



ANÁLISIS Y PREDICCIÓN DEL CAMBIO DE USO Y COBERTURA DE SUELO EN EL CORREDOR DE CONECTIVIDAD LLANGANATES-SANGAY PARA 2030

ANALYSIS AND PREDICTION OF LAND USE/LAND COVER CHANGE IN THE LLANGANATES-SANGAY CONNECTIVITY CORRIDOR BY 2030

Luis Jaramillo^{1,2} , Andrea Mancheno Herrera^{1,6} , Adriana Guzmán^{*3,4,6}  y
Juan Gabriel Mollocana Lara^{*5} 

¹World Wildlife Fund (WWF) Ecuador, Código Postal 170517, Quito, Ecuador.

²Nippon Koei Latin America- Caribbean Co. Ltd., Código Postal 170526, Quito, Ecuador.

³Facultad de Recursos Naturales. Escuela Superior Politécnica de Chimborazo ESPOCH, Código Postal EC060155, Riobamba, Ecuador.

⁴Centro de Estudios Integrales de Dinámica Exógena CEIDE. Universidad Nacional de La Plata, Código Postal 1900, La Plata, Argentina.

⁵Grupo de Investigación Ambiental en el Desarrollo Sustentable GIADES, Ingeniería Ambiental. Universidad Politécnica Salesiana UPS, Quito, 170702, Ecuador.

⁶Red de Investigación del Corredor Ecológico Llanganates Sangay.

*Autor para correspondencia: catalina.guzman@epoch.edu.ec, jmollocana@ups.edu.ec

Manuscrito recibido el 1 de octubre de 2024. Aceptado, tras revisión el 14 de febrero de 2025. Publicado el 1 de marzo de 2025.

Resumen

Este estudio analiza las tendencias de cambio de uso y cobertura del suelo (LULC) en el Corredor de Conectividad Llanganates-Sangay (CELS) durante el período 2018-2022 y predice tendencias hasta 2030. Los mapas de LULC de MapBiomas revelan tasas anuales de cambio (2018-2022) de -0,37%/año (-1147,33 ha) para Formación de Bosque, -1,17%/año (-30,01 ha) para Formaciones Naturales No Boscosas, 2,21%/año (906,19 ha) para Áreas de Agricultura y Ganadería, 8,50%/año (250,84 ha) para Áreas sin Vegetación y 0,17%/año (30,31 ha) para Cuerpos de Agua. La mayor tasa de cambio anual dentro de Formación de Bosque, -0,58%/año (-990,35 ha), ocurre en áreas no protegidas. Las proyecciones para 2030 se realizaron utilizando la herramienta MOLUSCE, que combina una Red Neuronal Artificial (ANN) con simulaciones de Autómatas Celulares. La ANN fue entrenada con cinco variables explicatorias y mapas de LULC de 2018 y 2020, logrando un error de entrenamiento de 8,46%. La precisión predictiva se evaluó comparando el mapa simulado de LULC para 2022 con el mapa de MapBiomas 2022, obteniendo un coeficiente Kappa de 0,95, lo que indica una excelente precisión. Además, las simulaciones de LULC para 2022-2030 predicen tasas anuales de cambio de -0,27%/año (-1628,97 ha) para Formación de Bosque, -1,39%/año (-63,49 ha) para Formaciones Naturales No Boscosas, 1,92%/año (1778,26 ha) para Áreas de Agricultura y Ganadería, 0,97%/año (30,38 ha) para Áreas No Vegetadas y 0,63%/año (-146,18 ha) para Cuerpos de Agua. Los resultados sugieren que las tasas anuales

de deforestación se mantendrán bajas y que las áreas protegidas tendrán menos deforestación que las áreas que no están protegidas.

Palabras clave: Deforestación, CELS, MOLUSCE, cambios de cobertura y uso de suelo.

Abstract

This paper analyses Land Use and Land Cover (LULC) change trends in the Llanganates-Sangay Connectivity Corridor (CELS) from 2018 to 2022 and predicts trends through 2030. MapBiomass LULC maps reveals annual change rates (2018–2022) of -0.37%/year (-1147.33 ha) for Forest Formation, -1.17%/year (-30.01 ha) for Non-Forest Natural Formation, 2.21%/year (906.19 ha) for Agriculture and Livestock Areas, 8.50%/year (250.84 ha) for Non-Vegetated Areas, and 0.17%/year (30.31 ha) for Water Bodies. The higher annual change rate inside Forest Formation is -0.58%/year (-990.35 ha) occurring in areas not designated under any conservation status. Projections for 2030 were made using the MOLUSCE tool, combining an Artificial Neural Network (ANN) model with Cellular Automata simulations. The ANN model was trained on five explanatory variables and LULC maps from 2018 and 2020, achieving a training error of 8.46%. Predictive accuracy was assessed by comparing the simulated 2022 LULC map with the 2022 MapBiomass map, resulting in a Kappa coefficient of 0.95, indicating excellent predictive accuracy. Additionally, LULC simulations from 2022 to 2030 predict annual rates of change of -0.27%/year (-1628.97 ha) for Forest Formation, -1.39%/year (-63.49 ha) for Non-Forest Natural Formation, 1.92%/year (1778.26 ha) for Agriculture and Livestock Areas, 0.97%/year (30.38 ha) for Non-Vegetated Areas, and 0.63%/year (-146.18 ha) for Water Bodies. The findings show that annual rates of deforestation will remain low and protected areas will have less deforestation than non-protected areas.

Keywords: Deforestation, CELS, MOLUSCE, LULC changes.

Forma sugerida de citar: Jaramillo, L., Mancheno Herrera, A., Guzmán, A. y Mollocana Lara, J.G. (2025). Análisis y predicción del cambio de uso y cobertura de suelo en el Corredor de Conectividad Llanganates-Sangay para 2030. *La Granja: Revista de Ciencias de la Vida*. Vol. 41(1):11-32. <https://doi.org/10.17163/lgr.n41.2025.01>.

IDs Orcid:

Luis Jonathan Jaramillo Coronel: <https://orcid.org/0000-0002-3127-9855>
Andrea Cecilia Mancheno Herrera: <https://orcid.org/0009-0000-5525-1665>
Adriana Catalina Guzmán Guaraca: <https://orcid.org/0000-0003-0473-2041>
Juan Gabriel Mollocana Lara: <https://orcid.org/0000-0002-2430-8400>

1 Introducción

Ecuador es reconocido mundialmente como uno de los 13 países más biodiversos del mundo, pero enfrenta una amenaza creciente, ya que entre 1990 y 2000 el país perdió el 15% de su área de bosques nativos, alcanzando una de las tasas de deforestación más altas en América Latina (Rivas et al., 2024). Esta dinámica afecta principalmente a la Amazonía, considerada una de las regiones más biodiversas del planeta (Mainville et al., 2006). La pérdida de bosques compromete la capacidad del país para mantener el calentamiento global por debajo de los 1,5°C, dado que esta región almacena entre 367 y 733 Gt de CO₂ en su vegetación y suelos (Vergara et al., 2022).

La deforestación y el cambio de uso del suelo han provocado una acelerada fragmentación de las áreas de vegetación natural en los Andes y la Amazonía ecuatoriana. Entre 1990 y 2018, las zonas más afectadas han sido las áreas de amortiguamiento de las zonas protegidas, donde se perdió el 25,5% de su cobertura en los alrededores (Kleemann et al., 2022). Estas dinámicas comprometen la efectividad de las estrategias de conservación, incluso en áreas con altos niveles de protección. La fragmentación afecta la provisión de servicios ecosistémicos esenciales, como la regulación hídrica, el almacenamiento de carbono y la conservación de la biodiversidad. En este contexto, se considera crucial implementar medidas integrales que incluyan la conservación de los bosques y el manejo sostenible de las áreas de amortiguamiento (Vergara et al., 2022).

En la actualidad, herramientas basadas en la teledetección y la inteligencia artificial permiten avanzar en el análisis y la predicción de cambios en el uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés), tanto en el espacio como en el tiempo. Técnicas de clasificación como el Random Forest (RF) y las Support Vector Machines (SVM) han demostrado alta precisión en la generación de mapas de uso y cobertura del suelo, facilitando la observación y el análisis de los procesos de deforestación y transformación de LULC (Admas, 2024; Elagouz et al., 2020; Lukas et al., 2023; Tikuye et al., 2023).

