Revista Cartográfica 112 | 2026 | Artículos 141-168
ISSN (impresa) 0080-2085 | ISSN (en línea) 2663-3981
DOI: https://doi.org/10.35424/rcarto.i112.6012
Este es un artículo de acceso abierto bajo la licencia CC BY-NC-SA 4.0

Cambios en los tipos de cobertura vegetal en localidades de la Amazonía ecuatoriana y colombiana

Changes in vegetation cover types in localities in the Ecuadorian and Colombian Amazon

Lucia Lupercio[1]
Natalie Aubet[2]
Victor Saquicela[3]
Alexandra Rubio[4]
José Calle[5]
Diego Flores[6]
Gabriela Villamagua-Vergara[7]

Recibido 3 de julio de 2025; aceptado 29 de octubre de 2025

Resumen

Este estudio analiza los cambios en las coberturas vegetales y usos del suelo en las microcuencas Caño Blanco (Colombia) y Pan de Azúcar (Ecuador) durante el

[1] Grupo de Investigación: GeoinfoRmática, Agrociencias y Soluciones Sostenibles (GRASS), Universidad de Cuenca, Ecuador, correo electrónico: lucia.lupercio@ucuenca.edu.ec. ORCID: https://orcid.org/0000-0002-4798-6108

[2] Universidad Tecnológica del Uruguay, Uruguay, correo electrónico: natalie.aubet@utec.edu.uy. ORCID: https://orcid.org/0000-0002-6733-1408

[3] Departamento de Ciencias de la Computación, Universidad de Cuenca, Ecuador, correo electrónico: victor.saquicela@ucuenca.edu.ec. ORCID: https://orcid.org/0000-0002-2438-9220

[4] Cooperativa Multiactiva de Jóvenes del Guaviare (COMGUAVIARE), Colombia, correo electrónico: alexandrarubioj@gmail.com. ORCID: https://orcid.org/0009-0003-9393-3976

[5] Facultad de Ciencias Agropecuarias, Universidad de Cuenca, Ecuador, correo electrónico: jandres.calle01@ucuenca.edu.ec. ORCID: https://orcid.org/0009-0000-0255-120X

[6] Facultad de Ciencias Agropecuarias, Universidad de Cuenca, Ecuador, correo electrónico: diego.floresz@ucuenca.edu.ec.. ORCID: https://orcid.org/0009-0004-5719-1490

[7] Grupo de Investigación: GeoinfoRmática, Agrociencias y Soluciones Sostenibles (GRASS), Universidad de Cuenca, Ecuador, correo electrónico: gabrielac.villamagua@ucuenca.edu.ec. ORCID: https://orcid.org/0000-0002-1678-3666

periodo 2018-2024, integrando imágenes Sentinel-2 y Planet Scope. Los resultados muestran un crecimiento sostenido de bosque de galería y ripario, y de bosque en ambas microcuencas (+9,2% y +17%, respectivamente), asociado a procesos de regeneración secundaria en áreas agrícolas abandonadas o destinadas para restauración. Las áreas agrícolas y pastizales presentan contracciones leves, mientras que las áreas abiertas y cuerpos de agua muestran alta volatilidad y pérdida neta significativa (-85,2% CAA en Caño Blanco y -49,98% CA en Pan de Azúcar). Las tasas de cambio bianuales y matrices de transición evidencian intercambios bidireccionales entre coberturas, con permanencia alta del bosque y de áreas agrícolas, pero conversión masiva de cuerpos de agua hacia usos agrícolas o bosque. Los cuerpos de agua presentan inestabilidad marcada, vinculada a factores climáticos, sequías recientes y efectos de sedimentación, además de posibles sobreestimaciones derivadas de sombras en imágenes de diferente resolución. La expansión urbana acelerada en Pan de Azúcar (+41,76% entre 2022-2024) coexiste con la recuperación forestal, generando fragmentación y presiones sobre recursos hídricos. La clasificación supervisada mediante *Random Forest* mostró alta precisión global (91-97,9%) y concordancia significativa (Kappa: 0,84–0,96), validando la robustez de los mapas temáticos pese a la heterogeneidad espectral y nubosidad en algunos periodos. Estos hallazgos destacan la necesidad de estrategias de manejo integrado que consideren sucesión ecológica, restauración activa, conservación de cuerpos de agua y planificación urbana, especialmente en contextos amazónicos vulnerables a sequías y cambios de uso del suelo. La combinación de imágenes de alta y media resolución permite un monitoreo detallado, aunque requiere correcciones de sombras y control de errores para estimaciones precisas de la superficie hídrica.

Palabras clave: *Tipos de cobertura vegetal, Amazonía Colombo-ecuatoriana, deforestación, cambios en paisajes.*

Abstract

This study analyzes changes in vegetation cover and land use in the Caño Blanco (Colombia) and Pan de Azúcar (Ecuador) micro-watersheds during the period 2018–2024, integrating Sentinel-2 and PlanetScope imagery. The results show sustained growth of gallery and riparian forests and forest in both micro-watersheds (+9.2% and +17%, respectively), associated with secondary regeneration processes in abandoned agricultural areas or areas designated for restoration. Agricultural areas and grasslands show slight contractions, while open areas and water bodies show high volatility and significant net loss (–85.2% CAA in Caño Blanco and -49.98% CA in Pan de Azúcar). Biannual change rates and transition matrices evidence bidirectional exchanges between land covers, with high permanence of forest and agricultural areas, but massive conversion of water bodies to agricultural or forestry uses. Water bodies present marked instability linked to climatic factors, recent droughts, and sedimentation effects, in addition to possible overestimations derived from shadows in images of different resolutions. Accelerated urban expansion in Pan de Azúcar

(+41.76% between 2022 and 2024) coexists with forest recovery, generating fragmentation and pressures on water resources. Supervised classification using Random Forest showed high overall accuracy (91–97.9%) and significant agreement (Kappa: 0.84–0.96), validating the robustness of the thematic maps despite spectral heterogeneity and cloudiness in some periods. These findings highlight the need for integrated management strategies that consider ecological succession, active restoration, water body conservation, and urban planning, especially in Amazonian contexts vulnerable to drought and land-use change. The combination of high and medium resolution images allows for detailed monitoring, although it requires shadow corrections and error control for accurate estimates of water surface area.

Key words: *Types of vegetation cover, Colombian-Ecuadorian Amazon, deforestation, landscape changes.*

1. Introducción

La deforestación tropical constituye una de las principales amenazas ambientales del siglo XXI, con efectos directos sobre el clima global, la biodiversidad y los servicios ecosistémicos (Watson *et al.*, 2018). La Amazonia, en particular, está expuesta a un estrés sin precedentes por el aumento de la temperatura, sequías extremas, deforestación e incendios, lo que incrementa el riesgo de alcanzar puntos de no retorno ecológico (Lovejoy & Nobre, 2024). Entre 1990 y 2020 se perdieron globalmente 178 millones de hectáreas de bosque, y América del Sur presentó la segunda tasa más alta de pérdida neta anual con 2,6 millones de hectáreas (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura [FAO] & Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente [PNUMA], 2020) En la Panamazonia, esta tendencia se tradujo en una reducción de alrededor de 70 millones de hectáreas entre 1985 y 2021, asociada principalmente con la expansión agropecuaria, la tala ilícita, la explotación minera y la construcción de infraestructura (MapBiomas, 2022; Silveira *et al.*, 2019). Estos procesos tienen profundas repercusiones ecológicas y sociales, incluyendo emisiones significativas de carbono en áreas previamente de captura, y pérdida de resiliencia ecosistémica (Silva Junior *et al.*, 2020).

El monitoreo preciso de la cobertura forestal es prioritario para enfrentar estas problemáticas. En este sentido, la teledetección se ha consolidado como una herramienta estratégica para observar, medir y analizar cambios en los paisajes a distintas escalas (Chuvieco, 2010). Entre las misiones satelitales disponibles, *Sentinel-2* del programa *Copernicus* destaca por su resolución espacial (10-20-60 m), cobertura multiespectral en 13 bandas y frecuencia de revisita de cinco días, lo que permite caracterizar la estructura de la vegetación, detectar cambios de uso del suelo y evaluar la salud de los ecosistemas forestales (Hościło & Lewandowska, 2019). El uso de estas imágenes satelitales ha favorecido un significativo avance en el monitoreo de la deforestación en la Amazonia, proporcionando información crucial sobre los cambios en el uso del

suelo, el impacto de las actividades humanas y la degradación forestal (Lopes & Tsuyuki, 2024; de Souza Filho *et al.*, 2024).

Los avances metodológicos en clasificación de cobertura han reforzado el potencial de *Sentinel-2*. En particular, el algoritmo *Random Forest* (RF) se ha consolidado como una técnica robusta para el análisis de datos satelitales debido a su alta precisión, resistencia al sobreajuste y capacidad de procesar información de alta dimensionalidad (Belgiu & Drăguţ, 2016; Puerta Tuesta *et al.*, 2023). Su aplicación ha demostrado ser altamente efectiva en la detección de cambios de cobertura y uso del suelo (LULC), produciendo mapas temáticos confiables que apoyan la gestión ambiental y la planificación territorial (Lopes & Tsuyuki, 2024). Estos resultados evidencian la versatilidad del algoritmo en contextos donde la deforestación y el crecimiento urbano ejercen presiones intensas sobre los paisajes. El uso multitemporal de *Sentinel-2* permite además detectar patrones estacionales y dinámicas de cambio con mayor detalle, mejorando la exactitud de la clasificación (Svoboda *et al.*, 2022). Esta capacidad es esencial para el estudio de ecosistemas tropicales, donde la deforestación y la regeneración natural ocurren de forma simultánea y a distintas escalas (Waśniewski *et al.*, 2020). No obstante, persisten desafíos como la confusión espectral entre coberturas de apariencia similar, lo que motiva la integración de datos de mayor resolución para mejorar la precisión. En este sentido, la combinación de los satélites *Sentinel-2* con *PlanetScope* ha demostrado mejorar notablemente la precisión en la clasificación de imágenes (Francini *et al.*, 2020; Gašparović *et al*., 2018; Vizzari, 2022). Esta fusión de datos de múltiples fuentes es especialmente útil en paisajes complejos, ya que facilita un monitoreo más preciso de la deforestación y los cambios en el uso de la tierra.

