

Artículo original

Dinámicas espacio-temporales de la deforestación en los municipios de Riosucio y Río Quito, Chocó, Colombia

Spatial and temporal dynamics of deforestation in Riosucio and Río Quito municipalities, Chocó, Colombia

 Jhon Restrepo^{1,*},  Natalia Hoyos²,  Juan Restrepo³

¹ Geólogo, investigador independiente

² Departamento de Historia y Ciencias Sociales, Universidad del Norte, Barranquilla, Colombia

³ Grupo de investigación en Geociencias-GEO4, Departamento de Física y Geociencias, Universidad del Norte, Barranquilla, Colombia

Resumen

La deforestación tiene efectos globales y locales que incluyen las emisiones de gases de efecto invernadero, la erosión de los suelos, los cambios en el ciclo hidrológico y la pérdida de biodiversidad. Este estudio tuvo como objetivo analizar los patrones espaciales y temporales de la deforestación en los municipios de Riosucio y Río Quito en la región del Pacífico colombiano en el periodo de 2015 a 2020 y modelar un escenario de la tendencia de la deforestación para el periodo 2020-2025. El análisis de la deforestación histórica (2015-2020) se hizo a partir de la base de datos de Global Forest Change, en tanto que el escenario futuro (2020-2025) se modeló a partir de la plataforma Dinamica EGO que también se usó para evaluar los efectos de múltiples variables en la deforestación. Los resultados indicaron que las distancias reducidas con respecto a áreas previamente deforestadas, a zonas de explotación de oro de aluvión, a cuerpos de agua y a ríos, así como las pendientes bajas, favorecen la deforestación en ambos municipios. La proximidad a cuerpos de agua fue la variable que más influyó en la deforestación en Riosucio, mientras que la proximidad a áreas de explotación de oro de aluvión fue la más relevante en Río Quito. La simulación de la deforestación para el año 2025 arrojó un aumento de 3,1 % en Riosucio y de 7,3 % en Río Quito comparada con la del periodo 2015-2020. Nuestros resultados difieren parcialmente de lo encontrado en otros estudios nacionales y regionales, lo que se explica por la diferencia en la definición y resolución espacial de ciertas variables. Por ello se requieren estudios locales que sirvan de insumo para las estrategias de control y reducción de la deforestación.

Palabras clave: Deforestación; Chocó; Dinámica EGO.

Abstract

This study aims to analyze the spatial and temporal deforestation patterns in Riosucio and Río Quito municipalities in the Colombian Pacific region from 2015 to 2020 and to model a trend deforestation scenario for 2020-2025. The historical deforestation analysis (2015-2020) was done using the Global Forest Change database, while the future scenario (2020-2025) was modeled through Dinamica EGO, which was also used to evaluate the effect of multiple variables on deforestation. Our results indicate that short distances to previously deforested areas, alluvial gold mining areas, water bodies and rivers, and low slopes have promoted deforestation in both municipalities. Proximity to water bodies was the variable that most influenced deforestation in Riosucio, while proximity to alluvial gold mining areas was the most relevant in Río Quito. The deforestation simulation for 2025 indicated an increase of 3,1% in deforested areas for Riosucio and of 7,3% for Río Quito compared to the findings for 2015-2020. Our results partially differ from other national and regional studies due to differences in the definition and spatial resolution of certain variables; this highlights the need for local studies as input for the implementation of deforestation control and reduction strategies.

Keywords: Deforestation; Chocó; Dinamica EGO.

Citación: Restrepo J, Hoyos N, Restrepo J. Dinámicas espacio-temporales de la deforestación en los municipios de Riosucio y Río Quito, Chocó, Colombia. Revista de la Academia Colombiana de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales. 47(185):977-995, octubre-diciembre de 2023. doi: <https://doi.org/10.18257/raccefy.1961>

Editor: Camila Rodríguez

***Correspondencia:**

Jhon Restrepo; drestrepoj06@gmail.com

Recibido: 31 de julio de 2023

Aceptado: 7 de noviembre de 2023

Publicado en línea: 27 de noviembre de 2023



Este artículo está bajo una licencia de Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-Compartir Igual 4.0 Internacional

Introducción

En el marco de los procesos de transformación de la cobertura vegetal, la deforestación tiene efectos globales y locales como las emisiones de gases de efecto invernadero asociadas con el cambio climático, la erosión de los suelos, los cambios en el ciclo hidrológico y la pérdida de biodiversidad (Kissinger *et al.*, 2012; Powers & Jetz, 2019; Winkler *et al.*, 2021). La deforestación en los bosques tropicales es especialmente crítica, puesto que estos representan el 45 % de la extensión de bosques a nivel global y cumplen un papel fundamental para la preservación de la biodiversidad, la regulación hídrica, la mitigación del cambio climático, el control de inundaciones y las concentraciones de CO₂ (Guimberteau *et al.*, 2017; Yu, 2017; Salazar *et al.*, 2018; Food and Agriculture Organization of the United Nations, FAO, 2020). En Colombia, el 71,04 % del territorio continental está cubierto por bosques y áreas seminaturales donde el bosque húmedo tropical es el ecosistema con la mayor biodiversidad del país (IDEAM, 2016). Esta diversidad está amenazada por procesos de cambio en el uso del suelo asociados con la deforestación (Chaves *et al.*, 2021). A nivel nacional se han determinado múltiples factores biofísicos y socioeconómicos relacionados con la deforestación, entre ellos, la intensidad de las precipitaciones, la temperatura, la pendiente del terreno, la presencia de cuerpos de agua, la distancia de áreas previamente deforestadas, la densidad de la población rural, la ganadería, los cambios en el producto interno bruto, la persistencia del conflicto armado, y los títulos y solicitudes mineras. El efecto de estos factores en la deforestación varía entre regiones (Armenteras *et al.*, 2013; Fagua *et al.*, 2019; González-González *et al.*, 2021).

La región del Pacífico colombiano tiene una extensión considerable de bosque húmedo tropical en el denominado Chocó biogeográfico (Fagua *et al.*, 2019), región caracterizada por una gran diversidad ecosistémica y número de especies endémicas de plantas, aves, anfibios y mariposas (Domínguez, 2011). En términos de deforestación, en el 2019 esta región representaba el 9 % (14.120 ha) del total de áreas deforestadas a nivel nacional, ubicándose después de las regiones de la Amazonía y la Andina (IDEAM, 2020). Los factores asociados a la deforestación en esta región incluyen la expansión de la frontera agrícola, la minería ilegal de aluvión, la presencia de centros urbanos, la densidad de vías y gobiernos locales débiles (González-González *et al.*, 2021; Fagua *et al.*, 2019; IDEAM, 2018). Se estima que los dos primeros factores han generado más de la mitad de la pérdida de bosque en las últimas dos décadas (Anaya *et al.*, 2020). Particularmente en el departamento de Chocó (extremo norte de la región del Pacífico colombiano), la deforestación es causada, en orden de relevancia, por los incendios (naturales y antrópicos), la minería ilegal, la agricultura, y en menor medida, la construcción de obras civiles (CODECHOCÓ, 2022). Los municipios chocoanos de Riosucio y Río Quito hacen parte de los núcleos de alta deforestación del Pacífico Norte y Centro, respectivamente (Departamento Nacional de Planeación, 2020). Riosucio se encuentra entre los primeros 25 municipios a nivel nacional con mayor área deforestada (IDEAM, 2020) y es representativo de la deforestación asociada con la expansión de la frontera agrícola (IDEAM, 2018). Río Quito, por su parte, es uno de los municipios con mayor proporción de área afectada por la minería ilegal de oro de aluvión (MinEnergía, 2020). Estas características hacen de estos dos municipios excelentes casos de estudio para analizar el efecto local de las múltiples variables asociadas con la deforestación y establecer diferencias con estudios previos a escala nacional y regional (Armenteras *et al.*, 2013; Fagua *et al.*, 2019; Anaya *et al.*, 2020; González-González *et al.*, 2021).

En este contexto, en el presente trabajo se analizaron los patrones espaciales y temporales de la deforestación en Riosucio y Río Quito del periodo 2015-2025 y se evaluó el efecto de la presencia de vías, las áreas de explotación minera de oro de aluvión, los centros urbanos, las áreas previamente deforestadas, los cuerpos de agua, los ríos, la pendiente del terreno y las áreas protegidas en la deforestación. Aunque el efecto de dichos factores ha sido evaluado en estudios anteriores a escala nacional y regional (Armenteras

et al., 2013; Fagua *et al.*, 2019; Anaya *et al.*, 2020; González-González *et al.*, 2021), su comportamiento a nivel local es incierto, ya que las relaciones entre los patrones y los procesos espaciales pueden variar dependiendo de la escala del análisis (Turner, 1989; Turner *et al.*, 1989; Wu, 2004; Šímová & Gduvolá, 2012). Dadas las actividades antrópicas que ocasionan la deforestación en estos municipios, nuestra hipótesis de trabajo es que la variable con mayor incidencia en la deforestación en Riosucio sería la proximidad de áreas previamente deforestadas, en tanto que en Río Quito lo sería la proximidad de áreas de explotación minera de oro de aluvión (DANE, 2018^a; Anaya *et al.*, 2020; UNODC, 2022). Además, proyectamos que el área deforestada aumentará entre el 2020 y el 2025 debido a la categorización de estos municipios como pertenecientes a núcleos de deforestación.

