HiSpatialCluster: A novel high-performance software tool for clustering massive spatial points. *Transactions in GIS*, *22*(5), 1275-1298.
- Cofrep-Pucha, F., Fries, A., Garcia Canovas, F., Oñate-Valdivieso, F., Gonzalez-Jaramillo, V. y Pucha-Cofrep, D. (2017). Fundamentos de SIG, Ediloja Cia. Ltda, 1-85
- Decreto 2372 de 2010. Por el cual se reglamenta el Decreto-ley 2811 de 1974, la Ley 99 de 1993, la Ley 165 de 1994 y el Decreto-ley 216 de 2003, en relación con el Sistema Nacional de Áreas Protegidas, las categorías de manejo que lo

conforman y se dictan otras disposiciones, República de Colombia, 1 de julio 2010.

- Decreto 2811 de 1974. Por el cual se dicta el Código Nacional de Recursos Naturales Renovables y de protección al Medio Ambiente, República de Colombia, 18 de diciembre de 1974.
- Delgado, M. y Barredo, J. (2006). Sistemas de información Geográfica y Evaluación multicriterio en la ordenación del territorio, 2° edición, Madrid, España
- Devlin, T. (2000), Bioquímica, Tercera edición, Editorial Reverte S.A.
- Edding, M., Tala, F. y Vásquez J. (2006), Capítulo XI: Fotosíntesis, productividad y algas marinas, Ediciones Universidad de la Serena, 1-39.
- ESRI. (14 de noviembre de 2021). Cómo funciona la densidad de kernel, Concepto del conjunto de herramientas Densidad. https://pro.arcgis.com/es/pro-app/latest/tool-reference/spatial-analyst/how-kernel-density-works.htm
- Fallas, J. (2007). Modelos digitales de elevación: Teoría, métodos de interpolación y aplicaciones. Escuela de Ciencias Ambientales. Universidad Nacional, Costa Rica.
- Fonseca, W., Alice, F., y Rey, J. M. (2009). Modelos para estimar la biomasa de especies nativas en plantaciones y bosques secundarios en la zona Caribe de Costa Rica. Bosque (Valdivia), 30(1), 36-47.
- Fuenzalida, M., Buzai, G. D., Moreno Jiménez, A., García De León, A. (2015). Geografía, geo tecnología y análisis espacial: tendencias, métodos y aplicaciones. 1ra ed., Santiago de Chile: Editorial Triángulo.
- Gallardo, J.F. y Merino A. (2007). Capítulo 2: El ciclo del carbono y la dinámica de los sistemas forestales, *El papel de los bosques españoles en la mitigación del cambio climático, 1(1),* 43-64
- Gentry, A. H. (1991). The distribution and evolution of climbing plants. The biology of vines, 351
- Giraldo, R. (2002). Introducción a la geoestadística: Teoría y aplicación. *Bogotá: Universidad Nacional de Colombia*.
- Guariguata, M. y Kattan, G. (2002). Ecología y Conservación de Bosques Neotropicales., Primera edición, Editorial LUR, Cartago, Costa Rica.
- Guyon, X. (2010). Modelación para la estadística espacial. Revista de investigación Operacional, 31 (1), pp.1-33.
- Henderson, A., Churchill, S. P., y Luteyn, J. L. (1991). Neotropical plant diversity. Nature, 351(6321), 21-22
- Hijmans, R. J., Van Etten, J., Cheng, J., Mattiuzzi, M., Sumner, M., Greenberg, J. A., ... y Hijmans, M. R. J. (2021). Package 'ráster'. Versión 3.5-2.
- Hwang, J. N., Lay, S. R., y Lippman, A. (1994). Nonparametric multivariate density estimation: a comparative study. *IEEE Transactions on Signal Processing*, *42*(10), 2795-2810.