En este estudio también utilizamos el complemento de QGIS MOLUSCE (Modules for Land Use Change Evaluation), que combina datos espaciales

y temporales con técnicas avanzadas de modelado, como autómatas celulares (CA) y redes neuronales artificiales (ANN). Esta herramienta permite simular y predecir cambios en el uso y la cobertura del suelo. MOLUSCE ha demostrado su efectividad en diversos contextos (Muhammad et al., 2022; Talukdar et al., 2020).

El Corredor de Conectividad Llanganates-Sangay (CELS) es un vínculo ecológico crítico que conecta el Parque Nacional Llanganates en el norte, el Parque Nacional Sangay en el sur y varias áreas de conservación reconocidas bajo diversos esquemas dentro de sus límites. El CELS abarca un ecotono significativo que conecta las tierras altas andinas con la cuenca amazónica y desempeña un papel fundamental en la preservación de los ecosistemas únicos de la región (Ríos-Alvear et al., 2024). En esta área se ha desarrollado investigación científica relevante durante más de 150 años, obteniendo resultados importantes como la identificación de 178 especies de orquídeas y cerca de 200 especies de plantas endémicas, superando incluso a las Islas Galápagos en diversidad botánica (Jost, 2004). Además, alberga casi 700 especies de aves y 285 especies de reptiles y anfibios, superando los registros del Parque Nacional Yasuní (INABIO et al., 2023). Sin embargo, las actividades humanas han transformado esta zona. Por ejemplo, los procesos de colonización tardía en ciudades como Baños y Puyo, impulsados por asentamientos humanos y actividades económicas como el turismo y la agricultura, han influido significativamente en los cambios de uso del suelo en la región, llevando a la conversión de áreas naturales en espacios agrícolas y urbanos (Herrera and Rodríguez, 2016). La deforestación y el cambio en LULC han incrementado la fragmentación del paisaje y reducido significativamente la conectividad de los ecosistemas, poniendo en riesgo la supervivencia de especies y la provisión de servicios ecosistémicos (Reyes-Puig et al., 2023).

Este estudio tiene como objetivo determinar los cambios en el uso y la cobertura del suelo en el Corredor de Conectividad Llanganates-Sangay (CELS) entre 2018 y 2022, y proyectar tendencias hasta 2030 utilizando la herramienta MOLUSCE. Se centra en cuantificar la pérdida de cobertura forestal durante el período de análisis y prever escenarios futuros de cambio en LULC, basándose en los cambios registrados entre 2018 y 2022.

2 Materiales y Métodos

2.1 Área de estudio

El Corredor de Conectividad Llanganates-Sangay (CELS) abarca las provincias de Tungurahua, Pastaza y Morona Santiago (Figura 1) y comprende una extensión de 92,148 hectáreas (Viteri-Basso et al., 2024). Este corredor actúa como un enlace ecológico que conecta el Parque Nacional Llanganates en el norte con el Parque Nacional Sangay en el sur, constituyendo una zona clave de transición entre los Andes orientales y la Amazonía occidental. En 2002, esta área fue designada como un “Regalo para la Tierra” por el WWF, en reconocimiento a su importancia global para la biodiversidad. El CELS fue oficialmente reconocido como un Corredor de Conectividad en 2023 por el Ministerio del Ambiente y

Recursos Naturales de Ecuador (Ríos-Alvear et al., 2024).

El CELS tiene una altitud que varía entre los 760 y los 3812 metros sobre el nivel del mar y posee un clima tropical lluvioso (Viteri-Basso et al., 2024), con una precipitación anual que oscila entre los 2500 y los 5500 mm, y temperaturas que fluctúan entre los 9 y los 22°C. Estas variaciones climáticas y altitudinales favorecen la formación de hábitats que promueven una biodiversidad excepcional (Gaglio et al., 2017; Ríos-Alvear et al., 2024). Esta área desempeña un papel fundamental en la provisión de recursos hídricos para las cuencas de los ríos Pastaza y Napo, los cuales son esenciales para las comunidades locales, las actividades agrícolas y turísticas, así como para la generación de energía hidroeléctrica (Gaglio et al., 2017).

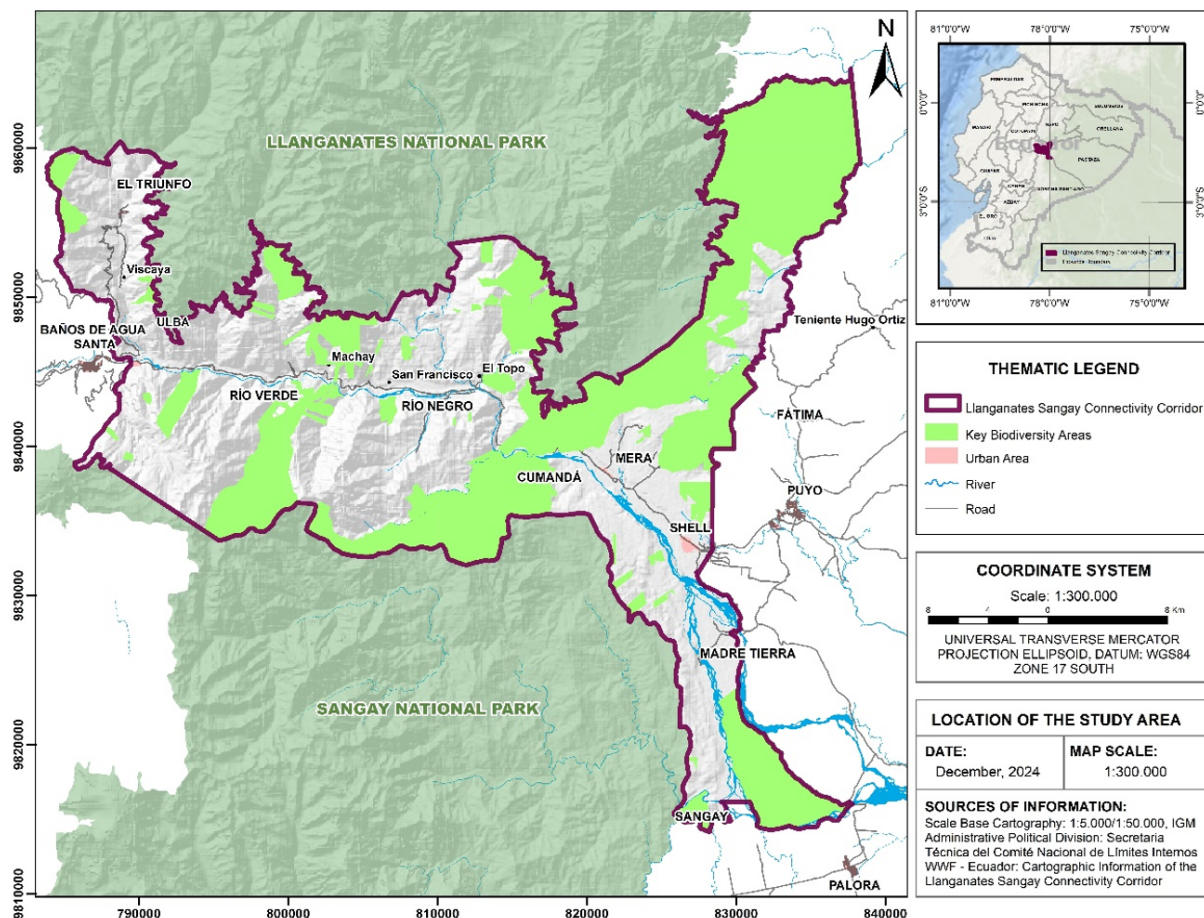


Figura 1. Mapa de localización del CELS.