Específicamente, en la Amazonia colombiana y ecuatoriana, la deforestación responde a múltiples factores tales como la expansión agropecuaria, la tala ilegal y la presión por actividades extractivas (Murcia *et al.*, 2014; Sierra *et al.*, 2021). Estas dinámicas no solo afectan la biodiversidad y el almacenamiento de carbono, sino que también generan profundas transformaciones en los paisajes y sus servicios ecosistémicos (Villén-Pérez *et al.*, 2020). En este sentido, a pesar de los avances en el monitoreo regional y global, aún persisten vacíos en el análisis a escalas locales, donde los procesos de cambio de cobertura se manifiestan de manera más detallada y específica (Hansen *et al.*, 2013). La combinación de *Sentinel-2* y *Planet Scope* con algoritmos como *Random Forest* ofrece un marco metodológico confiable para caracterizar y cuantificar los procesos de transformación del paisaje (Pacheco-Pascagaza *et al.*, 2022). Esta aproximación no solo permite describir con detalle los patrones espacio-temporales de pérdida y regeneración de cobertura, sino que también genera insumos esenciales para diseñar políticas de conservación, restauración ecológica y desarrollo sostenible orientadas a reducir la vulnerabilidad de la Amazonia frente a la deforestación y el cambio climático.

El presente estudio busca contribuir a cerrar estos vacíos mediante la detección y análisis de los cambios de cobertura vegetal ocurridos entre 2018 y 2024 en dos microcuencas representativas de la Amazonia ecuatoriana (San Juan

Bosco, Microcuenca Río Pan de Azúcar) y colombiana (Guaviare, Microcuenca Río Caño Blanco). Los resultados no solo permitirán identificar patrones espacio-temporales de cambio y sus principales causas impulsoras, sino que también proporcionarán insumos técnicos valiosos para la planificación territorial, la restauración ecológica y la formulación de políticas ambientales orientadas a la conservación de la Amazonia.

2. Metodología

2.1. Área de estudio

El estudio se llevó a cabo en dos áreas del bioma amazónico: la microcuenca del río Caño Blanco y la microcuenca del río Pan de Azúcar. La primera ubicada en el municipio San José del Guaviare, departamento del Guaviare, Amazonía colombiana y cuenta con una extensión de 7.060,20 ha; y la segunda, localizada en la Amazonía ecuatoriana, provincia de Morona Santiago, cantón San Juan Bosco y cuenta con una extensión de 9.085,38 ha, de las cuales 35,5% se encuentran dentro de la Reserva Ecológica Siete Iglesias (Figura 1).

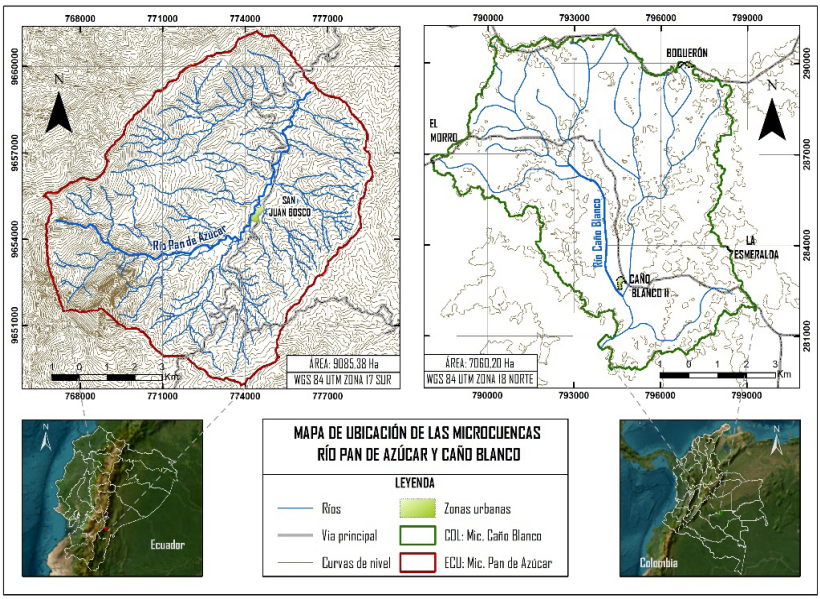

Figura 1. Ubicación geográfica de las microcuencas de estudio en Ecuador y Colombia.

La microcuenca Caño Blanco pertenece a la parte alta del río Guaviare (Alto Guaviare), que a su vez hace parte de un área hidrográfica más grande, que es la cuenca del río Orinoco en Colombia. Según la clasificación bioclimática de Holdridge (1978), la microcuenca corresponde a Bosque Tropical Húmedo

(bh-T), caracterizado por alta densidad de vegetación y propio de la Amazonía baja, temperaturas cálidas entre 25 y 27 °C y precipitaciones anuales entre 2.500 y 3.000 mm.

La microcuenca Pan de Azúcar hace parte de las cuencas de los ríos Zamora y Coangos, que a su vez pertenece a un área hidrográfica mayor, que es la cuenca del río Santiago en Ecuador, principal afluente del río Marañón que desemboca en el Amazonas. Esta microcuenca presenta un amplio rango altitudinal, que va de 891 a 2.891 m s.n.m., por lo que presenta un bioclima de Bosque Subtropical húmedo (bs-h) y Bosque Montano Muy Húmedo (bm-mh) (Holdridge, 1978). Según el Sistema de Clasificación de Ecosistemas de Ecuador Continental (Ministerio de Ambiente de Ecuador [MAE], 2013), el área presenta tres formaciones vegetales, de las cuales, el *Bosque siempre verde montano bajo del Sur de la Cordillera Oriental de los Andes*, ubicado entre 2.200 y 2.861 m s.n.m., también conocido como Bosque de neblina, se caracteriza por alta humedad relativa durante todo el año, alta precipitación y presencia constante de neblina, por lo que la cobertura boscosa es abundante y el área presenta gran nubosidad.

2.2. Datos y preprocesamiento

El insumo principal que se utilizó en el análisis de cobertura vegetal y uso de suelo de ambas microcuencas fueron imágenes satelitales Sentinel-2 con un nivel de procesamiento 2A de los años 2018, 2020, 2022 y 2024 obtenidas de *Copernicus Browser*, donde se consideró como criterio de selección, la presencia de nubosidad menor al 30%. Sin embargo, en el caso de Ecuador, la zona de estudio para el 2024 presentó alta nubosidad en todas las escenas disponibles, por tanto, para este año se ocupó una imagen *PlanetScope* (Tabla 1). En este trabajo se planteó el uso de imágenes *Sentinel-2* debido a la mejora en la resolución espacial de 10 m, en comparación con imágenes Landsat de 30 m. Considerando que *Sentinel* 2A fue lanzada en 2015 y luego *Sentinel* 2B en el 2017,

Tabla 1. Metadatos de las imágenes satelitales utilizadas para las microcuencas de estudio de Colombia y Ecuador

Área de estudio	*Fecha de adquisición*	*Resolución Espacial*	*Fuente*
Microcuenca río Caño Blanco (Colombia)	2018/03/17	10 m por píxel	*Copernicus*
	2020/01/06	10 m por píxel	*Copernicus*
	2022/01/30	10 m por píxel	*Copernicus*
	2024/01/10	10 m por píxel	*Copernicus*
Microcuenca río Pan de Azúcar (Ecuador)	2018/09/13	10 m por píxel	*Copernicus*
	2020/04/22	10 m por píxel	*Copernicus*
	2022/09/08	10 m por píxel	*Copernicus*
	2024/09/10	3 m por píxel	*PlanetScope*

a fin de tener mayor disponibilidad de datos de los satélites, se optó por realizar análisis multitemporales a partir del 2018.

El procesamiento de los datos incluyó la delimitación de las microcuencas hidrográficas mediante modelos digitales de elevación (MDE) obtenidos del Instituto Geográfico Militar (IGM) y *ALOS PALSAR*. Posteriormente, las imágenes se las recortó a las áreas de estudio correspondiente, para lo cual se usó los programas SNAP y QGIS 3.28.

2.3. Clasificación de Cobertura Vegetal y Uso del Suelo

La clasificación de cobertura vegetal y uso del suelo de cada microcuenca se realizó a partir de las imágenes satelitales preprocesadas, con una resolución espacial de 10 metros para *Sentinel-2* y 3 metros para *PlanetScope*. Se definieron clases de cobertura específicas para cada área, basadas en las leyendas nacionales de cobertura de la tierra: Leyenda Nacional de Coberturas de la Tierra (*CORINE Land Cover* adaptada para Colombia) (IDEAM, 2010) y Cobertura y Uso de la Tierra y Sistemas Productivos Agropecuarios del Ecuador Continental (Ministerio de Agricultura y Ganadería [MAG], 2020) (Tablas 2 y 3). Para la clasificación supervisada se usó el algoritmo *Random Forest* (RF), utilizando 20 zonas de entrenamiento representativas y homogéneas para cada clase de cobertura identificadas en cada zona de estudio, cada una abarcando la mayor cantidad de píxeles posibles (Ball *et al.*, 2017; Corcoran *et al.*, 2015).

Tabla 2. Clases de cobertura vegetal y usos de suelo, Amazonía colombiana

País	*Nivel*	*Cobertura/Uso*	*Descripción*
Colombia	III	Bosque de galería y ripario (BGR)	Se refiere a las coberturas constituidas por vegetación arbórea ubicada en los márgenes de cursos de agua permanentes o temporales. Este tipo de cobertura está limitada por su amplitud, ya que bordea los cursos de agua y los drenajes naturales.
	II	Áreas agrícolas heterogéneas (AAH)	Son unidades que reúnen dos o más clases de coberturas agrícolas y naturales, dispuestas en un patrón intrincado de mosaicos geométricos que hace difícil su separación en coberturas individuales.
	III	Cuerpos de agua artificiales (CAA)	Esta cobertura comprende los cuerpos de agua de carácter artificial, que fueron creados por el hombre.
	II	Áreas abiertas (AA)	Comprende aquellos territorios en los cuales la cobertura vegetal no existe o es escasa, compuesta principalmente por suelo desnudo y quemados.

Nota. Elaborado a partir de IDEAM (2010).

Tabla 3. Clases de cobertura vegetal y usos de suelo, Amazonía ecuatoriana

País	*Nivel*	*Cobertura/Uso*	*Descripción*
Ecuador	II	Bosque (BO)	Se denomina a la cobertura arbórea natural primaria y secundaria que actualmente se halla sin ocupación o intervención humana. Esta formación vegetal lo constituyen especies nativas de cada zona con una altura superior a los 15 metros.
	II	Pastizal (PAS)/ Pastizal en Rebrote (PRb)	Vegetación herbácea dominada por especies gramíneas naturales o introducidas, utilizadas con fines pecuarios, que para su establecimiento y conservación requiere de labores de cultivo y manejo conducidos por el hombre.
	II	Área poblada (AP)	Asentamiento humano e infraestructura que lo complementa, incluyendo vías.
	II	Cuerpo de Agua (CA)	Masa o extensión de agua natural o artificial, que cubre una porción o parte de la tierra.

Nota. Elaborado a partir de MAG (2020).

