



Análisis espaciotemporal del efecto de la deforestación sobre la productividad primaria bruta (GPP) de la cobertura forestal en Putumayo, Colombia, a partir de imágenes del sensor MODIS

Jhon Henry Fonseca Piedrahita

Código 11951712528

Universidad Antonio Nariño

Programa Maestría en Geomática Ambiental

Facultad de Ingeniería Ambiental

Bogotá D. C., Colombia

2022

Análisis espaciotemporal del efecto de la deforestación sobre la productividad primaria bruta (GPP) de la cobertura forestal en Putumayo, Colombia, a partir de imágenes del sensor MODIS

Jhon Henry Fonseca Piedrahita

Tesis de grado presentada como requisito parcial para optar por el título de:

Magíster en Geomática Ambiental

Director:

Dr., Andrés Felipe Carvajal Venegas

Universidad Antonio Nariño

Programa Maestría en Geomática Ambiental

Facultad de Ingeniería Ambiental

Bogotá D. C., Colombia

2023

NOTA DE ACEPTACIÓN

El trabajo de grado titulado Análisis espaciotemporal del efecto de la deforestación sobre la productividad primaria bruta (GPP) de la cobertura vegetal en Putumayo, Colombia, a partir de imágenes del sensor MODIS, cumple con los requisitos para optar al título de Magíster en Geomática ambiental.

Firma del Tutor

Firma Jurado

Firma Jurado

Bogotá, 01 de junio de 2023

AGRADECIMIENTOS

A Dios, por siempre contribuir sabiamente en mi deseo de crecer en todos los aspectos de la vida, enseñándome a ocuparme de lo que esté a mi alcance para lograrlo y a dejar que las cosas fuera de él sigan el curso que su voluntad ha señalado para descubrir lo mejor de mí.

A toda mi familia por su apoyo, paciencia, comprensión y sobre todo por aquellos momentos en los que tuve que prescindir de tiempo de compartir con ellos, para poder contribuir a este objetivo profesional.

Al profesor Andrés Felipe Carvajal Vanegas, quien con su experiencia, conocimiento y paciencia me ha guiado de la mejor manera en todo este proceso académico.

A todos los demás docentes del programa y a los jurados que con sus valiosos aportes contribuyeron académicamente al desarrollo y buen término de este trabajo de investigación.

A la empresa Estudios Hidrogeológicos y Ambientales SAS, en donde laboré varios años y en donde adquirí la experiencia y vocación que me llevó a inclinarme por esta línea profesional que tanto me apasiona.

CONTENIDO

RESUMEN.....	6
INTRODUCCIÓN.....	7
OBJETIVOS.....	11
Objetivo general	11
Objetivos específicos.....	11
MARCO TEÓRICO	12
1. Antecedentes globales.....	12
2. Deforestación en la región amazónica.....	14
3. Estado del conocimiento.....	16
METODOLOGÍA.....	21
1. Área de estudio	21
2. Origen de los datos	23
3. Métodos	29
RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	32
1. Análisis estadístico	32
1.1. Resumen de los datos	32
1.2. Análisis de distribución de datos de la PPB	35
1.3. Análisis multianual de la PPB	36
1.4. Análisis anual de la PPB.....	37
1.5. Análisis trimestral de la PPB.....	40
1.6. Análisis mensual de la PPB	42
1.7. Análisis de varianza de la PPB.....	47
CONCLUSIONES.....	50

RECOMENDACIONES	52
REFERENCIAS	53

LISTA DE TABLAS

Tabla 1. Áreas de municipios del departamento de Putumayo. Fuente IGAC.....	22
Tabla 2. Áreas de cobertura conservada Co (Bosque) y transformada Tr (No Bosque) por municipio. Fuente IDEAM.....	22
Tabla 3. Distribución de frecuencias de PPB para 14 intervalos de datos de coberturas Co y Tr. Fuente autor.	35
Tabla 4. Estadísticas básicas de PPB multianual 2000-2021. Fuente autor.	37
Tabla 5. Promedios anuales de PPB, período 2000-2021. Fuente autor.	38
Tabla 6. Desviaciones estándar anuales de PPB 2000-2021. Fuente autor.	39
Tabla 7. Promedios trimestrales de PPB y la diferencia entre coberturas Co y Tr. Fuente autor.	40
Tabla 8. Estadísticas básicas de PPB mensuales período 2000-2021. Fuente autor.	46
Tabla 9. Cuadro resumen de análisis de varianza trimestral. Fuente autor	49

LISTA DE FIGURAS

Figura 1. Esquema proceso de fotosíntesis y respiración celular. Fuente Freepik.es.....	17
Figura 2. Análisis de resultados de investigaciones de productividad primaria. Fuente Scopus.....	19
Figura 3. Análisis de resultados de investigaciones de productividad primaria en bosques tropicales. Fuente Scopus.	19
Figura 4. Localización de la zona de estudio. Fuente autor	23
Figura 5. Localización de las escenas MODIS. Fuente autor.....	25
Figura 6. Url de AppEARS para solicitud de muestras puntuales. Fuente NASA.	26
Figura 7. Localización y depuración de puntos de muestreo PM en la zona de estudio. Fuente autor	28
Figura 8. Datos de PPB en Excel con algunos atributos del PM 109. Fuente autor.....	30
Figura 9. Tabla dinámica en Excel de promedios anuales por estación. Fuente autor.	31
Figura 10. Localización de puntos de muestreo en la zona de estudio. Fuente autor.....	33
Figura 11. Mapas de Bosque No bosque para los años 2000 y 2019 respectivamente. Fuente IDEAM.	34
Figura 12. Esquema de distribución de datos de PPB multianual período 2000-2021 de los 622 PM. Fuente autor.	36
Figura 13. Comportamiento multianual de los promedios de PPB para coberturas Co y Tr. Fuente autor.	37
Figura 14. Dinámica de variable PPB trimestral de 2000 a 2021.....	41
Figura 15. Dispersión trimestral de datos de PPB entre PM en cobertura Co frente a PM de la Tr. Fuente autor.	41
Figura 16. Relación de las políticas públicas de protección de bosque frente a la deforestación. Fuente (Monitoring of the Andean Amazon Project, 2021)	43

Figura 17. Comportamiento y tendencia de la PPB con promedios mensuales. Fuente autor.	43
Figura 18. Comportamiento mensual de PPB para coberturas Co y Tr. Fuente autor.	44
Figura 19. Días de lluvia al mes. Fuente IDEAM.	44
Figura 20. Horas de Sol al día. Fuente IDEAM.	45
Figura 21. Esquema de hectáreas deforestadas de bosque primario. Fuente (Monitoring of the Andean Amazon Project, 2021).....	46
Figura 22. Resultado de prueba de Kruskal Wallis en InfoStat. Fuente autor	47
Figura 23. Resultado de prueba de Kruskal Wallis trimestre 2 en InfoStat. Fuente autor ...	48
Figura 24. Resultado de prueba de Kruskal Wallis trimestre 1 en InfoStat. Fuente autor ...	48
Figura 25. Resultado de prueba de Kruskal Wallis trimestre 3 en InfoStat. Fuente autor ...	48
Figura 26. Resultado de prueba de Kruskal Wallis trimestre 4 en InfoStat. Fuente autor ...	48

RESUMEN

El auge de la teledetección aunado al mejoramiento de las características y aumento de las resoluciones espaciales, espectrales, radiométricas y temporales de los sensores remotos, ha impulsado exponencialmente el uso de estos datos distribuidos en píxeles con niveles digitales o valores que interpretados ofrecen variada información de la realidad que representan; cada vez más difundidos y de libre acceso, estos se encuentran disponibles de forma constante y en amplios periodos de tiempo, producto de la acumulación de datos a lo largo de la vida útil de los sensores. Su importancia radica en gran parte al aporte que realizan en la lucha contra la degradación ambiental en el contexto actual del cambio climático. En virtud de lo anterior, este trabajo es el resultado de un análisis espaciotemporal de la productividad primaria bruta en zonas conservadas y deforestadas del departamento de Putumayo dentro del complejo del Amazonas colombiano y a partir de datos tomados durante 22 años por el sensor MODIS; ha servido de base para la caracterización del comportamiento de esta variable ambiental; como índice equivalente de sostenibilidad de vida en el planeta, en función del efecto de la deforestación y de algunos factores condicionantes del clima. Con los resultados de la aplicación de estadísticas básicas y de comparación de datos de productividad primaria en zonas conservadas y deforestadas fue posible cuantificar su comportamiento durante los 22 años de estudio y la influencia directa de la deforestación, en donde se evidenciaron además tendencias de origen estacional. Asimismo, este estudio arrojó que en promedio la productividad primaria bruta en cobertura conservada es mayor en un 12 % frente a la cobertura transformada y que la capacidad resiliente de la cobertura forestal a pesar de las condiciones adversas a las que se ve frecuentemente amenazada, la productividad se mantiene relativamente invariable, con una tasa anual de aumento de solo 0,0552 y 0,0974, para la cobertura conservada y transformada respectivamente.

Palabras clave: Productividad primaria, deforestación, MODIS, bosque, coberturas, Putumayo, Amazonas, cambio climático.

INTRODUCCIÓN

La Tierra es un sistema complejo regulado por causas y efectos que se contrarrestan frecuentemente, ciclos ambientales que proporcionan estabilidad y condiciones favorables para el desarrollo de la vida, pero que tienden al desequilibrio cuando se intensifican y confluyen con actividades generalmente de origen antrópico (Rápalo et al., 2021).

La cobertura forestal del planeta Tierra es la responsable de la captura de carbono e inicio de los intercambios de energía en las cadenas tróficas de los seres vivos. También es la principal reguladora de los gases de efecto invernadero en la atmósfera, es uno de los principales condicionantes de la vida, interviniendo directamente en la sustentabilidad de otras plantas y animales, no obstante, se encuentra expuesta a diversas amenazas que atentan constantemente contra su capacidad productora de vida y servicios ecosistémicos como consecuencia entre otros factores de los eventos de deforestación (Danelichen et al., 2015). El efecto de la deforestación sobre el medio ambiente se manifiesta en varios escenarios directa e indirectamente, la reducción de captura de carbono por ejemplo incide en el aumento de gases de efecto invernadero y este a su vez en el aumento de la temperatura superficial manifestándose en lo que hoy se conoce como calentamiento global o cambio climático (Li et al., 2022).

Datos del Panel Intergubernamental sobre el Cambio Climático IPCC creado en 1988, en su informe especial Cambio Climático y Tierra (IPCC, 2017), muestran desde una perspectiva global un aumento en la temperatura del aire de la superficie terrestre de casi el doble del promedio mundial desde el periodo preindustrial hasta 2006-2015 en 1,53 °C. Entre 2007 y 2016 el aumento de la población y la intensificación de las actividades antrópicas han aumentado los índices de emisión de gases de efecto invernadero entre 13 y 37 % del total de CO₂ producido en todo el planeta.

Los bosque tropicales representan la mitad del área forestal restante del planeta (Ferrer Velasco et al., 2022), en Colombia los bosques representan alrededor del 50 % respecto al total de su área continental, de ésta última solo el 21 % es reconocida como protegida, lo que preocupa a las instituciones ambientalistas no solo a nivel nacional sino también

internacional, ya que una pequeña parte de su área forestal se encuentra inmersa dentro del gran complejo amazónico, en donde la deforestación se ha incrementado en los últimos años como resultado del aumento poblacional trayendo consigo la intensificación de actividades de sostenimiento como la expansión de la frontera agropecuaria (Andres Etter et al., 2008).

Es por eso que los esfuerzos encaminados hacia la protección del medio ambiente son de gran prioridad, ya que éste se debilita cada día, perdiendo progresivamente las condiciones óptimas para albergar la vida y acelerando cambios en el paisaje a una tasa mayor que la necesaria para la adaptación de las especies que allí habitan, incluida la especie humana (Andersen, 2009), sumado a esto, los trabajos de investigación que se realizan para el diagnóstico de alternativas de mitigación de los efectos generados principalmente por el hombre sobre el medio ambiente, demandan grandes recursos a menudo insuficientes.

En los últimos años un interés global en la regulación y recuperación medioambiental se concentra en la zona tropical del continente sur americano más exactamente en todo el complejo de la gran Amazonía, su influyente participación en la regulación climática global lo catalogan de suma importancia para el mantenimiento de las condiciones de vida en la Tierra, mientras los esfuerzos y estrategias de defensa coinciden y se concentran en la protección y recuperación de la cobertura forestal para el restablecimiento de áreas deforestadas para de este modo mantener la eficiencia de captura de carbono, ya que el aumento de los gases de invernadero provoca disminución en la disipación de la energía solar que penetra en la atmósfera, causando a su vez un aumento progresivo de la temperatura global a un ritmo considerablemente alto, al punto en que la expectativa de vida en la Tierra se ve drásticamente amenazada, modelos ambientales pronostican para 2050 graves escenarios de disminución de oferta alimentaria, contaminación del aire y escasez de agua (OCDE, 2012). Bajo esta alarmante perspectiva los avances en los sistemas de teledetección representan una herramienta esencial en el monitoreo y control de coberturas forestales para encaminar acciones en contra de la degradación forestal de la selva amazónica (Hilker et al., 2015).

Los países desarrollados en su mayoría consientes de las problemáticas ambientales han invertido grandes recursos en tecnologías satelitales con capacidad de monitorear

constantemente todo el planeta, la firma del protocolo de Kioto en 1997 da inicio a la convención marco de las Naciones Unidas sobre el cambio climático y compromete a sus participantes a reducir las emisiones de gases de efecto invernadero, esto impulsó la aplicación de la teledetección frente a técnicas convencionales para medir variables medioambientales, las cuales se están quedando cortas en estudios a escala regional y global, los costos de montaje y mantenimiento de estaciones meteorológicas, por ejemplo, suelen ser bastante altos.

El inicio en el uso de los sistemas de teledetección se remonta al año 1957, desde entonces la Tierra es monitoreada a través de sensores a bordo satélites artificiales alrededor de esta. Estos sensores capturan información que proviene de la superficie terrestre generalmente como respuesta a la radiación solar y en diferentes rangos del espectro electromagnético, concepto que se atribuye a toda la energía de las ondas electromagnéticas distribuida en diferentes longitudes de onda, desde 1 milímetro hasta mayores a 100.000 kilómetros y frecuencias que van desde los 3 Hz hasta los 300 GHz. Los sensores remotos se consolidan como una herramienta de gran utilidad para monitorear los cambios en el uso y cobertura del suelo gracias a la variedad de productos e insumos que ofrecen. El presente trabajo pretende examinar y analizar la productividad primaria bruta o PPB a partir de datos obtenidos del sensor Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer MODIS del proyecto EOS, Earth Observing System, de la National Aeronautics and Space Administration (NASA), es cual dispone de un gran portafolio de servicios y opciones digitales multitemporales de la superficie terrestre (Mas, 2011).

El producto MODIS Gross Primary Productivity (GPP), por sus siglas en inglés, provee datos periódicos sobre la productividad primaria total (GPP), (en adelante productividad primaria bruta o PPB) que realiza la cobertura forestal a través de procesos biológicos como la fotosíntesis y la respiración de las plantas (S. W. Running & Zhao, 2015). Este insumo proporciona los datos usados para evaluar la incidencia de la superficie deforestada sobre la PPB en la cobertura forestal del departamento de Putumayo en el Amazonas colombiano, observar tendencias de los ecosistemas allí presentes y detectar riesgos potenciales a los que se expone el medio ambiente debido la falta de control o a la deficiente regulación en materia de deforestación.

La importancia del presente estudio radica en la utilización de la teledetección para la determinación de la variable biológica conocida como productividad primaria bruta (PPB), de carácter esencial en el inicio de transferencia de la energía solar a lo largo de las cadenas tróficas durante el ciclo vital de las especies. Investigaciones previas han abonado el camino en la exploración acerca de la forma de obtener los datos de la productividad primaria bruta (PPB) con el uso de los productos digitales como imágenes, ofrecidos por diferentes sensores de remotos, algunos de estos de libre acceso como los que brinda el proyecto MODIS, cuyas características particulares como su alta resolución temporal, lo hacen el más apropiado en la consecución de este tipo de información, al ofrecer series de datos de alta periodicidad de captura se presenta como el recurso más idóneo en la detección de cambios imperceptibles, que puedan estar asociados a posibles patrones de comportamiento influenciados por diferentes factores (Runnig et al., 1994).

El presente estudio pretende analizar cómo la productividad primaria bruta (PPB) se ve afectada por los procesos de deforestación de los cuales se desencadenan los diferentes efectos nocivos para el ambiente. Así mismo, el desarrollo de este estudio resalta la importancia del uso de herramientas de teledetección en relación con los métodos tradicionales utilizados en la investigación de variables espacio temporales que en la mayoría de los casos es necesaria la toma de datos directamente en campo, repercutiendo en costos y recursos adicionales y cuyos alcances se ven limitados por barreras naturales o accidentes geográficos, zonas de difícil acceso, entre otros o simplemente por falta de presupuesto (Rodríguez et al., 2005). Por tanto, las tecnologías de teledetección representan un insumo importante para el monitoreo y la construcción del conocimiento necesario para fortalecer las políticas de protección de los bosques tropicales, como principal reservorio de la diversidad biológica del planeta (Huete et al., 2008), a todas luces los datos obtenidos de satélites son en suma la mejor opción frente a los métodos tradicionales de consecución de datos ambientales, su practicidad, bajo coste y el aumento progresivo de estándares de calidad son algunas de las ventajas más significativas (X. Chen et al., 2022).