Materiales y métodos

Área de estudio

El área de estudio incluyó los municipios de Riosucio y Río Quito, ubicados en el norte y centro del departamento del Chocó, respectivamente (Figura 1). Riosucio se localiza en la zona del bajo río Atrato conocida como el Darién chochoano (CLOPAD, 2011); tiene

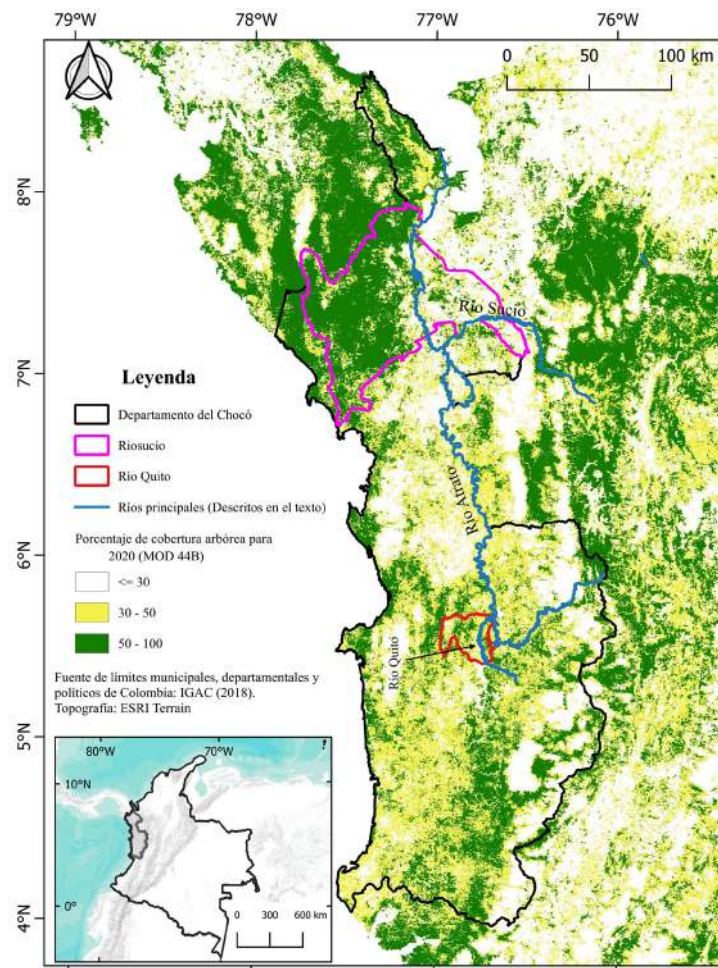


Figura 1. Localización del área de estudio, municipios de Riosucio y Río Quito, y cobertura arbórea para el año 2020 del producto MOD44B VCF (*Vegetation Continuous Fields*) de MODIS con una resolución espacial de 250 m (DiMiceli *et al.*, 2015). Los valores de cobertura arbórea > 30 % representan la cobertura de bosque de acuerdo con la definición de Hansen *et al.* (2013) y se presentan como contexto regional.

7.046 km² de área, 4 m s.n.m. de elevación promedio, 28 °C de temperatura media y una precipitación media anual de 7.774 mm (CLOPAD, 2011). Su población es de 28.000 habitantes, con una densidad poblacional de 4 habitantes/km² y un índice de pobreza multidimensional de 70,9 %; sus actividades económicas principales son la explotación agrícola, forestal y pecuaria (DANE, 2018a, 2018b). Las áreas protegidas más cercanas a Riosucio son los parques nacionales naturales de Los Katíos, Paramillo y Las Orquídeas.

El municipio de Río Quito se encuentra en la zona alta del río Atrato, tiene una extensión de 700 km² y una elevación promedio de 45 m s.n.m. (Alcaldía de Río Quito, 2018). Su población es de 9.292 habitantes, con una densidad poblacional de 12,81 habitantes/km² y un índice de pobreza multidimensional de 66,8 %; las actividades económicas predominantes son la minería ilegal de oro de aluvi6n, la agricultura, la pesca y la explotaci6n maderera (DANE, 2018a, 2018b). Las 6reas protegidas m6s cercanas a R6o Quito son los parques nacionales naturales de Utr6a y Tatam6. All6, la extracci6n ilegal de oro se hace con maquinaria en tierra (retroexcavadoras) que provoca cambios en el paisaje circundante tales como alteraciones en los cuerpos de agua, deforestaci6n y afloramiento de suelos por degradaci6n de la cobertura vegetal (UNODC, 2022).

Variaci6n espacial y temporal de la deforestaci6n

Esta se estim6 a partir de los datos anuales de la *Global Forest Change* (GFC) (Hansen *et al.*, 2013) sobre la cobertura del bosque entre el 2000 y el 2021, registrados a partir de las im6genes de Landsat TM/ETM+/OLI, y que ya se han empleado en estudios sobre la deforestaci6n en la regi6n de inter6s (Fagua & Ramsey, 2019; Anaya *et al.*, 2020). En nuestro an6lisis usamos los datos de p6rdida de bosque (*forest loss*) entre el 2015 y el 2020 de forma que coincidieran temporalmente con las otras variables consideradas para modelar el cambio de cobertura del bosque.

Los datos de la base de datos del GFC se tomaron de su portal en Internet (Hansen *et al.*, 2013), restringi6ndolos a los l6mites municipales seleccionados, para obtener la extensi6n del 6rea deforestada en cada a6o entre el 2015 y el 2020. Estos datos evidenciaron la p6rdida de bosque, es decir, puntos en donde la cobertura de bosque disminuy6 a menos del 30 %, con una resoluci6n espacial de 30 m en el Ecuador (Hansen *et al.*, 2013). Posteriormente, se calcul6 el porcentaje anual deforestado en relaci6n con el 6rea total de cada municipio (Ecuaci6n 1):

$$\% \text{ deforestado del 6rea del municipio} = \frac{\text{6rea deforestada}}{\text{6rea total del municipio}} \times 100 \quad (1)$$

A partir de esta base de datos tambi6n se crearon los mapas de entrada para el modelo de Dinamica EGO (*Environment for Geoprocessing Objects*).

Generaci6n de variables predictoras

Se generaron las variables espaciales para las zonas de estudio determinadas en estudios previos como relevantes para la deforestaci6n (Armenteras *et al.*, 2013; Fagua *et al.*, 2019; Gonz6lez-Gonz6lez *et al.*, 2021). De todas estas variables, excepto la pendiente y las 6reas previamente deforestadas, se generaron mapas de distancia euclidiana con una resoluci6n de 30 m coincidente con la de los r6ster de elevaci6n y 6reas deforestadas (Tabla 1). Las 6reas deforestadas funcionaron como variable din6mica y de respuesta en el modelo, ya que fueron actualizadas en cada a6o considerado (Soares-Filho *et al.*, 2009).

Para incluir los efectos de las variables predictoras, incluso si se encontraban por fuera del municipio, se estableci6 una zona adicional de 30 km a partir del l6mite municipal. Se usaron datos de libre acceso, en su mayor6a de fuentes gubernamentales (Tabla 1) (Figura S1, <https://raccefnyn.co/index.php/raccefnyn/article/view/1961/3655>), excepto los relacionados con v6as y drenajes. En el caso de las v6as, se usaron fuentes oficiales (IGAC, 2018; INVIAS, 2020), as6 como no oficiales (HOTOSM, 2022), ya que las v6as secundarias y terciarias no estaban completamente cubiertas en la cartograf6a oficial. En el caso de los r6os, se us6 la base de datos Global River Database (Lehner & Grill, 2013), ya que los drenajes

Tabla 1. Principales características de las variables predictoras y de respuesta para el análisis de deforestación

Variable	Escala/ resolución	Formato	Fuente ¹	Variable derivada ³
Vías primarias	1:25.000	Vector	IGAC (2018), INVIAS (2020), HOTOSM (2022)	Distancia
Vías secundarias	1:25.000	Vector	HOTOSM (2022)	Distancia
Áreas de EVOA	1:25.000	Vector	MinEnergía (2020)	Distancia
Centros urbanos	-	Vector	IGAC (2018)	Distancia
Cuerpos de agua ²	30 m	Vector	IGAC (2018)	Distancia
Ríos	1:25.000	Vector	Lehner & Grill (2013)	Distancia
Modelo de elevación digital	30 m	Ráster	USGS (2018)	Pendiente
Áreas protegidas	1:25.000	Vector	IGAC (2020)	Distancia
Áreas deforestadas	30 m	Ráster	Hansen et al. (2013)	Variable dinámica y de respuesta

¹ IGAC: Instituto Geográfico Agustín Codazzi, HOTOSM: *Humanitarian Open Street Map*, USGS: *United States Geological Survey*, MinEnergía: Ministerio de Minas y Energía

² Incluyen ciénagas, lagunas, pantanos, madre viejas y otros cuerpos de agua registrados en la base de datos del IGAC (2018).

³ Las variables derivadas de distancia representan la distancia en metros desde cada píxel hasta el elemento respectivo más cercano (por ejemplo, hasta la vía primaria más cercana).

consignados en la cartografía oficial presentaban errores de topología, por ejemplo, la falta de conexión entre segmentos. Por último, se usó la variable de áreas de explotación de oro de aluvión (EVOA) reportadas en lugar de los títulos mineros (**González-González et al., 2021**), pues su existencia no necesariamente indica actividad minera.

El procesamiento de datos espaciales se hizo con el programa QGIS v. 3.22.7 (**QGIS Development Team, 2022**). Antes de ejecutar el modelo en Dinámica EGO se comprobó la independencia de las variables predictoras mediante un análisis de correlación paramétrica a partir de los resultados de los coeficientes de Cramer y de probabilidad conjunta de la información (**Bonham-Carter, 1994**) (**Tabla S1**, <https://raccefyfyn.co/index.php/raccefyfyn/article/view/1961/3655>).

Modelo Dinamica EGO

Se empleó el modelo Dinamica EGO v. 7.3.0 (**Dinamica EGO Development team, 2022**) para modelar el efecto de las variables predictoras en la deforestación. El procedimiento de ejecución del modelo fue modificado a partir de la guía propuesta por **Soares-Filho et al. (2009)** para los modelos de deforestación en ecosistemas tropicales (**González-González et al., 2021; Maeda et al., 2011; Piontekowski et al., 2019**), proceso que incluye los siguientes pasos (**Figura 2**):

1. Cálculo de la matriz de cambio de uso y cobertura del suelo (*Land Use Land Cover*, LULC) considerando únicamente dos usos: forestado y deforestado. Según **Soares-Filho et al. (2009)**, la matriz de cambio cuantifica la transformación de un sistema en un periodo de tiempo dado mediante la fórmula (**Soares-Filho et al., 2002**):

$$P^t = HV^t H^{-1} \quad (2),$$

donde H es la matriz que resulta de la tabulación de los mapas iniciales y finales, H^{-1} es la matriz transpuesta, P^t es la probabilidad de transición, V son los valores propios

(*eigenvalues*) de P^t y t es el periodo discreto de los mapas de paisaje. Aquí aplicamos la matriz de transición para obtener los cambios en mapas de deforestación entre el 2015 y el 2020 a partir de los datos de pérdida de bosque del GFC (Hansen *et al.*, 2013).