Cabe mencionar que, para la microcuenca Pan de Azúcar las imágenes *Sentinel* de los años 2018 y 2020 presentaron áreas con cobertura nubosa. Para corregir este problema, se realizó un proceso manual de eliminación de nubes, donde se utilizaron imágenes *PlanetScope* de 3 metros de resolución, para identificar y reemplazar las áreas nubosas con las clases de cobertura correspondientes, pero dicha clasificación se hizo sobre las imágenes *Sentinel*; mejorando la precisión del análisis de cambios, esto permitió mostrar resultados más apegados a la realidad de la zona.

2.4. Análisis de cambios y validación

La precisión de la clasificación supervisada generada mediante el algoritmo *Random Forest* fue evaluada utilizando matrices de confusión e índice *Kappa.* Para validar la exactitud de la clasificación, se aplicó un muestreo aleatorio sobre los puntos de verificación, cuyo tamaño fue determinado mediante la fórmula de poblaciones finitas, cuyo universo de píxeles fue de 1.117.367 para la microcuenca Caño Blanco (CO) y de 1.674.862 para la microcuenca Pan de Azúcar (EC). Para este estudio, se consideró un nivel de confianza del 95%, un margen de error del 5%, y una proporción esperada de éxito del 50%, garantizando una representación estadísticamente robusta. Se obtuvo un total de 384 y 395 puntos de verificación en total para todas las clases para la microcuenca Caño Blanco y la microcuenca Pan de Azúcar, respectivamente.

La verificación de los datos clasificados se realizó utilizando imágenes de alta resolución *PlanetScope* en el caso de la microcuenca Pan de Azúcar, y datos Sentinel-2 en el caso de la microcuenca Caño Blanco. Además, en la verificación de campo se aplicó una evaluación ecológica rápida, que incluye indicadores biofísicos, ecológicos, socioeconómicos y de presión o fuerzas impulsoras del cambio. En los indicadores ecológicos se evaluó la presencia de especies diagnósticas e/o indicadoras para definir el tipo de formación vegetal y/o estado de conservación. La lista de especies de flora, tanto para Ecuador como para Colombia fue basada en estudios de vegetación previos (Bussmann, 2003; Neill, 2007; Maldonado *et al.*, 2018; Martínez-Ortiz *et al.*, 2018; Consorcio IMA-A.M.C.A., 2022; MAE (2019); Alvarado-Sarango *et al.*, 2025; Mateus *et al.*, 2025).

Adicionalmente, la cuantificación de los cambios de cobertura vegetal y uso del suelo se efectuó mediante la construcción de matrices de transición entre 2018 y 2024. Para su construcción se utilizaron las clasificaciones supervisadas del periodo y se realizó la superposición espacial entre ambas capas con la herramienta "Intersección", la cual combinó la geometría y los atributos de ambas clasificaciones. La capa resultante contuvo nuevas unidades espaciales, cada una con información de la clase correspondiente a cada año evaluado. Esto permitió identificar explícitamente los cambios ocurridos dentro de cada polígono. Una vez que se obtuvo la capa de intersección, se utilizó la información de sus atributos, con la cual se elaboró una matriz cruzada que resumió las transiciones entre todas las clases, en donde cada celda indicó el número de ocurrencias para cada combinación posible, representada en porcentaje, constituyendo así la matriz de transición para ambas microcuencas (Pontius & Spencer, 2005).

Finalmente, se calculó las tasas anuales de cambio de la cobertura vegetal y uso de suelo utilizando la fórmula propuesta por la FAO (1996), detallada en la Ecuación 1.

$$tc = \left\{ \left[\frac{S2}{S1} \right]^{1/n} - 1 \right\} x\ 100 \quad (1)$$

Donde:

tc = tasa de cambio expresada en porcentaje.

S1 = superficie de un tipo dado de cobertura/uso del suelo en el tiempo 1.

S2 = superficie del mismo tipo de cobertura/uso del suelo en el tiempo 2.

n = número de años transcurridos entre los dos tiempos.

2.5. Identificación de posibles causas impulsoras del cambio

Para identificar las posibles causas impulsoras del cambio de cobertura vegetal en el bioma amazónico, además de validar en campo las clases de cobertura vegetal y uso de suelo resultantes de la clasificación, se realizaron recorridos en las zonas de estudio, durante los cuales se aplicó la observación directa de las diferentes coberturas vegetales, se tomaron registros fotográficos

georreferenciados y se identificaron áreas con signos visibles de cambio (deforestación, regeneración, actividades antrópicas, etc.).

3. Resultados

Los resultados se presentan separados por microcuenca para el periodo 2018-2024, en términos cartográficos, cuantitativos y estadísticos, incluyendo cambios de cobertura, tasas de cambio, matrices de transición y principales causas del cambio y validación de coberturas.

3.1. Microcuenca del Río Caño Blanco

3.1.1. Cambios en la cobertura vegetal y uso de suelo

Durante el período de estudio, predominaron las áreas agrícolas heterogéneas, seguidas del bosque de galería y ripario (Tabla 4). El bosque de galería y ripario mostró un incremento sostenido entre 2018 y 2024, al pasar de 2.547,04 ha en 2018 a 2.781,62 ha en 2024, lo que representa una ganancia neta de 234,58 ha (+9,2%). Por su parte, las áreas agrícolas heterogéneas mantuvieron la mayor superficie en la microcuenca Caño Blanco, aunque evidenciaron una leve reducción, con una pérdida de 62,56 ha (–1,4%) en el mismo intervalo de tiempo. Los cuerpos de agua artificiales experimentaron una disminución drástica, al descender de 11,90 ha en 2018 a 1,53 ha en 2024 (–85,2%), lo cual constituye una de las transformaciones más marcadas durante el periodo de análisis. Finalmente, las áreas abiertas mostraron un comportamiento altamente variable, con fuertes oscilaciones que impidieron consolidar una tendencia estable: de 171,45 ha en 2018 se redujeron abruptamente a 11,04 ha en 2020, con un repunte de 38,43 ha en 2022 y volvieron a disminuir a 9,81 ha en 2024, lo que implica una pérdida neta de 161,64 ha en el conjunto del periodo (Tabla 4 y Figura 2).

Tabla 4. Áreas ocupadas por coberturas y usos del suelo para 2018, 2020, 2022 y 2024, en la microcuenca río Caño Blanco, Amazonía colombiana

Cobertura	*Área (ha)*			
	2018	*2020*	*2022*	*2024*
BGR	2547,04	2699,37	2747,62	2781,62
AHH	4329,98	4346,99	4272,61	4267,42
CAA	11,90	2,99	1,72	1,53
AA	171,45	11,04	38,43	9,81

Nota. BGR= Bosque de galería y ripario, AAH= Áreas agrícolas heterogéneas, CAA= Cuerpos de agua artificiales, AA= Áreas abiertas.

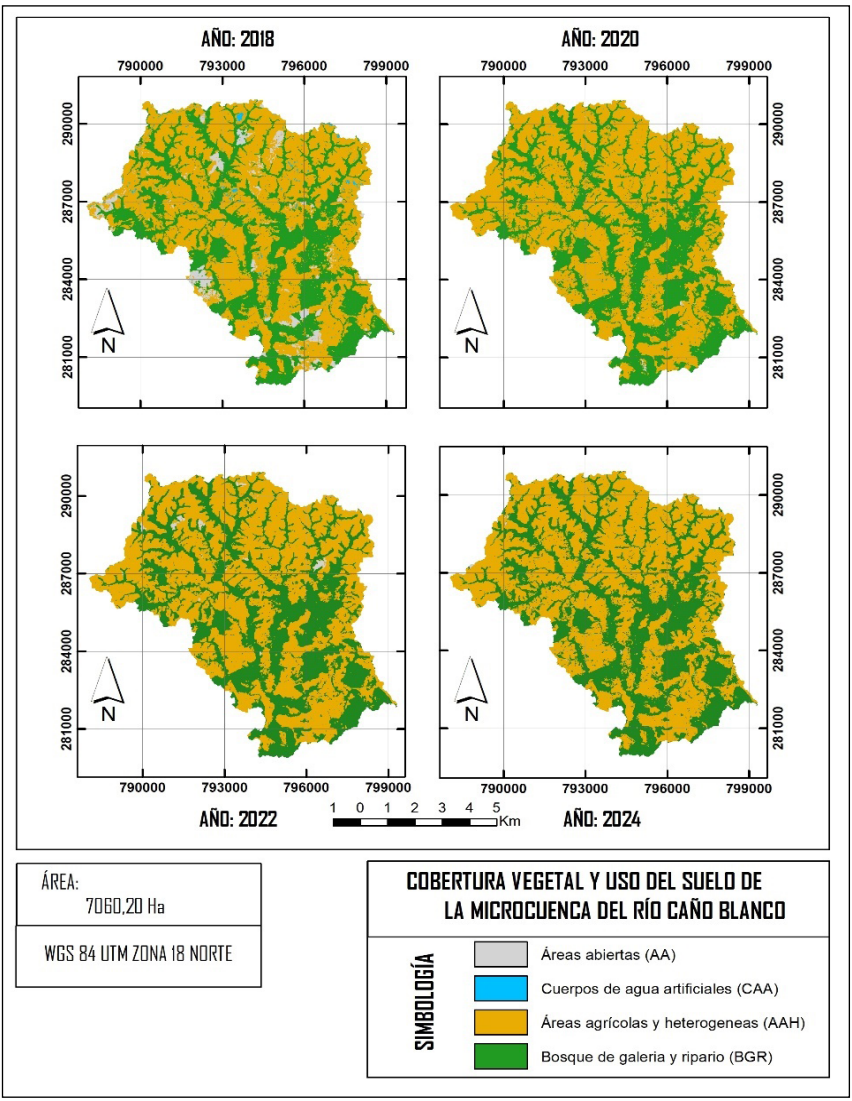

Figura 2. Cobertura vegetal y uso del suelo de la microcuenca del río Caño Blanco, Amazonía colombiana entre 2018-2024.

3.1.2. Tasa de cambio

En cuanto a las tasas bianuales de cambio de las coberturas y usos del suelo, el período 2018-2020 presentó la mayor tasa de ganancia para la cobertura vegetal bosque de galería y ripario, con un 2,95% (+152,33 ha); y las mayores tasas de pérdida, con un -49,87% (-8,91 ha) para cuerpos de agua artificiales y -74,62% (-160,41 ha) para áreas abiertas (Tabla 5). Durante los seis años estudiados, el

bosque de galería y ripario experimentó una expansión continua, aunque con una tasa de crecimiento decreciente en el tiempo. Mientras tanto, los cuerpos de agua artificiales y áreas agrícolas heterogéneas experimentaron una contracción de superficie y las áreas abiertas mostraron un comportamiento inestable y temporal de la cobertura (Tabla 5).