Las principales actividades económicas en esta área incluyen la agricultura, la ganadería, el turismo, la piscicultura y la producción de madera. Aunque estas actividades son fundamentales para la economía local, han tenido un impacto significativo en los ecosistemas, generando deforestación y fragmentación de hábitats (Delgado Fernández et al., 2023). Durante las últimas dos décadas, se han implementado diversas iniciativas de conservación en esta región, lideradas por organizaciones locales, nacionales e internacionales, como la Fundación EcoMinga, los gobiernos locales, el Ministerio del Ambiente, Agua y Transición Ecológica de Ecuador (MAATE), el WWF, entre otros. Las iniciativas de turismo del CELS se pueden encontrar en el geoportail <https://geocels-upsq.hub.arcgis.com/>

Las estrategias de conservación han incluido, por ejemplo, el establecimiento de zonas protegidas reconocidas oficialmente, la gestión de zonas de conservación privada no reconocidas oficialmente pero designadas para la conservación de ecosistemas, y la colaboración con las comunidades locales para promover prácticas de gestión sostenible de la tierra. Esto último incluye el apoyo a la adopción de prácticas agroecológicas para evitar la degradación del suelo, mantener la fertilidad y frenar la expansión de la frontera agrícola (Anelo et al., 2024). Además, se ha impulsado el turismo basado en la naturaleza como estrategia de desarrollo sostenible para mejorar los medios de vida locales y preservar al mismo tiempo los ecosistemas naturales. A pesar de estos esfuerzos, persiste la necesidad de integrar de manera más efectiva a las comunidades locales en estrategias de manejo sostenible que logren un equilibrio entre el desarrollo socioeconómico y la conservación ambiental (Alvarado, 2020; Anelo et al., 2024).

2.2 Recolección de datos

La imagen satelital es fundamental para el monitoreo de precipitaciones, deforestación, cambios en el uso del suelo y los impactos ambientales (Perea-Ardila et al., 2021). Sin embargo, la alta cobertura de nubes en la Amazonía ecuatoriana, ubicada dentro de la zona de convergencia intertropical, limita la disponibilidad de datos espaciales (Heredia-R et al., 2021). Para abordar este desafío, se seleccionó la Colección 1.0 de *MapBiomass* (MapBiomass, 2024), debido a su amplia cobertura temporal (1985–2022) y su capacidad para evitar una categoría de cobertura nubosa que ocupa cerca del 10% del CELS en otros conjuntos de datos. Esto permite una mejor diferenciación entre las clases de uso y cobertura del suelo.

La Colección 1.0 de *MapBiomass* proporciona mapas anuales de uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés) para Ecuador, con una resolución de 30 metros. Estos mapas se generan mediante clasificación supervisada utilizando el algoritmo Random Forest, aplicado a nivel de píxel sobre mosaicos de imágenes satelitales de las series Landsat 4, 5, 7, 8 y 9. Además, utiliza una leyenda estandarizada adaptada específicamente a la cobertura del suelo de Ecuador, dividiendo el territorio en cinco categorías principales: Formación Forestal, Formación Natural No Forestal, Áreas de Agricultura y Ganadería, Áreas No Vegetadas y Cuerpos de Agua (Tabla 1). Los bosques naturales se incluyen en la categoría de Formación Forestal, mientras que las plantaciones forestales, incluyendo la silvicultura, se clasifican como Áreas de Agricultura y Ganadería. Para obtener definiciones detalladas de las categorías de LULC, consulte Borja et al. (2023).

Tabla 1. Categorías de uso y cobertura del suelo.

N°	Categorías	Uso de suelo
1	Formación Forestal	Bosque, bosque abierto, manglar y bosque inundable.
2	Formación Natural No Forestal	Humedal no forestal, pastizal, afloramiento rocoso, otras formaciones no forestales
3	Zonas Agrícolas y Ganaderas	Silvicultura, Mosaico de tierras de cultivo y pastos
4	Área No Vegetada	Minería, zonas urbanas, otras zonas sin vegetación
5	Cuerpos de Agua	Ríos, lagos, glaciares, acuicultura

2.3 Análisis y predicción del cambio LULC para 2030

Para alcanzar los objetivos de este estudio, se obtuvieron mapas de uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés) correspondientes al período 2018–2022 desde la plataforma MapBiomias, y se generaron variables explicativas relevantes relacionadas con los cambios en LULC utilizando fuentes oficiales de datos. Los mapas de LULC de 2018 a 2022 se emplearon para realizar el análisis de cambios en LULC. Además, los mapas de LULC de 2018, 2020 y 2022, junto con mapas de variables explicativas, se utilizaron para desarrollar y validar un modelo diseñado para predecir cambios en LULC mediante simulaciones hasta 2030. El análisis de cambios en LULC, el modelado, la validación y las simulaciones se llevaron a cabo utilizando la herramienta MOLUSCE (Figura 2).

2.3.1 Análisis de los cambios LULC

Para describir los cambios en el uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés) entre 2018 y 2022 se analizaron los mapas de LULC de MapBiomias en intervalos anuales. Este análisis permitió identificar cambios históricos en LULC, detectar tendencias y calcular la tasa anual de cambio de LULC. Se utilizó la herramienta MOLUSCE para calcular la matriz de transición entre 2018 y 2022, y la tasa anual de cambio se estimó mediante la Ecuación 1 (Puyravaud, 2003), originalmente propuesta para estudios de deforestación, pero aplicable a cualquier cambio de LULC debido a su formulación general (Kouassi et al., 2021). Donde q es la tasa de variación anual ($1/\text{año}$ or $\%/ \text{año}$), A_1 es la superficie LULC en el año t_1 y A_2 es la superficie LULC en el año t_2 , con $t_2 > t_1$.

$$q = \left(\frac{A_2}{A_1} \right)^{\frac{1}{t_2 - t_1}} - 1 \quad (1)$$

2.3.2 MOLUSCE

Se utilizó la herramienta MOLUSCE para analizar y simular los cambios en el uso y cobertura del suelo (LULC) hasta el año 2030. Este complemento de QGIS permite calcular matrices de transición e incorporar algoritmos ampliamente aceptados para modelado y simulaciones, como Redes Neuronales Artificiales (ANN), Autómatas Celulares (CA)

y el coeficiente Kappa para la validación de la precisión. Este índice varía de 0 a 1, interpretándose como pobre y casi perfecto, respectivamente (Gaur and Singh, 2023; Jain, 2024; Mollocana Lara and Paredes Obando, 2024). Estos algoritmos han sido ampliamente aplicados en estudios de modelado de LULC, como los realizados por Souza et al. (2020); Xu et al. (2024).

El algoritmo ANN aprende patrones espaciales y relaciones entre datos históricos y variables explicativas, modelando el potencial de transición. Por su parte, los Autómatas Celulares (CA) simulan procesos espaciales dinámicos, aplicando reglas de transición basadas en condiciones de vecindad (Alipbeki et al., 2024; Tenorio et al., 2022).

Para predecir mapas de LULC utilizando la herramienta MOLUSCE, es necesario recopilar información cartográfica que represente variables explicativas relacionadas con los cambios en LULC. Esto permite que el algoritmo de Redes Neuronales Artificiales (ANN) dentro de MOLUSCE considere estas variables durante el entrenamiento, replicando comportamientos aprendidos e identificando patrones espaciales (Al Mazroa et al., 2024). Se generaron cinco variables explicativas en formato raster relacionadas con los cambios de LULC, las cuales fueron integradas en la herramienta MOLUSCE. Estas variables se presentan en la Tabla 2.

Estudios previos han identificado la proximidad a carreteras y centros urbanos como factores determinantes en los cambios de uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés), ya que las áreas cercanas a estas características tienden a experimentar mayores tasas de pérdida de cobertura natural debido a la mayor accesibilidad y actividad humana (Gaur and Singh, 2023). La vegetación cercana a carreteras y áreas pobladas es más susceptible a la remoción debido a la expansión de la frontera agrícola y la creación de pastizales para la ganadería (Fischer et al., 2021).

Las características topográficas como la altitud y la pendiente desempeñan un papel importante en la determinación de la idoneidad del terreno para la agricultura y el desarrollo, dado que las actividades humanas se ven restringidas o enfrentan dificultades en áreas de gran altitud o con pendientes pronunciadas (Xu et al., 2024). Una parte significativa

del Corredor de Conectividad Llanganates-Sangay (CELS) se encuentra bajo algún tipo de conservación legal, lo que actúa como una barrera importante contra el avance de actividades antropogénicas.

Estas variables explicativas son comúnmente utilizadas en el modelado de LULC debido a que pueden obtenerse de fuentes cartográficas accesibles. En contraste, los factores socioeconómicos, de

aplicación de la ley o relacionados con políticas son menos utilizados debido a la escasez de datos, la complejidad de su representación espacial y las discrepancias temporales. A pesar de estas limitaciones, varios estudios han demostrado buenos resultados de modelado utilizando únicamente variables topográficas y de infraestructura, como lo señalan Barbosa de Souza et al. (2023); Alipbeki et al. (2024); Hasan et al. (2020).