OBJETIVOS

Objetivo general

Analizar el efecto de la deforestación sobre la productividad primaria bruta (PPB) en el departamento de Putumayo durante el periodo de 22 años.

Objetivos específicos

- Identificar los cambios en la cobertura de bosque entre los años 2000 a 2021, en el departamento del Putumayo.
- Caracterizar el comportamiento de la productividad primaria (PP) en áreas conservadas (Co) y transformadas (Tr), durante un período de 22 años.

MARCO TEÓRICO

1. Antecedentes globales

Los bosques tropicales de tierras bajas de América del Sur representan alrededor de la mitad del área de bosques tropicales del mundo (FAO, 2001). Se estima que representan el 30% de la productividad global y el 25% de la biodiversidad mundial (Malhi et al., 2006). La gran adaptabilidad lograda por los sistemas forestales observados en estudios de dinámica de bosques tropicales, ha sido el resultado de largos periodos no perturbados o muy poco significativos asociados generalmente a procesos naturales, por lo que la tendencia fenológica a una eficaz captación de carbono (Huete et al., 2008) por las coberturas forestales en periodos de estrés climático está siendo amenazada por los repentinos efectos atmosféricos causados por las altas emisiones de gases de efecto invernadero provocados por el hombre (Danelichen et al., 2015). Otros estudios recientes señalan de nuevo la importancia de la cuantificación de los indicadores del estado de los recursos forestales por medio de la Teledetección, como insumo para el establecimiento de políticas gubernamentales en pro de una gestión forestal sostenible, para la preservación de las condiciones óptimas medioambientales de vida (Razali, Atucha, Nuruddin, Shafri, & Hamid, 2016).

El informe sobre la situación de los bosques de la cuenca del Amazonas, la cuenca del Congo y Asia sudoriental elaborado por el departamento forestal de la (FAO) en colaboración con Organización Internacional de las Maderas Tropicales (OIMT), resalta la importancia de orientar la atención oportuna en promover un mantenimiento y gestión sostenibles, en la medida en que el valor de los productos y servicios que ofrecen los bosques, como la captación de carbono, la conservación de la biodiversidad y la protección del suelo y el agua, trascienden a los beneficios que pueden derivarse de casi cualquier uso alternativo del suelo, al punto de alcanzar muchos miles de dólares por hectárea (FAO, 2011). Asimismo, el informe de estado mundial de los bosques de la FAO 2016, revela que durante el período “2000 a 2010, se registró una pérdida de bosques de 7 millones de hectáreas anuales en los países tropicales y un aumento neto de los terrenos agrícolas de 6 millones de hectáreas al año. La mayor pérdida neta de bosques y el mayor incremento neto

de terrenos agrícolas durante este período se produjeron en el grupo de países de ingresos bajos, donde las poblaciones rurales están aumentando” (FAO, 2016) con alternativas de sustento reducidas o políticas de control y protección ambiental ausentes o deficientes, lo que aprovechan intereses económicos poco o nada conscientes del gran impacto que generan sobre el ambiente.

Cualquier proceso de deforestación se presume como un factor que repercute directamente sobre la dinámica de la cobertura transformada, al ser la productividad primaria un proceso que realizan casi todas las plantas, este se intensifica en coberturas forestales, no obstante la productividad primaria depende también de otros elementos derivados o relacionados con el impacto que genera el descapote de las coberturas forestales en el planeta, como por ejemplo la variación de los ciclos climáticos producto del efecto colateral de la alteración de otros espacios geográficos.

Un estudio considerado que abarca la temática acerca de la productividad primaria, relaciona los aspectos de la dinámica del carbono en el mundo y resume los diferentes esfuerzos encaminados a la protección de las coberturas forestales y a la regulación de las actividades antrópicas encabezadas por los diferentes procesos de deforestación, resaltando la gran importancia y el papel del ciclo del carbono como regulador de la temperatura global, ya que la tasa de aumento de carbono determina la cantidad de energía solar retenida en la atmósfera en forma de calor y las diferentes condiciones meteorológicas derivadas que influyen en la ecología de las especies (Rojo et al., 2003).

No obstante, el acceso a las tecnologías de teledetección ha disparado estudios sobre toda la superficie y atmósfera del planeta, a pesar de las limitaciones más notables como las condiciones meteorológicas, estas mismas tecnologías proporcionan información útil para el pronóstico de eventos o fenómenos naturales importantes y desde su aparición siguen siendo la fuente de información más usada en las investigaciones sobre todo en materia ambiental, dando pie a un sin número de trabajos sobre el estado de los recursos naturales, identificación de tendencias y posibles escenarios futuros, usados como insumo en la planificación territorial a corto, mediano y largo plazo, a escalas locales, regionales, globales y como base fundamental para proyectos de mitigación, prevención y un adecuado control de las actividades nocivas para el ambiente (Rodríguez et al., 2005). MODIS es un

sensor del cual resalta su gran resolución temporal que proporciona información diaria de casi todo el planeta y de variables biofísicas de gran interés ambiental, de apoyo a los análisis de comportamiento de los ciclos del agua y del carbono y de los cambios de uso del suelo. Por lo anterior, este sensor resulta ser uno de los más eficientes en la detección de las dinámicas del cambio climático actual (Runnig et al., 1994).

La Producción Primaria Bruta (PPB) es una variable de gran importancia en los estudios globales del ciclo del carbono, ya que define la tasa de extracción de carbono atmosférico de los ecosistemas terrestres (Danelichen et al., 2015).

2. Deforestación en la región amazónica

La región amazónica es conocida como la mayor superficie forestal del planeta, por lo que es considerada una de las más importantes en la regulación ambiental a nivel global y la más alta en concentración de la biodiversidad de fauna y flora del mundo. Se constituye a lo largo del río Amazonas y sus afluentes configurando una gran cuenca de aproximadamente 7'350.000 km² y una cobertura forestal que sobrepasa el área de la cuenca en 637.000 km², extendiendo sus límites selváticos hasta nueve países de Suramérica, Brasil a la cabeza con más de la mitad de área de selva contenida y la Guyana Francesa al final de la cola con menos del 1 % (Gutiérrez, 2007). La preocupación global por esta parte del planeta no es reciente, se estima que más del 16 % de selva amazónica se ha perdido a causa diferentes procesos de deforestación que se manifiestan indiscriminadamente desde hace décadas.

Se estima que más del 20 % de la selva amazónica se ha perdido en los últimos 30 años, provocando importantes cambios climáticos (Khanna et al., 2017) como el fenómeno del niño a causa del incremento de la temperatura media del aire debido entre otros factores a la pérdida de la cobertura forestal.

Estudios revelan que desde 1970 ha venido aumentando la temperatura media y a su vez reduciéndose los niveles de precipitación en la selva amazónica, generando como consecuencia bajos índices de humedad, que ponen a prueba la resiliencia de esta gran zona forestal (Atkinson et al., 2011). El inevitable aumento de las emisiones de gases de efecto

invernadero que inicia desde finales del siglo XVIII con la revolución industrial a causa del incremento de las actividades humanas en la quema de combustibles fósiles, acompañado de la reducción de bosques responsables de la captura del CO₂ que esto produce, la prevención y protección representa la única defensa contundente y de alcance global para la mitigación de los efectos adversos sobre el medio ambiente (Navarrete, Sitch, Aragá, & Pedroni, 2016).

La deforestación en la Amazonía colombiana se ha dado principalmente por la expansión de la frontera agropecuaria, en especial la agrícola de carácter ilícito, seguida por los incendios forestales, la intensificación de la industria maderera, la construcción de infraestructura vial para expandir la exploración y explotación del subsuelo e incentivando a la colonización, sin embargo, las diferentes manifestaciones de deforestación se dan de acuerdo a la zona y a sus características biofísicas y socioeconómicas, configurando distintos patrones de uso del suelo deforestado (Instituto de Hidrología, 2011), amenazando la biodiversidad incluso en zonas inexploradas catalogadas como altamente susceptibles de deforestación (Andrés Etter et al., 2006) en donde podrían hallarse plantas medicinales para la cura a enfermedades latentes (Oscar et al., 2016).

Existen claros indicios que relacionan la tasa de deforestación con la variación en la productividad primaria de los ecosistemas, pero esta depende de las condiciones climáticas, edáficas e intrínsecas de estos (Gomez & Gallopin, 1991), dependen a su vez de las alteraciones regionales sobre el paisaje que repercuten sobre el mismo clima, alterando los niveles de precipitación y temperatura.

Estudios realizados también con productos de teledetección MODIS en 2004 y 2005, sugieren que la variación en productividad primaria de las coberturas forestales del Amazonas, obedece a los diferentes patrones de deforestación (Armenteras et al., 2006), los cuales, a su vez, condicionan el clima en diferentes escenarios de los ecosistemas forestales, que pueden manifestar la productividad con ciertas particularidades (Viña et al., 2004).

Otras investigaciones resaltan la importancia de la medición de la productividad primaria de las grandes estructuras forestales, en la real estimación de la tasa de crecimiento de biomasa global, como indicador de bienestar medioambiental, para cuantificar y establecer acertados criterios de regulación y protección (Potter, Gross, Genovese, & Smith, 2007).

Por otro lado, otros aportes en materia de productividad primaria y deforestación realizados con MODIS y otros sensores, han puesto de manifiesto la capacidad de autoprotección de los grandes complejos forestales tropicales como el Amazonas, dotados con mecanismos de adaptación que les han permitido sobrellevar estaciones climáticas críticas como las sequías y fenómenos reconocidos como El Niño (White, Scott, Hirsch, & Running, 2006), sin embargo, el mismo efecto acelerado del cambio climático podría vulnerar estos mecanismos, por lo que los efectos de la deforestación tienden a ser el agravante que lo está debilitando de forma acelerada y progresiva (Xiao et al., 2005).

La variable PPB es dependiente de varios factores que interactúan entre sí, la incidencia de la luz solar y el clima que incluye la temperatura del aire y la humedad representada por la precipitación y la calidad del suelo con buena disposición de nutrientes y absorción de agua (T. M. Smith, 2007). Esto hace que la productividad primaria sea un indicador clave que revela en gran medida la salud de la vegetación y por tanto de los ecosistemas presentes, proporcionando información importante sobre el medio ambiente, ya que determina la tasa a la cual un ecosistema acumula biomasa (Danelichen et al., 2015). La estimación de esta variable a escala regional como la Amazonía colombiana, con el uso de MODIS facilita una mejor comprensión de los efectos del cambio de uso de suelo, además de ser menos costosos (Baeza et al., 2011).

3. Estado del conocimiento

En biología la productividad primaria es el primer eslabón en las cadenas tróficas que como resultado del proceso de fotosíntesis de las plantas o productores primarios se utilizan diferentes recursos ambientales como la luz solar, el agua, el dióxido de carbono (CO_2) u oxígeno (O_2) y nutrientes convirtiéndolos en insumos para su propia supervivencia y crecimiento, este proceso de transformación energética se realiza incluso durante la respiración celular cuando la glucosa es usada para crear ATP (Panawala, 2017) y así entregar nutrientes en forma de biomasa a los siguientes niveles de consumo (Figura 1). Este es un proceso fisiológico base en la conformación de ecosistemas de los que también se favorece al consumo humano (Zhang et al., 2022).

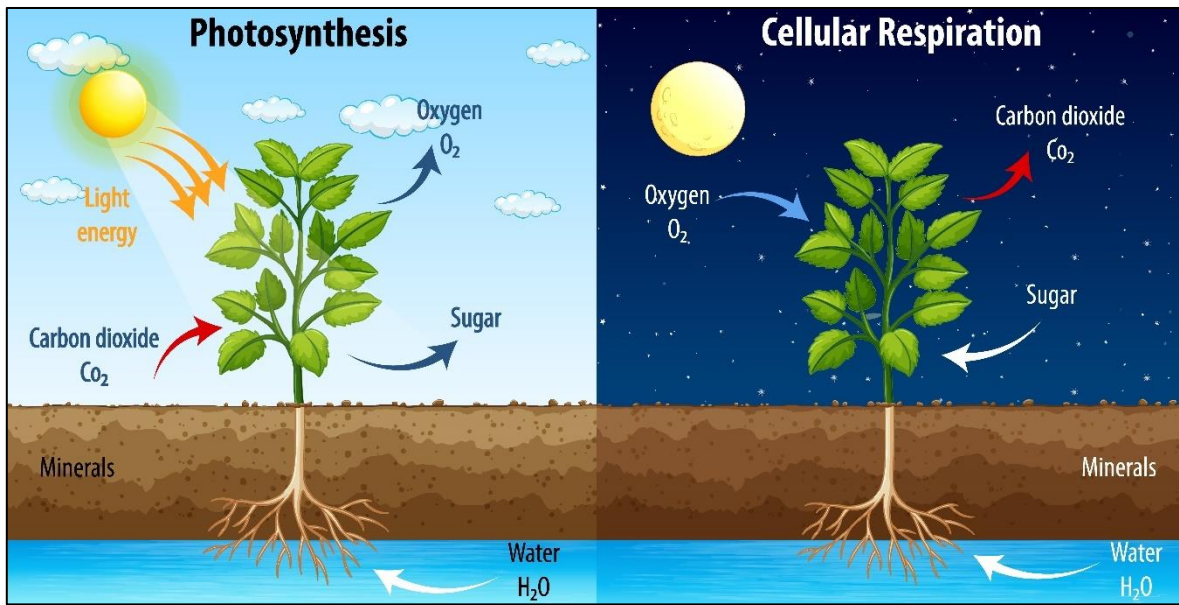


Figura 1. Esquema proceso de fotosíntesis y respiración celular. Fuente Freepik.es.

Las investigaciones del comportamiento de la productividad primaria han arrojado diferentes resultados especialmente enfocados en un contexto biológico, sobre cómo este proceso realiza su aporte al sustento de los ecosistemas (Baeza et al., 2011). Mientras que, en el contexto ambiental, se destaca su importancia por su participación en el equilibrio climático como nivelador de los gases de efecto invernadero principalmente de carácter antrópico. Intereses generales a nivel mundial han realizado esfuerzos para enfocar estudios al diagnóstico y predicción que sirvan de soporte para ejercer políticas para del control de emisiones y hacia una gestión sostenible del recurso forestal y por ende del medio ambiente (Rojo et al., 2003).

Estudios anteriores relacionan tres metodologías de medición de la productividad primaria y catalogan la técnica destructiva como una de las más usadas, así llamada debido a que se cultiva solo con la finalidad de cuantificar la biomasa y de este modo tasar su crecimiento, esta técnica relaciona la productividad primaria neta (PPN) con la cantidad de biomasa o materia orgánica generada (Sala et al., 1981). Otra técnica ampliamente conocida, está basada en la cuantificación del oxígeno generado por las plantas en el proceso de fotosíntesis y la que relaciona la proporción de dióxido de carbono en la atmosfera con la fijación del mismo llevado a cabo por las masas forestales (Woodwell & Whittaker, 1968).

Estos métodos convencionales utilizados en la medición de la productividad primaria, basados en técnicas tradicionales específicas de campo para medir la proporción de biomasa como indicador básico de productividad, además de los datos obtenidos por las estaciones meteorológicas para el monitoreo de las condiciones climatológicas que influyen en este proceso (Novillo Camacho et al., 2006), aunque costosos han servido de base en el refuerzo de las estimaciones de productividad primaria a partir de sensores remotos (MODIS, 2015), detonando así un incremento sustancial en investigaciones al respecto de la productividad primaria a partir de la aparición de la teledetección, durante finales de la década de 1950 e inicios de la década de 1960 (Figura 2). No obstante, y a raíz del inicio en la manifestación las primeras problemáticas ambientales como la intensificación de los efectos del fenómeno del Niño durante las décadas de los 1980 y 1990, han acelerado el incremento en las investigaciones acerca de la productividad primaria especialmente en los grandes bosques tropicales (Figura 3), donde se presume está concentrada la mayor capacidad de fijación de carbono del mundo.

Las grandes ventajas del uso de sensores remotos, para la medición de variables ambientales, en ocasiones se ven mermadas por las mismas condiciones meteorológicas, que empobrecen la calidad de las imágenes al disminuir la cantidad de información (Huete et al., 2008). Esto hace necesaria la evaluación de los productos a utilizar para prever la ampliación de los periodos y áreas de estudio. Para (de Oliveira et al., 2017), los productos de MOD17 y MOD16 de MODIS representan una fuente esencial de información a gran escala, que abona el estudio de áreas de importancia ambiental global, gracias a los análisis de variables relacionadas para la identificación de patrones espacio-temporales medio ambientales.