- IDEAM. (2011). Protocolo para la realización de mapas de zonificación de riesgos a incendios de la cobertura vegetal - Escala 1:100.000 Bogotá, D. C., 109 pág.
- IDEAM. (2012). 3° comunicación nacional de cambio climático: Inventario Nacional de Gases de Efecto Invernadero (GEI), Colombia, recuperado de: cartilla INEGI.pdf (ideam.gov.co)
- IDEAM. (2020). Resultados de monitoreo de deforestación, 2019. Obtenido de http://www. andi. com. co/Uploads/PRESENTACION% 20DEFORESTACION, 202(019), 20.
- IDEAM, IAVH y CONDESAN. (2018). Propuesta de estrategia para monitoreo integrado de los ecosistemas de alta montaña de Colombia. Bogotá: Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales- IDEAM, Instituto de Investigación de Recursos Biológicos Alexander Von Humboldt-IAVH, Consorcio para el Desarrollo de la Ecorregión Andina-CONDESAN.
- Kenchington, E., Murillo, F.J., Lirette, C., Sacau, M., Koen-Alonso, M. et al. (2014) Kernel Density Surface Modelling as a Means to Identify Significant Concentrations of Vulnerable Marine Ecosystem Indicators. *PLoS ONE* 9(10): e109365. doi: 10.1371/journal.pone.0109365.
- Kim, J. y Scott, C.D. (2012). Robust kernel density estimation. *Journal of Machine Learning Research*, 13:2529–2565.
- Kuter, N., Yenilmez, F., y Kuter, S. (2011). Forest fire risk mapping by kernel density estimation. Croatian Journal of Forest Engineering: Journal for Theory and Application of Forestry Engineering, 32(2), 599-610.
- Kuzyakina, M., Gura, D., Sekisov, A., y Granik, N. (2018). Assessment of Potential Forest Biomass Resource on the Basis of Data of Air Laser Scanning. In Energy Management of Municipal Transportation Facilities and Transport (pp. 403-416). Springer, Cham.
- Liu, Q., Li, Z., Deng, M., Tang, J. y Mei, X. (2015). Modeling the effect of scale on clustering of spatial points. *Computers, Environment and Urban Systems, 52,* 81-92.
- Llambí, L. D., Becerra, M. T., Peralvo, M., Avella, A., Baruffol, M., y Díaz, L. J. (2019). Construcción de una Estrategia para el Monitoreo Integrado de los Ecosistemas de Alta Montaña en Colombia. Biodiversidad en la Práctica, 4(1), 150-172.
- López, E. (2019). Cadenas de Márkov espaciales para simular el crecimiento del área Metropolitana de Toluca, 2017-2031, Toluca, Mexico, DOI: http://dx.doi.org/10.22136/est20191324
- López, Z. y Absalón, S. (2018). Evaluación de la productividad primaria neta de los fustes y del dosel en un bosque húmedo PreMontano Tropical (bh-PT) del Área de Conservación Regional Cordillera Escalera, región San Martín, (Trabajo de grado, Ingeniero Ambiental), Universidad Peruana Unión.
- Lovelace, R., Morgan, M., Hama, L., y Padgham, M. (2021). stats 19: Work with Open Road Traffic Casualty Data from Great Britain. Versión 2.0.0.

- Mateu, J., Usó, J. L., & Montes, F. (1998). The spatial pattern of a forest ecosystem. Ecological Modelling, 108(1-3), 163-174.
- Martínez, I., Taboada, F. G., Wiegand, T., y Obeso, J. R. (2013). Spatial patterns of seedling-adult associations in a temperate forest community. Forest Ecology and Management, 296, 74-80.
- Martínez, R. A., Aguirre, O. A., Vargas, B., Jiménez, J., Treviño, E. J., y Yamallel, J. I. (2016). Modelación de biomasa y carbono arbóreo aéreo en bosques del estado de Durango. *Revista mexicana de ciencias forestales*, *7*(35), 91-105.
- MAGBMA y FAO. (2018). Estudio de las causas de la deforestación y degradación forestal en Guinea Ecuatorial 2004-2014. Ministerio de Agricultura, Ganadería, Bosques y Medio Ambiente-MAGBMA y Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación-FAO.
- Masip, A., González, E., Castellano, C., Jaime, R., Comín, F. A., y Urkaregi, A. (2015). Evaluación temprana de las plantaciones mediante algoritmos caso-a-caso basados en la distancia al freático para distintas especies riparias.
- Mazdi, R. A., Mataji, A., y Fallah, A. (2021). Canopy gap dynamics, disturbances, and natural regeneration patterns in a beech-dominated Hyrcanian old-growth forest. Baltic Forestry, 27(1).
- Medina, E., Bifano, T., Delgado, M. (1976), Diferenciación fotosintetica en plantas superiores, *Interciencia,* 1(2).
- Montealegre, R., Fernandez, A., Bolaños, D. y Cañizales, E. (2013). Biomasa aérea y contenido de carbono del saladillo (Caraipa llanorum) en puerto carreño, vichada, Colombia, *Colombia Forestal, 16(2),* 157-170
- Morales, J. L., Ruiz, R. G., Calderón, J. C. L., de la Fuente, J. A. C., & García, J. M. (2003). Relaciones suelo-planta en bosques de Abies pinsapo Boiss. Disponibilidad de nutrientes y estatus nutricional. Acta Botánica Malacitana, (28), 89-104.
- Návar-Cháidez, J. y González-Elizondo, S. (2009). Diversidad, estructura y productividad de bosques templados de Durango, México. Polibotánica, (27), 71-87.
- Ospina, R., Ardila, A., Martínez, D., y Rengifo, E. (2013). Biomasa aérea y contenido de carbono del Saladillo (Caraipa llanorum) en Puerto Carreño, Vichada, Colombia. *Colombia Forestal*, *3216*(2), 158-170.
- Pebesma, E. (2018). sf: "Simple Features for R: Standardized Support for Spatial Vector Data." *The R Journal*, 10(1), 439–446. doi: https://doi.org/10.32614/RJ-2018-009.
- Pebesma, E., Bivand, R., Pebesma, M. E., RColorBrewer, S., y Collate, A. A. A. (2012). Package 'sp'. Classes and Methods for Spatial Data. Versión 1.4-6.
- Pérez, M. y Díaz, J. (2010). Estimación de carbono contenido en la biomasa forestales aérea de dos bosques andinos en los departamentos de Santander y Cundinamarca (tesis de pregrado). Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, Colombia.