2. Cálculo de los pesos de evidencia (*Weights of Evidence*, WoE). La probabilidad de transición se determinó con el método de pesos de evidencia (Soares-Filho *et al.*, 2009), el cual requiere de variables espacialmente explícitas en forma de mapas de distancia euclidiana que se categorizan en Dinámica EGO estableciendo rangos de valores cuyo efecto se calcula de manera independiente. La magnitud del peso de evidencia determina qué tanto incide una variable en la deforestación asumiendo que los valores positivos favorecen la deforestación y los negativos la retardan. Por último, si los pesos de evidencia son cercanos a cero, la variable no ejerce influencia significativa en la deforestación. En nuestro caso, para determinar la distancia hasta la cual una variable favorecía o retardaba la deforestación, se seleccionó el valor de distancia en que se presentaba un cambio de pesos positivos a negativos, o viceversa, de tal manera que este se interpretara como umbral (Soares-Filho *et al.*, 2009). No se tuvieron en cuenta las variaciones por debajo de la resolución espacial de los mapas de variables (30 m).
3. Calibración de los parámetros internos. La simulación de cambios en LULC se hizo mediante un proceso de autómatas celulares partiendo de dos funciones de probabilidad de transición: *Expander* y *Patcher*. La función *Expander* se usa para analizar la expansión o contracción de parches antiguos con una cierta clase de patrón de LULC, mientras que la función *Patcher* sirve para generar o formar nuevos parches (Soares-Filho *et al.*, 2002). Ambas funciones consideran métricas espaciales, como el tamaño del parche promedio y la varianza y la isometría de área, que son calibradas para reproducir fielmente los patrones del paisaje (González-González *et al.*, 2021) (Tabla S2, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>). Estos parámetros se definieron a partir de los archivos ráster de entrada del modelo para cada municipio (Tabla S2, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>).
4. Validación del modelo. En este paso se usa una función de decaimiento como parte del procedimiento de cálculo de la similitud recíproca. El método compara el mapa simulado con el real y mediante la función exponencial de decaimiento se compara el estado de la celda simulada y el de la observada en diferentes tamaños de ventana (es decir, 3x3 celdas, 5x5 celdas, etc.). En este proceso sólo es necesario evaluar la idoneidad del modelo en relación con los lugares de cambios (Soares-Filho *et al.*, 2009) en los que los valores superiores a 0,5 (50 %) sugieren una gran similitud (Nascimento *et al.*, 2019; Soares-Filho *et al.*, 2002). Los resultados del mapa simulado se verificaron a partir del gráfico de la curva ROC y su área bajo la curva (*area under curve*, AUC), la cual muestra la relación entre la razón de aquellos píxeles modelados como falsos eventos (píxeles que fueron deforestados en la simulación, pero que en el mapa real corresponden a bosque), y aquellos modelados correctamente (píxeles que fueron deforestados tanto en la simulación como en el mapa real) (Mas *et al.*, 2013). La medida del área bajo la curva (AUC) en un análisis ROC permite determinar la consistencia del modelo: las áreas mayores a 0,5 indican que este es significativamente mejor que un modelo aleatorio (Mas *et al.*, 2013).
5. Proyección de las dinámicas de deforestación hasta 2025. Se hizo una proyección a 5 años tomando como punto de partida el mapa real de deforestación del 2020 y empleando los pesos de evidencia y las métricas obtenidas en los pasos anteriores. Además, se realizaron 100 simulaciones para cada municipio con el fin de obtener su porcentaje de coincidencia (es decir, el número de veces que un píxel aparecía deforestado), dividido entre el total de simulaciones (100). Cabe anotar que las áreas deforestadas para el 2025 se calcularon con base en los píxeles que fueron simulados como deforestados en más de la mitad de las 100 simulaciones (es decir, con un porcentaje de coincidencia superior al 50 %).

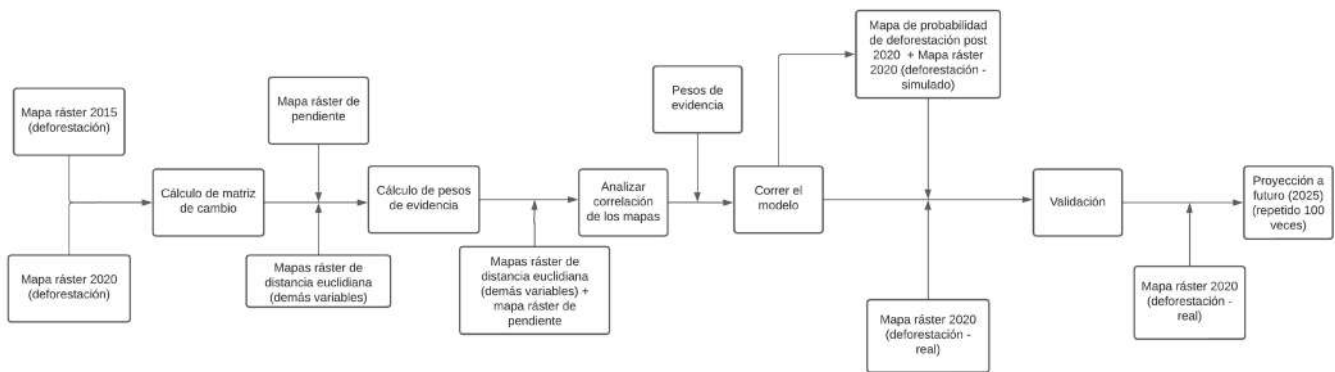


Figura 2. Pasos esquemáticos para modelar la deforestación en Dinámica EGO a partir de las variables seleccionadas

Resultados

Variación espacial y temporal de la deforestación

En Riosucio, los datos del GFC (**Hansen et al.**, 2013) indicaron que el área deforestada anual tuvo una variación entre un valor mínimo de 1.288,8 ha en el 2015 y uno máximo de 11.301,4 ha en el 2016, en tanto que en todo el periodo (2015-2020) sumó 28.573,5 ha (**Figura 3**). Entre el 2015 y el 2020 la tasa promedio anual de deforestación fue de 4.762 ha/año (**Figura 3**), lo que equivale a una pérdida promedio anual de bosque de 0,7 % y una pérdida total de 3,8 %. En ese periodo las áreas deforestadas se ubicaban predominantemente en la margen oriental del río Atrato, en el límite entre áreas de bosque y sin bosque (**Figura 4**); en comparación, la margen occidental del río Atrato aparecía dominada por una cobertura de bosque con áreas deforestadas dispersas (**Figura 4**). Se observó un aumento significativo de áreas deforestadas en ambas márgenes del río Atrato, particularmente en la occidental (**Figura 4**).

En Río Quito la extensión de área deforestada anual varió entre un mínimo de 7,6 ha en el 2020 y un máximo de 159,1 ha en el 2017, con una pérdida total de 516 ha entre el 2015 y el 2020 (**Figura 3**). La tasa promedio anual de deforestación para dicho periodo fue de 86 ha/año, lo que equivale a 0,11 % al año, arrojando una pérdida total de 0,74 % de la superficie boscosa del municipio. En el 2015, el municipio estaba cubierto casi totalmente por bosque (**Figura 4**); en ese año, la deforestación ocurrió principalmente a lo largo del río Quito, patrón que persistió durante el periodo 2015-2020 (**Figura 4**).

Efecto de las variables predictoras en la deforestación

Los resultados del modelo Dinámica EGO señalan que las distancias cortas de áreas previamente deforestadas y cuerpos de agua y ríos, así como las pendientes bajas, favorecieron la deforestación en ambos municipios, tal como lo indican los pesos de evidencia positivos (**Tabla 2**) (**Figura S2**, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>). Por ejemplo, en Riosucio las distancias menores a 0,57 km de cuerpos de agua favorecieron la deforestación, mientras que este valor fue de 1,89 km en Río Quito (**Tabla 2**). Por otro lado, hay variables cuyo efecto fue opuesto en cada municipio, es el caso de las vías primarias y secundarias y los centros urbanos, cuyas cortas distancias retardaron la deforestación en Riosucio, pero la favorecieron en Río Quito (**Tabla 2**) (**Figura S2**, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>). Una muestra de ello es que las distancias de vías primarias menores a 22,8 km retardaron la deforestación en Riosucio, mientras que las menores de 4,92 km de vías primarias favorecieron la deforestación en Río Quito (**Tabla 2**). Por último, el único factor que retardó la deforestación en ambos municipios fue la corta distancia de las áreas protegidas (**Tabla 2**).

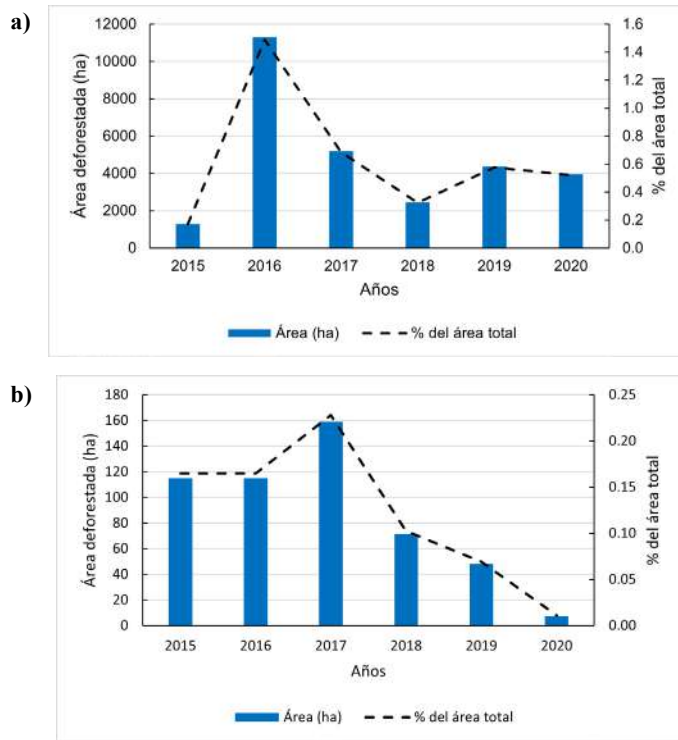


Figura 3. Área deforestada anual para el periodo 2015-2020 y su porcentaje con respecto al área total del municipio: a) Riosucio, b) Río Quito. Valores obtenidos a partir del conjunto de datos de GFC (Hansen *et al.*, 2013).