Investigaciones más recientes con el uso de otros sensores como el OLI/TIRS del proyecto Landsat 8 en comparación con el producto MOD17A2 del sensor MODIS en áreas de diferente cobertura en la Amazonía occidental brasileña, ambos resultados presentan diferencias para datos tomados de diferentes coberturas, pero el resultado de OLI/TIRS mostró similitud con las estimaciones de MODIS solo durante la estación lluviosa, a su vez el producto MOD17A2 subestimó los valores de productividad primaria para todas las

coberturas, lo que podría atribuirse a la gran diferencia de resolución espacial entre ambos sensores, 30 metros para el OLI/TIRS y 500 metros para MOD17A2 (Chagas et al., 2019).

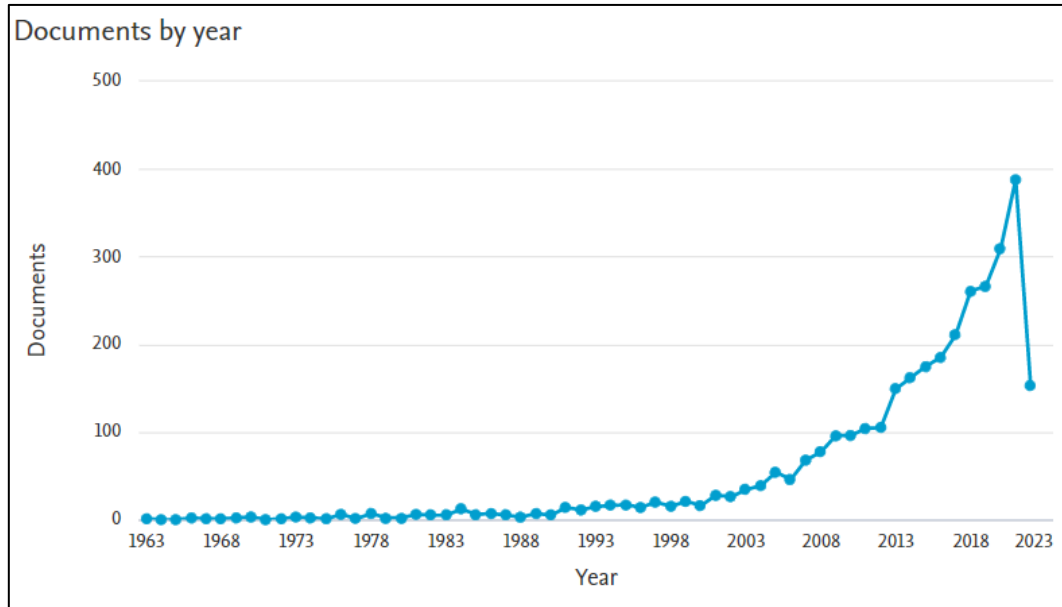


Figura 2. Análisis de resultados de investigaciones de productividad primaria. Fuente Scopus.

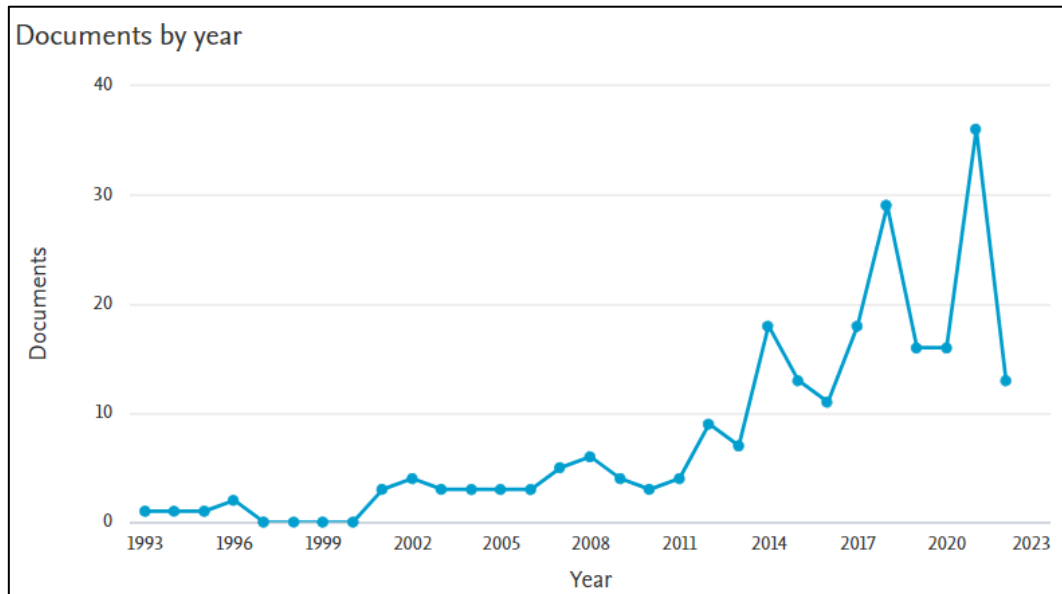


Figura 3. Análisis de resultados de investigaciones de productividad primaria en bosques tropicales. Fuente Scopus.

Los resultados obtenidos siguen apuntando a la necesidad de calibrar los datos de PPB provenientes de MODIS, pues se resalta la importancia de validar los modelos de los ecosistemas (Yu et al., 2021), conviene madurar el producto para establecer medidas más precisas del secuestro de carbono a nivel regional para evaluar el comportamiento de la PPB en diferentes tipos de coberturas inclusive a nivel agroforestal con el objetivo de brindar datos útiles para una mejor gestión sostenible de las actividades agroindustriales.

Por su parte algunos trabajos que se han enfocado en mejorar la estimación de la PPB para caracterizar aún mejor la fenología de los ecosistemas, partiendo de la comparación con otras variables con comportamientos similares o complementarias de los ciclos ambientales como el del agua y o el del carbono, asimismo compara los resultados con otras metodologías y fuentes de información de PPB como los ofrecidos por FLUXNET¹ por medio de los modelos de covarianza de remolinos, técnica basada en mediciones tomadas por torres de flujos que dependen de la dirección y velocidad de los vientos, lo que limita su alcance más allá de unos cuantos kilómetros (Duan et al., 2021). Otros modelos basados en la eficiencia de uso de la Luz LUE para estimar la PPB, (S. Chen et al., 2022) por ejemplo evidencia que la estimación de del LUE no está bien considerado en la medida en que no tiene en cuenta la influencia de la radiación difusa debido a que se asume solo la condición de cielo despejado.

¹ Red de redes internacional que une redes regionales de científicos del sistema terrestre. Los científicos de FLUXNET utilizan la técnica de covarianza de remolinos para medir el ciclo del carbono, el agua y la energía entre la biosfera y la atmósfera. Los científicos utilizan estos datos para comprender mejor el funcionamiento de los ecosistemas y detectar tendencias en el clima, los gases de efecto invernadero y la contaminación del aire (N.N., 2021).

METODOLOGÍA

1. Área de estudio

El estudio se enmarca en el territorio correspondiente con el departamento de Putumayo, en la Amazonia colombiana, donde confluyen diferentes procesos de deforestación, conformando patrones asociados a la expansión de las actividades antrópicas típicas de esta región del país, donde la siembra de cultivos ilícitos es uno de los más influyentes procesos de deforestación registrados, el cual genera un patrón de pérdida de la cobertura forestal conformado por parches aislados de formas regulares e irregulares caracterizados por su difícil acceso, o cuyas vías improvisadas se construyen bajo los bosques o se accede a ellas vía fluvial (Viña et al., 2004).

Putumayo cuya capital es Mocoa, es uno de los 32 departamentos que conforman el territorio nacional colombiano. Este se encuentra inmerso dentro de la gran cobertura forestal del complejo amazónico de América del sur y está ubicado geográficamente al sudoeste de Colombia entre 73°50'39'' y 77°04'58'' de longitud oeste y entre 00°26'18'' y 00°27'37'' latitud norte, (Figura 4) se extiende a lo largo de un área aproximada de 24.885 km², representando el 2,2 % del territorio nacional (Gobernación, 2022).

El departamento del Putumayo está compuesto por 12 municipios (Tabla 1). En 1984, el ministerio de agricultura de Colombia en cabeza del Instituto Nacional de Recursos Naturales Renovables y del Ambiente INDERENA a través de la resolución 160 del 24 de agosto, declaró al departamento 422.000 ha de áreas protegidas como parque Nacional Natural La Paya (Figura 4), reserva natural dentro del municipio de Puerto Leguizamo, uno de los municipios de mayor extensión del departamento con 1.079.832,48 ha y 915.079,24 ha catalogadas como cobertura conservada Co o bosque según reporte del IDEAM de 2019, 1.749.366,71 ha suman el total de áreas de cobertura conservada Co o de bosque de los 2.594.858,79 ha, representando más de la mitad con 67,42 % de todo el departamento (Tabla 2).

Tabla 1. Áreas de municipios del departamento de Putumayo. Fuente IGAC.

NOMBRE MUNICIPIO	ÁREA (HA)
SAN MIGUEL (LA DORADA)	38221,66
VALLE DEL GUAMUÉZ (LA HORMIGA)	79663,94
PUERTO ASÍS	280576,77
PUERTO LEGUÍZAMO	1079832,48
PUERTO CAICEDO	93179,51
ORITO	194915,74
PUERTO GUZMÁN	454156,67
VILLAGARZÓN	139111,43
SANTIAGO	33908,22
SAN FRANCISCO	40768,41
SIBUNDOY	8870,23
COLÓN	18689,76
MOCOA	132963,98
TOTAL	2.594.858,79

Tabla 2. Áreas de cobertura conservada Co (Bosque) y transformada Tr (No Bosque) por municipio. Fuente IDEAM.

MUNICIPIO	BOSQUE (HA)	NO BOSQUE (HA)
COLÓN	1531,68	3481,87
MOCOA	93297,32	35769,81
ORITO	100292,72	81202,56
PUERTO ASÍS	162989,37	109788,56
PUERTO CAICEDO	46224,55	46955,32
PUERTO GUZMÁN	269610,68	177631,55
PUERTO LEGUÍZAMO	915079,25	143002,35
SAN FRANCISCO	31922,27	8250,86
SAN MIGUEL (LA DORADA)	5106,17	22968,26
SANTIAGO	18209,52	8389,70
SIBUNDOY	3454,08	5336,80
VALLE DEL GUAMUÉZ (LA HORMIGA)	17213,06	59275,05
VILLAGARZÓN	84436,05	49305,66
TOTAL	1.749.366,71	751.358,36

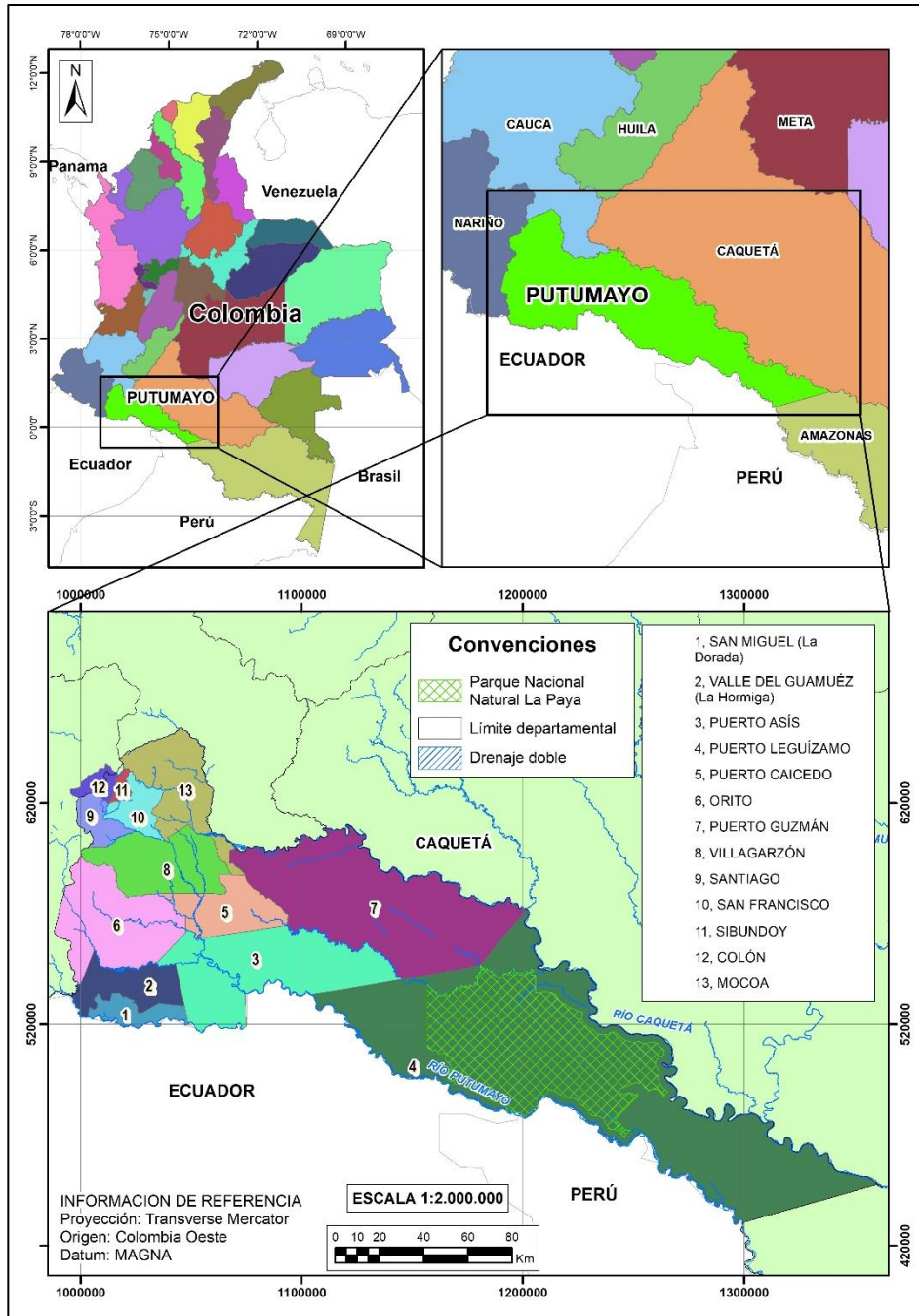


Figura 4. Localización de la zona de estudio. Fuente autor

2. Origen de los datos

Los insumos digitales (imágenes) contemplados para llevar a cabo este estudio provienen de la versión 6.0 de los datos obtenidos del sensor MODIS del proyecto EOS de la NASA,

cada escena de estas imágenes abarca un área individual de 1.111 por 1.111 kilómetros, a una resolución espacial (Tamaño de pixel) de 500 metros. Estos productos denominados Gross Primary Productivity (GPP, siglas en inglés) 8-Day L4 Global 1km y Net Primary Production (NPP, siglas en inglés) Yearly L4 Global 1km, se encuentran disponibles en la página de MODIS <https://modis.gsfc.nasa.gov/data/dataproduct/mod17.php>, como MOD17A2H y MOD17A3H, respectivamente y proceden de la aplicación de un algoritmo para calcular la productividad primaria (PP) de la cobertura vegetal derivado de su producto MOD15. Este entrega como resultado la productividad primaria bruta (PPB) y neta (PPN) a partir de que $PPN = PPB - RM$, donde RM es la respiración de mantenimiento y $PPB = \epsilon * APAR$; siendo ϵ la eficiencia de conversión de la radiación fotosintéticamente activa y APAR la radiación fotosintéticamente activa absorbida por la vegetación, dada por la ecuación $APAR = PAR * fPAR$; con PAR como la radiación fotosintéticamente activa incidente sobre la vegetación y fPAR como la fracción de PAR absorbida por la vegetación, derivada también del producto MODIS, MOD15 (Paiva & Fernandes, 2015), la PPN es calculada anualmente, ya que resume la cantidad de biomasa acumulada reflejada en las hojas y en las raíces durante un largo período perceptible desde el LAI o índice de área foliar (MODIS, 2015) y SLA o proyección del área foliar por unidad de masa de carbono (S. W. Running & Zhao, 2015).

Las imágenes del área de estudio corresponden con las escenas 299 y 335 de la grilla de distribución de MODIS disponible en formato shapefile en: <http://book.ecosens.org/modis-sinusoidal-grid-download/> (Figura 5).