- Plant, R. E. (2018). Spatial data analysis in ecology and agriculture using R. cRc Press.
- Quian, C., Qiang, H., Zhang, G. y Li, M. (2021). Long-term changes of forest biomass and its driving factors in karst area, Guizhou, China, International Journal of Distributed Sensor Networks, 17(8), 1-14, DOI: 10.1177/15501477211039137
- RAE (2021). Diccionario de la lengua española, 23. ª ed., [versión 23.4 en línea]. <https://dle.rae.es> [Consultado 26 de noviembre de 2021].
- Ramírez Dávila, J. F., Porcayo Camargo, E., & Sánchez Pale, J. R. (2012). Análisis de la distribución espacial de Bactericera Cockerelli Sulc (HEMIPTERA: TRIOZIDAE) en Solanum Tuberosum L. En Donato Guerra Mexico.
- Redenbach, C., Särkkä, A., y Sormani, M. (2015). Classification of points in superpositions of strauss and poisson processes. Spatial Statistics, 12, 81-95.
- Resolución 090 del 21 de julio del 2015. Por medio de la cual se registra la Reserva Natural de la Sociedad Civil “El Encenillo” RNSC 006-09. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible, Parques Nacionales Naturales de Colombia.
- Ricklefs, R. E. y Miller, G. L. (2000). Ecology, Chapter 10: Energy Flow in Ecosystems.
- Rodríguez-Gámez, L. y Cabrera-Pereyra, J. (2017). Análisis espacial de las dinámicas de crecimiento económico en México (1999-2009), *Economía, Sociedad y Territorio, 17*(55), 709-741
- Romero, J. (2012). El bosque Altoandino: Una oportunidad para llevar al educando al aprendizaje significativo y a las estrategias de conservación. (Tesis de maestría). Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Ciencias. Bogotá D.C., Colombia. 207 p.
- Rozas, V., & Prieto, J. A. F. (1998). Patrones espaciales de tamaño y mortalidad del roble (Quercus robur L.) en un bosque del litoral de Cantabria. Orsis: organismes i sistemes, 79-90.
- Rueda, D. F., y Rocha, H. D. (2019). Diversidad funcional asociada a biomasa en procesos de restauración del bosque altoandino en la Reserva Encenillo (Guasca-Cundinamarca) (Tesis de pregrado) Ingeniería forestal, Universidad Distrital Francisco José de Caldas.
- Sabarain, C. E. y Romero, V. (2015). Estimación de carbono contenido en la biomasa de las coberturas boscosas pertenecientes a la microcuenca la Hermosa del Municipio de La Palma, Cundinamarca (tesis de pregrado). Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá, D.C. Recuperado de http://hdl.handle. net/11349/3760
- Sanabria, Y. K., y Puentes, D. L. (2017). Evaluación de la biomasa y captura de carbono en bosques altoandinos mediante patrones florísticos, estructurales y funcionales en la cordillera oriental, Cundinamarca. (Tesis de pregrado), Ingeniería Forestal. Universidad Distrital Francisco José de Caldas. Bogotá.