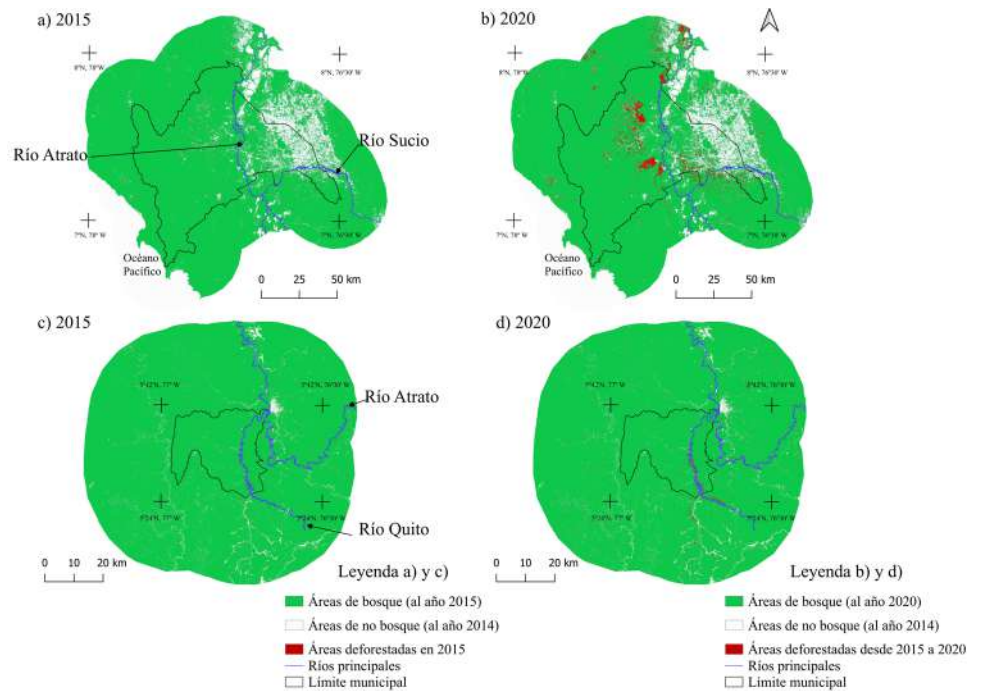


Figura 4. Mapas de las áreas de bosque, no bosque y áreas deforestadas en Riosucio, años 2015 y 2020 (a y b) y Río Quito, años 2015 y 2020 (c y d). Datos de GFC (Hansen *et al.*, 2013). Estos mapas se usaron como los mapas iniciales en el modelo Dinámica EGO.

Tabla 2. Resumen de los pesos de evidencia de las variables predictoras. Los números corresponden al umbral que ejerce efecto en la deforestación, expresado en las unidades de la variable. Los valores indican si la variable retarda (**en negrilla**) o favorece (sin negrilla) la deforestación. Por ejemplo, en Riosucio las distancias <1,71 km de áreas deforestadas favorecieron la deforestación, mientras que las distancias < 22,8 km de las vías primarias la retardaron.

Municipio	Distancia a (Km)								Grados
	Áreas deforestadas	Vías primarias	Vías secundarias	Cuerpos de agua	Ríos	Centros urbanos	Áreas protegidas	Áreas de EVOA	
Riosucio	1,71	22,8	0,12	0,57	3,63	2,28	0,66	12,42	7
Río Quito	2,31	4,92	5,49	1,89	1,2	3	6,6	0,06	6

En Riosucio, los cuerpos de agua constituyeron la variable que promovió la deforestación a distancias más cortas (< 0,57 km), seguida de las áreas previamente deforestadas (< 1,71 km), los ríos (< 3,63 km) y, por último, las áreas de EVOA (<12,42 km) (**Figura S2**, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>).

En Río Quito, las áreas de EVOA fueron el factor que más favoreció la deforestación en distancias cortas (<0,06 km), seguidas de los ríos (<1,2 km), los cuerpos de agua (<1,89 km), las áreas previamente deforestadas (<2,31 km), la cercanía a centros urbanos (<3 km) y vías primarias (<4,92 km) y, por último, a las vías secundarias (<5,49 km) (**Figura S2**, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>).

Verificación del modelo

La comparación de los mapas de deforestación simulados con los reales del año 2020 indicó que en Riosucio se alcanzó una similitud de 50,2 % para una ventana de 11×11 píxeles (165 m de resolución), en tanto que en Río Quito se alcanzó una similitud de 40 % para una ventana de 35×35 píxeles (525 m de resolución) (**Figura 5**). Estos valores de similitud tuvieron incrementos marginales por encima de las resoluciones mencionadas.

En cuanto a los patrones espaciales, la comparación entre los mapas reales y los simulados evidenció que el modelo tuvo una mayor precisión en áreas donde la deforestación cubría una mayor extensión o estaba cerca a áreas previamente deforestadas (**Figura 6A, B**), mientras que la precisión fue menor en áreas de deforestación dispersa que cubrían una extensión menor (**Figura 6C**).

En el caso de las curvas ROC, se obtuvo que el área bajo la curva (AUC) fue de 0,79 para Riosucio y de 0,78 para Río Quito, siendo ambas significativamente mayores a las áreas que arrojarían modelos aleatorios (**Figura 7**).

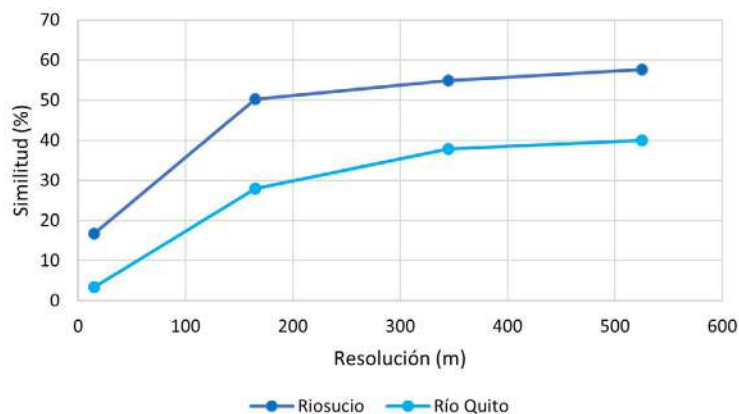


Figura 5. Porcentaje de similitud en función de la resolución espacial en los mapas simulados y reales de 2020 de Riosucio y Río Quito

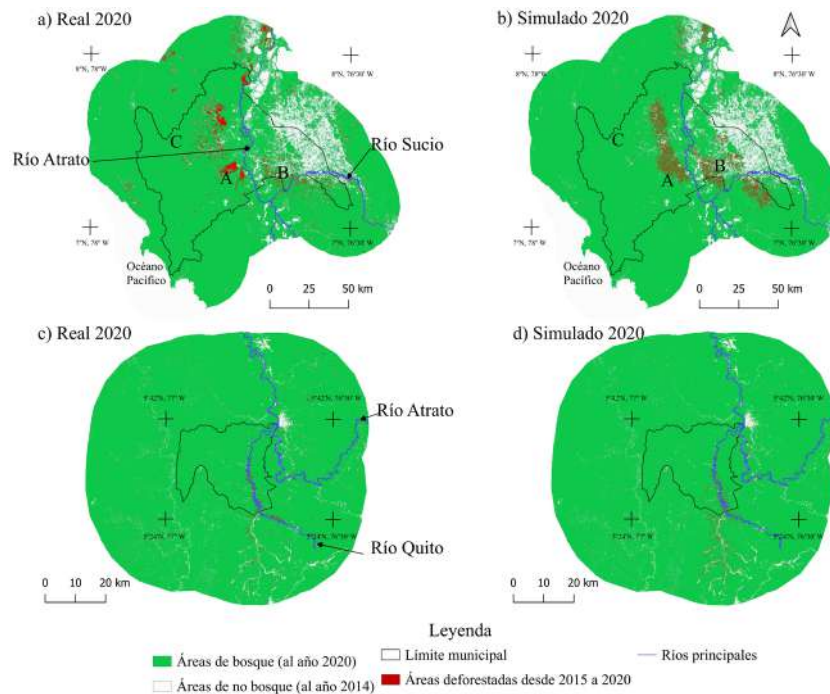


Figura 6. Comparación espacial de los mapas de deforestación reales y simulados: **a)** Mapa real de Riosucio 2020. **b)** Mapa simulado de Riosucio 2020. **c)** Mapa real de Río Quito 2020. **d)** Mapa simulado de Río Quito 2020. Los mapas reales se generaron con datos de GFC (Hansen *et al.*, 2013) y los simulados con el modelo Dinamica EGO.