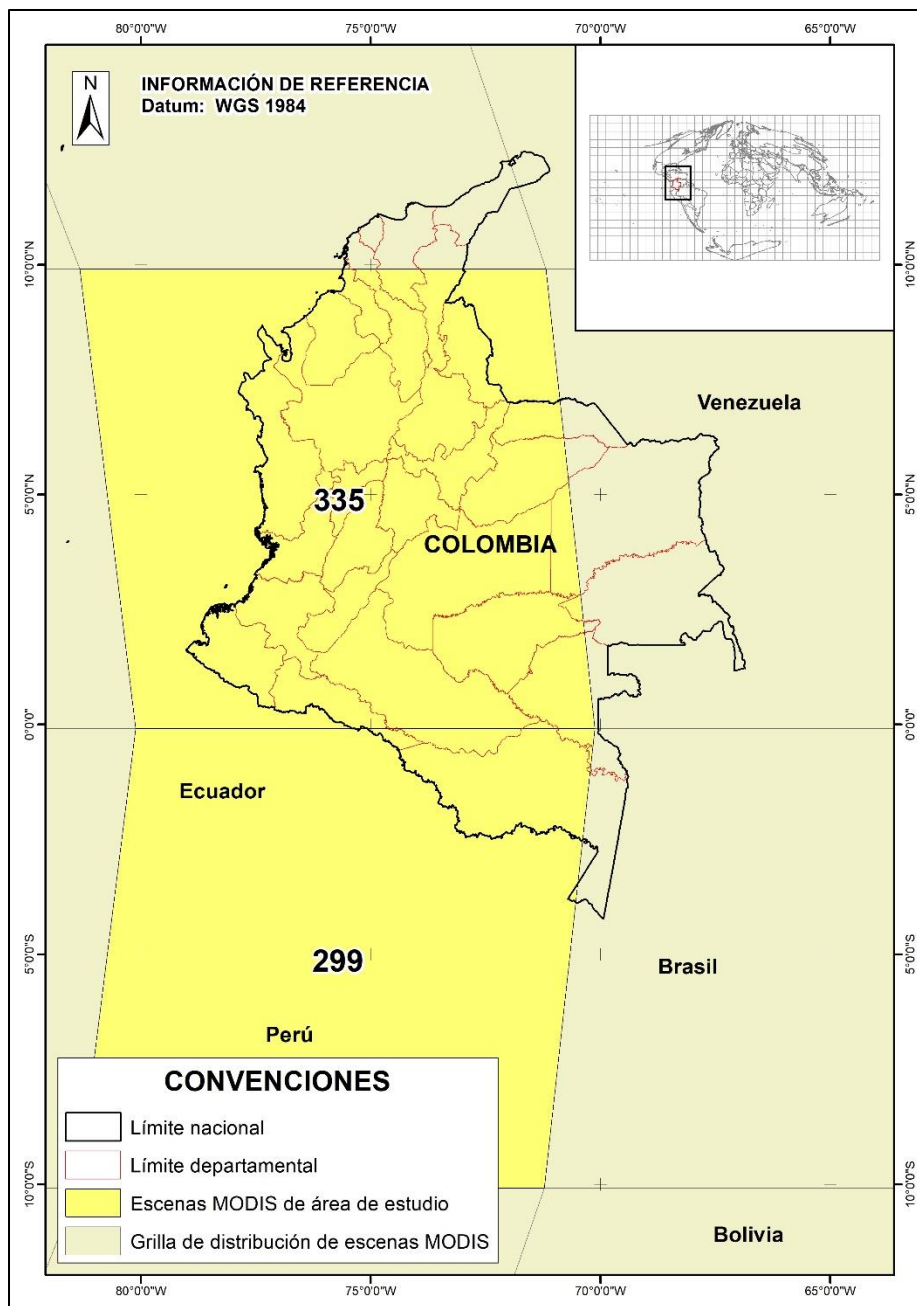


Figura 5. Localización de las escenas MODIS. Fuente autor

Si bien los datos se obtienen directamente de las imágenes digitales o ráster a partir de los niveles digitales de los píxeles tomados por el sensor MODIS, los insumos digitales empleados para este trabajo se obtuvieron a través del servicio de extracción y exploración de muestras de la NASA, AppEEARS. Este servicio funciona como una aplicación que

además ofrece los datos de lugares de muestra puntuales y/o áreas de interés desde el link <https://appears.earthdatacloud.nasa.gov/>. Para poder realizar solicitudes de datos en AppEEARS se requiere de registro en la plataforma Earth Data de la NASA . La solicitud de muestras puntuales en AppEEARS se realiza cargando directamente las coordenadas geográficas en el cuadro de la derecha (Figura 6) en el orden y estructura especificados o ingresando un archivo plano en formato CSV con los datos igualmente organizados y estructurados, en donde convenientemente permite especificar una columna o campo de identificación (ID) de los puntos de muestreo (PM), una categoría, un nombre o ID de solicitud y por supuesto la especificación del producto y el rango o período de tiempo requerido, también es posible observar la ubicación de los puntos de muestreo solicitados gracias al visor geográfico que se encuentra a la derecha (Figura 6), todo esto permite tener un mejor y adecuado manejo de los datos solicitados para su posterior análisis.

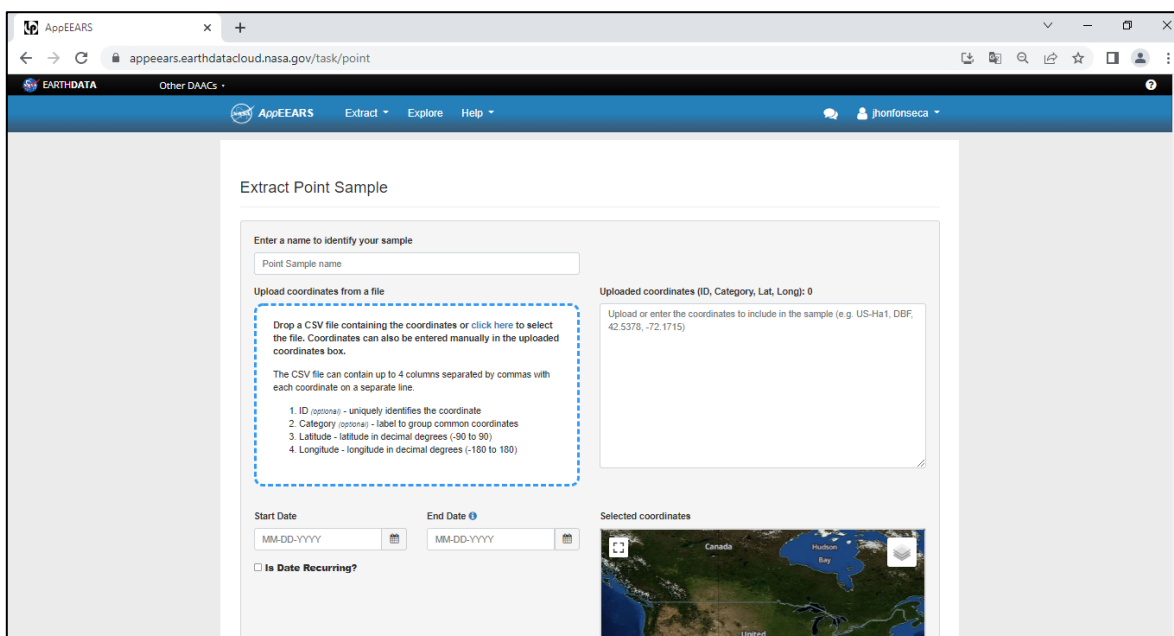


Figura 6. Url de AppEEARS para solicitud de muestras puntuales. Fuente NASA.

Los puntos de muestreo se obtuvieron a partir de la generación de una malla de 1044 puntos (Figura 7) distribuidos a lo largo y ancho del área de estudio y distanciados entre sí por 5 kilómetros, de estos 1044 iniciales se descartaron 51 por exceder el tope de la solicitud

permitida en AppEEARS, cuya evaluación de relevancia para el área de estudio sugirió poder prescindir de ellos, luego de esto, un total de 993 puntos de muestreo fueron incluidos en la solicitud, de igual manera también se descartaron aquellos puntos que contenían valores de relleno como 32762, valor que según especificaciones del producto pertenece a cobertura del suelo asignada como urbana/construida (S. Running, 2015). Fueron descartados también aquellos puntos con magnitudes de PPB cero, reportados adicionalmente con baja calidad según su atributo de descripción de calidad (MOD17A2H_006_Psn_QC_500m_MODLAND_Description). Todo lo anterior disminuyó la cantidad de puntos de muestreo utilizados para el presente estudio a 680, a cambio de garantizar un conjunto de datos homogéneos, confiables y suficientes para el análisis (Figura 7).

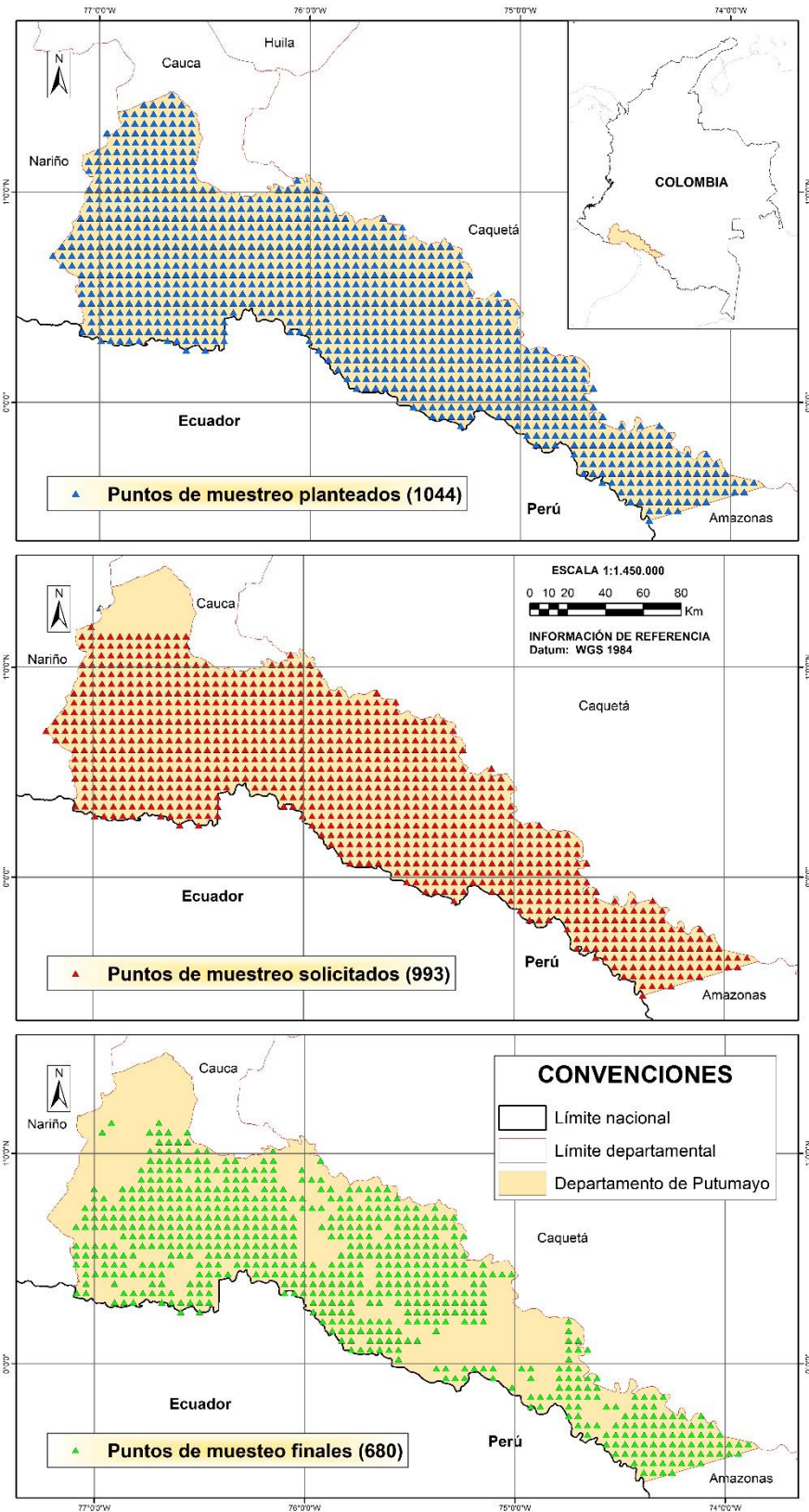


Figura 7. Localización y depuración de puntos de muestreo PM en la zona de estudio. Fuente autor

Una vez realizada la solicitud de los datos en AppEEARS para muestras puntuales, este servicio envía un correo de notificación de la solicitud y días más tarde notificando la disponibilidad de los datos, la descarga incluye un resumen de los datos disponibles para la descarga y el archivo plano en formato CSV con el total de datos solicitado, para este caso de estudio un total de 996973 registros de PPB y demás atributos de localización, calidad, fecha e identificación para los 993 puntos de muestreo solicitados.

Este estudio se centró en la estimación del comportamiento de la productividad primaria bruta (PPB) frente a la deforestación, por lo que se usaron solo los datos correspondientes a las imágenes ofrecidas por el producto MOD17A2, del sensor Terra de MODIS, el cual proporcionó la información semanal del acumulado diario durante el período de tiempo de estudio de 2000 a 2021; lo que corresponde a 4 datos de PPB por mes que suman 48 anuales, para un total de 1004 datos de PPB por punto de muestreo.

3. Métodos

El procesamiento de los datos se realiza pensando en los dos frentes de análisis, el espacial que intenta mostrar visualmente el comportamiento de la variable PPB en su espacio geográfico y el numérico para describir el comportamiento de esta variable a partir de un enfoque estadístico. Para el primero bastó con georreferenciar la variable PPB a partir de las coordenadas geográficas de los puntos de muestreo, proceso que se llevó a cabo enlazando la ubicación de los puntos de muestreo a los datos alfanuméricos (archivo plano) a través del identificador y con el uso de una unión (Join) desde el programa ArcMap de ArcGIS.

El manejo del archivo CSV se llevó a cabo en Microsoft Excel de Office 365, la función datos en columnas permitió mostrar y manipular los datos de manera organizada y confiable, la columna con el valor de la PPB con encabezado “MOD17A2H_006_Gpp_500m”, estaba dada con un factor de escala de 0.001, para lo cual hubo que convertirla en las unidades reales de PPB (kg C/m^2) y dividir todos los registros (filas) de la columna entre el factor de escala ya especificado en el producto (S. Running, 2015), seguidamente y teniendo en cuenta las demás especificaciones del producto como los valores de relleno empleados en coberturas sin reporte de PPB y los casos en que los

valores nulos de PPB con bajo reporte de calidad pudieran introducir ruido a los análisis se procedió a realizar los filtros necesarios para eliminar los puntos muestra que reportaran este tipo de datos (Figura 8).

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N
1	OBJECTID	ID	Latitude	Longitude	Date	Año	Mes	Mes_texto	Mes_Año	MODIS_Tile	MOD17A2H_006_Line_Y_500m	MOD17A2H_006_Sample_X_500m	MOD17A2H_006_Gpp_500m	GPP
2	1005	109	-0,157134	-74,78884	26/02/2000 0:00	2000	2	Febrero	Febrero_2000	h10v09	37	1250	0,0125	125
3	1006	109	-0,157134	-74,78884	5/03/2000 0:00	2000	3	Marzo	Marzo_2000	h10v09	37	1250	0,0415	415
4	1007	109	-0,157134	-74,78884	13/03/2000 0:00	2000	3	Marzo	Marzo_2000	h10v09	37	1250	0,039	390
5	1008	109	-0,157134	-74,78884	21/03/2000 0:00	2000	3	Marzo	Marzo_2000	h10v09	37	1250	0,0284	284
6	1009	109	-0,157134	-74,78884	29/03/2000 0:00	2000	3	Marzo	Marzo_2000	h10v09	37	1250	0,0086	86
7	1010	109	-0,157134	-74,78884	6/04/2000 0:00	2000	4	Abril	Abril_2000	h10v09	37	1250	0,0103	103
8	1011	109	-0,157134	-74,78884	14/04/2000 0:00	2000	4	Abril	Abril_2000	h10v09	37	1250	0,0322	322
9	1012	109	-0,157134	-74,78884	22/04/2000 0:00	2000	4	Abril	Abril_2000	h10v09	37	1250	0,0385	385
10	1013	109	-0,157134	-74,78884	30/04/2000 0:00	2000	4	Abril	Abril_2000	h10v09	37	1250	0,0424	424
11	1014	109	-0,157134	-74,78884	8/05/2000 0:00	2000	5	Mayo	Mayo_2000	h10v09	37	1250	0,0127	127
12	1015	109	-0,157134	-74,78884	16/05/2000 0:00	2000	5	Mayo	Mayo_2000	h10v09	37	1250	0,0136	136
13	1016	109	-0,157134	-74,78884	24/05/2000 0:00	2000	5	Mayo	Mayo_2000	h10v09	37	1250	0,0466	466
14	1017	109	-0,157134	-74,78884	1/06/2000 0:00	2000	6	Junio	Junio_2000	h10v09	37	1250	0,0059	59
15	1018	109	-0,157134	-74,78884	9/06/2000 0:00	2000	6	Junio	Junio_2000	h10v09	37	1250	0,0441	441
16	1019	109	-0,157134	-74,78884	17/06/2000 0:00	2000	6	Junio	Junio_2000	h10v09	37	1250	0,0056	56
17	1020	109	-0,157134	-74,78884	25/06/2000 0:00	2000	6	Junio	Junio_2000	h10v09	37	1250	0,0554	554
18	1021	109	-0,157134	-74,78884	3/07/2000 0:00	2000	7	Julio	Julio_2000	h10v09	37	1250	0,0412	412
19	1022	109	-0,157134	-74,78884	11/07/2000 0:00	2000	7	Julio	Julio_2000	h10v09	37	1250	0,0212	212
20	1023	109	-0,157134	-74,78884	19/07/2000 0:00	2000	7	Julio	Julio_2000	h10v09	37	1250	0,017	170
21	1024	109	-0,157134	-74,78884	27/07/2000 0:00	2000	7	Julio	Julio_2000	h10v09	37	1250	0,0653	653
22	1025	109	-0,157134	-74,78884	4/08/2000 0:00	2000	8	Agosto	Agosto_2000	h10v09	37	1250	0,0549	549
23	1026	109	-0,157134	-74,78884	12/08/2000 0:00	2000	8	Agosto	Agosto_2000	h10v09	37	1250	0,0651	651
24	1027	109	-0,157134	-74,78884	20/08/2000 0:00	2000	8	Agosto	Agosto_2000	h10v09	37	1250	0,0408	408
25	1028	109	-0,157134	-74,78884	28/08/2000 0:00	2000	8	Agosto	Agosto_2000	h10v09	37	1250	0,0499	499
26	1029	109	-0,157134	-74,78884	5/09/2000 0:00	2000	9	Septiembre	Septiembre_2000	h10v09	37	1250	0,0435	435

Figura 8. Datos de PPB en Excel con algunos atributos del PM 109. Fuente autor.