- Sarmiento, C., Cadena, C., Sarmiento, M., Zapata, J. y León, O. (2013). Aportes a la conservación estratégica de los páramos de Colombia: Actualización de la cartografía de los complejos de páramo a escala 1:100.000. Instituto de Investigación de Recursos Biológicos Alexander von Humboldt. Bogotá, D.C. Colombia. 46 p.
- Schlegel, B., Gayoso, J., y Guerra, J. (2000). Manual de procedimientos muestreos de biomasa forestal. Valdivia: Universidad Austral de Chile.
- Silverman, B.W. (1986). Density estimation for statistics and data analysis. Chapman y Hall, London.
- Solano, D., Vega, C., Eras, V. H., y Cueva, K. (2014). Generación de modelos alométricos para determinar biomasa aérea a nivel de especies, mediante el método destructivo de baja intensidad para el estrato de bosque seco pluviestacional del Ecuador. Cedamaz, 4(1).
- Spedicato, G. (2017). "Discrete Time Márkov Chains with R." The R Journal. R package version 0.6.9.7, https://journal.r-project.org/archive/2017/RJ-2017-036/index.html.
- Timaná, M.C. (2020). Uso de R para analizar la distribución espacial del bosque seco de Piura.
- Tsui, O., Croops, N., Wulder, M. y Marshall, P. (2013). Integrating airborne LiDAR and space-borne radas vía multivariate kriging to estimate above-ground biomass, Forest Resources Management Department, Columbia, DOI: http://dx.doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.012
- Valencia, R. A. M., Vásquez, C. Y. E., & Montoya, Á. J. D. (2010). Patrones de distribución espacial de especies arbóreas en bosques de alta montaña del departamento de Antioquia, Colombia. Revista Facultad Nacional de Agronomía-Medellín, 63(2), 5629-5638.
- Valera, F. (2004). Las cadenas de Márkov en el análisis de cambios y asignación de usos de la tierra, Mérida, Venezuela, Recuperado de: Redalyc.Las cadenas de Márkov en el análisis de cambios y asignación de usos de la tierra
- Valdez-Lazalde, J. R., M. J. González-Guillen, y H. M. De los Santos-Posadas. (2006). Estimación de cobertura arbórea mediante imagines satelitales multiespectrales de alta resolución. *Agrociencia* 40: 383-394. Wang, Z., Ginzler, C. y Waser, L.T. (2020). Assessing structural changes at the forest edge using kernel density estimation. *Forest Ecology and Management* 456:117639
- Vásquez, M. (2013). Dinámica y Biomasa fustal de un bosque alto andino: una aproximación a su función ecológica (Doctoral dissertation, Tesis (pregrado en Ingeniería Forestal)-Universidad Distrital Francisco José de Caldas, Bogotá).
- Vermeesch, P. (2021). Geostats: An Introduction to Statistics for Geoscientists. Versión 1.3.
- Yang, J., Ji, X., Deane, D. C., Wu, L., & Chen, S. (2017). Spatiotemporal distribution and driving factors of forest biomass carbon storage in China: 1977–2013. Forests, 8(7), 263.

- Yepes, A.P., Navarrete, D.A., Duque, A.J., Phillips, J.F., Cabrera, K.R., Álvarez, E., García, M.C., Ordoñez, M.F. (2011). Protocolo para la estimación nacional y subnacional de biomasa - carbono en Colombia. Instituto de Hidrología, Meteorología, y Estudios Ambientales-IDEAM-. Bogotá D.C., Colombia. 162 p.
- Yu, W. (2019). A mathematical morphology based method for hierarchical clustering analysis of spatial points on street networks. *Applied Soft Computing*, *85*, 105785.
- Wang, Z., Ginzler, C., y Waser, L. T. (2020). Assessing structural changes at the forest edge using kernel density estimation. Forest Ecology and Management, 456, 117639.
- Ward, S. E., Orwin, K. H., Ostle, N. J., Briones, M. J., Thomson, B. C., Griffiths, R. I., ... y Bardgett, R. D. (2015). Vegetation exerts a greater control on litter decomposition than climate warming in peatlands. *Ecology*, *96*(1), 113-123.
- Wickham, H., Chang, W., y Wickham, M. H. (2016). Package 'ggplot2'. Create Elegant Data Visualisations Using the Grammar of Graphics. Version 3.3.5.
- Zahra, A., Hussain, I., Hashmi, M., Faisal, M., Elashkar, E., Soudagar, S., Al-Deek, F. y Ageli, M. (2021), Strauss point modeling for seismic activity: a case study of earthquakes. Model. Earth Syst. Environ. https://doi.org/10.1007/s40808-021-01154-z