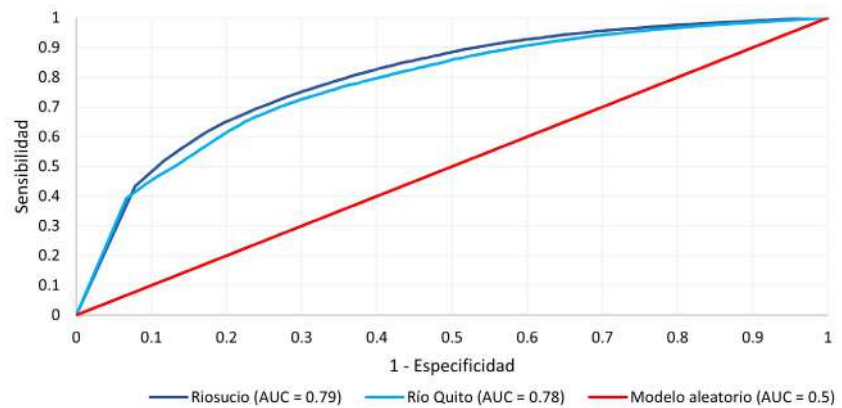


Figura 7. Curva ROC obtenida a partir de la comparación de la probabilidad de deforestación posterior al 2020 comparada con la observada entre 2015 y 2020 en ambos municipios usando 100 intervalos y el método de incremento de igual probabilidad

Simulación del escenario de tendencia de la deforestación

Los resultados indicaron que para el periodo 2020-2025, se deforestarían en Riosucio 29.639,6 ha, superando en 886,11 ha (+3,1 %) lo deforestado entre 2015 y 2020 (28.753,50 ha). En Río Quito, por su parte, se deforestarían 553,7 ha, superando en 37,66 ha (+7,3 %) lo deforestado entre 2015 y 2020 (516,02ha) (Figura 8). Es importante anotar que estas áreas se calcularon con base en los píxeles simulados como deforestados en más de la mitad de las 100 simulaciones, es decir, aquellos con un porcentaje de coincidencia superior al 50 % (Figura 8).

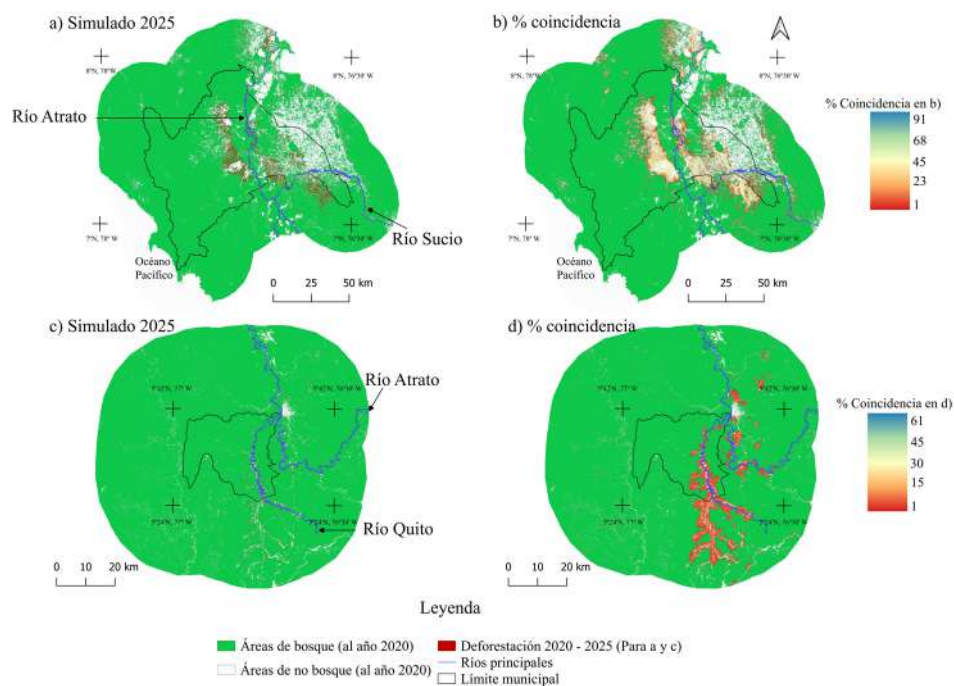


Figura 8. Simulación de la deforestación para el año 2025 en **a)** Riosucio y **c)** Río Quito, y porcentaje de coincidencia para 100 simulaciones en **b)** Riosucio y **d)** Río Quito. En **a)** y **c)** el área deforestada está representada por píxeles con un porcentaje de coincidencia > 50 %. En **b)** y **d)** el porcentaje de coincidencia se indica para cada píxel simulado como deforestado en al menos una simulación, por ejemplo, un píxel con un valor de coincidencia de 50 % indica que en 50 de 100 simulaciones se lo simuló como deforestado.

Los patrones espaciales de la deforestación simulada para el año 2025 indicaron que en Riosucio la deforestación se presentará predominantemente hacia la margen occidental del río Atrato y en la margen sur del río Sucio, zonas donde se observó la mayor deforestación entre el 2015 y el 2020 (**Figuras 4 y 8**). Por su parte, en Río Quito las áreas deforestadas simuladas para el 2025 siguieron el curso del río principal del municipio, tal como se comportó espacialmente la deforestación entre el 2015 y el 2020. Sin embargo, se evidenció un aumento en las áreas deforestadas en zonas más alejadas del río (**Figuras 4 y 8**).

La consistencia en la predicción de la deforestación registró valores entre 1 y 91 % en Riosucio, y entre 1 y 61 % en Río Quito (**Figura 8**). Los porcentajes más altos se presentaron cerca de las áreas previamente deforestadas y disminuyeron gradualmente a medida que aumentaba dicha distancia (**Figura 8**).

Discusión

Variación espacial y temporal de la deforestación en el contexto nacional y regional

La comparación del área deforestada anual en cada municipio y la de nivel nacional evidenció que el máximo en Río Quito ocurrió en el mismo año (2017) en que se dio a nivel nacional (**Global Forest Watch, 2022**), en tanto que las dinámicas anuales de Riosucio no coincidieron con las nacionales, excepto para el valor mínimo dentro del periodo considerado, que se registró en el año 2015 (**Figura 9a**).

Por el otro lado, la comparación del área deforestada municipal con la departamental (Chocó) reflejó un comportamiento similar en el municipio de Riosucio (**Figura 9b**). Además, se observó que en ambos municipios, así como a nivel departamental (**Figuras 3 y 9b**), se dió una disminución de la deforestación en el 2018, coincidente con la puesta

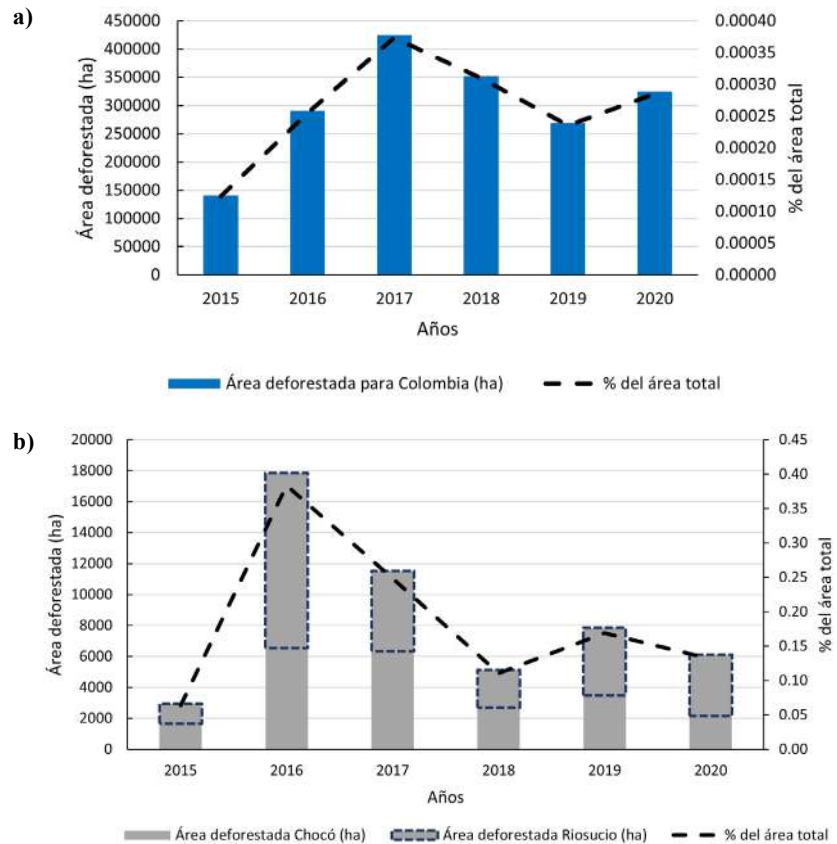


Figura 9. Área deforestada anual y su porcentaje con respecto a la superficie total para **a)** Colombia y **b)** el departamento del Chocó, incluido el municipio de Riosucio (**Global Forest Watch, 2022**)

en marcha de una operación militar en contra de la minería ilegal en este departamento (**Semana, 2019**). Además, es notorio que en los años 2016, 2019 y 2020, el área deforestada en Riosucio superó la de todos los otros municipios del departamento.

Los datos sobre el área deforestada obtenidos del GFC (**Hansen et al., 2013**) confirmaron la relevancia del municipio de Riosucio dentro del panorama nacional de deforestación (**IDEAM, 2021**), con una tasa promedio anual de 0,7 %, superior a la tasa nacional reportada para periodos anteriores (0,62 % entre 1990 y 2005) y a la registrada en Suramérica (0,45 % entre 1990 y 2010) (**Armenteras et al., 2013**). En términos generales, ambos municipios presentan las características descritas por **Armenteras et al. (2013)** para los núcleos de deforestación a nivel nacional, es decir, bosques en tierras planas, altos índices de pobreza y una economía ilícita, específicamente la extracción ilegal de madera en Riosucio y la minería ilegal de oro de aluvión en Río Quito (**IDEAM, 2018**). Por último, se resalta el papel preponderante que ha jugado Riosucio en la dinámica de deforestación en Chocó, pues representó el 55 % de la deforestación del departamento durante el periodo de estudio.