Una vez depurados los datos en Excel según lo anterior y lo descrito en el párrafo 3 del ítem 1 origen de los datos del presente estudio, se generaron tablas dinámicas y figuras en Excel para resumir los datos a partir de sus promedios multianuales, anuales, mensuales, mensuales por año y discriminados por los ID de estaciones o puntos de muestreo en este caso, lo que permitió mostrar los datos de manera organizada para su posterior análisis (Figura 9), asimismo se usó el software InfoStat² para la aplicación de la prueba de Kruskal Wallis en la determinación de diferencias significativas ente datos de cobertura Co frente a los de Tr.

² InfoStat es un software para análisis estadístico de aplicación general desarrollado bajo la plataforma Windows.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I
3	Promedio de PPB	Etiquetas de columna (AÑO)							
4	Etiquetas de fila (ID PM)	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007
5	2	378,7948718	527,0444444	376,5217391	499,1086957	450,673913	552,0869565	466,4782609	455,3478261
6	3	393,4871795	484,8	435,3695652	437,1956522	446,0434783	535,1086957	436,1086957	487,2608696
7	4	392,8205128	499,4666667	446,5434783	439,9130435	466,0869565	532,9347826	489,5217391	480,5434783
8	5	399,025641	534,2	450,1304348	463,673913	461,5652174	517,8478261	506,7391304	466,5869565
9	7	379,4871795	498,5555556	409,6304348	420,2608696	467,0869565	550,9347826	477,8043478	450,3913043
10	8	404,8974359	505,2444444	427,6086957	470,2173913	442,826087	572,9782609	462,0434783	454,9782609
11	9	394	526,3555556	436,5434783	439,1956522	467,4347826	538,3478261	524,8913043	500,9565217
12	10	436,0512821	541,6	453,6086957	443,826087	477,9565217	547,4565217	440,7391304	468,8913043
13	11	428,6666667	516,4444444	456,7391304	456	466,9347826	521,1086957	463,6304348	468,7608696
14	12	419,3333333	545,6	410,2608696	450,6304348	482,9565217	541,0434783	504,6521739	508,7608696
15	13	406,5128205	478,2222222	403,9130435	419,4130435	477,0869565	498,3043478	449,5434783	472,8043478
16	14	378,6923077	487,5333333	422,326087	402,0869565	463,8695652	512,7826087	456,173913	484,1086957
17	15	442,3333333	502,2	406,8913043	453,1521739	435,826087	500,3913043	484,1521739	471,7391304
18	16	425,3589744	488,9111111	393,7826087	457,3478261	472,9130435	541,4130435	479,6086957	473,6956522
19	17	378,8461538	469,7111111	425,7391304	451,1086957	465,6521739	552,5652174	499,5434783	440,9565217
20	18	411,5641026	534,3555556	447,3695652	455,6086957	438,3695652	499,5434783	444,6086957	475,5652174
21	19	388,025641	513,8666667	440,5434783	482,1521739	457,6956522	540,9565217	461,7173913	510,8913043
22	20	441,4615385	495,8888889	406,3478261	466,6521739	437,0434783	516,8478261	506,1304348	508
23	21	384,674256	470,9111111	426,6317391	414,926087	467,2826087	506,4120435	520,6086957	460,7281204

Campos de tabla dinámica

Seleccionar campos para agregar al informe:

Buscar

- MOD17AZH_006_Psn_QC_500m
- PPB
- MOD17AZH_006_Psn_QC_500m_bitmask
- MOD17AZH_006_Psn_QC_500m_MODLAND

Amstrar campos entre las áreas siguientes:

Filtros	Columnas
	AÑO
Filas	Valores
ID	Promedio de PPB

Aplazar actualización del diseño Actualizar

Figura 9. Tabla dinámica en Excel de promedios anuales por estación. Fuente autor.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

1. Análisis estadístico

1.1. Resumen de los datos

A partir de los datos depurados obtenidos en los 680 puntos de muestreo, se obtuvieron los promedios y las desviaciones estándar mensuales, anuales y multianuales de las magnitudes de PPB recolectadas por MODIS durante 22 años, desde febrero 26 de 2000 a diciembre 27 de 2021, período en el cual se obtuvieron 624488 registros de PPB para los 622 puntos de muestreo que no cambiaron de cobertura durante todo el período analizado, 466860 datos en zonas conservadas es decir con cobertura de Bosque en 465 puntos de muestreo y 157628 en zonas transformadas o cobertura de No bosque en 157 puntos de muestreo (Figura 10), asimismo 55220 registros de PPB para los 55 puntos de muestreo en zonas que mostraron cambio de cobertura en algún momento durante el período de estudio de áreas conservadas a transformadas, 3012 datos de PPB para 3 puntos de muestreo que reportaron cambio de cobertura de zonas de No bosque a cobertura de Bosque. Todo lo anterior basado en los reportes del mapa oficial de Bosque No bosque del portal del IDEAM para el año 2000 y 2019 (Figura 11).

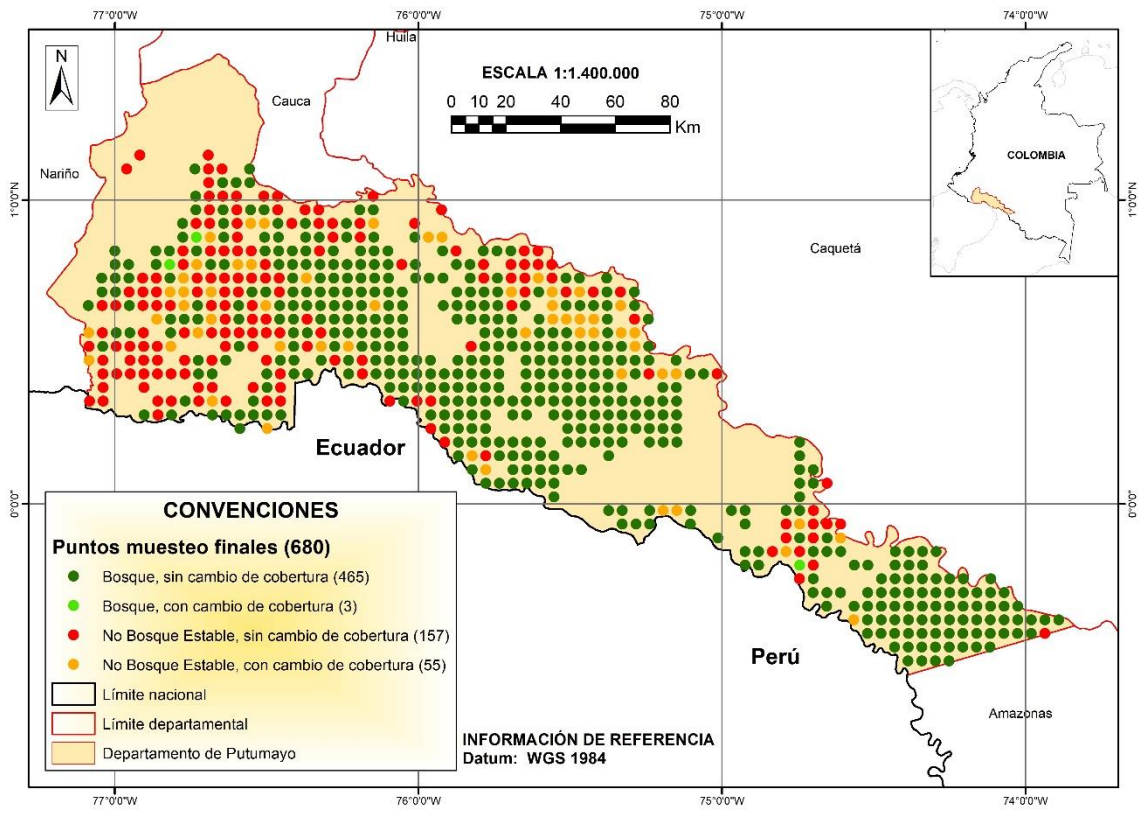


Figura 10. Localización de puntos de muestreo en la zona de estudio. Fuente autor.

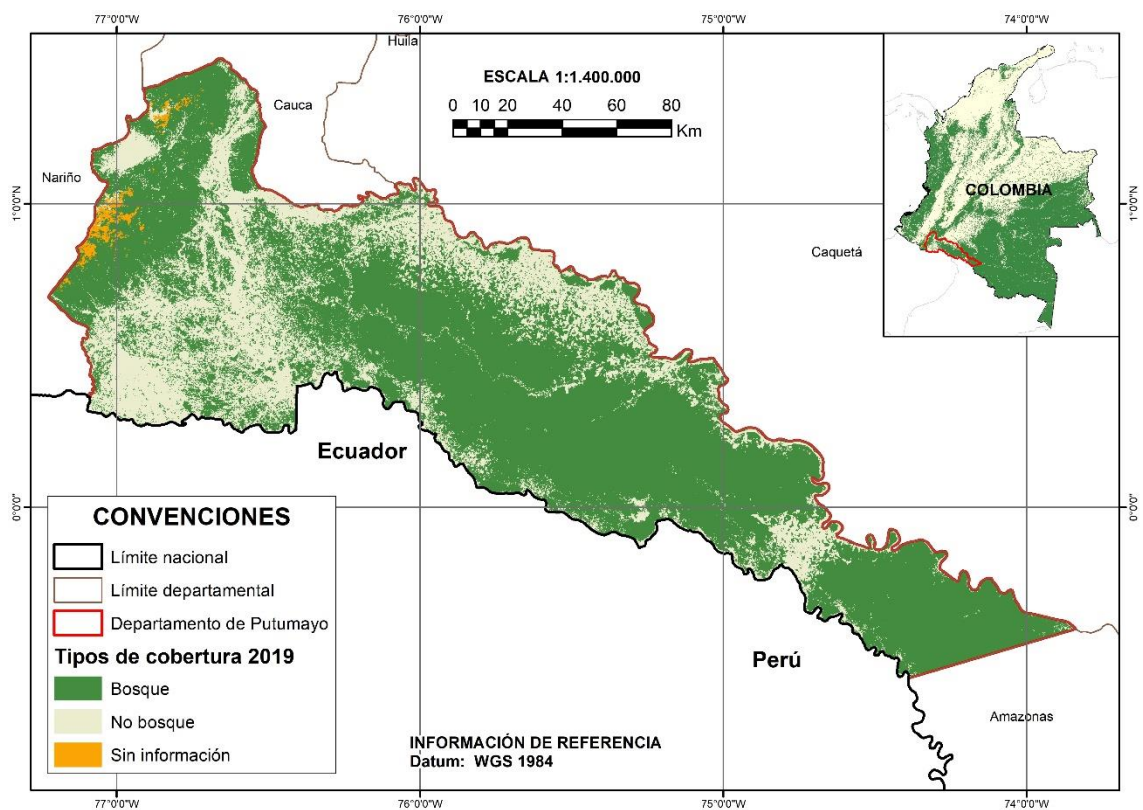
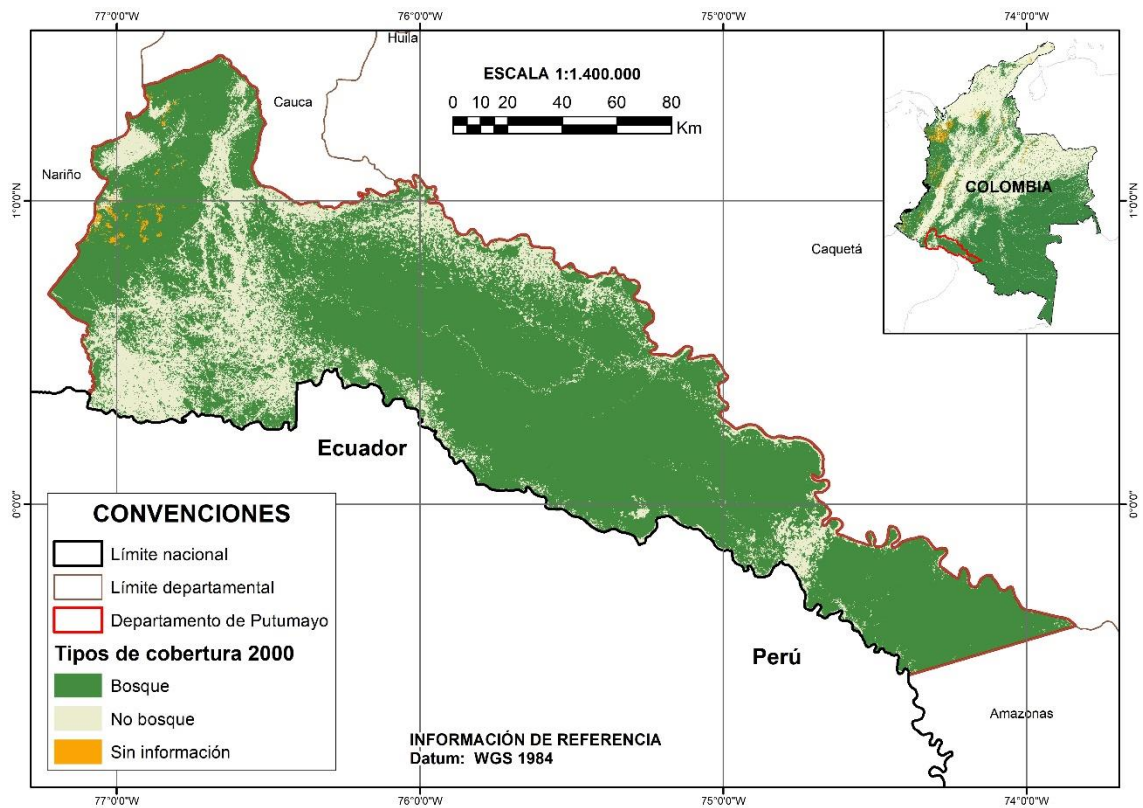


Figura 11. Mapas de Bosque No bosque para los años 2000 y 2019 respectivamente. Fuente IDEAM.

1.2. Análisis de distribución de datos de la PPB

La mayor cantidad de datos de PPB para ambas coberturas se concentran en los rangos 2 al 9, mientras que la menor cantidad de datos se encuentra en los rangos 10 al 14, asimismo se observa una gran diferencia de datos obtenidos en la muestra entre cobertura Co y Tr, 466860 y 157628 respectivamente (Tabla 3), esta obedece a la distribución espacial de las coberturas Co y Tr, en la medida en que la zona de estudio presenta mayores áreas de cobertura Co que de Tr, un análisis de distribución de la muestra refleja que tipo de tendencia poseen los valores de PPB durante los 22 años de estudio, no obstante 22 años son un período representativo para ambas coberturas a pesar de dicha diferencia en datos.

Tabla 3. Distribución de frecuencias de PPB para 14 intervalos de datos de coberturas Co y Tr. Fuente autor.

RANGOS	INTERVALOS	CO	TR
1	3-102	71336	25576
2	103-202	48342	18886
3	203-302	40017	18372
4	303-402	31662	18950
5	403-502	32251	18622
6	503-602	78900	21785
7	603-702	96496	21129
8	703-802	54865	11734
9	803-902	12267	2387
10	903-1002	327	124
11	1003-1102	36	26
12	1103-1202	212	30
13	1203-1302	146	6
14	1303-1402	3	1
TOTALES		466860	157628

Se observa también cómo la tendencia de los datos de la cobertura Co varía con respecto a la de la Tr, en esta última predominan los datos de PPB menores a 800 kg C/m², 157441 del total de 157628, con el 99,88 % del total de datos, mientras que en la cobertura Co 71336 valores predominan en el rango de PPB de 3 a 102 kg C/m² y 230261 datos se encuentran con valores de PPB entre 500 y 800 kg C/m² para un total de 301597 datos del total de 466860, correspondiente al 64.6 % del total de datos, el esquema de representación gráfico

permite observar la discriminación por porcentajes de cada rango y tipo de cobertura, el mayor porcentaje de datos de cobertura Co es 20,67 % en el rango de datos de PPB entre 603 y 702 kg C/m², mientras que el mayor porcentaje de datos de cobertura Tr con 16,23 % se concentra en el rango de valores de PPB de 3 a 102 kg C/m², esto refleja independencia en la distribución de datos entre una cobertura y la otra (Figura 12).

A juzgar por el comportamiento de la distribución de los datos objeto de este estudio, la amplia variabilidad de la PPB en coberturas Co refleja una dinámica producto de los factores climáticos asociados, de otro lado la tendencia a la estabilidad de los datos de PPB en coberturas Tr solo es el indicio de la esperada disminución de la productividad primaria en estas zonas de ausencia de cobertura forestal, en consecuencia, la influencia de los factores del clima tiene menor impacto en la PPB.