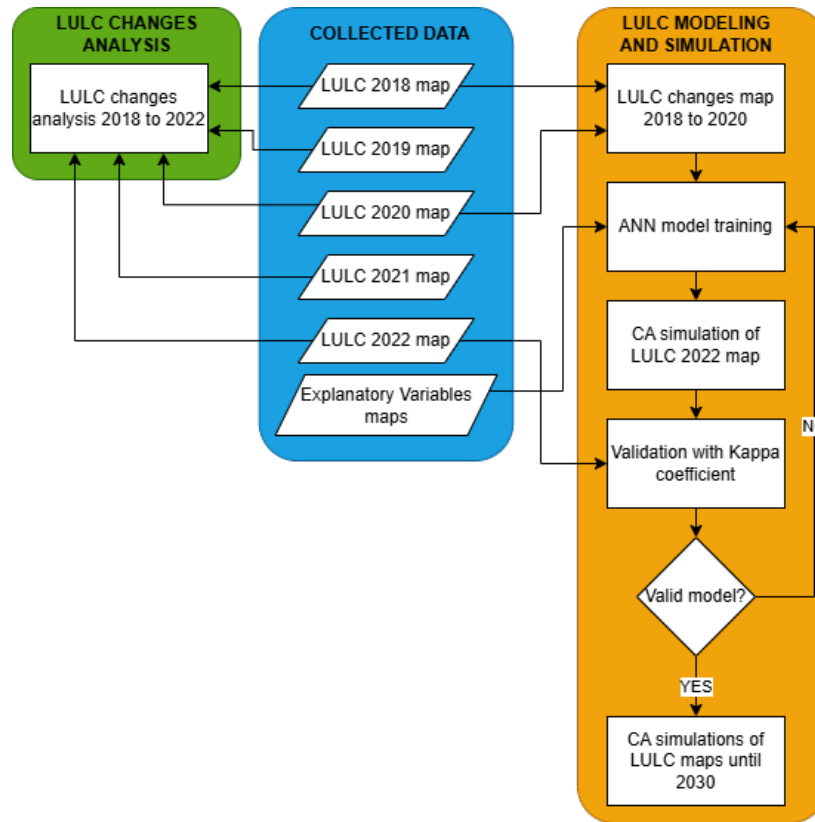


Figura 2. Diagrama metodológico para el análisis y la predicción de LULC.

Aunque numerosos estudios han explorado cómo las áreas protegidas ayudan a prevenir la deforestación, son pocos los que han integrado los niveles de protección como una variable en los modelos de cambio de uso del suelo (Kim and Anand, 2021). Dado que el CELS incluye diversos tipos de áreas de protección y conservación, el nivel de protección fue integrado al análisis para evaluar su influencia en las dinámicas de LULC. Este nivel fue determinado mediante encuestas realizadas a tres expertos, quienes evaluaron, en una escala de 1 a 5, la efectividad de las diferentes categorías de protección dentro del CELS para prevenir la defo-

restación. En esta escala, 1 representa un bajo nivel de protección, mientras que 5 indica un alto nivel de protección frente a la deforestación.

Con fines de modelado y predicción, se calculó una matriz de transición para el periodo 2018-2020 (intervalo de dos años) utilizando la herramienta MOLUSCE. Esta matriz fue empleada por MOLUSCE para crear un mapa de cambio, el cual, junto con los raster de variables explicativas, sirvió como insumo para el entrenamiento del modelo ANN, que evalúa iterativamente la precisión de sus predicciones y ajusta su estructura para minimizar errores.

Por otro lado, los Autómatas Celulares (CA) generan simulaciones basadas en el modelo ANN entrenado (Mustafa et al., 2021). En este estudio, cada iteración del algoritmo CA produce un mapa LULC proyectado con dos años de adelanto.

La primera iteración generó un mapa LULC para 2022, el cual se comparó con el mapa LULC real de 2022 obtenido de MapBiomass para validar el modelo. Posteriormente, se realizaron cuatro iteraciones adicionales para producir un mapa LULC proyectado para 2030. A partir del mapa LULC proyectado para 2022 y el de 2030, se calculó una matriz de transición para analizar los cambios en LULC y estimar las tasas anuales de cambio utilizando la Ecuación 1.

Tras el entrenamiento del modelo ANN y la ge-

neración de un mapa LULC proyectado para 2022 mediante el algoritmo CA, es esencial verificar que las predicciones realizadas por el algoritmo de Autómatas Celulares y el modelo ANN sean lo suficientemente confiables para respaldar la toma de decisiones (Bao Pham et al., 2024). Para garantizar esto, el modelo fue validado comparando el mapa LULC proyectado para 2022 generado por el algoritmo con el mapa LULC real de MapBiomass para el mismo año. La comparación se realizó utilizando el coeficiente Kappa de Cohen, una métrica ampliamente utilizada para la comparación de datos espaciales (Mollocana Lara et al., 2021). MOLUSCE permite múltiples iteraciones de cálculo del coeficiente Kappa, reduciendo errores causados por el muestreo aleatorio. La interpretación del coeficiente Kappa sigue los criterios establecidos por Santos et al. (2020).

Tabla 2. Definiciones de variables explicativas para el entrenamiento de ANN.

Variable	Definición
Proximidad a carreteras	Ráster que representa la distancia euclidiana medida en metros de cada píxel a la carretera más cercana
Proximidad a asentamientos	Ráster que representa la distancia euclidiana medida en metros de cada píxel a los centros urbanos
Nivel de protección de las áreas naturales	Ráster que representa el nivel de protección de las zonas naturales contra la eliminación de la cubierta natural en una escala de 0 a 5, donde 0 indica zonas no protegidas y 5 representa el nivel más alto de protección.
Altitud	Ráster que muestra la altura sobre el nivel del mar (m.s.n.m) de cada píxel
Pendiente	Ráster que indica la pendiente o inclinación del terreno para cada píxel medida en grados

3 Resultados y Discusión

3.1 Análisis de cambios de LULC de 2018 a 2022

Las dinámicas de cambio en el uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés) en el Corredor de Conectividad Llanganates-Sangay (CELS) entre 2018 y 2022 (Figura 3) muestran una disminución gradual de las áreas de Formación Forestal, especialmente en las zonas de amortiguamiento del CELS. Esto sugiere un proceso de deforestación, probablemente asociado a actividades humanas como la expansión agrícola y ganadera, dado que este tipo de uso presenta un notable incremento en la misma área, indicando que las zonas periféricas al

CELS están sometidas a una mayor presión antrópica. Este cambio implica una transformación significativa de los ecosistemas forestales hacia usos más intensivos.

La pérdida gradual de las áreas de Formación Forestal sugiere un aumento en la fragmentación del paisaje, lo que afecta la conectividad ecológica entre los ecosistemas montañosos y amazónicos (Jokisch and Lair, 2002). Los Cuerpos de Agua y las Áreas No Negetadas permanecen relativamente constantes, sin cambios perceptibles en su extensión, mientras que las Formaciones Naturales No Forestales muestran variaciones menores, las cuales podrían estar relacionadas con procesos de degradación o regeneración.

La Tabla 3 y la Figura 4 destacan los cambios en el uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés) en el Corredor de Conectividad Llanganates-Sangay (CELS) entre 2018 y 2022, cuantificando la transformación del paisaje. La categoría de Formación Forestal experimentó una pérdida acumulada de 1 147,33 hectáreas, con una tasa promedio anual de cambio de -0,37%, alcanzando su valor máximo de disminución entre 2021-2022 con -515.03 hectáreas (-0,67%/año).

Esta dinámica de disminución en las categorías relacionadas con la vegetación natural confirma que la agricultura es el principal impulsor del cambio en el uso del suelo, contribuyendo significativamente a la deforestación y a la presión sobre los ecosistemas forestales, que pierden su función ecológica en el mantenimiento de la diversidad y la conectividad del paisaje. La expansión agrícola, a su vez, responde a la estabilidad económica, la cual genera fluctuaciones a corto plazo en el mercado.