En cuanto a la interpretación de las dinámicas de deforestación en Riosucio, **Armenteras et al. (2011)** indican que una extensión considerable de la deforestación en el país se presenta en las áreas de transición entre regiones biogeográficas, en este caso, entre la región Andina y la del Pacífico. Según estos autores, las posibles razones incluyen cambios en las condiciones geográficas y socioeconómicas en estas áreas de transición. Asimismo, **Rodríguez et al. (2013)** indican que estas áreas de transición se han caracterizado históricamente por conflictos sociopolíticos en los que la concentración de tierras permite obtener cierto control político y económico, propiciando la remoción ilegal

de cobertura vegetal. Río Quito, por otra parte, se encuentra en el centro de la región del Pacífico, por lo que la deforestación allí obedece a procesos diferentes relacionados con las actividades extractivas de minería de oro de aluvión (IDEAM, 2018).

En el departamento del Chocó han sido insuficientes los esfuerzos encaminados a disminuir las áreas deforestadas, sobre todo en la zona norte, donde se encuentra localizado Riosucio (El Tiempo, 2022). En este sentido, el documento del Consejo Nacional de Política Económica y Social (CONPES 4021 de 2020) (Departamento Nacional de Planeación, 2020) plantea que la lucha contra la deforestación en el Chocó pasa por la legalización de los títulos mineros para así ejercer control sobre su operación y el cumplimiento de los acuerdos nacionales de regulación de productos agrícolas, especialmente el Pacto Intersectorial por la Madera Legal en Colombia, como forma de combatir esta problemática en la zona norte del departamento.

Efecto de las variables predictoras en la deforestación

Los resultados obtenidos muestran diferencias en el efecto de las variables consideradas a escala local, comparados con los hallazgos a nivel regional. Las variables promotoras de la deforestación a nivel regional incluyen la cercanía de áreas previamente deforestadas, vías y centros urbanos, además de las bajas pendientes, en tanto que a nivel local este efecto sólo se da con respecto a la cercanía de áreas previamente deforestadas y las bajas pendientes (Tabla 2). El efecto de las demás variables difiere entre Riosucio y Río Quito. Por otro lado, a nivel regional la cercanía a áreas con títulos mineros y a ríos ha tenido un efecto de contención de la deforestación (González-González *et al.*, 2021), mientras que en nuestro caso dicha cercanía tuvo un efecto favorecedor en los dos municipios (Tabla 2).

En los municipios considerados la deforestación funciona como un mecanismo de retroalimentación positiva, ya que las áreas cercanas a zonas previamente deforestadas presentan una mayor probabilidad de deforestación. Sin embargo, el umbral de influencia de esta variable en los dos municipios fue menor que en la región del Pacífico, donde la influencia de las áreas previamente deforestadas se extendió hasta 5 km (González-González *et al.*, 2021), mientras que en nuestro análisis no superó los 2,5 km (Tabla 2), lo que sugiere que las áreas deforestadas en Riosucio y Río Quito se encuentran menos dispersas que en otros municipios de la región.

En cuanto a la pendiente, se observó que en ambos municipios las bajas pendientes favorecieron la deforestación (Figura S3, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>) (Tabla 2). Este mismo comportamiento se ha observado en otras áreas tropicales de la zona Chocó – Darién y en casi todas las regiones del país, y se le ha relacionado con la facilidad de acceso a los mercados y la cercanía a las vías de transporte principales, que en esta región son los ríos (Sandel & Svenning, 2013; Fagua & Ramsey, 2019). El valor de la pendiente hasta el cual se favorece la deforestación en los dos municipios analizados es similar al reportado en la región Pacífico. El hecho de que en Riosucio la pendiente que favorece la deforestación sea de un grado mayor puede deberse a que en zonas de pendientes relativamente mayores hay ausencia de inundaciones, lo que favorecería las actividades agrícolas de expansión de la frontera agrícola (González-González *et al.*, 2021).

Nuestros resultados en áreas protegidas coinciden con algunos estudios que señalan la importancia de estas áreas como un factor que retarda la deforestación (Nolte *et al.*, 2013; Barber *et al.*, 2014; Butsic *et al.*, 2015). Otros estudios, sin embargo, muestran efectos más complejos. Por ejemplo, Armenteras *et al.* (2011) indican que, a nivel nacional, los municipios con áreas protegidas presentan una mayor tasa de deforestación que aquellos que no las tienen, y lo relacionan con una mayor densidad de la vegetación. En estudios en diferentes áreas del Amazonas (Barber *et al.*, 2014) y de Colombia (Clerici *et al.*, 2020) se ha encontrado que, aunque la deforestación se restringe dentro de las áreas protegidas, esta se desplaza a zonas externas, como se observó en Riosucio, donde hay áreas protegidas dentro del municipio y cerca de las áreas deforestadas (Figura S4, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>).

En cuanto al efecto de las áreas urbanas, en Riosucio su cercanía ha retardado la deforestación, en tanto que en las zonas rurales se ha acentuado. Lo contrario sucede en Río Quito, donde los centros urbanos están cerca de la principal vía de transporte del municipio, el río Quito, y de las áreas deforestadas (**Figura S5**, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>). Al comparar el comportamiento de estas variables con el de la región del Pacífico (**González-González et al.**, 2021), se observa que a nivel regional el área de influencia de los centros urbanos es de 28 km, siendo considerablemente mayor a la registrada por nosotros (<3 km) (**Tabla 2**).

Los ríos y cuerpos de agua favorecen la deforestación en Riosucio y Río Quito (**Tabla 2**) (**Figuras S6 y S7**, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>). La cercanía de los cuerpos de agua fue la variable que más favoreció la deforestación en Riosucio, por encima de la distancia a áreas previamente deforestadas planteada en nuestra hipótesis. En el caso de Río Quito, las áreas deforestadas siguieron los cursos de los ríos, sobre todo el río Quito (**Figuras S6 y S7**, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>), patrón que se asocia con la presencia de minería ilegal de oro de aluvión, restringida a dicho río (**IDEAM**, 2018), y concuerda con los hallazgos de **Barber et al.** (2014) y **Dos Reis et al.** (2021), quienes afirman que la mayor deforestación del bosque amazónico se presenta en zonas cercanas a los ríos. Sin embargo, la cercanía de los ríos y su efecto en la deforestación difiere en la región del Pacífico (**González-González et al.**, 2021), ya que allí la retarda hasta una distancia de 4,5 km, en tanto que en nuestro caso la promueve hasta una distancia máxima de 3,63 km (**Tabla 2**).

Se ha reportado repetidamente que las vías, ya sean principales, secundarias, o de otro orden, son agentes favorecedores de la deforestación en distintas regiones del mundo (**Nelson & Hellerstein**, 1997; **Barber et al.**, 2014; **Kleinschroth & Healey**, 2017; **Fagua & Ramsey**, 2019). Los resultados en Riosucio indican un efecto de contención que se explicaría por la poca presencia de vías principales y secundarias (**Figuras S8 y S9**, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>). Por el contrario, en Río Quito encontramos un efecto favorecedor, dado que las zonas deforestadas están relativamente cerca de las vías (**Figuras S8 y S9**, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>). Debe mencionarse que de haber contado con datos de las vías veredales, el efecto de esta variable habría sido muy diferente, ya que su número es mayor que el de las vías primarias y secundarias.

En cuanto a las áreas de explotación de oro de aluvión (EVOA), nuestros resultados indican que estas favorecieron la deforestación, particularmente en Río Quito, donde constituyó la variable más importante (**Tabla 2**), lo que confirma la hipótesis planteada para este municipio y es contrario a lo encontrado en el estudio de **González-González et al.** (2021) en la región del Pacífico, donde han servido para retardar la deforestación, aunque allí se tuvieron en cuenta los títulos mineros, que pueden abarcar zonas sin extracción minera. Por su parte, **Anaya et al.** (2020) reportan que en esta región la deforestación entre el 2001 y el 2018 se vio muy condicionada por el comportamiento de la minería de oro de aluvión. En Riosucio hay áreas deforestadas cerca y lejos de las zonas de explotación minera ilegal (**Figura S10**, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>), razón por la cual el umbral de distancia es relativamente alto (12,4 km) (**Tabla 2**). Por último, en Río Quito las áreas deforestadas se asocian con zonas en las que se ha reportado extracción de oro de aluvión, lo que explica el corto umbral de distancia encontrado (0,06 km) (**Tabla 2**) (**Figura S10**, <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>).

Escenario futuro de la deforestación

Nuestro escenario de deforestación indica un aumento del área deforestada para el periodo 2020-2025 comparado con el de 2015-2020, lo que confirma nuestra hipótesis. Las zonas deforestadas en el 2025 se localizarían a lo largo de los ríos Atrato y Sucio en Riosucio, particularmente la margen occidental del río Atrato, en tanto que en Río Quito se concentrarían a lo largo del río Quito, comportamiento que intensificaría las tasas de migración del río y la erosión en sus orillas (**Micheli et al.**, 2004). Por su parte, **González-González**

et al. (2021) proponen que en el 2030 y el 2050, Riosucio seguirá siendo un núcleo de la deforestación en el país, específicamente en su zona noroccidental y en la cercanía del río Sucio, muy similar a lo que se espera para el 2025. En ese mismo estudio se proyecta que en Río Quito la deforestación se presentaría en zonas dispersas del municipio sin convertirse en un punto importante de concentración de la deforestación en el país. Las diferencias entre ese estudio y el nuestro pueden deberse a la escala de análisis de las variables predictoras (nacional *Vs.* local), así como a las diferencias en su definición, especialmente en lo concerniente a la minería (títulos mineros *Vs.* EVOA), y a la mayor proyección a futuro en el primero de los estudios.

Los porcentajes de coincidencia en Riosucio resultaron ser mayores a los reportados en Río Quito, lo que estaría relacionado con la mayor cantidad de píxeles deforestados aislados en Río Quito, en comparación con Riosucio, donde la deforestación se concentra en áreas más extensas (**Figura 4**). No obstante, la simulación a futuro es estimativa y, por lo tanto, todos los píxeles deforestados por lo menos en una iteración proporcionan un indicio de cómo se comportaría la pérdida de bosque en el año proyectado (**Soares-Filho et al.**, 2009).