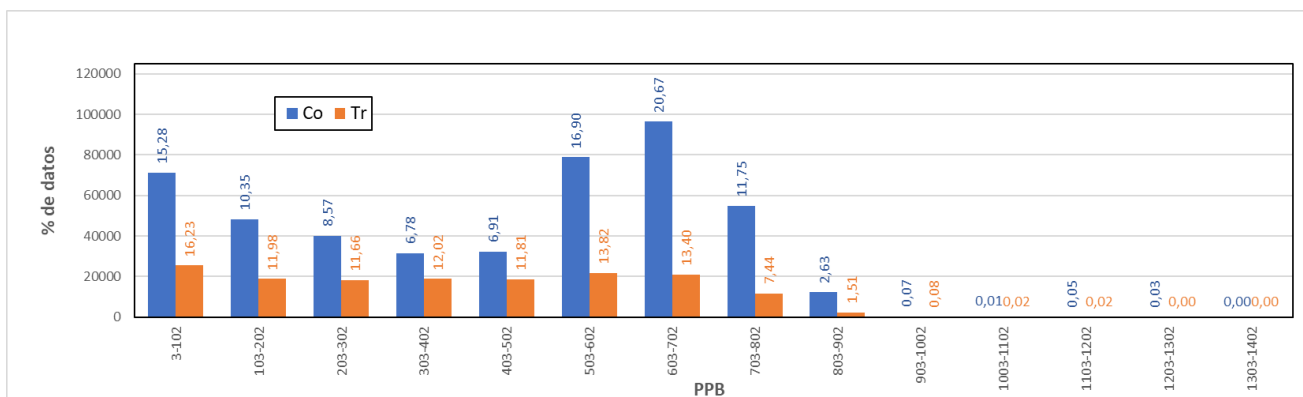


Figura 12. Esquema de distribución de datos de PPB multianual período 2000-2021 de los 622 PM. Fuente autor.

1.3. Análisis multianual de la PPB

El promedio de PPB multianual durante el período de estudio de 2000 a 2021, arrojó que la cobertura Tr está 54,798 kg C/m² por debajo de la cobertura Co, lo que permite identificar una posible variación de PPB en función de la cobertura asociada (Tabla 4).

Tabla 4. Estadísticas básicas de PPB multianual 2000-2021. Fuente autor.

COBERTURA	PROMEDIO DE PPB	DESVIACIÓN ESTÁNDAR DE PPB	DATOS PPB	MÍNIMO DE PPB	MÁXIMO DE PPB
CO	441,2876108	250,0439689	466860	3	1328
TR	386,4894816	232,674385	157628	4	1339

1.4. Análisis anual de la PPB

En los promedios anuales de PPB durante el período de 22 años en los 622 puntos de muestreo, se observó como la magnitud de PPB en la cobertura Tr, siempre se mantuvo por debajo de la la cobertura Co (Figura 13), sin embargo, la variación de PPB en coberturas Co y Tr se observa sincrónica, es decir, que los promedios anuales aumentaron y/o disminuyeron casi en la misma proporción durante los 22 años de estudio (Tabla 5).

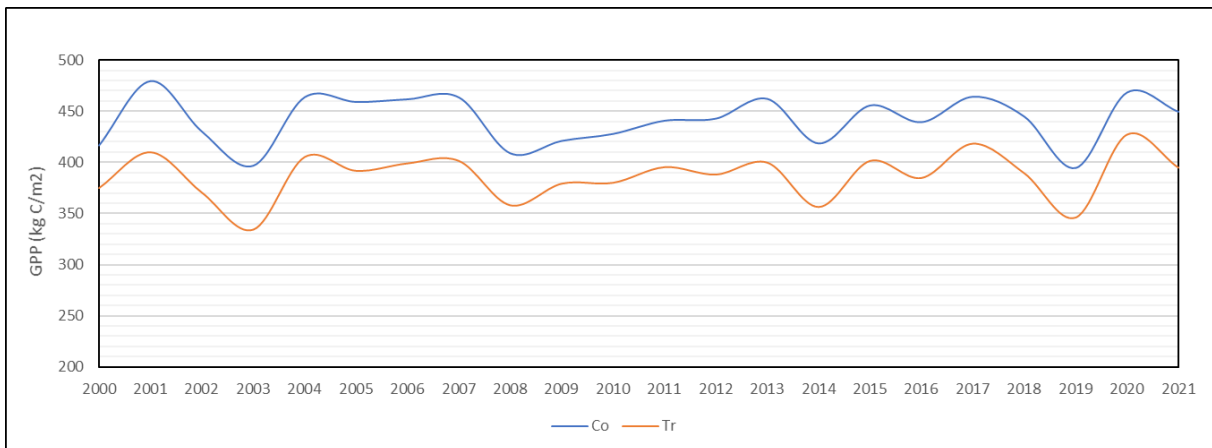


Figura 13. Comportamiento multianual de los promedios de PPB para coberturas Co y Tr. Fuente autor.

Tabla 5. Promedios anuales de PPB, período 2000-2021. Fuente autor.

AÑO\COBERTURA	CO	TR
2000	416,4	374,8
2001	479,3	409,6
2002	430,0	370,3
2003	396,6	334,3
2004	463,5	405,0
2005	458,9	391,5
2006	461,5	398,7
2007	463,4	401,2
2008	408,8	358,0
2009	420,9	379,0
2010	427,7	379,9
2011	440,6	395,1
2012	442,6	387,9
2013	461,9	399,5
2014	418,4	356,3
2015	455,4	401,2
2016	439,2	384,6
2017	464,0	418,0
2018	444,6	389,2
2019	394,4	346,0
2020	468,1	426,8
2021	449,3	394,6

No es posible caracterizar completamente el comportamiento de una variable como la PPB únicamente con los promedios de sus datos, hablar de promedios sin tener en cuenta al menos la desviación estándar de los datos, no aporta el criterio necesario a la hora de intentar interpretar cualquier conjunto de datos numéricos, la desviación estándar representa en términos generales el promedio de las diferencias existentes entre los valores de los datos y el valor promedio de los mismos y es la raíz cuadrada de la varianza; en otras palabras es un indicador de dispersión de una variable (Romero et al., 2013). Si el promedio es una medida de tendencia central que generaliza los datos, éste suaviza las fluctuaciones importantes por encima o por debajo del promedio (Cárdenas & Segovia, 2011), prueba de ello se observa claramente en la Figura 13 en donde la influencia de los valores máximo

1328 y mínimo 3 de la cobertura Co (Tabla 4) están muy lejos de la representación lineal de sus promedios anuales durante todo el período de estudio. Por su parte la desviación estándar promedio de los promedios anuales de PPB durante los 22 años del período de estudio, 42,4 para la cobertura Co y 75,6 para la Tr, reflejan una amplia variabilidad o mayor dispersión de los datos sobre todo en los de la cobertura Tr (Tabla 6). Al comparar las desviaciones estándar promedio de los datos en cobertura Co y Tr con sus promedios multianuales respectivos (Tabla 4), se observa como el de la cobertura Tr es 54,799 kg C/m² menor que el de la Co y aun así su desviación estándar es 33,2 mayor que la de la cobertura Co, no obstante parte de este resultado puede atribuirse a la marcada diferencia en la cantidad de datos entre la cobertura Co y la Tr (Tabla 3).

Tabla 6. Desviaciones estándar anuales de PPB 2000-2021. Fuente autor.

COBERTURA\AÑO	CO	TR
2000	39,9	74,2
2001	45,3	80,0
2002	41,2	71,2
2003	46,2	64,5
2004	40,6	76,6
2005	49,9	71,5
2006	43,4	82,9
2007	49,4	76,8
2008	42,1	67,9
2009	40,1	76,8
2010	40,2	75,7
2011	38,7	80,9
2012	43,1	77,6
2013	43,5	77,7
2014	44,0	74,2
2015	42,4	76,7
2016	41,1	73,4
2017	37,1	80,6
2018	48,3	76,4
2019	38,4	66,6
2020	36,0	83,5
2021	41,9	78,4
PROMEDIO DE DESVIACIONES ESTÁNDAR	42,4	75,6

1.5. Análisis trimestral de la PPB

Tabla 7. Promedios trimestrales de PPB y la diferencia entre coberturas Co y Tr. Fuente autor.

TRIMESTRE	MESES	PROMEDIO CO	PROMEDIO TR	DIFERENCIA
1	Ene-Mar	425,01	357,14	67,88
2	Abr-Jun	324,48	305,84	18,64
3	Jul-Sep	516,04	447,01	69,03
4	Oct-Dic	491,00	430,89	60,11

A nivel trimestral se identificaron tendencias claras en los diferentes meses del año, que es recurrente durante todo el período de estudio. En todos los años de este período se observa una reducción en los valores de PPB hasta niveles cercanos a 230 kg C/m² en los meses de abril a junio, este coincide además con niveles de PPB muy similares entre la cobertura Co y la Tr con una diferencia poco marcada de 18,64 kg C/m², comparada con las diferencias de los demás trimestres del año cuyo promedio es de 66 kg C/m² (Tabla 7), lo que sugiere al menos durante este periodo algún grado de independencia de la PPB en datos tomados en cobertura Co de los tomados en cobertura Tr. Asimismo, en el trimestre de julio a septiembre se registran valores altos de PPB hasta niveles por encima de los 600 kg C/m². A diferencia de la gráfica de comportamiento de la PPB a partir de sus promedios anuales (Figura 13), la de promedios trimestrales (Figura 14) permitió discriminar mucho mejor la tendencia anual a lo largo del período de estudio, esto debido a que los promedios anuales se obtienen con todos los valores registrados de PPB durante todo el año, incluyendo aquellos muy altos o muy bajos, lo que tiende a suavizar la variación de la PPB durante cada año.

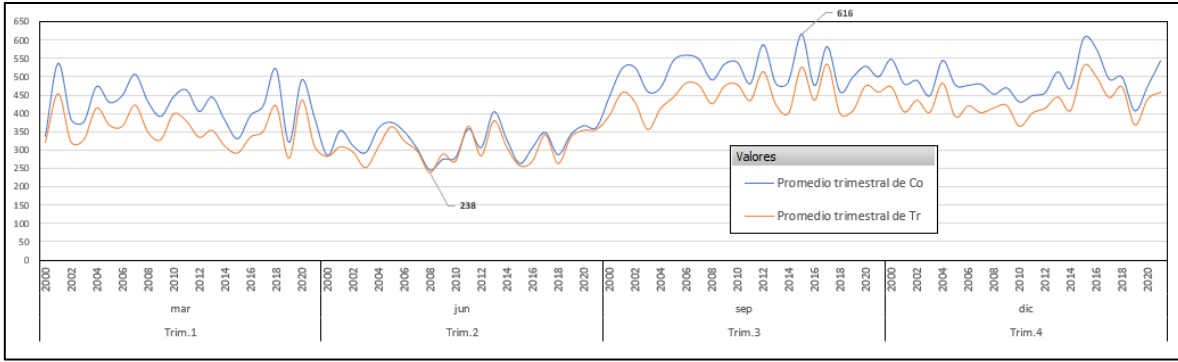


Figura 14. Dinámica de variable PPB trimestral de 2000 a 2021

Fue posible observar cómo los valores de PPB en puntos de muestreo de coberturas conservadas predomina de manera constante durante los 22 años de estudio, por encima de los valores de PPB en los puntos de muestreo de coberturas transformadas, en pocos casos como en septiembre de 2007 (714,42 kg C/m²) y agosto de 2017 (771,68 kg C/m²) la PPB en puntos de muestreo de cobertura Tr alcanza niveles superiores a los de cobertura Co. También se identificó que predominan los valores de PPB más bajos en coberturas Co como en febrero de 2000 (23,2 kg C/m²) y abril de 2014 (41,58 kg C/m²), frente a algunos de los valores más bajos de PPB en coberturas Tr como en abril de 2008 (104,54 kg C/m²) y noviembre de 2014 (137,42 kg C/m²) y así durante todo el período de estudio de 2000 a 2021 (Figura 15).

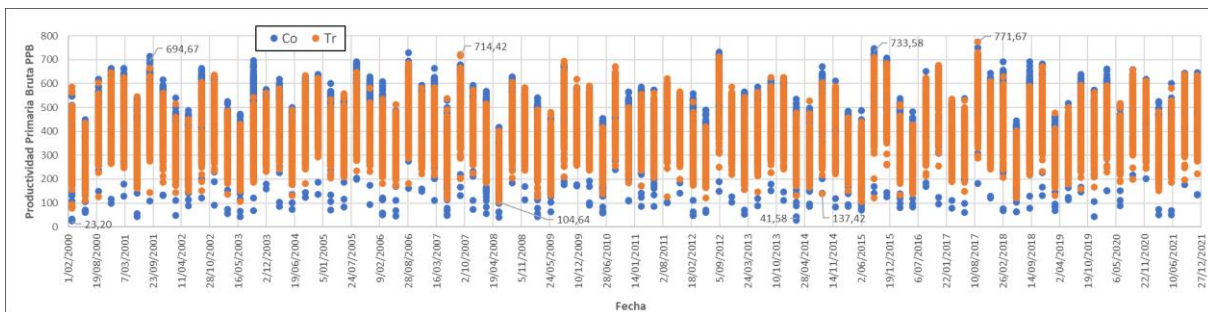


Figura 15. Dispersión trimestral de datos de PPB entre PM en cobertura Co frente a PM de la Tr. Fuente autor.

1.6. Análisis mensual de la PPB

Algunos valores de promedio mensuales de los datos de la PPB en los 622 puntos de muestreo durante el período de estudio sobresalieron en cobertura Co con picos por encima de 690 kg C/m^2 . En septiembre de 2001 fue de $700,1 \text{ kg C/m}^2$ y en enero de 2016 fue 778 kg C/m^2 , en contraste a esto datos de PPB sobre la cobertura Tr, se presentaron valores muy bajos, por debajo de 180 kg C/m^2 . En el caso de mayo de 2003 se reportó un promedio mensual de $130,8 \text{ kg C/m}^2$ y en marzo de 2021 de $147,3 \text{ kg C/m}^2$ (Figura 17), más allá de esto durante los 22 años del período de estudio se observan 22 valores muy altos y 22 valores muy bajos, lo que sugiere un comportamiento cíclico anual de la PPB para ambas coberturas. De agosto a enero aproximadamente los valores de PPB forman una cresta y 6 meses de febrero a julio a los valores de PPB forman un valle, una línea suavizada de los datos en cobertura Co permitió confirmar esto para datos de ambas coberturas (línea roja Figura 17). Lo anterior es corroborado además porque tanto para datos tomados en cobertura Co como en Tr, la variable PPB muestra un comportamiento que aun cuando las fluctuaciones interanuales son constantes y en rangos de variación muy amplios oscilando entre 130 y 778 C/m^2 , se observan líneas de tendencia muy estables a lo largo de todo el período de estudio, tanto para datos de PPB en cobertura Co como en la Tr, con una tasa de aumento ligeramente mayor en los datos en cobertura Tr respecto a la cobertura Co (ver líneas punteadas Figura 17), ambas son positivas y están dadas por las ecuaciones $PPB \text{ Co} = 0,0552x + 432,47$ y $PPB \text{ Tr} = 0,0974x + 372,74$, con valores de R^2 muy cercanos a cero; $0,0011$ para la cobertura Co y $0,0048$ para la cobertura Tr, indicando muy poca explicación de estos modelos lineales para el comportamiento de la PPB, no obstante al ser la primera derivada de estas funciones la tasa de cambio anual para la cobertura Co y Tr $0,0552$ y $0,0974$, respectivamente, se observa un pequeño incremento en el valor promedio de la PPB durante los 22 años del período estudio, este bien puede atribuirse en parte a las dinámicas socio-económicas y a las políticas públicas en materia de regulación de zonas protección de bosques de la Amazonía, incentivando la disminución de áreas deforestadas desde 2019 (Revelo-Rebolledo, 2019), esto abonado a la mencionada capacidad resiliente de los bosques, se presenta como un aliciente para la recuperación de la cobertura forestal de la Amazonía colombiana y la disminución paulatina de la deforestación (Figura 16.).