Tabla 5. Tasa de cambio bianual (en porcentaje y superficie en hectáreas) para la microcuenca río Caño Blanco, Amazonía colombiana

Cobertura	*Años bianuales de evaluación (%)*		
	2018 - 2020	*2020 - 2022*	*2022 - 2024*
BGR	2,95 ↑	0,89 ↑	0,62 ↑
AAH	0.20 ↑	-0.86 ↓	-0,06 ↓
CAA	-49.87 ↓	-24,15 ↓	-5,68 ↓
AA	-74,62 ↓	86,55 ↑	-49,48 ↓
Cobertura	*Años bianuales de evaluación (ha)*		
	2018 - 2020	*2020 - 2022*	*2022 - 2024*
BGR	152,33 ↑	48,25 ↑	34,00 ↑
AAH	17,01 ↑	-74,38 ↓	-5,19 ↓
CAA	-8,91 ↓	-1,27 ↓	-0,19 ↓
AA	-160,41 ↓	27,39 ↑	-28,62 ↑

Nota. BGR= Bosque de galería y ripario, AAH= Áreas agrícolas heterogéneas, CAA= Cuerpos de agua artificiales, AA= Áreas abiertas.

3.1.3. Transiciones de coberturas y causas impulsoras del cambio

La Tabla 6 muestra la transición de coberturas vegetales y usos de suelo entre 2018 y 2024 evidenciando patrones diferenciales de permanencia y conversión de coberturas en la microcuenca Caño Blanco, donde se observa que la cobertura bosque de galería y ripario y el uso de suelo áreas agrícolas heterogéneas presentan alta estabilidad, se mantienen en el tiempo con un 91% y 90% de permanencia de su superficie inicial, respectivamente. Sin embargo, un 9% de la cobertura de bosque de galería y ripario fue sustituida por áreas agrícolas heterogéneas, evidenciando presión antrópica. De igual forma, el 10% de áreas agrícolas heterogéneas en 2018 pasaron a bosque de galería y ripario, lo que sugiere procesos de recuperación de cobertura en tierras dejadas intencionalmente para restauración activa. Las áreas abiertas desaparecieron como cobertura estable, en un 91% se convirtieron en áreas agrícolas heterogéneas y solo 9% se volvieron bosque de galería y ripario, lo que podría indicar una transformación activa de esta cobertura hacia uso agrícola o alternancia de pastizales a agricultura, confirmando su carácter transitorio y su vinculación con dinámicas antrópicas de corto plazo. Llama la atención

el cambio masivo del 92% de los cuerpos de agua artificiales a áreas agrícolas heterogéneas, con solo un 6% de permanencia, lo que puede indicar procesos de colmatación, abandono o transformación para fines productivos.

Tabla 6. Matriz de transición de las coberturas y usos de suelo en el periodo 2018 a 2024 para la microcuenca río Caño Blanco, Amazonía colombiana

		Tiempo final (2024)				
		BGR	*AAH*	*CAA*	*AA*	*Total*
Tiempo inicial (2018)	BGR	0,91	0,09	0,00	0,00	1,00
	AAH	0,10	0,90	0,00	0,00	1,00
	CAA	0,02	0,92	0,06	0,00	1,00
	AA	0,09	0,91	0,00	0,00	1,00

Nota. BGR= Bosque de galería y ripario, AAH= Áreas agrícolas heterogéneas, CAA= Cuerpos de agua artificiales, AA= Áreas abiertas,

En conjunto, la transición entre coberturas muestra un equilibrio relativo entre bosque de galería y ripario y áreas agrícolas heterogéneas, con intercambios bidireccionales que compensan parcialmente las pérdidas y ganancias. No obstante, los resultados reflejan la pérdida casi total de cuerpos de agua artificiales y la inestabilidad de áreas abiertas, categorías que tienden a integrarse en usos agrícolas. Estas tendencias complementan los análisis de área y tasas de cambio (Tabla 4, Figura 2 y Tabla 5), donde el bosque de galería y ripario mostró un crecimiento sostenido, áreas agrícolas heterogéneas una leve contracción, y cuerpos de agua artificiales y áreas abiertas una disminución marcada de su superficie en el periodo de estudio.

3.1.4. Validación de clasificaciones

La validación de la clasificación de clases se realizó a través de la matriz de confusión. La evaluación de precisión de la clasificación supervisada en la microcuenca Caño Blanco (Tabla 7) muestra resultados robustos y consistentes a lo largo de los años 2018, 2020, 2022 y 2024. La precisión global supera el 91% en todos los periodos evaluados, alcanzando su punto máximo en 2022 con un 97,92%.

El uso del algoritmo *Random Forest* fue un factor clave en la obtención de mapas temáticos con altos niveles de presión global, que oscilaron entre 91,33 y 97,92% y valores del índice *Kappa* que varían de 0,84 a 0,96, lo cual indica una fuerte concordancia entre las clases clasificadas y los datos de validación, incluso después de corregir por coincidencias aleatorias. Esto respalda la robustez y confiabilidad del modelo empleado.

Tabla 7. Resumen de los índices[1] calculados a partir de la matriz de confusión para la microcuenca del río Caño Blanco, Amazonía colombiana

Año	*Clase*	*Error de Comisión*	*Error de omisión*	*Precisión global (%)*	*Índice Kappa*
a. 2018	BGR	2,96	3,68	95,57	0,91
	AAH	2,98	3,36		
	CAA	33,33	0,00		
	AA	50	33,33		
b. 2020	BGR	5,56	11,18	93,48	0,87
	AAH	7,23	3,54		
	CAA	0,00	0,00		
	AA	0,00	0,00		
c. 2022	BGR	1,45	1,45	97,92	0,96
	AAH	2,50	0,85		
	CAA	0,00	0,00		
	AA	0,00	66,67		
d. 2024	BGR	7,41	10,71	91,93	0,84
	AAH	8,68	5,66		
	CAA	0,00	33,33		
	AA	0,00	0,00		

Nota. BGR= Bosque de galería y ripario, AAH= Áreas agrícolas heterogéneas, CAA= Cuerpos de agua artificiales, AA= Áreas abiertas.

3.2. Microcuenca del Río Pan de Azúcar

3.2.1. Cambios en la cobertura vegetal y uso de suelo

Durante el periodo de estudio, predominaron la cobertura bosque, seguida de pastizales (Tabla 8). El bosque mostró un crecimiento constante y acelerado entre 2018 y 2024, al pasar de 4112,59 ha en 2018 a 4811,92 ha en 2024, lo que representa una ganancia neta de 699,33 ha (+17%). Por su parte, los pastizales presentaron un decrecimiento constante y pronunciado, con una pérdida neta de 950,20 ha (-20%) en el mismo intervalo de tiempo. Los cuerpos de agua presentaron un patrón no lineal, con un repunte muy pronunciado en 2022 (361,59 ha) después de un aumento inicial en 2018, seguido de una drástica reducción en 2024 (90,47 ha). Finalmente, las áreas pobladas mostraron un crecimiento extremadamente rápido, multiplicando su superficie en más de 3,9 veces, pasando de 69,99 ha en 2018 a 273,84 ha en 2024 (Tabla 8 y Figura 3).

[1] Interpretación de los índices: si se toma el año 2022, con mayor precisión global: 97,92%, y se tiene 100 ha de superficie real, el clasificador acertó en 98 ha y se equivocó en solo 2 ha. Para bosque de galería y ripario, el error de omisión y comisión fue de apenas 1,45%, es decir, que de cada 100 ha de bosque real, solo 1-2 ha se confundieron con otra cobertura. El ***Kappa*** fue 0,96, lo que indica una clasificación altamente confiable.

Tabla 8. Áreas ocupadas por coberturas y usos del suelo para 2018, 2020, 2022 y 2024, en la microcuenca río Pan de Azúcar, Amazonía ecuatoriana

Cobertura	*Área (ha)*			
	2018	*2020*	*2022*	*2024*
BO	4112,59	4139,78	4408,11	4811,92
PAS*	4859,35	4508,07	4179,69	3909,15
AP	69,99	97,9	136,27	273,84
CA	44,88	339,91	361,59	90,47

Nota. BO= Bosque, PAS= Pastizales, CA= Cuerpos de agua, AP= Área poblada
* Pastizal y Pastizal en Rebrote se unificó para facilitar el análisis.

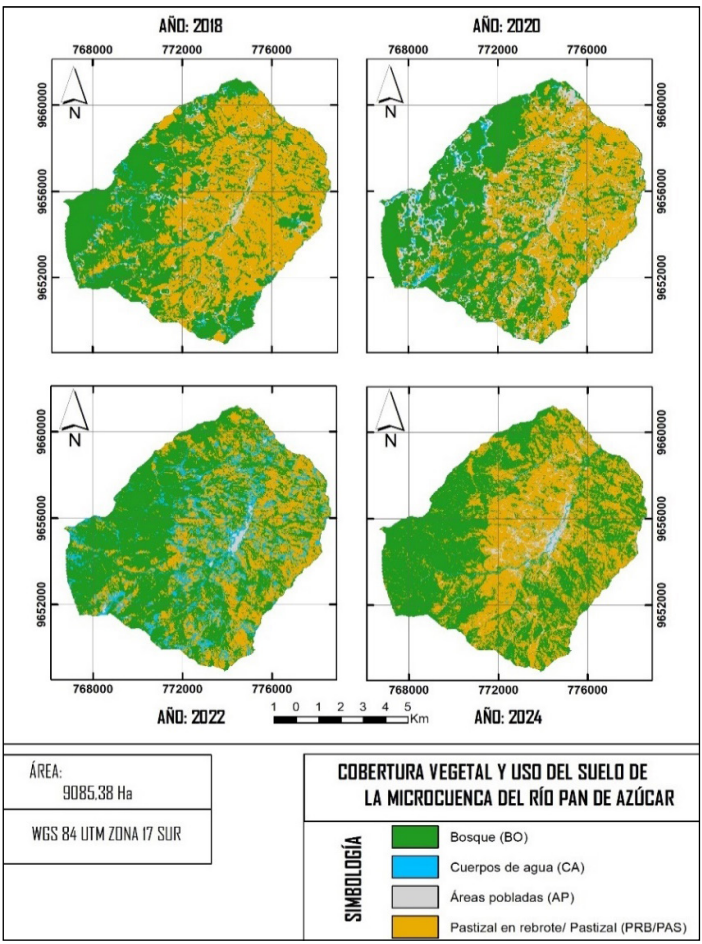

Figura 3. Cobertura vegetal y uso del suelo de la microcuenca del río Pan de Azúcar, Amazonía ecuatoriana entre 2018 y 2024.