Limitaciones y consideraciones

La aproximación usada en nuestro análisis presenta diversas limitaciones relacionadas con la naturaleza dinámica de los factores que inciden en la deforestación. Específicamente, las actividades antrópicas relacionadas con la deforestación varían tanto espacial como temporalmente. Por ejemplo, en la región del Pacífico las actividades antrópicas que han favorecido la deforestación se vinculan con la extracción maderera y la minería ilegal (**Vélez et al.**, 2020), que ha recurrido a la tala selectiva durante décadas, pero que también ha sido objeto de presiones relacionadas con proyectos de biocombustibles y palma aceitera (**Borja & Moreno**, 2009; **Janssen & Rutz**, 2011) típicas de economías emergentes y oportunidades de desarrollo que influyen en la deforestación, y que también modifican las variables utilizadas en este estudio. Por ello es importante anotar que las relaciones entre factores y deforestación halladas aplican únicamente para el periodo considerado. También sería recomendable incluir otras variables relacionadas con las economías ilegales que inciden en la deforestación, tales como la presencia de cultivos ilícitos y la posible expropiación de tierras (**Clerici et al.**, 2016; **Salazar et al.**, 2018; **Anaya et al.**, 2020).

Es posible afirmar que tanto los resultados de la función de decaimiento como el área bajo la curva ROC indican que el modelo para Riosucio es ligeramente más preciso que el modelo para Río Quito, pues el área bajo la curva es mayor y la ventana en la que se alcanza un porcentaje de similitud de 50 % es menor. En cuanto a la proyección a escenarios futuros, sería recomendable considerar políticas de mitigación de la deforestación, como la implementación de rutas para el desarrollo rural propuestas en el acuerdo de paz con las FARC y utilizadas en simulaciones que muestran cómo se reducirían las tasas de deforestación en el país (**González-González et al.**, 2021), así como el efecto de la legalización y la creación de títulos mineros (CONPES 4021 de 2020) (**DNP**, 2020).

Conclusiones

Nuestro análisis indica que, en los municipios de Riosucio y Río Quito la cercanía de áreas previamente deforestadas, de extracción de oro de aluvión, de cuerpos de agua y de ríos, así como las pendientes bajas, favorecen la deforestación. Se encontraron diferencias en cuanto al efecto de las vías primarias y secundarias y de los centros urbanos, lo que se explica por las actividades antrópicas que causan la deforestación en los dos municipios. Nuestros resultados confirman la presencia de un núcleo de deforestación significativo por su extensión en Riosucio, así como el efecto de las áreas de explotación de oro de aluvión en la deforestación de Río Quito.

Se resalta la necesidad de evaluaciones a escala local que permitan detectar diferencias en los efectos y umbrales de ciertas variables con respecto a lo encontrado a nivel regional y nacional (**Armenteras et al.**, 2013; **Fagua et al.**, 2019; **Anaya et al.**, 2020; **González-**

González et al., 2021). Comparado con estos estudios regionales, aquí encontramos diferencias en el efecto de las áreas de minería y de los ríos en ambos municipios, y de las vías y centros urbanos en Riosucio, así como umbrales de distancia distintos para todas las variables analizadas.

Nuestro análisis resalta, además, el papel de las áreas protegidas como una variable que retarda la deforestación en ambos municipios. Esto es particularmente relevante dada su ubicación dentro de la cuenca del río Atrato, que constituye un punto de biodiversidad excepcional (**Palacios-Torres et al.**, 2019). Se destaca la necesidad de aumentar las áreas protegidas en Riosucio y de reforzar las medidas de protección de las existentes, ya que se ha reportado deforestación en su interior (**Domínguez**, 2011). Por otro lado, la mitigación de la deforestación en Río Quito debe considerar, necesariamente, la minería de oro de aluvión, dado el efecto favorecedor de esta variable, así como la alta asociación espacial entre esta y la deforestación.

Información suplementaria

Ver la información suplementaria en <https://raccefyn.co/index.php/raccefyn/article/view/1961/3655>

Agradecimientos

Los autores agradecen a Andrés González, por su asesoría en la utilización del programa Dinamica EGO y Cristina Vélez, por la aclaración de conceptos asociados con la titulación minera, así como a los evaluadores anónimos de la Revista de la Academia Colombiana de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales, cuyos comentarios permitieron mejorar el documento.

Contribución de los autores

JR: conceptualización, metodología, edición y análisis de datos; generación y validación del modelo; escritura y edición del manuscrito. NH y JCR: conceptualización, metodología y revisión del manuscrito.

Conflicto de intereses

Los autores manifiestan no tener ningún conflicto de intereses relacionado con el desarrollo y la autoría del presente documento.

Referencias

- Alcaldía de Río Quito.** (2018). *Información general del municipio. Río Quito, Chocó*. <https://www.rioquito-choco.gov.co/tema/municipio>
- Anaya, J., Gutiérrez-Vélez, V., Pacheco-Pascagaza, A., Palomino-Ángel, S., Han, N., Balzter, H.** (2020). Drivers of forest loss in a megadiverse hotspot on the Pacific Coast of Colombia. *Remote Sensing*, 12(8), 1235.
- Armenteras, D., Cabrera, E., Rodríguez, N., Retana, J.** (2013). National and Regional Determinants of Tropical Deforestation in Colombia. *Regional Environmental Change*, 13(6), 1181-1193.
- Armenteras, D., Rodríguez, N., Retana, J., Morales, M.** (2011). Understanding Deforestation in Montane and Lowland Forests of the Colombian Andes. *Regional Environmental Change*, 11(3), 693-705.
- Barber, C., Cochrane, M., Souza Jr, C., Laurance, W.** (2014). Roads, Deforestation, and the Mitigating Effect of Protected Areas in the Amazon. *Biological Conservation*, 177, 203-209.
- Bonham-Carter, G.** (1994). *Geographic Information Systems for Geoscientists: Modeling with GIS*. Elsevier.
- Borja, T. & Moreno, G.** (2009). Evaluación interdimensional de impactos ambientales sobre la dimensión física ocasionados por cultivos de palma aceitera y la ganadería extensiva en la selva húmeda tropical del Bajo Atrato, Chocó, Colombia. *Gestión y Ambiente*, 12(3), 37-47.
- Butsic, V., Baumann, M., Shortland, A., Walker, S., Kuemmerle, T.** (2015). Conservation and conflict in the Democratic Republic of Congo: The impacts of warfare, mining, and protected areas on deforestation. *Biological Conservation*, 191, 266-273.

- Caicedo, E.** (septiembre, 23, 2022). La deforestación (in)visible del Chocó que la comunidad afro intenta frenar. *El Tiempo*. <https://www.eltiempo.com/vida/medio-ambiente/deforestacion-en-el-choco-y-la-lucha-de-las-comunidades-para-frenarla-704481>
- Chaves, M., Gómez, S., Ramírez, W., C. Solano.** (Eds.) (2021). *Evaluación Nacional de Biodiversidad y Servicios Ecosistémicos de Colombia. Resumen para Tomadores de Decisión*. Instituto de Investigación de Recursos Biológicos Alexander von Humboldt, Programa de Naciones Unidas para el Desarrollo y el Centro Mundial de Monitoreo para la Conservación del Programa de las Naciones Unidas para el Medio Ambiente, Ministerio Federal de Medio Ambiente, Conservación de la Naturaleza y Seguridad Nuclear de la República Federal de Alemania. Bogotá DC, Colombia.
- Clerici, N., Armenteras, D., Kareiva, P., Botero, R., Ramírez-Delgado, J. P., Forero-Medina, G., Ochoa, J., Pedraza, C., Schneider, L., Lora, C., Gómez, C., Linares, M., Hirashiki, C., Biggs, D.** (2020). Deforestation in Colombian protected areas increased during post-conflict periods. *Scientific Reports*, 10(1), 4971.
- Clerici, N., Richardson, J., Escobedo, F., Posada, J., Linares, M., Sanchez, A., Vargas, J.** (2016). Colombia: Dealing in conservation. *Science*, 354(6309), 190-190.
- CLOPAD.** (2011). *Documento de caracterización general de escenarios de riesgo del municipio de Riosucio*. http://201.130.16.43/bitstream/handle/20.500.11762/28500/Caracterizacion_RiosucioChoco_2011.pdf?sequence=2&isAllowed=y
- Corporación Autónoma Regional del Chocó (CODECHOCÓ).** (2022). *Causas de la deforestación en el Chocó*. CODECHOCÓ.
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística, DANE.** (2018a). *Censo Nacional de Población y Vivienda [en línea]*. Colombia. DANE.
- Departamento Administrativo Nacional de Estadística, DANE.** (2018b). *Medida de pobreza multidimensional municipal de fuente censal 2018*. Colombia. DANE.
- Departamento Nacional de Planeación.** (2020). Documento CONPES 4021 de 2020 (Consejo Nacional de Política Económica y Social - CONPES). Política Nacional Para el Control de la Deforestación y la Gestión Sostenible de los Bosques. DNP.
- DiMiceli, C., Carroll, M., Sohlberg, R., Kim, D., Kelly, M., Townshend, J.** (2015). *MOD44B MODIS/Terra Vegetation Continuous Fields Yearly L3 Global 250m SIN Grid V006* [Data set]. NASA EOSDIS Land Processes DAAC. <https://doi.org/10.5067/MODIS/MOD44B.006>
- Dinamica EGO.** (2022). *Dinamica EGO*. <https://csr.ufmg.br/dinamica/>
- Domínguez, J.** (2011). Transformación físico-espacial de los paisajes boscosos del sector sur del Parque Nacional Natural los Katíos (1989-2010). *Perspectiva Geográfica: Revista del Programa de Estudios de Posgrado en Geografía*, 16, 31-54.
- Dos Reis, M., de Alencastro Graça, P., Yanai, A., Ramos, C., Fearnside, P.** (2021). Forest fires and deforestation in the central Amazon: Effects of landscape and climate on spatial and temporal dynamics. *Journal of Environmental Management*, 288, 112310.
- Fagua, J., Baggio, J., Ramsey, R.** (2019). Drivers of forest cover changes in the Chocó-Darien Global Ecoregion of South America. *Ecosphere*, 10(3), e02648.
- Fagua, J., y Ramsey, R.** (2019). Geospatial modeling of land cover change in the Chocó-Darien global ecoregion of South America; One of most biodiverse and rainy areas in the world. *PLoS One*, 14(2), e0211324.
- Food and Agriculture Organization of the United Nations.** Forestry Department (Rome). (2020). *Global forest resources assessment 2010: Main report*. Food and Agriculture Organization of the United Nations.
- Global Forest Watch** (2022). *Deforested areas by year of Colombia and Chocó (2020)*. <https://www.globalforestwatch.org/dashboards/country/COL/?category=undefined>
- González-González, A., Villegas, J., Clerici, N., Salazar, J.** (2021). Spatial-Temporal Dynamics of Deforestation and its Drivers Indicate Need for Locally-Adapted Environmental Governance in Colombia. *Ecological Indicators*, 126, 1-12.
- Guimbertau, M., Ciais, P., Ducharne, A., Boisier, J. P., Dutra Aguiar, A. P., Biemans, H., ... Verbeeck, H.** (2017). Impacts of future deforestation and climate change on the hydrology of the Amazon Basin: a multi-model analysis with a new set of land-cover change scenarios. *Hydrology and Earth System Sciences*, 21(3), 1455-1475.
- Hansen, M. C., Potapov, P. V., Moore, R., Hancher, M., Turubanova, S. A., Tyukavina, A., Thau, D., Stehman, S. V., Goetz, S. J., Loveland, T. R., Kommareddy, A., Egorov, A., Chini, L., Justice, C. O., Townshend, J. R.** (2013). High-Resolution Global Maps of 21st Century Forest Cover Change. *Science*, 342, 850-53. <http://earthenginepartners.appspot.com/science-2013-global-forest>