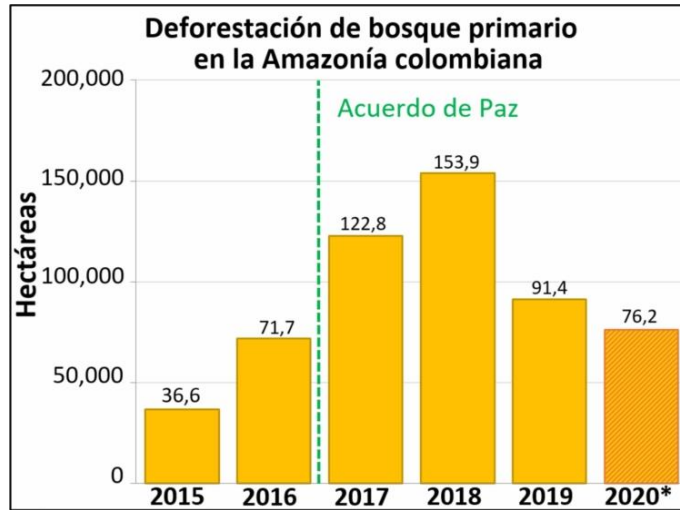


Figura 16. Relación de las políticas públicas de protección de bosque frente a la deforestación. Fuente (Monitoring of the Andean Amazon Project, 2021)

Al igual que otras variables ambientales, el comportamiento de la PPB se ve influido por factores climáticos (Bahamonte, 2019), estacionalidad y variabilidad interanual (X. Chen et al., 2022), el régimen de precipitaciones por ejemplo influye directamente sobre la capacidad de absorción del carbono, los promedios mensuales de los 622 puntos de muestreo, durante todo el período de estudio, tanto en las coberturas Co como Tr, reflejan un aumento significativo de la PPB a partir de agosto hasta un pico máximo en el mes de septiembre y una reducción de PPB a partir octubre que se extiende hasta un mínimo en el mes de marzo (Figura 17), esto puede estar marcado por un estrés hídrico que incida en la disponibilidad de agua en el proceso fotosintético (Xie et al., 2021).

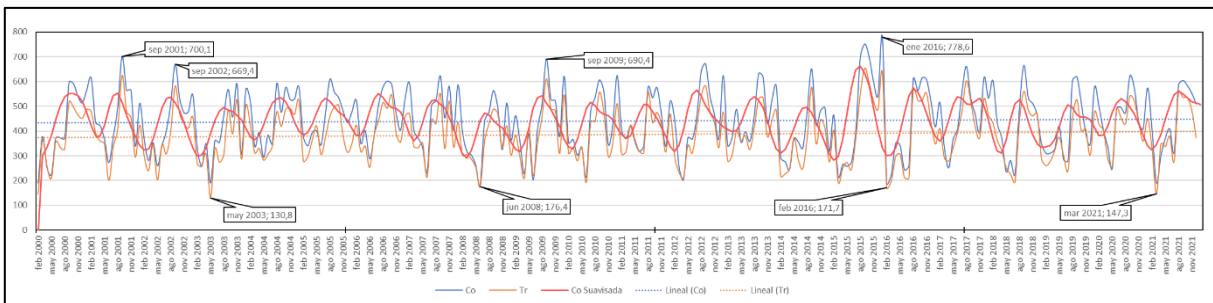


Figura 17. Comportamiento y tendencia de la PPB con promedios mensuales. Fuente autor.

Por otro lado, al comparar el comportamiento mensual de la PPB durante un año a partir de los promedios mensuales obtenidos durante los 22 años de estudio (Figura 18), con el esquema de precipitación anual (Figura 19) y el de horas de sol al día (Figura 20), reportado por el IDEAM³ para el departamento de Putumayo, la forma la gráfica de PPB parece estar más relacionada con la presencia de energía solar que con la disponibilidad de agua, al coincidir en que durante los meses de aumento de la PPB; meses julio a octubre, también hay mayor tiempo de radiación solar y que por el contrario disminuya en la misma medida en los meses febrero a junio en que la radiación solar se reduce.

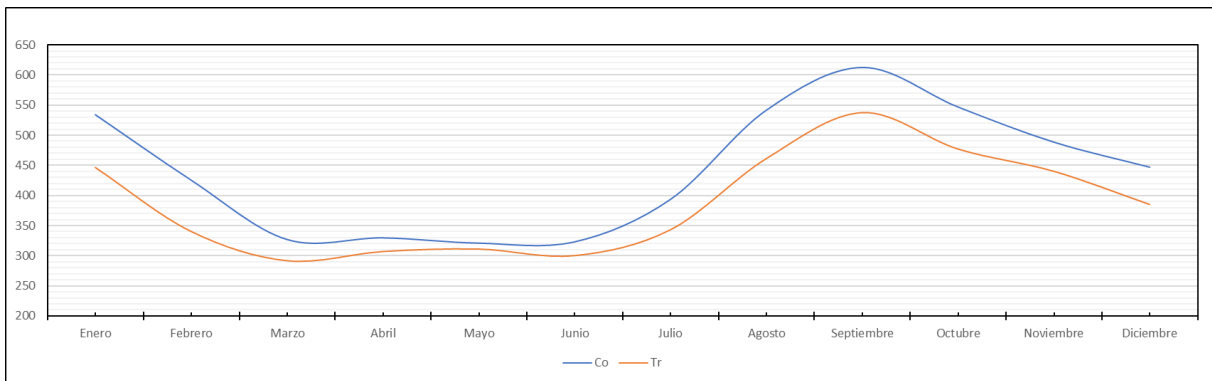


Figura 18. Comportamiento mensual de PPB para coberturas Co y Tr. Fuente autor.

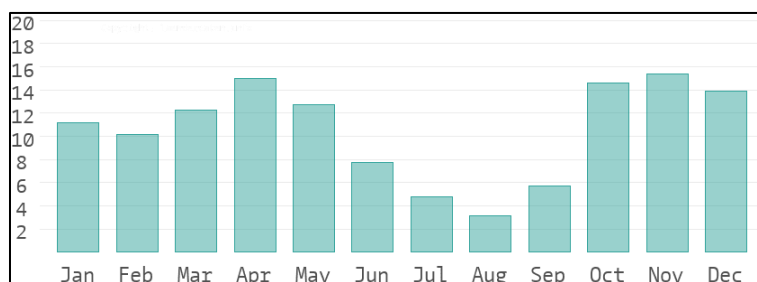


Figura 19. Días de lluvia al mes. Fuente IDEAM.

³ Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales.

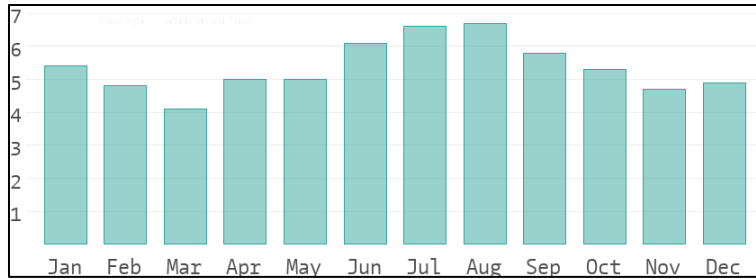


Figura 20. Horas de Sol al día. Fuente IDEAM.

Las estadísticas básicas para la PPB mensual muestran como los valores máximos de ambas coberturas Co y Tr, no se superan el uno del otro en más de 50 kg C/m², de igual manera en los valores mínimos las diferencias de PPB entre la cobertura Co y Tr no superan los 7 kg C/m², diferencias que se encuentran por exceso y por defecto muy poco marcadas, considerando que en las de sus promedios la mínima diferencia es de 10,02 en el mes de mayo, contra una máxima de 88,18, en el mes de enero, aunque predominando siempre el valor de PPB en coberturas Co sobre las Tr (Tabla 8).

Un aumento significativo general de la PPB en el 2015 (Figura 17), el cual se presenta como un comportamiento atípico en todo el período de estudio de 22 años, coincide con el menor registro de bosque deforestado (Figura 21) con menos de 50.000 ha, frente a la reducción de PPB general en el 2018 por debajo del promedio en comparación con los años atrás 2017 y adelante 2019, para el nivel de deforestación más alto reportando en el mismo año de más de 150.000 ha, lo que insinúa una correspondencia y dependencia directa entre los eventos de deforestación y la PPB.

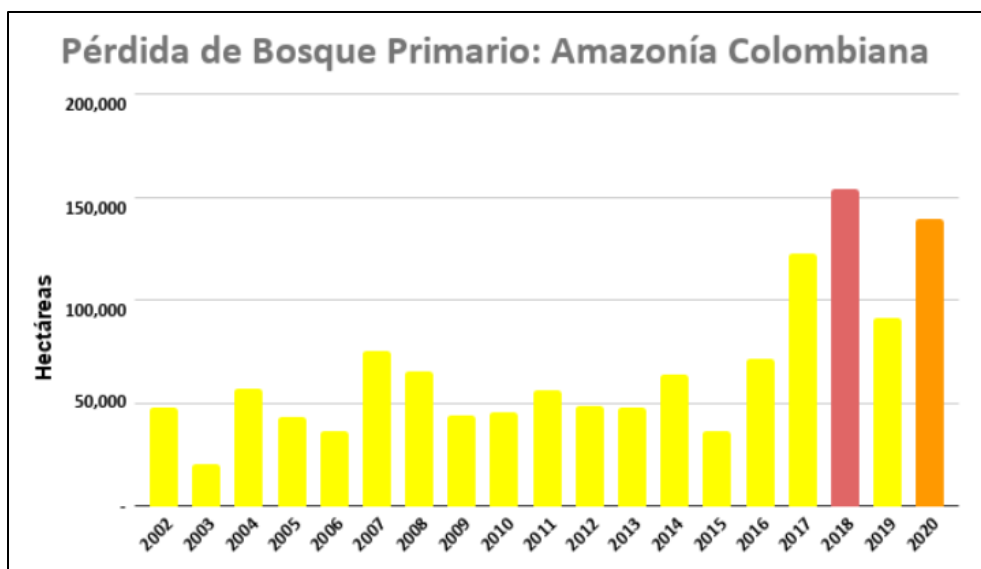


Figura 21. Esquema de hectáreas deforestadas de bosque primario. Fuente (Monitoring of the Andean Amazon Project, 2021).

Tabla 8. Estadísticas básicas de PPB mensuales período 2000-2021. Fuente autor.

MES	COBERTURA	PROMEDIO DE PPB	DESVEST DE PPB	DATOS DE PPB	MÍN. DE PPB	MÁX. DE PPB
ENE	Co	534,31	247,69	39060	5	1328
	Tr	446,13	232,14	13188	7	1339
FEB	Co	425,54	248,67	39525	3	970
	Tr	340,09	226,04	13345	6	928
MAR	Co	327,00	237,08	40920	6	954
	Tr	291,61	215,30	13816	4	954
ABR	Co	329,71	235,74	33480	6	926
	Tr	306,88	215,81	11304	7	914
MAY	Co	320,95	228,07	38130	7	885
	Tr	310,93	213,73	12874	8	856
JUN	Co	323,12	229,64	40455	6	858
	Tr	300,15	220,32	13659	6	824
JUL	Co	393,60	259,60	40920	7	902
	Tr	342,97	238,90	13816	7	892
AGO	Co	541,70	241,53	40920	7	1032
	Tr	460,91	244,69	13816	7	1015
SEP	Co	612,80	196,99	40920	15	970
	Tr	537,14	210,26	13816	8	971
OCT	Co	547,13	198,51	33480	11	941
	Tr	476,80	201,14	11304	12	947
NOV	Co	488,78	200,41	38130	14	949
	Tr	439,91	193,41	12874	8	971
DIC	Co	447,14	215,51	40920	5	932
	Tr	384,92	202,38	13816	7	917

1.7. Análisis de varianza de la PPB

Con el objeto de establecer si existe una diferencia significativa entre los valores de PPB en cobertura Co frente los de cobertura Tr de todo el universo de datos de este estudio, el resultado de la aplicación de la prueba de Kruskal Wallis, para la varianza no paramétrica con hipótesis nula equivalente a que no hay diferencia entre los dos tipos de datos, frente a la hipótesis alternativa que confirma una diferencia entre ambos, arrojó que se acepta la hipótesis alternativa con p-valor menor a 0,0001 (Figura 22).

Cobertura	Medias	n	E.E.	
Tr	386,49	157628	0,62	A
Co	441,29	466860	0,36	B

Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0,05$)

Figura 22. Resultado de prueba de Kruskal Wallis en InfoStat. Fuente autor

La prueba de Kruskal Wallis aplicada a los valores promedio de PPB para los períodos trimestrales del año, en los que se presume indicio de independencia entre datos en cobertura Co y Tr para el trimestre 2 correspondiente a los meses abril a junio, con p-valor de $0,1425 > 0,05$; acepta la hipótesis nula sin diferencias significativas entre datos tomados en cobertura Co frente a los de Tr (Figura 23), en comparación con las de los otros 3 trimestres: 1 (Figura 24), 3 (Figura 25) y 4 (Figura 26); meses enero a marzo, julio a septiembre y octubre a diciembre, respectivamente, en cuyos resultados se acepta la hipótesis alternativa con diferencias significativas en los datos de PPB tomados en cobertura Co con respecto a la Tr, de acuerdo a los p-valores del estadístico de prueba con nivel de significancia de 0,05 (**¡Error! No se encuentra el origen de la referencia.**). El resultado anterior conlleva a confirmar que los datos de PPB por lo menos para área de estudio se ven mayormente influenciados por la radiación fotosintéticamente activa que incide sobre la vegetación PAR, cuya relación es directa en la medida en que en épocas del año de baja PAR, la PPB también disminuye, al punto en el que la cobertura Co se comporta como la Tr, esto evidencia la dependencia directa de la PPB de los

condicionantes del clima como la radiación, la temperatura, la disponibilidad de agua, entre otros (María et al., 2010).

Cobertura	Medias	n	E.E.	
Tr	305,84	22	8,82	A
Co	324,48	22	8,82	A

Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0,05$)

Figura 23. Resultado de prueba de Kruskal Wallis trimestre 2 en InfoStat. Fuente autor

Cobertura	Medias	n	E.E.	
Tr	357,14	22	11,61	A
Co	425,01	22	11,61	B

Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0,05$)

Figura 24. Resultado de prueba de Kruskal Wallis trimestre 1 en InfoStat. Fuente autor

Cobertura	Medias	n	E.E.	
Tr	447,01	22	9,69	A
Co	516,04	22	9,69	B

Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0,05$)

Figura 25. Resultado de prueba de Kruskal Wallis trimestre 3 en InfoStat. Fuente autor

Cobertura	Medias	n	E.E.	
Tr	430,89	22	9,55	A
Co	491,00	22	9,55	B

Medias con una letra común no son significativamente diferentes ($p > 0,05$)

Figura 26. Resultado de prueba de Kruskal Wallis trimestre 4 en InfoStat. Fuente autor

Tabla 9. Cuadro resumen de análisis de varianza trimestral. Fuente autor

TRIMESTRE	F.V.	SC	GL	CM	F	P-VALOR
1	Cobertura	50677,49	1	50677,49	17,08	0,0002
2	Cobertura	3820,86	1	3820,86	2,23	0,1425
3	Cobertura	52410,23	1	52410,23	25,37	<0,0001
4	Cobertura	39746,48	1	39746,48	19,8	0,0001

No obstante a lo anterior, lejos de indicar una coincidencia o que se deba a la manifestación de algún tipo de estrés hídrico, puede ser también atribuible a la naturaleza y resolución espacial del sensor MOD15 de MODIS, cuyo algoritmo de cálculo de PPB está basado en la radiación fotosintéticamente activa y la eficiencia del uso de la luz LUE, por lo se espera mayor sensibilidad en la discriminación de valores de PPB en épocas del año en las que es mayor la incidencia de radiación solar que en las que es menor (Wang et al., 2020), cobran relevancia entonces los esfuerzos para mejorar la estimación de la PPB a partir de la radiación difusa y el uso de los datos de las torres de flujo (S. Chen et al., 2022).

CONCLUSIONES

El trabajo realizado deja en evidencia la disminución de la productividad primaria bruta en zonas de cobertura trasformada o deforestada, sin duda los resultados obtenidos apuntan a una dependencia directa de esta variable frente a las manifestaciones de origen antrópico. Si bien la variación de la productividad primaria depende de otras condiciones medioambientales, la tendencia a su disminución a largo plazo identificada con el análisis de los datos durante el período de 22 años que contempló este estudio, se anuncia una inevitable tragedia ambiental con consecuencias que afectarán a todo ser vivo y su supervivencia sobre la faz de la Tierra.

El análisis estadístico realizado a 22 años de datos de PPB, para las escalas del tiempo, mensual, trimestral, anual y multianual, arrojó evidencia de la dependencia de la magnitud de PPB en relación con la cobertura, en todos los casos la PPB de la cobertura Co estuvo por encima de la cobertura Tr en el 98 % de las veces, es por tanto la deforestación un agravante que pone en riesgo el ciclo natural del carbono, por lo menos en esta zona del Amazonas colombiano.

Partiendo de la diferencia de la magnitud promedio multianual de PPB entre coberturas Co y Tr, 54,798 kg C/m², es posible estimar que la pérdida anual (PA) de PPB es más o menos equivalente al producto de esta diferencia por la cantidad de estaciones utilizadas en cobertura Tr (157), $PA=54,798*157=8.603,306$ kg C/m², mientras que la pérdida total (PT) durante todo el período de estudio sería igual a la PA por los 22 años transcurridos $PT=8.603,306*22=189.272,738$ kg C/m², lo que equivale a la pérdida de más o menos 20 árboles de tamaño promedio, maduros y en producción en un área aproximada de 4.000 ha teniendo en cuenta que cada estación de las 157 en cobertura Tr representa el valor promedio de PPB de 25 ha dada la resolución espacial del sensor de 500 m, la comparación se justifica porque en algunos casos son justo los árboles utilizados en los métodos de medición de biomasa conocidos como destructivos (Carvajal, 2017). Asimismo, es perceptible el impacto ambiental de la PPB en la regulación del clima, la producción de oxígeno y la reducción de gases de efecto invernadero (Rodríguez Cañete, 2022), ya que 189.272,738 kg C/m² de pérdida PPB en más o menos 4.000 ha durante 22 años, disminuye

proporcionalmente la capacidad de captación de carbono, equivalente a más o menos 73.480 kg de CO₂ (Kanninen, 2001).