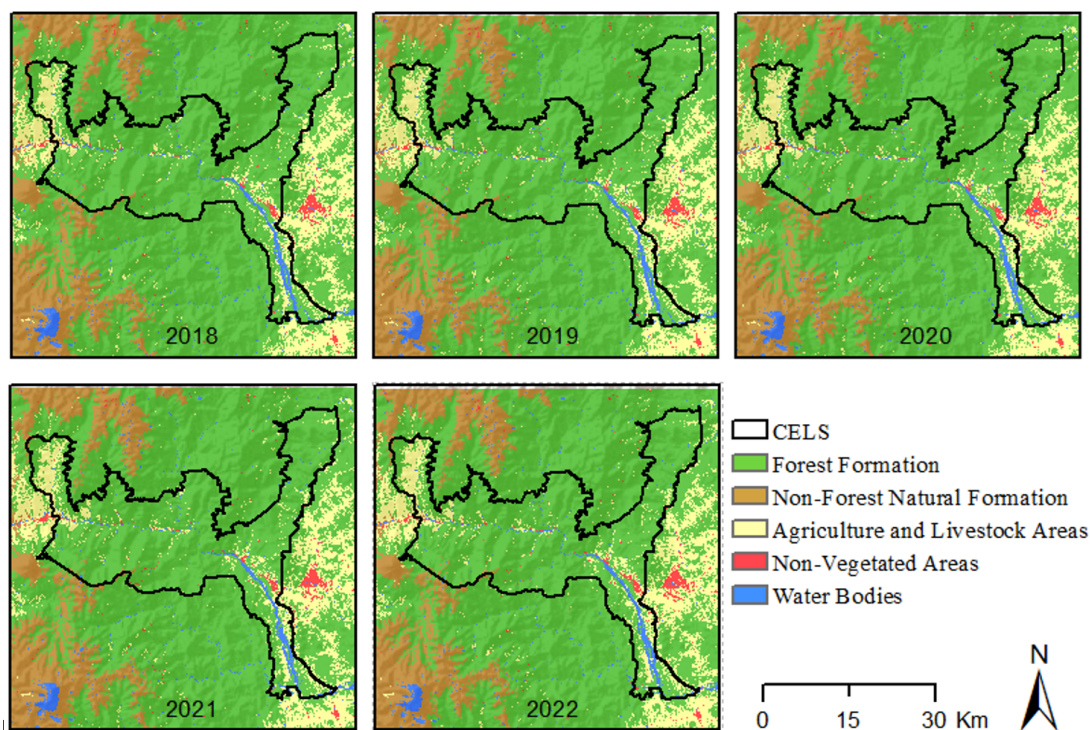


Figura 3. Mapas de LULC de MapBiomass de 2018 a 2022 (MapBiomass, 2024).

Las Áreas No Negetadas aumentaron en 250,84 hectáreas (+8.50%/año), mostrando su mayor crecimiento entre 2021-2022 (+107,31 ha, +13,52%/año). Este aumento puede reflejar procesos de degradación del suelo relacionados con la erosión, urbanización y abandono de tierras, los cuales alteran la funcionalidad del corredor y generan una creciente amenaza para los ecosistemas naturales. Esta tendencia es consistente con otros estudios realizados en la Amazonía ecuatoriana (Gutiérrez et al., 2016; Calvas et al., 2024; Viteri-Basso et al., 2024). Por su parte, los Cuerpos de Agua mostraron fluctuaciones significativas, con pérdidas entre 2020-

2021 (-3,09%/año) y una recuperación parcial entre 2021-2022 (+3,58%/año). Estas dinámicas, probablemente influenciadas por variaciones estacionales y procesos de sedimentación, requieren monitoreo hidrológico continuo para comprender sus causas y efectos en el corredor.

La Tabla 4 corresponde a la matriz de transición de uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés) entre 2018 y 2022. El 96,93% (75.577,18 ha) del área ocupada por la categoría de Formación Forestal permaneció estable, mientras que el 2,49% cambió a Áreas de Agricultura y Ganadería,

y el 0,15% a Áreas No Vegetadas. Esto refleja que la expansión agrícola es el principal impulsor de la deforestación.

La categoría de Formación Natural No Forestal presentó una permanencia del 88,57% (578,7 ha), mientras que el 7,55% se transformó en Formación Forestal y el 3,19% en Áreas de Agricultura y Ganadería. En contraste, el 87,17% (8629,23 ha) permaneció como Áreas de Agricultura y Ganadería, las cuales se expandieron en 1058,96 ha (10,7%) a par-

tir de la Formación Forestal y en 100,9 ha (1,02%) a partir de Áreas No Vegetadas. Esto confirma que la agricultura es el principal factor de transformación del paisaje. En las Áreas No Vegetadas, el 93,95% (610,72 ha) se mantuvo sin cambios, registrándose un incremento de 120,57 ha (0,15%) provenientes de la Formación Forestal y de 64,49 ha (2,17%) provenientes de los Cuerpos de Agua. Este aumento podría asociarse a procesos de degradación y urbanización.

Tabla 3. Cambios en el uso/cobertura del suelo del CELS de 2018 a 2022.

Categorías	Unidades	2018 a 2019	2019 a 2020	2020 a 2021	2021 a 2022	2018 a 2022
Formación Forestal	ha	-266,94	-263,28	-102,09	-515,03	-1147,33
	q	-0,34	-0,34	-0,13	-0,67	-0,37
Formación Natural No Forestal	ha	-8,96	-18,84	-7,32	5,12	-30,01
	q	-1,37	-2,92	-1,17	0,83	-1,17
Zonas Agrícolas y Ganaderas	ha	223,39	234,64	149,02	299,14	906,19
	q	2,26	2,32	1,44	2,85	2,21
Áreas No Vegetadas	ha	49,49	41,53	52,51	107,31	250,84
	q	7,61	5,94	7,09	13,52	8,50
Cuerpos de Agua	ha	3,02	5,95	-92,12	103,46	20,31
	q	0,10	0,20	-3,09	3,58	0,17

*El símbolo negativo representa la reducción de la superficie; ha representa el cambio en hectáreas y q representa la tasa anual de cambio en %/año.

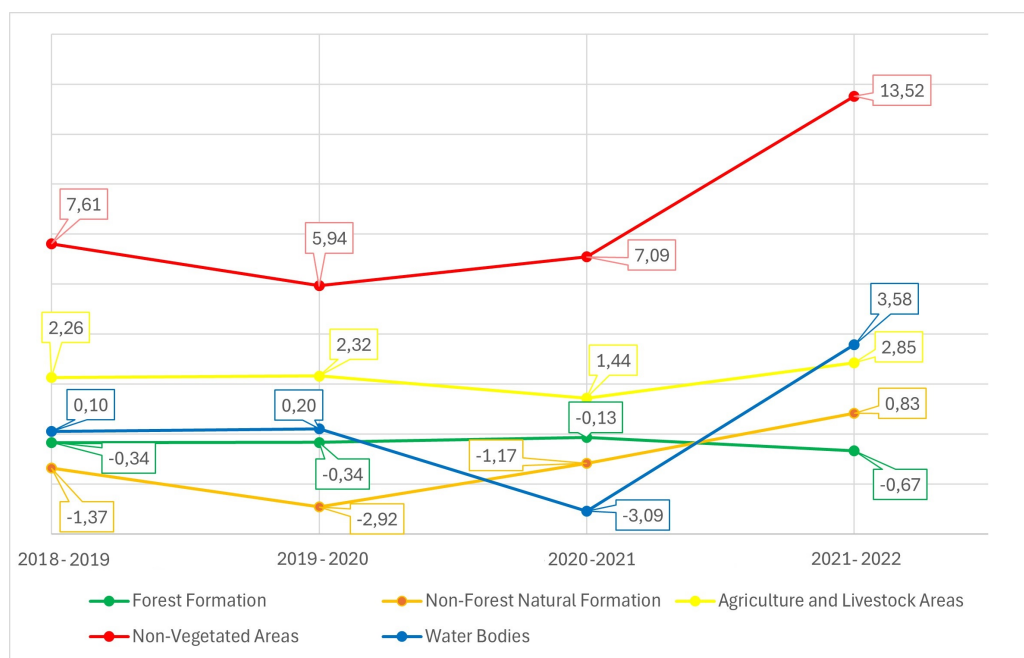


Figura 4. Evolución de las tasas de cambio de LULC anuales (q%/año) a intervalos de un año desde 2018 hasta 2022.

Tabla 4. Matriz de transición para LULC entre 2018 y 2022.