3.2.2. Tasa de cambio

En cuanto a las tasas bianuales de cambio de las coberturas y usos del suelo, el período 2022-2024 presentó la mayor tasa de ganancia para la cobertura vegetal bosque, con un 4,48% (+403,81ha); y la mayor tasa de pérdida, con un -49,98% (-271,12 ha) para cuerpos de agua, en el mismo intervalo de tiempo. Los pastizales en el periodo 2022-2022 presentaron la mayor tasa de pérdida, con un -47,48% (-328,38 ha) (Tabla 9). Durante los seis años estudiados, el bosque experimentó una expansión continua y acelerada, especialmente en el último periodo (2022-2024). Mientras tanto, los pastizales presentan un patrón con fuertes oscilaciones, pero con una tendencia general de contracción de su superficie. Las áreas pobladas experimentaron un crecimiento exponencial y sostenido, es decir, una expansión urbana extremadamente rápida y con una mayor tasa de ganancia en el periodo 2022-2024 de 41,76% (137,57 ha). Finalmente, los cuerpos de agua presentaron una volatilidad extrema, con patrones de auge y caída, siendo de expansión masiva en el periodo 2018-2020, de crecimiento menor entre 2020-2022 y de colapso en el periodo 2022-2024, con una reducción drástica de su superficie (Tabla 9).

Tabla 9. Tasa de cambio bianual (en porcentaje y superficie en hectáreas) para la microcuenca río Pan de Azúcar, Amazonía ecuatoriana

Cobertura	*Años bianuales de evaluación (%)*		
	2018-2020	*2020-2022*	*2022-2024*
BO	0,33 ↑	3,19 ↑	4,48 ↑
PAS	- 43,55 ↓	-47,48 ↓	-16,18 ↓
AP	18,27 ↑	17,98 ↑	41,76 ↑
CA	175,19 ↑	3,14 ↑	-49,98 ↓
Cobertura	*Años bianuales de evaluación (ha)*		
	2018 - 2020	*2020 - 2022*	*2022 - 2024*
BO	27,19 ↑	268,33 ↑	403,81 ↑
PAS*	- 351,28 ↓	-328,38 ↓	-270,54 ↓
AP	27,91 ↑	38,37 ↑	137,57 ↑
CA	295,03 ↑	21,68 ↑	-271,12 ↓

Nota. BO= Bosque, PAS= Pastizales, CA= Cuerpos de agua, AP= Área poblada
* Pastizal y Pastizal en Rebrote se unificó para facilitar el análisis.

3.2.3. Transiciones de coberturas y causas impulsoras del cambio

La Tabla 10 muestra la transición de coberturas vegetales y usos de suelo entre 2018 y 2024 evidencia una intensa reconfiguración en la microcuenca Pan de Azúcar, donde se observa que la cobertura bosque muestra alta persistencia (75%), pero presenta pérdidas significativas por deforestación (24% a pastizales), mientras en paralelo gana superficie importante desde pastizales (35%) y cuerpos

de agua (51%). Esto evidencia un paisaje fragmentado donde coexisten procesos opuestos de conservación y degradación. Los pastizales también muestran alta persistencia (61%) y constituye un elemento clave en la dinámica de cambio entre coberturas, al ser la principal fuente para la expansión forestal a través de procesos de sucesión ecológica hacia bosque (35%), receptor significativo de áreas pobladas (34%) y destino de bosque deforestado (24%). También se observa la muy baja persistencia (24%) de los cuerpos de agua, confirma su carácter estacional o temporal, con más de la mitad experimentando sucesión vegetal hacia bosque, posiblemente asociado a variabilidad climática o cambios hidrológicos. Sin embargo, la integración de imágenes *Sentinel-2* y *PlanetScope* para el periodo 2018-2020 podría haber sobreestimado la superficie asignada a cuerpos de agua, como resultado de la confusión espectral entre el agua y las sombras. Finalmente, las áreas pobladas, a pesar de mostrar un crecimiento exponencial, según la matriz de transición presenta una persistencia moderada (50%) sugiriendo procesos de transición hacia pastizales, no obstante, esta interpretación, puede presentar errores de clasificación entre suelo urbano discontinuo y pastizales, dando la idea de una expansión urbana limitada y conversiones hacia pastos.

Tabla 10. Matriz de transición de las coberturas y usos de suelo en el periodo 2018 a 2024 para la microcuenca río Pan de Azúcar, Amazonía ecuatoriana

		Tiempo final (2024)				
		AP	*BO*	*CA*	*PAS*	*Total*
Tiempo inicial (2018)	AP	0,50	0,08	0,08	0,34	1
	BO	0,00	0,75	0,01	0,24	1
	CA	0,05	0,51	0,24	0,20	1
	PAS	0,03	0,35	0,01	0,61	1

Nota. BO= Bosque, PAS= Pastizales, CA= Cuerpos de agua, AP= Áreas pobladas.

En conjunto, se evidencia una transición forestal en contexto de urbanización, donde el abandono de actividades pecuarias libera superficie para recuperación boscosa, coexistiendo con presiones como la deforestación y expansión urbana periférica. También se observa una volatilidad extrema de los cuerpos de agua con pérdida neta de 271 ha (Tabla 9 y 10).

3.2.4. Validación de clasificaciones

La validación de la clasificación de clases se realizó a través de la matriz de confusión. La evaluación del algoritmo *Random Forest* en la microcuenca Pan de Azúcar mostró una mejora constante en la precisión general y el índice Kappa entre 2018 y 2024 (Tabla 11). Esto indica que hubo una mayor concordancia entre la clasificación y la cobertura real del terreno. Los valores más bajos de *Kappa* se registraron en 2018 y 2020, principalmente debido a la nubosidad en las imágenes, que causó confusiones espectrales, especialmente entre Cuerpos de Agua (CA) y Áreas Pobladas (AP).

En 2018, el mayor error de omisión se observó en Bosque (BO) con un 17,43%, mientras que el error de comisión más alto fue en CA (17,19%). En 2020, AP mostró una sobre clasificación notable (error de comisión de 37,10%), confundiéndose con Pastizales (PAS), mientras que CA tuvo un error de omisión del 29,27%, probablemente por la interferencia de sombras nubosas. A partir de 2022, la ausencia de nubosidad permitió una mejor discriminación espectral, aumentando la precisión del modelo (índice *Kappa* de 0,90 en 2022 y 0,93 en 2024). Aunque en 2022 aún hubo errores en CA (omisión: 38,71%) y AP (comisión: 65,71%), su alta representación espacial mitigó el impacto en la clasificación global. En 2024, la precisión mejoró significativamente gracias al uso de imágenes de mayor resolución espacial, con errores en AP reducidos a 4,23% (comisión) y 7,70% (omisión). Según la escala de Landis y Koch (1977), la fuerza de concordancia fue "considerable" entre 2018 y 2020 y "casi perfecta" entre 2022 y 2024.

Tabla 12. Resumen de los índices calculados a partir de la matriz de confusión para la microcuenca del río Pan de Azúcar, Amazonia ecuatoriana

Año	*Clase*	*Error de Comisión*	*Error de Omisión*	*Precisión global (%)*	*Índice Kappa*
a. 2018	BO	6,25	17,43	86,79	0,83
	PRB	17,07	8,11		
	PAS	15,00	16,05		
	CA	17,19	5,36		
	AP	12,24	15,69		
b. 2020	BO	12,50	12,50	84,49	0,80
	PRB	16,33	13,68		
	PAS	1,45	20,93		
	CA	12,12	29,27		
	AP	37,10	2,50		
c. 2022	BO	12,17	12,61	92	0,90
	PRB	18,82	15,48		
	PAS	1,04	17,48		
	CA	9,09	38,71		
	AP	65,71	2,17		
d. 2024	BO	9,31	2,24	94	0,93
	PRB	3,87	2,55		
	PAS	5,08	9,06		
	CA	0,00	10,26		
	AP	4,23	7,70		

Nota. BO= Bosque, PRB= Pastizal en rebrote, PAS= Pastizal, CA= Cuerpos de agua, AP= Áreas pobladas.

4. Discusión

4.1. Microcuenca del Río Caño Blanco

4.1.1. Cambios en la cobertura vegetal y uso de suelo

El dominio de las áreas agrícolas heterogéneas (AAH) confirma que la microcuenca Caño Blanco responde a dinámicas propias de la Amazonía colombiana, donde la frontera agrícola ha sido históricamente el principal motor de cambio (Armenteras *et al*., 2006). Sin embargo, la ligera reducción observada (–1,4% entre 2018 y 2024) evidencia procesos de regeneración forestal. Este patrón ha sido descrito en escenarios de abandono de tierras agrícolas marginales, donde las presiones socioeconómicas disminuyen y se permite la recuperación de coberturas secundarias (Jakovac *et al.*, 2015; Meza Elizalde & Armenteras, 2018; Agudelo-Hz *et al.*, 2023).

En contraste, el bosque de galería y ripario (BGR) mostró un incremento sostenido (+9,2%), lo que refleja procesos activos de regeneración natural en zonas ribereñas, consistentes con lo reportado en la Amazonía para paisajes secundarios donde la conectividad ecológica y la proximidad a cuerpos de agua facilitan la sucesión (Yepes-Quintero *et al.*, 2010; Instituto SINCHI, 2020; Poorter *et al.*, 2021). En particular, el Instituto SINCHI (2020) ha señalado conversiones de vegetación secundaria hacia bosque en departamentos como Guaviare, lo cual refuerza la interpretación de recuperación en zonas con menor intensidad de uso. Estos bosques cumplen funciones críticas de regulación hídrica, provisión de hábitat y conectividad biológica, por lo que su expansión constituye un indicador positivo de resiliencia ecosistémica (Davis *et al.*, 2025).

La reducción drástica de los cuerpos de agua artificiales (CAA, –85,2%) constituye una de las transformaciones más marcantes. La literatura ha documentado que la colmatación, el abandono de infraestructura hídrica y la conversión deliberada a usos agrícolas son procesos comunes en paisajes amazónicos y andino-amazónicos (Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura [UNESCO] & *International Research and Training Center on Erosion and Sedimentation* [IRTCES], 2011; Blanco-Gutiérrez, 2020). La pérdida de estas coberturas implica una disminución en el almacenamiento de agua, lo que incrementa la vulnerabilidad frente a sequías y extremos climáticos.

Finalmente, la inestabilidad de las áreas abiertas (AA) confirma su carácter transitorio, vinculado a dinámicas extractivas, quemas temporales o barbechos de corta duración. Estos hallazgos coinciden con lo reportado por Murillo-Sandoval et al. (2021) en la Amazonía colombiana, donde la alternancia entre agricultura y regeneración en espacios abiertos refleja una frontera fluctuante, sensible a factores políticos y de mercado.

4.1.2. Tasas de cambio y transiciones

El análisis de tasas bianuales muestra que, aunque el BGR mantuvo una expansión constante, su tasa de crecimiento se desaceleró con el tiempo, lo que

sugiere un proceso de saturación en las áreas disponibles para la regeneración. La transición del 10% de AAH hacia BGR confirma que parte de la recuperación forestal ocurre en tierras liberadas intencionalmente para su restauración, mientras que el 9% de BGR transformado a AAH refleja la persistente presión antrópica. Este intercambio bidireccional, reportado también en estudios regionales (Armenteras *et al*., 2006; Agudelo-Hz *et al.*, 2023), muestra la coexistencia de procesos de degradación y restauración en paisajes amazónicos.