- Humanitarian Open Street Map (HOTOSM).** (2022). Colombia Roads. <https://www.hotosm.org/>
- IDEAM.** (2021). *Resultados del Monitoreo Deforestación: Año 2020 y primer trimestre 2021*. IDEAM.
- IDEAM.** (2020). *Resultados del Monitoreo de la Deforestación 2019*. IDEAM.
- IDEAM.** (2018). *Resultados del Monitoreo de la Deforestación 2017*. IDEAM.
- IDEAM.** (2016). *Informe del Estado del Ambiente y de los Recursos Naturales Renovables*. IDEAM.
- Instituto Geográfico Agustín Codazzi, IGAC.** (2020). *Áreas protegidas de Colombia*. GEOPORTAL. <https://www.colombiaenmapas.gov.co/>
- Instituto Geográfico Agustín Codazzi, IGAC.** (2018). *Datos Abiertos Cartografía y Geografía*. GEOPORTAL. <https://www.colombiaenmapas.gov.co/>
- INVIAS.** (2020). Mapa de carreteras. Instituto Nacional de Vías. <https://inviasopendata-invias.opendata.arcgis.com/>
- Janssen, R. & Rutz, D.** (2011). Sustainability of Biofuels in Latin America: Risks and Opportunities. *Energy Policy*, 39(10), 5717-5725.
- Kissinger, G. M., Herold, M., De Sy, V.** (2012). Drivers of deforestation and forest degradation: a synthesis report for REDD+ policymakers. Lexeme Consulting. <https://www.cifor.org/knowledge/publication/5167/>
- Kleinschroth, F. & Healey, J.** (2017). Impacts of logging roads on tropical forests. *Biotropica*, 49, 620-635.
- Lehner, B. & Grill, G.** (2013). Global River Hydrography and Network Routing: Baseline Data and New Approaches to Study the World's Large River Systems. *Hydrological Processes*, 27, 1099-1085. <https://doi.org/10.1002/hyp.9740>
- Maeda, E., De Almeida, C., de Carvalho Ximenes, A., Formaggio, A., Shimabukuro, Y., Pellikka, P.** (2011). Dynamic Modelling of Forest Conversion: Simulation of Past and Future Scenarios of Rural Activities Expansion in the Fringes of the Xingu National Park, Brazilian Amazon. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 13(3), 435-446.
- Mas, J., Filho, B., Pontius Jr, R., Gutiérrez, M., Rodrigues, H.** (2013). A suite of tools for ROC analysis of spatial models. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2(3), 869-887.
- Micheli, E., Kirchner, J., Larsen, E.** (2004). Quantifying the effect of riparian forest versus agricultural vegetation on river meander migration rates, Central Sacramento River, California, USA. *River Research and Applications*, 20(5), 537-548.
- Ministerio de Energía.** (2020). Áreas de Explotación de Oro de Aluvión (EVOA) hasta el año 2020. Informe interno.
- Nascimento, N., West, T., Biber-Freudenberger, L., Sousa-Neto, E., Ometto, J., Börner, J.,** (2019). A Bayesian network approach to modelling land-use decisions under environmental policy incentives in the Brazilian Amazon. *J. Land Use Sci.* 15, 127-141. <https://doi.org/10.1080/1747423X.2019.1709223>
- Nelson, G. & Hellerstein, D.** (1997). Do Roads Cause Deforestation? Using Satellite Images in Econometric Analysis of Land Use. *American Journal of Agricultural Economics*, 79(1), 80-88.
- Nolte, C., Agrawal, A., Silvius, K., Soares-Filho, B.** (2013). Governance regime and location influence avoided deforestation success of protected areas in the Brazilian Amazon. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 110(13), 4956-4961.
- Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito (UNODC) y Gobierno de Colombia.** (2022). Colombia, Explotación de oro de aluvión: Evidencias a partir de percepción remota - 2021. https://www.unodc.org/documents/colombia/2021/Julio/EVOA_2020_Web.pdf
- Palacios-Torres, Y., de la Rosa, J., Olivero-Verbel, J.** (2019). Trace elements in sediments and fish from Atrato River: An ecosystem with legal rights impacted by gold mining at the Colombian Pacific. *Environmental Pollution*, 113290.
- Piontekowski, V., Ribeiro, F., Matricardi, E., Lustosa Junior, I. M., Bussinguer, A., Gatto, A.** (2019). Modeling deforestation in the State of Rondonia. *Floresta e Ambiente*, 26, e20180441.
- Powers, R. & Jetz, W.** (2019). Global habitat loss and extinction risk of terrestrial vertebrates under future land-use-change scenarios. *Nature Climate Change*, 9, 323-329.
- QGIS.org** (2022). *QGIS Geographic Information System*. QGIS Association. <http://www.qgis.org>
- Rodríguez, N., Armenteras-Pascual, D., Alumbros, J.** (2013). Land Use and Land Cover Change in the Colombian Andes: Dynamics and Future Scenarios. *Journal of Land Use Science*, 8 (2), 154-174.
- Rudel, T., Defries, R., Asner, G., Laurance, W.** (2006). Shrinking Tropical Forests, Human Agents of Change, and Conservation Policy. *Conservation Biology*, 20(6), 1604-1609.

- Salazar, A., Sánchez, A., Villegas, J., Salazar, J., Carrascal, D., Sitch, S., Restrepo, J., Poveda, G., Feeley, K., Mercado, L., Arias, P., Sierra, C., del Uribe, M., Rendón, A., Pérez, J., Tortarolo, G., Mercado-Bettin, D., Posada, J., Zhuang, Q., Dukes, J.,** (2018). The ecology of peace: preparing Colombia for new political and planetary climates. *Frontiers in Ecology and the Environment*, 16(9), 525-531.
- Salazar, J., Villegas, J., Rendón, A., Rodríguez, E., Hoyos, I., Mercado-Bettin, D., Poveda, G.** (2018). Scaling properties reveal regulation of river flows in the Amazon through a “forest reservoir”. *Hydrology and Earth System Sciences*, 22(3), 1735-1748.
- Sandel, B. & Svenning, J.** (2013). Human impacts drive a global topographic signature in tree cover. *Nature Communications*, 4(1), 2474.
- Redacción Semana.** (marzo 21, 2019). Luchan contra la minería ilegal en Chocó. *Semana*. <https://sostenibilidad.semana.com/medio-ambiente/articulo/luchan-contra-la-mineria-ilegal-en-choco/43440>.
- Šimová, P. & Gdulová, K.** (2012). Landscape indices behavior: A review of scale effects. *Applied Geography*, 34, 385-394.
- Soares-Filho, B., Cerqueira, G. Pennachin, C.** (2002). DINAMICA—A Stochastic Cellular Automata Model Designed to Simulate the Landscape Dynamics in an Amazonian Colonization Frontier. *Ecological Modelling*, 154(3), 217-235. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00059-5](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00059-5)
- Soares-Filho, B., Rodrigues, H., Costa, W.** (2009). *Modeling Environmental Dynamics with Dinamica EGO*. Centro de Sensoriamento Remoto. Universidade Federal de Minas Gerais.
- Turner, M.** (1989). Landscape ecology: the effect of pattern on process. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 20(1), 171-197.
- Turner, M., O'Neill, R., Gardner, R., Milne, B.** (1989). Effects of changing spatial scale on the analysis of landscape pattern. *Landscape Ecology*, 3, 153-162.
- United States Geological Survey (USGS).** (2018). *USGS EROS Archive - Digital Elevation - Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) 1 Arc-Second Global*. <https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-digital-elevation-shuttle-radar-topography-mission-srtm-1>
- Vélez, M., Robalino, J., Cárdenas, J., Paz, A., Pacay, E.** (2020). Is Collective Titling Enough to Protect Forests? Evidence From Afro-descendant Communities in the Colombian Pacific Region. *World Development*, 128, 104837.
- Winkler, K., Fuchs, R., Rounsevell, M., Herold, M.** (2021). Global land use changes are four times greater than previously estimated. *Nature Communications*, 12(1), 1-10.
- Wu, J.** (2004). Effects of changing scale on landscape pattern analysis: scaling relations. *Landscape Ecology*, 19, 125-138.
- Yu, W.** (2017). The Consequences of Tropical Deforestation. *The Aggie Transcript*.