RECOMENDACIONES

Basado en los resultados obtenidos del presente estudio, la PPB se muestra resiliente en coberturas Tr, que tiende a recuperarse lento pero continuamente, no obstante, de continuar los procesos de deforestación se tenderá a debilitar esta capacidad, el análisis de los resultados del presente estudio sugieren un examen del efecto de borde entre coberturas Tr y Co con el objeto de ver si existe y en qué proporción una disminución de PPB alrededor de las coberturas Tr, a partir del cual se sustente mejor la necesidad de tomar medidas gubernamentales para fortalecer las fronteras de las áreas protegidas que resguarden eficientemente este recurso vital.

La densificación de torres de flujos para la calibrar los modelos y algoritmos junto al incremento en el uso de los productos ofrecidos por teledetección para el monitoreo de variables ambientales de importancia global, representan una gran fuente de información útil para que en un futuro próximo aporten significativamente al reto de la protección de las condiciones mínimas para preservar la vida en el planeta Tierra.

La capacidad resiliente de la PPB frente a los eventos de deforestación en el departamento de Putumayo resultará insuficiente a largo plazo si continúan expandiéndose las actividades antrópicas de manera indiscriminada, por lo que se considera indispensable la expansión, un control más eficiente de las áreas protegidas y el establecimiento de sus límites mucho más allá de las zonas de riesgo inminente.

REFERENCIAS

- Andersen, L. E. (2009). Cambio Climático en Bolivia: Impactos sobre Bosque y Biodiversidad. *Development Research Working Paper Series*.
- Armenteras, D., Rudas, G., Rodriguez, N., Sua, S., & Romero, M. (2006). Patterns and causes of deforestation in the Colombian Amazon. *Ecological Indicators*, 6(2), 353–368. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2005.03.014>
- Atkinson, P. M., Dash, J., & Jeganathan, C. (2011). Amazon vegetation greenness as measured by satellite sensors over the last decade. *Geophysical Research Letters*, 38(19), 1–6. <https://doi.org/10.1029/2011GL049118>
- Baeza, S., Paruelo, J., & Ayala, W. (2011). Eficiencia en el uso de la radiación y productividad primaria en recursos forrajeros del este de Uruguay. *Agrociencia*, 15(2), 48–49.
- Bahamonte, H. (2019). *Efecto de variables ambientales sobre la Productividad Primaria Neta Aérea y la concentración de proteína bruta de gramíneas en Sistemas Silvopastoriles de ñire (Nothofagus antarct ...* *Productividad Primaria Neta Aérea y la concentración de proteína bruta de gramíneas. November 2011.* <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.32629.01760>
- Cárdenas, I., & Segovia, L. (2011). *Media aritmética: dificultades en alumnos del grado décimo* [Universidad del Tolima]. [http://repository.ut.edu.co/bitstream/001/1028/1/RIUT-BHA-spa-2014-Media aritmética%2C dificultades en alumnos del grado décimo.pdf#page=37&zoom=100,148,402](http://repository.ut.edu.co/bitstream/001/1028/1/RIUT-BHA-spa-2014-Media%20aritmética%2C%20dificultades%20en%20alumnos%20del%20grado%20décimo.pdf#page=37&zoom=100,148,402)
- Carvajal, A. (2017). *Impactos del cambio en las coberturas de la superficie terrestre, sobre el almacenamiento de carbono y la regulación climática en la cuenca del río La Vieja, Colombia.*

- Chagas, M. C., Delgado, R. C., de Souza, L. P., de Carvalho, D. C., Pereira, M. G., Teodoro, P. E., & Silva Junior, C. A. (2019). Gross primary productivity in areas of different land cover in the western Brazilian Amazon. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, *16*(July), 100259. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2019.100259>
- Chen, S., Sui, L., Liu, L., & Liu, X. (2022). Effect of the partitioning of diffuse and direct apar on gpp estimation. *Remote Sensing*, *14*(1), 1–17. <https://doi.org/10.3390/rs14010057>
- Chen, X., Tao, X., & Yang, Y. (2022). Distribution and Attribution of Gross Primary Productivity Increase over the Mongolian Plateau, 2001-2018. *IEEE Access*, *10*, 25125–25134. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3155722>
- Danelichen, V. H. M., Biudes, M. S., Velasque, M. C. S., Machado, N. G., Gomes, R. S. R., Vourlitis, G. L., & Nogueira, J. S. (2015). Estimating of gross primary production in an Amazon-cerrado transitional forest using MODIS and landsat imagery. *Anais Da Academia Brasileira de Ciencias*, *87*(3), 1545–1564. <https://doi.org/10.1590/0001-3765201520140457>
- de Oliveira, G., Brunsell, N. A., Moraes, E. C., Shimabukuro, Y. E., Bertani, G., Dos Santos, T. V., & Aragao, L. E. O. C. (2017). Evaluation of modis-based estimates of water-use efficiency in amazonia. *International Journal of Remote Sensing*, *38*(19), 5291–5309. <https://doi.org/10.1080/01431161.2017.1339924>
- Duan, Z., Yang, Y., Zhou, S., Gao, Z., Zong, L., Fan, S., & Yin, J. (2021). Estimating gross primary productivity (GPP) over rice–wheat-rotation croplands by using the random forest model and eddy covariance measurements: Upscaling and comparison with the MODIS product. *Remote Sensing*, *13*(21). <https://doi.org/10.3390/rs13214229>
- Etter, Andres, McAlpine, C., & Possingham, H. (2008). Historical patterns and drivers of landscape change in Colombia since 1500: A regionalized spatial approach. *Annals of the Association of American Geographers*, *98*(1), 2–23. <https://doi.org/10.1080/00045600701733911>
- Etter, Andrés, McAlpine, C., Wilson, K., Phinn, S., & Possingham, H. (2006). Regional

- patterns of agricultural land use and deforestation in Colombia. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 114(2–4), 369–386. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2005.11.013>
- FAO. (2001). *Situación de los bosques 2001*. 176.
- FAO. (2011). *Situación de los bosques de la cuenca del Amazonas, la cuenca del Congo y Asia sudoriental*.
- FAO. (2016). *El Estado de los bosques del mundo 2016. Los bosques y la agricultura: desafíos y oportunidades en relación con el uso de la tierra*.
- Ferrer Velasco, R., Lippe, M., Tamayo, F., Mfuni, T., Sales-Come, R., Mangabat, C., Schneider, T., & Günter, S. (2022). Towards accurate mapping of forest in tropical landscapes: A comparison of datasets on how forest transition matters. *Remote Sensing of Environment*, 274(June 2021). <https://doi.org/10.1016/j.rse.2022.112997>
- Gobernación, P. (2022). *Presentación*. <https://www.putumayo.gov.co/index.php/mi-departamento/presentacion#>
- Gomez, I. A., & Gallopin, G. C. (1991). Estimacion de la productividad primaria neta de ecosistemas terrestres del mundo en relacion a factores ambientales. *Ecologia Austral*, 1(1), 24–40.
- Gutiérrez, F. (2007). Amazonia, Ordenamiento, Urbanización Y Cartografía. *Ciudad y Organización Espacial*. <http://observatoriogeograficoamericalatina.org.mx/egal11/Procesosambientales/Ecologia/02.pdf>
- Hilker, T., Lyapustin, A. I., Hall, F. G., Myneni, R., Knyazikhin, Y., Wang, Y., Tucker, C. J., & Sellers, P. J. (2015). On the measurability of change in Amazon vegetation from MODIS. *Remote Sensing of Environment*, 166, 233–242. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2015.05.020>
- Huete, A. R., Restrepo-Coupe, N., Ratana, P., Didan, K., Saleska, S. R., Ichii, K., Panuthai, S.,

- & Gamo, M. (2008). Multiple site tower flux and remote sensing comparisons of tropical forest dynamics in Monsoon Asia. *Agricultural and Forest Meteorology*, 148(5), 748–760. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2008.01.012>
- Instituto de Hidrología, M. y E. A. de C. (2011). *Análisis de tendencias y patrones espaciales de deforestación en Colombia*.
- IPCC. (2017). An IPCC Special Report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse. In *International Encyclopedia of Geography: People, the Earth, Environment and Technology*.
- Kanninen, M. (2001). Secuestro de Carbono en los Bosques: El papel de los bosques en el ciclo global del carbono. In: Pomareda, C. & Steinfeld, H. (Eds.). *Intensificación de La Ganadería En Centroamérica: Beneficios Económicos y Ambientales*. CATIE, FAO, SIDE. Pp. 137-149., 1, 57–62. <https://www.fao.org/3/y4435s/y4435s09.htm>
- Khanna, J., Medvigy, D., Fueglistaler, S., & Walko, R. (2017). Regional dry-season climate changes due to three decades of Amazonian deforestation. *Nature Climate Change*, 7(3), 200–204. <https://doi.org/10.1038/nclimate3226>
- Li, Y., Brando, P. M., Morton, D. C., Lawrence, D. M., Yang, H., & Randerson, J. T. (2022). Deforestation-induced climate change reduces carbon storage in remaining tropical forests. *Nature Communications*, 13(1). <https://doi.org/10.1038/s41467-022-29601-0>
- Malhi, Y., Wood, D., Baker, T. R., Wright, J., Phillips, O. L., Cochrane, T., Meir, P., Chave, J., Almeida, S., Arroyo, L., Higuchi, N., Killeen, T. J., Laurance, S. G., Laurance, W. F., Lewis, S. L., Monteagudo, A., Neill, D. A., Vargas, P. N., Pitman, N. C. A., ... Vinceti, B. (2006). The regional variation of aboveground live biomass in old-growth Amazonian forests. *Global Change Biology*, 12(7), 1107–1138. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2006.01120.x>
- María, P., Gabriela, D., & Beaulieu, P. (2010). *Tesis Doctoral Estimación de la productividad primaria mediante el modelo de eficiencias y sensores remotos Estimación de la Productividad Primaria mediante el Modelo de Eficiencias y Sensores Remotos . Lic .*

Piedad María Cristiano.

Mas, J.-F. (2011). Aplicaciones del sensor MODIS para el monitoreo del territorio. In *Journal of Chemical Information and Modeling* (Vol. 53). <https://doi.org/10.1017/CBO9781107415324.004>

MODIS, N. (2015). *MODIS Collection 6 (C6) LAI/FPAR Product User's Guide*. 6(March), 13.

Monitoring of the Andean Amazon Project. (2021). *MAAP #136: Deforestación en la Amazonía 2020 (FINAL) | MAAP*. <https://www.maaproject.org/2021/amazon-2020/>

N.N. (2021). *About the FLUXNET Network*. FLUXNET, The Data Portal Serving the FLUXNET Community. <https://fluxnet.org/about/>

Navarrete, D., Sitch, S., Arag??o, L. E. O. C., & Pedroni, L. (2016). Conversion from forests to pastures in the Colombian Amazon leads to contrasting soil carbon dynamics depending on land management practices. *Global Change Biology*, 22(10), 3503–3517. <https://doi.org/10.1111/gcb.13266>

Novillo Camacho, C., Beneitez, J., & Calcerrada, R. R. (2006). *Modelo de estimación de la productividad primaria neta para determinar actividades forestales sostenibles a escala regional*. 339–351.

OCDE. (2012). Perspectivas ambientales de la OCDE hacia 2050. *Europe's World*, 353.

Oscar, E., Torres, C., & Scavuzzo, M. (2016). Detección de la deforestación en tiempo casi real mediante GRASS GIS e imágenes MODIS Facultad de Matemática , Astronomía y Física Universidad Nacional de Córdoba. In *Universidad Nacional de Córdoba Argentina*.

Paiva, C. M., & Fernandes, F. R. (2015). *Anuário do Instituto de Geociências - UFRJ Estudo da Produtividade Primária do Bioma Mata Atlântica via Sensoriamento Remoto Study of Primary Productivity of the Mata Atlântica Biome via Remote Sensing*. 38, 5–14.

Panawala, L. (2017). *Difference Between Photosynthesis and Cellular Respiration*. April.

- Rápalo, L. M. C., Uliana, E. M., Moreira, M. C., da Silva, D. D., de Melo Ribeiro, C. B., da Cruz, I. F., & dos Reis Pereira, D. (2021). Effects of land-use and -cover changes on streamflow regime in the Brazilian Savannah. *Journal of Hydrology: Regional Studies*, 38(September). <https://doi.org/10.1016/j.ejrh.2021.100934>
- Revelo-Rebolledo, J. (2019). The political economy of Amazon deforestation: subnational development and the uneven reach of the Colombian state. *Publicly Accessible Penn Dissertations*, 356. <https://repository.upenn.edu/cgi/viewcontent.cgi?article=5297&context=edissertations/3511>
- Rodríguez Cañete, C. M. (2022). Impact of deforestation on carbon dioxide capture and oxygen supply in Paraguay. Period 1990-2020. *Población y Desarrollo*, 28(54), 6–15. <https://doi.org/10.18004/pdfce/2076-054x/2022.028.54.006>
- Rodriguez, O., Arredondo, H., & Neira, N. O. (2005). Manual para el manejo y procesamiento de imágenes satelitales obtenidas del sensor MODIS de la Nasa, aplicado en estudio en Ingeniería Civil. *Departamento de Ingeniería Civil, Ingeniero*, 230.
- Rojo, G. E., Jasso, J., & Velásquez, A. (2003). Las Masas Forestales Como Sumideros De CO₂ Ante Un Cambio Climático Global. *Revista Chapingo. Serie Ciencias Forestales y Del Ambiente*, 9(1), 57–67.
- Romero, P., Lázaro, C., & González, J. (2013). Estadística: Descriptiva e Inferencial Aplicaciones. *De La Idea a La Publicación Científica. Manual de Investigación Clínica, January 2013*, 165–176.
- Runnig, S. W., Justice, C. O., Salomonson, V., Hall, D., Barker, J., Kaufmann, Y. J., Strahler, A. H., Huete, A. R., Muller, J.-P., Vanderbilt, V., Wan, Z. M., Teillet, P., & Carneggei, D. (1994). Terrestrial remote sensing science and algorithms planned for EOS/MODIS. In *International Journal of Remote Sensing* (Vol. 15, Issue 17). <https://doi.org/10.1080/01431169408954346>

- Running, S. (2015). *MOD17A2H MODIS/Terra Gross Primary Productivity 8-Day L4 Global 500m SIN Grid V006*. <https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD17A2H.006>
- Running, S. W., & Zhao, M. (2015). *Daily GPP and Annual NPP (MOD17A2/A3) products NASA Earth Observing System MODIS Land Algorithm - User's guide V3*. 28. http://www.ntsg.umt.edu/sites/ntsg.umt.edu/files/modis/MOD17UsersGuide2015_v3.pdf
- Sala, O., Deregibus, V. A., Schlichter, T., & Alippe, H. (1981). Productivity dynamics of a native temperate grasslands in Argentina. *Journal of Range Management*, 34(1), 48–51. <https://doi.org/10.2307/3898453>
- Smith, T. M. (2007). *Ecología* (T. Smith, R. L. Smith, & E. Sanjosé Román (eds.); 6ª edición) [Book]. Pearson Educación.
- Viña, A., Echavarria, F. R., & Rundquist, D. C. (2004). Satellite change detection analysis of deforestation rates and patterns along the Colombia-Ecuador border. *Ambio*, 33(3), 118–125. [https://doi.org/Doi 10.1639/0044-7447\(2004\)033\[0118:Scdaod\]2.0.Co;2](https://doi.org/Doi%2010.1639/0044-7447(2004)033%5B0118%3AScdaod%5D2.0.Co;2)
- Wang, M., Sun, R., Zhu, A., & Xiao, Z. (2020). Evaluation and comparison of light use efficiency and gross primary productivity using three different approaches. *Remote Sensing*, 12(6). <https://doi.org/10.3390/rs12061003>
- Woodwell, G. M., & Whittaker, R. H. (1968). Primary Production in Terrestrial Ecosystems used in maintaining the plant — energy " burned " in respiration . The relationship applies to any green plant or any community of green plants and can be summarized most simply by this formula : Where NPP z. *American Zoologist*, 8, 19–30.
- Xie, X., Li, A., Guan, X., Tan, J., Jin, H., & Bian, J. (2021). A practical topographic correction method for improving Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer gross primary productivity estimation over mountainous areas. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 103, 102522. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2021.102522>

Yu, T., Zhang, Q., & Sun, R. (2021). Spatial representativeness of gross primary productivity from carbon flux sites in the heihe river basin, china. *Remote Sensing*, 13(24). <https://doi.org/10.3390/rs13245016>

Zhang, B., Zhou, L., Zhou, X., Bai, Y., Zhan, M., Chen, J., & Xu, C. (2022). Differential responses of leaf photosynthesis to insect and pathogen outbreaks: A global synthesis. *Science of the Total Environment*, 832(March), 155052. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.155052>