El colapso de CAA hacia AAH (92% de conversión) es un hallazgo crítico: indica no solo pérdida de infraestructura hídrica, sino también un proceso de intensificación agrícola sobre suelos que antes sostenían almacenamiento de agua. Este fenómeno refuerza la necesidad de estrategias de gestión que integren prácticas de conservación de suelos y agua (Ferreira *et al*., 2025; Jankowski *et al.*, 2021; Macedo y Castello, 2016).

4.1.3. Validación y robustez del modelo

La validación de las clasificaciones mediante *Random Forest* confirmó altos niveles de precisión (91,93–97,92%) y valores *Kappa* entre 0,84 y 0,96, lo cual respalda la confiabilidad de los mapas temáticos. Estos resultados coinciden con lo reportado por Belgiu y Drăguţ (2016), quienes destacan la capacidad del algoritmo para manejar alta heterogeneidad espectral, y con aplicaciones recientes en bosques tropicales (Waśniewski *et al*., 2020; Yang *et al.*, 2025). La reducción a cuatro clases de cobertura pudo haber contribuido a mejorar la precisión, como lo señalan Yang *et al.* (2025).

4.2. Microcuenca del Río Pan de Azúcar

4.2.1. Cambios en la cobertura vegetal y uso de suelo

Los resultados muestran un aumento continuo del bosque (+699 ha, +17%), en contraste con la disminución sostenida de los pastizales (-20%). Esta dinámica evidencia procesos de transición forestal favorecidos por el abandono de tierras ganaderas, patrón también reportado en la Amazonía (Armenteras *et al.*, 2013; Nanni *et al.*, 2021). La recuperación forestal secundaria ha sido identificada como un componente clave para la resiliencia climática, dado su papel en el secuestro de carbono y la conectividad ecológica (Jakovac *et al.*, 2021; Poorter *et al.*, 2021).

Por otro lado, el crecimiento exponencial de las áreas pobladas, sugiere un patrón de urbanización acelerada y dispersa, coincidente con lo encontrado por Li (200), quienes advierten que la expansión de infraestructura y asentamientos genera fragmentación y nuevas presiones sobre los recursos hídricos.

Finalmente, los cuerpos de agua presentan alta inestabilidad, con aumentos y colapsos marcados, lo cual refleja tanto variabilidad climática como procesos de sedimentación y alteraciones hidrológicas locales (Fleischmann *et al.*, 202; Latrubesse *et al*., 2017). Cuerpos de agua con un repunte fuerte en 2022 seguido de una drástica reducción en 2024, presupone a la sequía como un impulsor

fuerte del cambio. Dado que *Copernicus* y otros servicios climáticos han reportado condiciones de sequía severas en la Amazonia desde mediados de 2023 hasta 2024 —incluyendo déficit de precipitación, aumento de temperaturas y reducción significativa de reservas de agua superficial— es muy probable que esta sequía haya sido un impulsor importante en la disminución drástica de los cuerpos de agua observada en 2024. Estudios recientes muestran que tales episodios secos provocan disminuciones visibles en los niveles de ríos y lagos, exposición de lechos y reducción del volumen hídrico (Toreti *et al.,* 2024; *Copernicus Emergency Management Service*, 2024; Jiménez *et al.*, 2024). En la microcuenca Pan de Azúcar, además de los factores de uso del suelo, este estrés hídrico podría haber agravado la pérdida de cuerpos de agua, limitando su recarga y acelerando su evaporación o sedimentación. No obstante, la fusión de imágenes *Sentinel-2* con datos de mayor resolución espacial de *PlanetScope* para suprimir las nubes, puede haber introducido una limitación significativa en la clasificación de cuerpos de agua. La resolución más fina de *PlanetScope*, si bien discrimina características pequeñas, también capta con mayor detalle las sombras topográficas. La firma espectral de estas sombras suele confundirse con la de masas de agua oscura, un error de clasificación común (Kupidura, 2019). A pesar de que, el algoritmo de *Random Forest* utilizado demuestra un alto desempeño en la discriminación de coberturas boscosas, su efectividad es menor en la distinción entre agua y sombras, así como en el *mapping* de áreas urbanas. Esta limitación algorítmica, combinada con el efecto de las sombras en las imágenes de *PlanetScope*, explicaría en parte la aparente sobreestimación de la superficie de agua observada en el mapa de la microcuenca Pan de Azúcar para el periodo 2018-2020.

4.2.2. Tasas de cambio

El análisis de tasas bianuales muestra que el período 2022–2024 concentró los cambios más intensos, con la mayor ganancia de bosque (+4,48%) y la mayor pérdida de cuerpos de agua (-49,98%). Estas dinámicas no solo refuerzan el rol de la sucesión secundaria, sino que evidencian la vulnerabilidad hídrica de la microcuenca, donde la disponibilidad de agua superficial es altamente volátil. La pérdida rápida de cuerpos de agua coincide con estudios que destacan la fragilidad de humedales amazónicos frente a la variabilidad climática y al uso del suelo (Latrubesse *et al*., 2017; Souza *et al*., 2019). De igual forma, la fuerte reducción de pastizales confirma su rol como cobertura de transición hacia bosque, pero también como espacio receptor de presiones antrópicas intermitentes.

4.2.3. Matriz de transición e impulsores del cambio

La matriz de transición evidencia que el bosque muestra una alta persistencia (75%) y simultáneamente es el principal receptor de tierras provenientes de pastizales (35%). Esto confirma la importancia de los procesos de regeneración natural en paisajes en abandono, en línea con hallazgos de Rubiano *et al.* (2017) y Rodríguez-León *et al.* (2025). Sin embargo, la deforestación del 24% del bosque

hacia pastizales evidencia presiones aún activas, probablemente asociadas a actividades agropecuarias.

La baja persistencia de los cuerpos de agua (24%) confirma su carácter temporal y vulnerable, con más de la mitad de su superficie convertida a bosque (51%). Finalmente, la expansión de áreas pobladas sobre pastizales (34%) muestra que la urbanización es un impulsor emergente de cambio, que coexiste con el abandono agropecuario. En conjunto, los resultados revelan un paisaje en reconfiguración, donde convergen sucesión ecológica, deforestación y urbanización, procesos que plantean retos complejos para la gestión de la microcuenca.

4.2.4. Validación y robustez del modelo

La validación de las clasificaciones mostró mejoras notables en la precisión general y el índice *Kappa* hacia 2022–2024, alcanzando valores de "casi perfecta" concordancia (0,90–0,93). Esto se debe a la reducción de nubosidad en las imágenes y al uso de mayor resolución espacial, lo cual permitió una mejor discriminación de coberturas. Coincide con lo reportado por Waśniewski *et al.* (2020) y, Zhu y Helmer (2018), quienes mencionan que la nubosidad en sensores ópticos sigue siendo una de las principales limitaciones para el monitoreo en regiones tropicales, ya que presenta firmas espectrales similares a coberturas como agua, suelo desnudo o áreas urbanas. Se produjeron resultados menos precisos de 0,89 con *Random Forest* debido a la combinación de imágenes de diferente resolución. Resultados similares se reporta para zona de bosque de montaña de Europa, valorando clasificaciones con *Sentinel-2* y *PlanetScope*, con Planet Scope se produjeron resultados ligeramente menos precisos (Kluczek *et al.*, 2023).

5. Conclusiones

Las microcuencas Caño Blanco y Pan de Azúcar muestran tendencias de recuperación forestal secundaria en áreas agrícolas abandonadas, reflejada en el crecimiento sostenido del bosque de galería y ripario (+9,2% en Caño Blanco) y del bosque en Pan de Azúcar (+17%). Este patrón evidencia procesos de sucesión ecológica secundaria favorecidos por el abandono de tierras agropecuarias y la restauración activa, coincidiendo con estudios previos en paisajes amazónicos y andino-amazónicos.

Ambas microcuencas presentan alta volatilidad en cuerpos de agua, con disminuciones drásticas entre 2018 y 2024 (–85% CAA en Caño Blanco y –49,98% CA en Pan de Azúcar). En Pan de Azúcar, aumentos temporales observados en 2022 podrían atribuirse a variabilidad climática estacional, mientras que la reducción extrema en 2024 está relacionada con la sequía reportada por *Copernicus* y condiciones de déficit hídrico. La integración de imágenes *Sentinel-2* y *PlanetScope* requiere precaución, ya que las sombras y diferencias de resolución pueden provocar sobreestimaciones en la superficie de agua.

Los análisis bianuales muestran que el bosque experimenta crecimiento continuo, aunque con tasas decrecientes en el tiempo para el caso de la microcuenca Caño Blanco, mientras que las áreas agrícolas y pastizales

presentan contracciones leves o intermitentes. Las áreas abiertas y cuerpos de agua son altamente transitorios, convirtiéndose mayoritariamente en usos agrícolas o bosque. Esto evidencia un equilibrio relativo entre degradación y recuperación, y resalta la importancia de la gestión adaptativa para conservar funciones ecosistémicas críticas.

La microcuenca Pan de Azúcar evidencia un crecimiento acelerado de áreas pobladas (+41,76% entre 2022-2024) que coexiste con la regeneración forestal, generando fragmentación y presiones sobre recursos hídricos. La conversión de pastizales y cuerpos de agua hacia bosque y áreas urbanas refleja procesos simultáneos de sucesión ecológica, deforestación y expansión urbana, lo que plantea desafíos para la planificación territorial y conservación de servicios ecosistémicos.

El uso del algoritmo *Random Forest* permitió generar mapas temáticos confiables, con precisiones globales superiores al 91% y valores *Kappa* entre 0,84 y 0,96 en Caño Blanco, y 0,80–0,93 en Pan de Azúcar. La mejora hacia 2022–2024 en Pan de Azúcar se relaciona con menor nubosidad y mayor resolución espacial. Sin embargo, la fusión de imágenes de diferente resolución y la presencia de sombras nubosas pueden generar errores de clasificación, especialmente en cuerpos de agua y áreas pobladas.

Los resultados recalcan la vulnerabilidad de los cuerpos de agua frente a sequías y el impacto de cambios de cobertura y uso del suelo. Se recomienda fortalecer la monitorización de recursos hídricos mediante teledetección, incorporar medidas de restauración activa en zonas ribereñas y diseñar estrategias de manejo integrado que consideren la dinámica de sucesión ecológica, presiones antrópicas y expansión urbana.