Período 2018 - 2022	Formación Forestal	Formación Natural No Forestal	Zonas Agrícolas y Ganaderas	Áreas No Vegetadas	Cuerpos de Agua	Total 2018
Formación Forestal	75577,18 (96,93 %)	23,6 (0,03 %)	1941,1 (2,49 %)	120,57 (0,15 %)	311,3 (0,4 %)	77973,75 (100 %)
Formación Natural No Forestal	49,31 (7,55 %)	578,7 (88,57 %)	20,86 (3,19 %)	4,21 (0,64 %)	0,27 (0,04 %)	653,34 (100 %)
Zonas Agrícolas y Ganaderas	1058,96 (10,7 %)	19,03 (0,19 %)	8629,23 (87,17 %)	100,9 (1,02 %)	91,48 (0,92 %)	9899,6 (100 %)
Áreas No Vegetadas	10,43 (1,6 %)	0,37 (0,06 %)	25,71 (3,95 %)	610,72 (93,95 %)	2,84 (0,44 %)	650,05 (100 %)
Cuerpos de Agua	130,54 (4,39 %)	1,65 (0,06 %)	188,9 (6,35 %)	64,49 (2,17 %)	2589,5 (87,04 %)	2975,09 (100 %)
Total 2022	76826,42	623,34	10805,80	900,89	2995,3	
Variación de 2018 a 2022	-1147,33	-30,01	906,19	250,84	20,31	

*Los cambios se expresan en hectáreas, con los porcentajes entre paréntesis. Los valores de variación positivos indican ganancias de superficie, y los negativos, pérdidas.

En cuanto a los Cuerpos de Agua, el 87,04% (2589,5 ha) permaneció como tal, mientras que 64,49 ha (2,17%) se redujeron a Áreas No Vegetadas y 130,54 ha (4,39%) se transformaron en Formación forestal, posiblemente debido a cambios en la dinámica hídrica, procesos de sedimentación, la temporalidad estacional de las imágenes satelitales Landsat utilizadas en la clasificación de MapBiomos o errores inherentes al algoritmo.

La matriz de transición evidencia que la deforestación y la conversión a tierras agrícolas son las dinámicas predominantes en el CELS, impulsadas por la expansión agrícola. Adicionalmente, el aumento de las Áreas No Vegetadas refleja procesos de degradación que podrían intensificarse si no se implementan medidas de manejo sostenible.

Dado que las tasas anuales de cambio en la Formación Forestal son bajas, resulta difícil observar la disminución de su área (deforestación). Para mejo-

rar esta comprensión, la Figura 5 destaca las diferencias en los cambios de la Formación Forestal entre 2018 y 2019, así como entre 2018 y 2022.

3.2 Variables explicativas para la predicción de LULC en 2030

Los rásteres que representan las variables explicativas para el modelo de predicción se presentan en la Figura 6 y la Figura 7. Los rásteres de proximidad a carreteras, proximidad a asentamientos, altitud y pendiente se generaron a partir de información oficial del Instituto Geográfico Militar (IGM). El ráster del nivel de protección se elaboró con base en información proporcionada por el Ministerio del Ambiente, Agua y Transición Ecológica (MAATE), una ONG de conservación que apoya áreas privadas en el CELS, y las opiniones de expertos sobre el nivel efectivo de protección de los diferentes tipos de áreas protegidas.

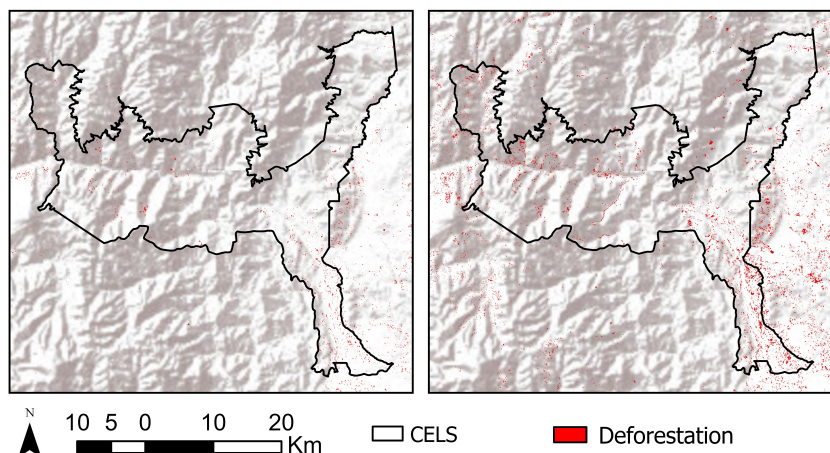


Figura 5. Deforestación representada como la transición de la clase Formación forestal a cualquier otra categoría LULC entre 2018-2019 (izquierda) y 2018-2022 (derecha).

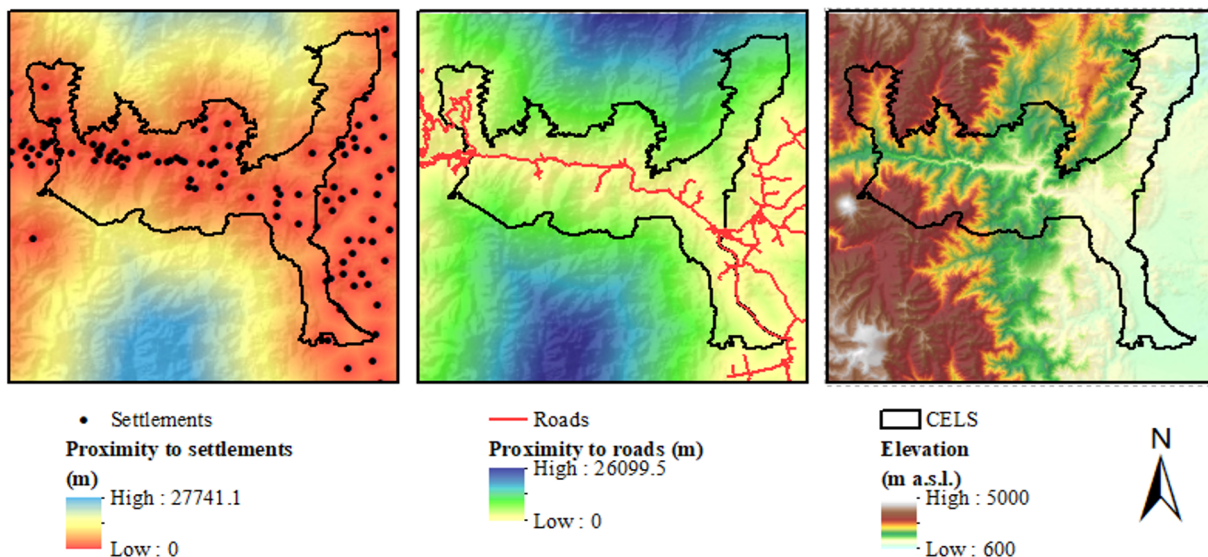


Figura 6. Variables explicativas: proximidad a asentamientos, proximidad a carreteras y elevación.

No todas las áreas de conservación poseen el mismo nivel de protección contra la deforestación, y el tipo de área de conservación varía significativamente. Algunas forman parte del Sistema Nacional de Áreas Protegidas (SNAP) regulado por el Código Orgánico del Ambiente, el cual proporciona un marco legal sólido que respalda la conservación de estas áreas. Además, cuentan con una mayor capacidad financiera y técnica, lo que incrementa su nivel de protección. Sin embargo, su efectividad puede verse comprometida por actividades extractivas permitidas bajo excepciones legales, como la explo-

tación minera en ciertas áreas protegidas.

Las áreas gestionadas por los Gobiernos Autónomos Descentralizados (GAD) disponen de menos recursos y apoyo técnico, lo que limita su capacidad para implementar medidas de conservación efectivas. En el caso de las áreas de propiedad privada, en algunos casos representan modelos exitosos de conservación que dependen principalmente del compromiso de sus propietarios, pero carecen de un marco consolidado de monitoreo (Mendoza-Montesdeoca et al., 2022; Mestanza-Ramón et al., 2020).