Bibliografía

Agudelo-Hz, W. J.; Castillo-Barrera, N. C. & Uriel, M. G. (2023). Scenarios of land use and land cover change in the Colombian Amazon to evaluate alternative post-conflict pathways. *Scientific reports*, 13 (1), 2152. https://doi.org/10.1038/s41598-023-29243-2

Alvarado-Sarango, B.; Ureta-Leones, D.; Veintinilla-Ramos, D. & Jaramillo-Díaz, N. (2025). Structure, floristic diversity and carbon storage in the aboveground biomass of a piemont evergreen forest in the Cordillera del Cóndor-Kutukú. *Revista Cubana de Ciencias Forestales*, 13 (1), e875. http://scielo.sld.cu/pdf/cfp/v13n1/2310-3469-cfp-13-01-e875.pdf

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

Armenteras, D.; Rodríguez, N. & Retana, J. (2013). Landscape Dynamics in Northwestern Amazonia: An Assessment of Pastures, Fire and Illicit Crops as Drivers of Tropical Deforestation. *PLoS ONE*, 8 (1), e54310. https://journals.plos.org/plosone/article/file?id=10.1371/journal.pone.0054310&type=printable

Ball, J. E.; Anderson, D. T. & Chan, C. S. (2017). A comprehensive survey of deep learning in remote sensing: paradigms, challenges, and opportunities. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 5 (4), 8-36. https://doi.org/10.1117/1.JRS.11.042609h

Belgiu, M. & Drăguţ, L. (2016). Random forest in remote sensing: A review of applications and future directions. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 114, 24-31. https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2016.01.011

Blanco-Gutiérrez, I.; Manners, R.; Varela-Ortega, C.; Tarquis, A. M.; Martorano, L. G. & Toledo, M. (2020). Examining the sustainability and development challenge in agricultural-forest frontiers of the Amazon Basin through the eyes of locals. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 20, 797-813. https://doi.org/10.5194/nhess-20-797-2020

Bussmann, R. (2003). Los bosques montanos de la Reserva Biológica San Francisco (Zamora-Chinchipe, Ecuador), zonación de la vegetación y regeneración natural. *Lyonia*, 3 (1), 57-72. https://lyonia.org/Archives/Lyonia%203(1)%202003(1-144)/Bussmann,%20R.W.%201%3B%20Lyonia%203(1)%202003(57-72).pdf

Consorcio IMA-A. M. C. A. (2022). Plan de Ordenación Forestal del departamento del Guaviare en el Bloque 1, Bloques Norte A, Norte B, Occidente A y Occidente B (Contrato de consultoría No. VA-CCON-019-2020). Patrimonio Natural Fondo para la Biodiversidad, Programa REM Colombia Visión Amazonía, https://visionamazonia.minambiente.gov.co/content/uploads/2022/11/Documento-final-POF-Guaviare_compressed.pdf

Copernicus Emergency Management Service (2024). Droughts and heatwaves threaten South America's water resources, a new Copernicus report shows. European Commission. https://emergency.copernicus.eu/news/droughts-and-heatwaves-threaten-south-americas-water-resources-a-new-copernicus-report-shows/

Corcoran, J.; Knight, J.; Pelletier, K.; Rampi, L. & Wang, Y. (2015). The effects of point or polygon based training data on random Forest classification accuracy of wetlands. *Remote Sensing*, 7 (4), 4002-4025. https://doi.org/10.3390/rs70404002

Chuvieco, E. (2010). *Fundamentos de teledetección espacial*, 5ª ed. Ediciones Rialp. ISBN 978-84-321-3984-6

Davis, S.; Grainger, M.; Pfeifer, M.; Pattison, Z.; Stephens, P. & Sanderson, R. (2025). Restoring riparian habitats for benefits to biodiversity and human livelihoods: a systematic map protocol for riparian restoration approaches in the tropics. *Environmental Evidence*, 14 (1), 1-15. https://doi.org/10.1186/s13750-025-00355-8

FAO (1996). Forest Resources Assessment 1990: Survey of Tropical Forest Cover and Study of Change Processes. FAO. https://www.fao.org/4/w0015e/w0015e00.htm

FAO & PNUMA (2020). *El estado de los bosques del mundo 2020, Los bosques, la biodiversidad y las personas.* https://doi.org/10.4060/ca8642es

Ferreira, A. T. d. S.; Ribeiro, M. C. H.; Oliveira, R. C. d.; Ferreira, M. L. & Messias, C. G. (2025). Water surface loss and deforestation in the Brazilian Amazon Biome by farming expansion and weak legislation. *Earth*, 6 (3), 108. https://doi.org/10.3390/earth6030108

Fleischmann, A.; Papa, F.; Fassoni-Andrade, A.; Hamilton, S.; Wongchuig, S.; Paiva, R.; Espinoza, J. C.; Melack, J.; Fluet-Chouinard, E.; Zumak, A.; Alves, P.; Paris, A.; Moreira, D.; Silva, T.; Yamazaki, D.; Revel, M. & Collischonn, W. (2023). Major changes in the dynamics of Amazon surface waters revealed by hydrodynamic modeling, in situ and multisatellite data, EGU General Assembly, Vienna, Austria, 24-28 Apr 2023, EGU23-870. https://meetingorganizer.copernicus.org/EGU23/EGU23-870.html

Francini, S.; McRoberts, R. E.; Giannetti, F.; Mencucci, M.; Marchetti, M.; Scarascia Mugnozza, G. & Chirici, G. (2020). Near-real time forest change detection using PlanetScope imagery. *European Journal of Remote Sensing*, 53 (1), 233-244. https://doi.org/10.1080/22797254.2020.1806734

Gašparović, M.; Medak, D.; Pilaš, I.; Jurjević, L. & Balenović, I. (2018). Fusion of Sentinel-2 and PlanetScope imagery for vegetation detection and monitoring. International Archives of the Photogrammetry, *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII-1, 155-160. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-1-155-2018

Hansen, M. C.; Potapov, P. V.; Moore, R.; Hancher, M.; Turubanova, S. A.; Tyukavina, A., ... & Townshend, J. R. (2013). High-resolution global maps of 21st-century forest cover change. *Science*, 342 (6160), 850-853. https://doi.org/10.1126/science.1244693

Hościło, A. & Lewandowska, A. (2019). Mapping forest type and tree species on a regional scale using multi-temporal Sentinel-2 data. *Remote Sensing*, 11 (8), 929. https://doi.org/10.3390/rs11080929

Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM) (2010). Leyenda nacional de coberturas de la Tierra: Metodología CORINE Land Cover adaptada para Colombia, escala 1:100.000. https://www.corpocesar.gov.co/files/Ref_ UnicoyPersistente/Corine_Land_Cover.pdf

Instituto SINCHI (2020). Cambios de vegetación secundaria en paisajes artificializados y agropecuarios de la Amazonia colombiana (2018-2020). Instituto Amazónico de Investigaciones Científicas SINCHI. https://ierna.sinchi.org.co/informe/03-cambios-de-vegetacion-secundaria-territorios-artificializados-y-paisajes-agropecuarios-2020/

Jakovac, A. C.; Peña-Claros, M., Kuijper, T. W. M. & Bongers, F. (2015). Loss of secondary-forest resilience by land-use intensification in the Amazon. *Journal of Ecology*, 103 (1), 67-77. https://doi.org/10.1111/1365-2745.12298

Jakovac, C. C.; Junqueira, A. B.; Crouzeilles, R.; Peña-Claros, M.; Mesquita, R. C. G. & Bongers, F. (2021). The role of land-use history in driving successional pathways and its implications for the restoration of tropical forests. *Biological Reviews*, 96 (4), 1114-1134. https://doi.org/10.1111/brv.12694

Jankowski, K. J.; Deegan, L. A.; Neill, C.; Sullivan, H. L.; Ilha, P.; Maracahipes-Santos, L.; Marques, N. & Macedo, M. N. (2021). Land Use Change Influences Ecosystem Function in Headwater Streams of the Lowland Amazon Basin. *Water*, 13 (12), 1667. https://doi.org/10.3390/w13121667

Jiménez, J. C.; Miranda, V.; Trigo, I.; Libonati, R.; Albuquerque, R.; Peres, L. F.; Espinoza, J. C. & Marengo, J. A. (2024). Vegetation Warming and Greenness Decline across Amazonia during the Extreme Drought of 2023. *Remote Sensing*, 16 (14), 2519. https://doi.org/10.3390/rs16142519

Kluczek, M.; Zagajewski, B. & Zwijacz-Kozica, T. (2023). Mountain tree species mapping using Sentinel-2, Planet Scope, and airborne HySpex hyperspectral imagery. *Remote Sensing*, 15 (3), 844. https://doi.org/10.3390/rs15030844

Kupidura, P. (2019). The Comparison of Different Methods of Texture Analysis for Their Efficacy for Land Use Classification in Satellite Imagery. *Remote Sensing*, 11 (10), 1233. https://doi.org/10.3390/rs11101233

Landis, J. & Koch, G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 33 (1), 159-174. https://doi.org/10.2307/2529310

Latrubesse, E. M.; Arima, E. Y.; Dunne, T.; Park, E.; Baker, V. R.; d'Horta, F. M.; ... Stevaux, J. C. (2017). Damming the rivers of the Amazon basin. *Nature*, 546 (7660), 363-369. https://doi.org/10.1038/nature22333

Li, R.; Zhu, G.; Lu, S.; Sang, L.; Meng, G.; Chen, L.; Jiao, Y. & Wang, Q. (2023). Effects of urbanization on the water cycle in the Shiyang River basin: Based on a stable isotope method. *Hydrology and Earth System Sciences*, 27, 4437-4452. https://doi.org/10.5194/hess-27-4437-2023

Lovejoy, T. E. & Nobre, C. (2019). *Amazon tipping point: Last chance for action. Science Advances*, 5 (12), eaba2949. https://doi.org/10.1126/sciadv.aba2949

Lopes, D. N. & Tsuyuki, S. (2024). Deforestation and forest degradation detection in the Brazilian Amazon: A comparative analysis of two areas ..., *Applied Sciences*, 14 (22), 10504. https://doi.org/10.3390/app142210504

Macedo, M. & Castello, L. (2016). El estado de la Amazonia: conectividad de agua dulce y salud de los ecosistemas (D. Oliveira, C. C. Maretti & S. Charity (eds.). Iniciativa Amazonia Viva de WWF. https://wwfint.awsassets.panda.org/downloads/wwf_estadoamazonia_conectividad_agua_dulce.pdf

Maldonado Ojeda, S.; Herrera Herrera, C.; Gaona Ochoa, T. & Aguirre Mendoza, Z. (2018). Estructura y composición florística de un bosque siempreverde montano bajo en Palanda, Zamora Chinchipe, Ecuador. *Arnaldoa*, 25 (2), 615-630. http://doi.org/10.22497/arnaldoa.252.25216

Martínez-Ortiz, L. Y.; Rosado, Á. J. Y.; Buñay, T. C. G.; Hidalgo, R. A. G.; Tipantuña, M. R. G.; Robalino, D. H. H.; ... & Bustamante, V. M. O. (2018). Estructura y composición de la flora y fauna en la parroquia Sangay, Morona Santiago, Ecuador: Implicaciones ambientales. *Biotecnia*, 20 (3), 5-16. https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=672971088001

Mateus, P.; Ramírez, C.; García, A.; Fonseca, Y.; García, L.; Alvarado, C.v Barrera, J. B.; Amado, A. C. (2025). *Restaurar el bosque en Guaviare: una guía práctica basada en el conocimiento*. Instituto SINCHI. https://sinchi.org.co/files/publicaciones/publicaciones/pdf/GEF-Restaurar%20el%20bosque%20Web.pdf

MapBiomas (2022). *Proyecto MapBiomas Amazonía- Colección [4,0] de los Mapas anuales de cobertura y uso del suelo en Amazonía (1985-2021)*. https://amazonia.mapbiomas.org/wp-content/uploads/sites/10/2023/08/AmazoniaC4_FactSheet_Regional.pdf

Meza Elizalde, M. C. & Armenteras, D. (2018). Uso del suelo y estructura de la vegetación en paisajes fragmentados en la Amazonía, Colombia. *Colombia Forestal*, 21 (2), 205-223. https://doi.org/10.14483/2256201X.12330

Ministerio de Agricultura y Ganadería (2020). *Metodología unificada del levantamiento de Cobertura y Uso de la Tierra y Sistemas Productivos Agropecuarios del Ecuador Continental, escala 1:25.000*. Coordinación General de Información Nacional Agropecuaria. Quito, Ecuador. https://drive.google.com/file/d/18F_iBSB_NSt7r4S_RCLrwTYrLD02px2p/view?usp=drive_link

Ministerio del Ambiente del Ecuador (2013). *Sistema de Clasi icación de los Ecosistemas del Ecuador Continental*, Subsecretaría de Patrimonio Natural. https://drive.google.com/file/d/1UAnC7snIUhrLybGHCfyyytvFPNwIve2C/view?usp=drive_link

Ministerio del Ambiente del Ecuador (2019). Plan de Manejo del Área Ecológica Conservación Municipal Siete Iglesias, Subsecretaria de Patrimonio Natural, Programa de Apoyo al SNAP. https://drive.google.com/file/d/1arkvs1RLYuTxwTzKFS8sXJSgqTzqb5_0/view?usp=drive_link

Murcia García, U. G.; Medina Lozano, R. M.; Rodríguez Rondón, J. M.; Hernández Anzola, A. M.; Herrera Rodríguez, E. V. & Castellanos Quiroz, H. O. (2014). *Monitoreo de los bosques y otras coberturas de la Amazonia Colombiana, a escala 1:100,000*. https://sinchi.org.co/files/publicaciones/publicaciones/pdf/MONITOREO%20web.pdf

Murillo-Sandoval, P. J.; Gjerdseth, E.; Correa-Ayram, C.; Wrathall, D.; Van Den Hoek, J.; Dávalos, L. M. & Kennedy, R. (2021). No peace for the forest: Rapid, widespread land changes in the Andes-Amazon region following the Colombian civil war. *Global Environmental Change*, 69, 102283. https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2021.102283

Nanni, A. S.; Sloan, S.; Aide, T. M.; Graesser, J.; Edwards, D. & Grau, H. R. (2019). The neotropical reforestation hotspots: A biophysical and socioeconomic typology of contemporary forest expansion. *Global environmental change*, 54, 148-159. https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2018.12.001

Neill, D. (2007). *Inventario Botánico de la Región de la Cordillera del Cóndor, Ecuador y Perú: actividades y resultados científicos del proyecto, 2004-2007*. Jardín Botánico de Missouri. https://www.mobot.org/mobot/research/ecuador/cordillera/pdf/entirespanishreport.pdf

Pacheco-Pascagaza, A. M.; Gou, Y.; Louis, V.; Roberts, J. F.; Rodríguez-Veiga, P.; da Conceição Bispo, P.; Espírito-Santo, F. D. B.; Robb, C.; Upton, C.; Galindo, G.; Cabrera, E.; Pachón Cendales, I. P., Castillo Santiago, M. A., Carrillo Negrete, O., Meneses, C.; Iñiguez, M. & Balzter, H. (2022). Near real-time change detection system using Sentinel-2 and machine learning: A test for Mexican and Colombian forests. *Remote Sensing*, 14(3), 707. https://doi.org/10.3390/rs14030707

Pontius, R. G. & Spencer, J. (2005). Uncertainty in Extrapolations of Predictive Land-Change Models. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 32 (2), 211-230. https://doi.org/10.1068/b31152

Poorter, L.; Craven, D.; Jakovac, C. C.; van der Sande, M. T.; Amissah, L.; Bongers, F.; ... Hérault, B. (2021). Multidimensional tropical forest recovery. *Science*, 374 (6573), 1370-1376. https://doi.org/10.1126/science.abh3629

Puerta Tuesta, R. H.; Iannacone Oliver, J. A. & Reátegui Inga, M. E. (2023). Una revisión del uso de imágenes Sentinel-2 para el monitoreo de la cobertura boscosa a nivel global. *Ingeniería y Competitividad*, 25 (3), e12708. https://doi.org/10.25100/iyc.v25i3.12708

Rodríguez-León, C. H.; Sterling, A.; Trujillo-Briñez, A.; Suárez-Córdoba, Y. D. & Roa-Fuentes, L. L. (2025). Forest Attribute Dynamics in Secondary Forests: Insights for Advancing Ecological Restoration and Transformative Territorial Management in the Amazon. *Diversity*, 17 (1), 39. https://doi.org/10.3390/d17010039

Rubiano, K., Clerici, N., Norden, N. & Etter, A. (2017). Secondary forest and shrubland dynamics in a highly transformed landscape in the Northern Andes of Colombia (1985–2015). *Forests*, 8 (6), 216. https://doi.org/10.3390/f8060216

Sierra, R., Calva, O. & Guevara, A. (2021). *La deforestación en el Ecuador, 1990-2018: Factores promotores y tendencias recientes*. Ministerio de Ambiente y Agua; Ministerio de Agricultura; Programa Integral Amazónico de Conservación de Bosques y Producción Sostenible. Quito, Ecuador, 216 pp. https://www.proamazonia.org/wp-content/uploads/2021/06/Deforestacio%CC%81n_Ecuador_com2.pdf

Silva Junior, C. H. L.; Aragão, L. E. O. C.; Anderson, L. O.; Fonseca, M. G.; Shimabukuro, Y. E.; Vancutsem, C., Achard, F., Beuchle, R., Numata, I., Silva, C. A., Maeda, E. E.; Longo, M. & Saatchi, S. S. (2020). Persistent collapse of biomass in Amazonian

forest edges following deforestation leads to unaccounted carbon losses. *Science Advances*, 6 (40), eaaz8360. https://doi.org/10.1126/sciadv.aaz836

Silveira, M. M. M.; Bayón, M. & Moreano, M. (2019). Resistencia multiescalar en el Yasuní: Aportes desde la geografía crítica. En M. Bayón Jiménez & N. Torres (eds.), *Geografía crítica para detener el despojo de los territorios: Teorías, experiencias y casos de trabajo en Ecuador* (pp. 103–115). Quito, Ecuador: Editorial Abya-Yala. https://www.digitaliapublishing.com/a/107760/geografia-critica--para-detener-el-despojo-de-los-territorios

Souza, C. M. Jr.; Kirchhoff, F. T.; Oliveira, B. C.; Ribeiro, J. G. & Sales, M. H. (2019). Long-term annual surface water change in the Brazilian Amazon biome: potential links with deforestation, infrastructure development and climate change. *Water*, 11(3), 566. https://doi.org/10.3390/w11030566

Souza Filho, J. S.; Damasceno, C. D. S.; Cardoso, D. R. R. S. & Souza Jr., C. M. (2024). Mapping Selective Logging in the Amazon with Artificial Intelligence and Sentinel-2. International Archives of the Photogrammetry, *Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLVIII (3), 121-126. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-3-2024-121-2024

Svoboda, J.; Štych, P.; Laštovička, J.; Paluba, D. & Kobliuk, N. (2022). Random Forest Classification of Land Use, Land-Use Change and Forestry (LULUCF) Using Sentinel-2 Data — A Case Study of Czechia. *Remote Sensing*, 14(5), 1189. https://doi.org/10.3390/rs14051189

Toreti, A.; Bavera, D.; Acosta, N. J.; Acquafresca, L.; Barbosa, P.; De, J. A.; ... & Volpi, D. (2024). *Drought in the Amazon and the La Plata basins–December 2024*. Publications Office of the European Union. https://data.europa.eu/doi/10.2760/9524487

UNESCO-IRTCES (2011). *Sediment issues and sediment management in large river basins: Interim case study synthesis report* (Technical Documents in Hydrology – IHP-VIII Series No. CN/2011/SC/IHP/PI/2). UNESCO Office Beijing & International Research and Training Center on Erosion and Sedimentation (IRTCES). https://www.engr.colostate.edu/~pierre/ce_old/Projects/linkfiles/UNESCO-ISI.pdf

Villén-Pérez, S.; Moutinho, P.; Nóbrega, C. C. & De Marco, P. (2020). Gold mining threatens indigenous lands in the Brazilian Amazon. *Elementa: Science of the Anthropocene*, 8 (31), 1-5. https://doi.org/10.1525/elementa.427

Vizzari, M. (2022). Planet Scope, Sentinel-2, and Sentinel-1 data integration for object-based land cover classification in Google Earth Engine. *Remote Sensing*, 14 (11), 2628. https://doi.org/10.3390/rs14112628

Waśniewski, A.; Hościło, A.; Zagajewski, B. & Moukétou-Tarazewicz, D. (2020). Assessment of Sentinel-2 satellite images and random forest classifier for rainforest mapping in Gabon. *Forests*, 11 (9), 941, https://doi.org/10.3390/f11090941

Watson, J. E.; Evans, T.; Venter, O.; Williams, B.; Tulloch, A.; Stewart, C.; ... & Lindenmayer, D. (2018). The exceptional value of intact forest ecosystems. Nature ecology & evolution, 2 (4), 599-610. https://doi.org/10.1038/s41559-018-0490-x

Yang, W.; Ortiz-Gonzalo, D.; Tong, X.; Gominski, D. & Fensholt, R. (2025). Mapping forest-agroforest frontiers in the Peruvian Amazon with deep learning and Planet Scope satellite data. *Ecological Informatics*, 86, 103034. https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2025.103034

Yepes-Quintero, A. P.; Cárdenas, D. & Álvarez, E. (2010). Recuperación estructural en bosques sucesionales andinos. *Revista de Biología Tropical*, 58 (1), 357-372. https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=44918951036

Zhu, X. & Helmer, E. H. (2018). An automatic method for screening clouds and cloud shadows in optical satellite image time series in cloudy regions. *Remote Sensing of Environment*, 214, 135–153. https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.05.024