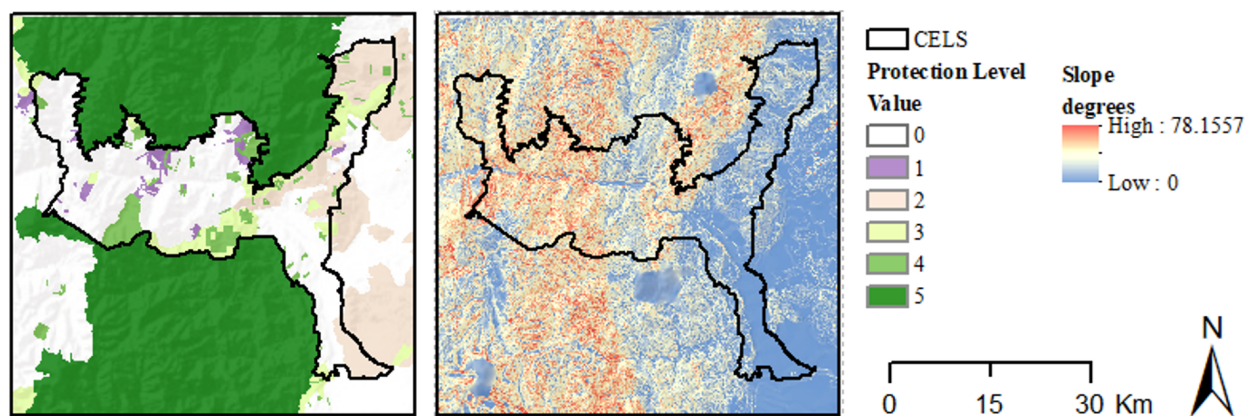


Figura 7. Variables explicativas: nivel de protección y pendiente.

Para tener en cuenta estas diferencias, se consultaron a tres expertos para evaluar el nivel de protección contra la deforestación en diversos tipos de áreas de conservación. Los expertos seleccionados tienen al menos cinco años de experiencia en conservación y provienen de distintas instituciones en Ecuador que han trabajado en corredores de conectividad oficialmente reconocidos (MAATE y dos ONG diferentes), proporcionando perspectivas diferentes y un entendimiento amplio de las prácticas y desafíos de conservación en el país. Los resultados se presentan en la Tabla 5. Cada nivel de protección se calificó en una escala de 1 a 5, asignándose un valor de 0 a las áreas no protegidas.

La importancia de incorporar el nivel de protección de un área protegida en el modelo (Barreto et al., 2017; Pessôa et al., 2023) se demuestra en la Tabla 6, la cual evidencia su influencia significativa en las tasas de deforestación. Las tasas de cambio anual se calcularon utilizando la ecuación 1. Como era de esperarse, las áreas sin ninguna forma de protección (nivel de protección 0) presentan las tasas de deforestación más altas, seguidas por el Área Ecológica de Desarrollo Sostenible Provincial del GAD de Pastaza (AEDSP), donde se permiten actividades productivas sostenibles (nivel de protección 2). En contraste, las áreas protegidas como ACMUS, APH y los Bosques Protectores (nivel de protección 3) presentan las tasas de deforestación anual más bajas, seguidas por las áreas protegidas privadas (nivel de protección 1).

Las áreas protegidas privadas muestran una notable diferencia entre el nivel de protección repor-

tado por los expertos y las bajas tasas de deforestación calculadas en este análisis. Dos de los expertos entrevistados fundamentan sus opiniones en la falta de garantías legales para la protección a largo plazo, ya que el estatus de conservación en áreas privadas puede cambiar dependiendo de la visión de los propietarios. Sin embargo, estas áreas suelen alcanzar resultados de conservación más elevados debido a su enfoque específico, adaptabilidad y gestión por parte de organizaciones no gubernamentales, familias o consorcios, los cuales implementan prácticas rigurosas de conservación y reducen la presión antropogénica directa. A pesar de estas ventajas, persisten desafíos, entre ellos las tensiones con las comunidades locales debido al acceso restringido a recursos tradicionales y la vulnerabilidad de los enfoques de conservación frente a cambios en las prioridades de los propietarios (Iñiguez-Gallardo et al., 2021).

3.3 Entrenamiento del modelo de Red Neuronal Artificial

El algoritmo de Red Neuronal Artificial (ANN) en la herramienta MOLUSCE se configuró con un tamaño de vecindad de 2 píxeles y una tasa de aprendizaje de 0.002. Además, se estableció un momento (momentum) de 0,002, que son parámetros que ayudan a estabilizar el aprendizaje y acelerar la convergencia. La Figura 8 muestra la curva de aprendizaje que ilustra el proceso de entrenamiento del algoritmo a lo largo de 2000 iteraciones, en las cuales se utilizaron 40,000 puntos de muestreo estratificado para entrenar y validar la red neuronal. El error mínimo alcanzado por la red neuronal fue de 8,46 %.

Tabla 5. Resultados de la encuesta para evaluar el nivel de protección contra la deforestación, con 1 representando un nivel bajo de protección y 5 un nivel alto.

Tipo de zona protegida	Nivel de protección			
	Grado 1 ^a	Grado 2 ^b	Grado 3 ^a	Media
Áreas de conservación privadas	1	1	2	1
Áreas de conservación Municipal y Uso Sostenible (ACMUS)	3	4	3	3
Áreas de Protección Hídrica (APH)	3	3	4	3
Programa de conservación Socio Bosque	4	4	3	4
Área Ecológica de Desarrollo Sostenible Provincial de Pastaza (AEDSP)	2	2	2	2
Bosques y vegetación protectores	1	4	4	3
Parques Nacionales (parte del SNAP)	5	5	5	5
Áreas privadas protegidas (parte del SNAP)	3	5	5	4

^aEspecialistas en conservación- ONG.

^bEspecialista en Áreas Protegidas- MAATE.

Tabla 6. Tasa de variación anual de la formación forestal según el nivel de protección contra la deforestación de las zonas protegidas de 2018 a 2022.

Nivel de protección	Formación Forestal 2018	Formación Forestal 2022	Cambio 2018 - 2022	
	ha	ha	ha	q (%/año)
0	42952,59	41962,24	-990,35	-0,58
1	3730,25	3727,59	-2,65	-0,02
2	13003,95	12889,33	-114,62	-0,22
3	9269,31	9264,46	-4,85	-0,01
4	8911,26	8876,59	-34,67	-0,10
5	106,39	106,21	-0,18	-0,04
Total	77973,75	76826,42	-1147,33	-0,37 %

*Los valores negativos indican una reducción de la superficie.

3.4 Simulación con autómatas celulares

Los mapas de uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés) proyectados para el período 2022-2030, con intervalos de dos años, se ilustran en la Figura 9, mientras que la Tabla 7 detalla la transición de las predicciones de LULC entre 2022 y 2030 en hectáreas, con porcentajes en paréntesis.

Los valores de variación positiva indican ganancias de área, mientras que los valores negativos representan pérdidas. Además, la Figura 9 muestra la evolución de las tasas anuales de cambio proyectadas de LULC (%/año) en intervalos de dos años entre 2022 y 2030, y la Tabla 7 presenta la matriz de transición correspondiente. Por otro lado, la Figura 10 muestra las tendencias futuras proyectadas y las

variaciones en las tasas anuales de cambio de las categorías de LULC durante el período 2022-2030.

La Formación Forestal, el mayor uso del suelo, muestra una disminución de área (tasas de cambio negativas), que va de 77025,39 ha en 2022 a 75396,42 ha en 2030, lo que indica una reducción continua pero moderada en la cobertura forestal, probablemente debido a la deforestación (Souza et al., 2020). La conversión de bosques en pastizales, tierras agrícolas e infraestructura es un impulsor clave de la deforestación, causando efectos significativos en los ecosistemas y el clima. Este proceso acelera la pérdida de biodiversidad, interrumpe los sistemas hídricos y libera carbono almacenado, intensificando el cambio climático y alterando las condiciones am-

bientales locales y regionales (Kumar et al., 2022). Aunque la mayoría de las Áreas de Formación Forestal (95,59%, 73628,13 ha) permanecieron intactas

en la simulación, un 3,72% se convirtió en Áreas de Agricultura y Ganadería.

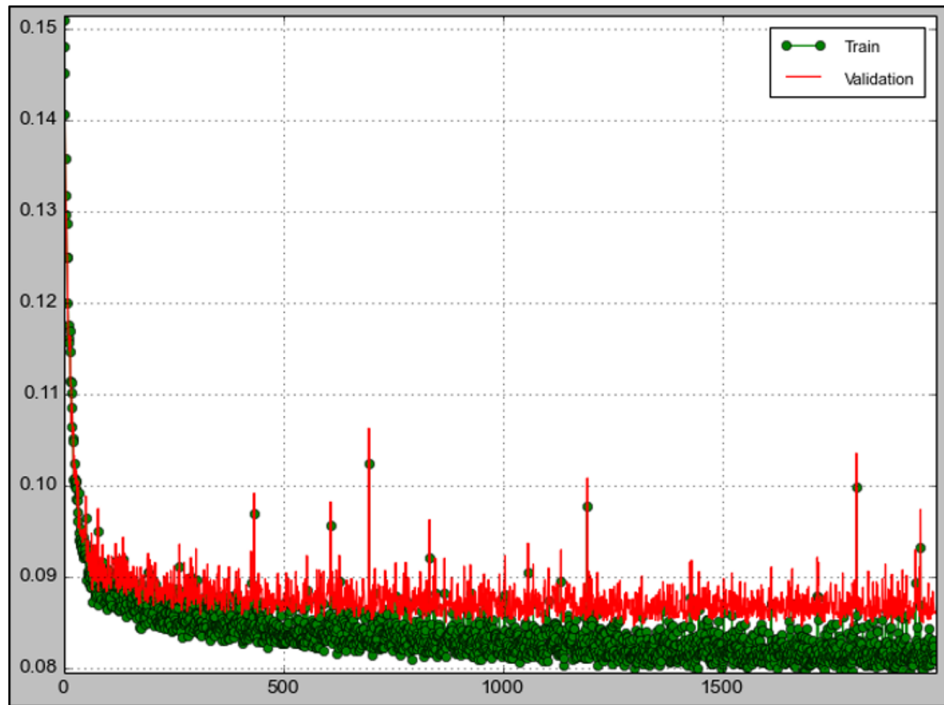


Figura 8. Curva de aprendizaje de la red neuronal artificial.

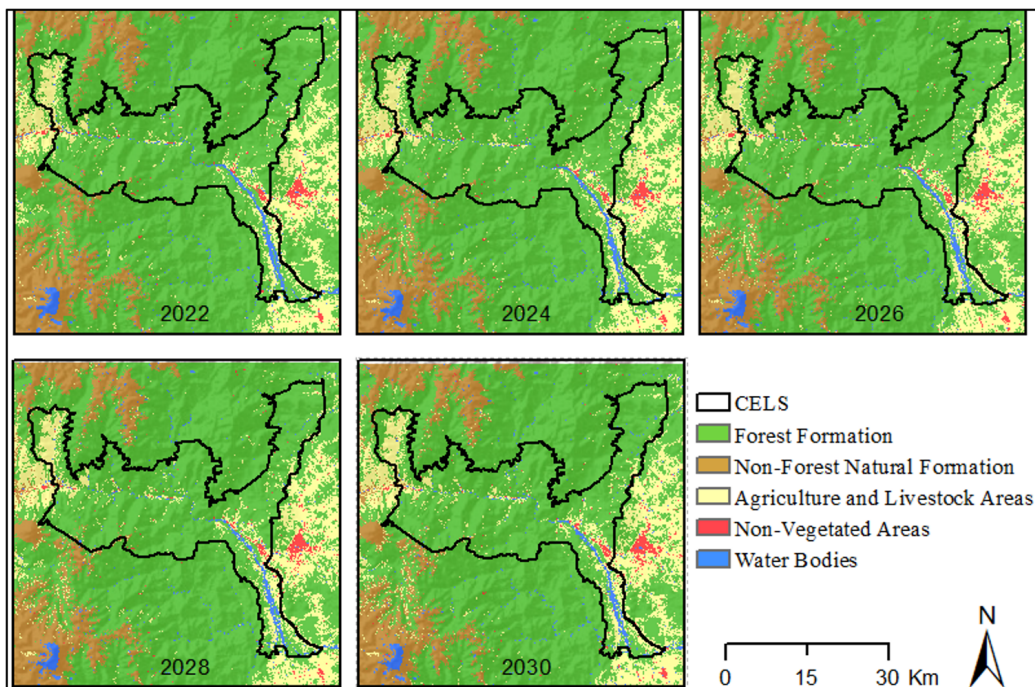


Figura 9. Mapas de LULC predichos del 2022 al 2030.

De manera similar, el 59,7% de las Formaciones Naturales No Forestales de 2022 persistieron, mientras que el 21,04% se transformó en tierras agrícolas, lo que refleja una presión significativa sobre estos ecosistemas debido al crecimiento agrícola (Tabla 7).

La disminución de las Formaciones Naturales No Forestales puede tener consecuencias ecológicas significativas, incluyendo la pérdida de biodiversidad y la degradación de ecosistemas. Por ejemplo, la reducción de humedales naturales se ha relacionado con una disminución en la calidad del hábitat y la fragmentación, agravando aún más la degradación ambiental (Wilson et al., 2016).

Las Áreas de Agricultura y Ganadería se expanden de manera constante, pasando de 10804,52 ha en 2022 a 12582,78 ha en 2030, reflejando la incursión agrícola. Aunque estas áreas permanecieron predominantemente estables en la simulación (83,72%, 9045,19 ha), 1412,07 ha se transformaron en Formación Forestal. Este cambio puede indicar la influencia de esfuerzos de conservación e iniciativas implementadas en el CELS, como la promoción

de prácticas agroecológicas que pueden facilitar la restauración forestal (Knapp and Sciarretta, 2023). Las Áreas de Agricultura y Ganadería muestran tasas de cambio positivas, pero ligeramente desaceleradas, lo que indica un aumento continuo de tierras agrícolas, aunque a un ritmo más lento con el tiempo.

En contraste, las Áreas No Vegetadas exhiben tasas de cambio positivas y crecientes, reflejando una expansión gradual, probablemente asociada al crecimiento periurbano (Souza et al., 2020) y otras actividades antropogénicas. Esta expansión también podría estar influenciada por deslizamientos de tierra y el aumento de bancos de arena expuestos en ríos, visibles debido a la disminución en los cuerpos de agua. Aunque las Áreas No Vegetadas mantuvieron el 71,77% de su cobertura, la conversión de 163,84 ha en Áreas de Agricultura y Ganadería podría atribuirse a esfuerzos de recuperación de tierras y restauración ecológica que facilitan su transición hacia paisajes agrícolas productivos (Zine et al., 2024).

Tabla 7. Matriz de transición para las predicciones de LULC entre 2022 y 2030.

Período 2022 - 2030	Formación Forestal	Formación Natural No Forestal	Zonas Agrícolas y Ganaderas	Áreas No Vegetadas	Cuerpos de Agua	Total 2022
Formación Forestal	73628,13 (95,59%)	82,88 (0,11%)	2866,5 (3,72%)	97,52 (0,13%)	350,37 (0,45%)	77025,39 (100%)
Formación Natural	112,06 (18,76%)	356,68 (59,7%)	125,69 (21,04%)	2,01 (0,34%)	1,01 (0,17%)	597,45 (-100%)
Zonas Agrícolas y Ganaderas	1412,07 (13,07%)	74,92 (0,69%)	9045,19 (83,72%)	130,45 (1,21%)	141,88 (1,31%)	10804,52 (100%)
Áreas No Vegetadas	15,73 (2,1%)	17,29 (2,31%)	163,84 (21,86%)	537,81 (71,77%)	14,73 (1,97%)	749,4 (-100%)
Cuerpo de Agua	228,42 (7,71%)	2,2 (0,07%)	381,56 (12,87%)	41,99 (1,42%)	2309,48 (77,93%)	2963,65 (100%)
Total 2030	75396,42	533,96	12582,78	809,77	2817,47	
Variación de 2022 a 2030	-1628,97	-63,49	1778,26	60,38	-146,18	

*Los cambios se expresan en hectáreas, con los porcentajes entre paréntesis. Los valores de variación positivos indican ganancias de superficie, y los negativos, pérdidas.

Los Cuerpos de Agua, aunque mantuvieron una estabilidad del 77,93%, experimentaron pérdidas hacia la Formación Forestal y Áreas de Agricultura y Ganadería, probablemente impulsadas por procesos de sedimentación y alteraciones en la dinámica

hidrológica. Además, esta tendencia puede reflejar la influencia de los datos utilizados para entrenar la red neuronal artificial (ANN), ya que la disminución observada en los Cuerpos de Agua entre 2018 y 2022 parece haber guiado al modelo a predecir

reducciones similares en escenarios futuros. Se requieren estudios adicionales para comprender mejor los factores detrás de estos cambios y evaluar si representan fluctuaciones temporales, tendencias a largo plazo o posibles errores en el proceso de mo-

delado. La Figura 11 muestra una comparación entre los cambios de Formación Forestal a cualquier otra categoría de LULC en los periodos 2022-2024 y 2022-2030.

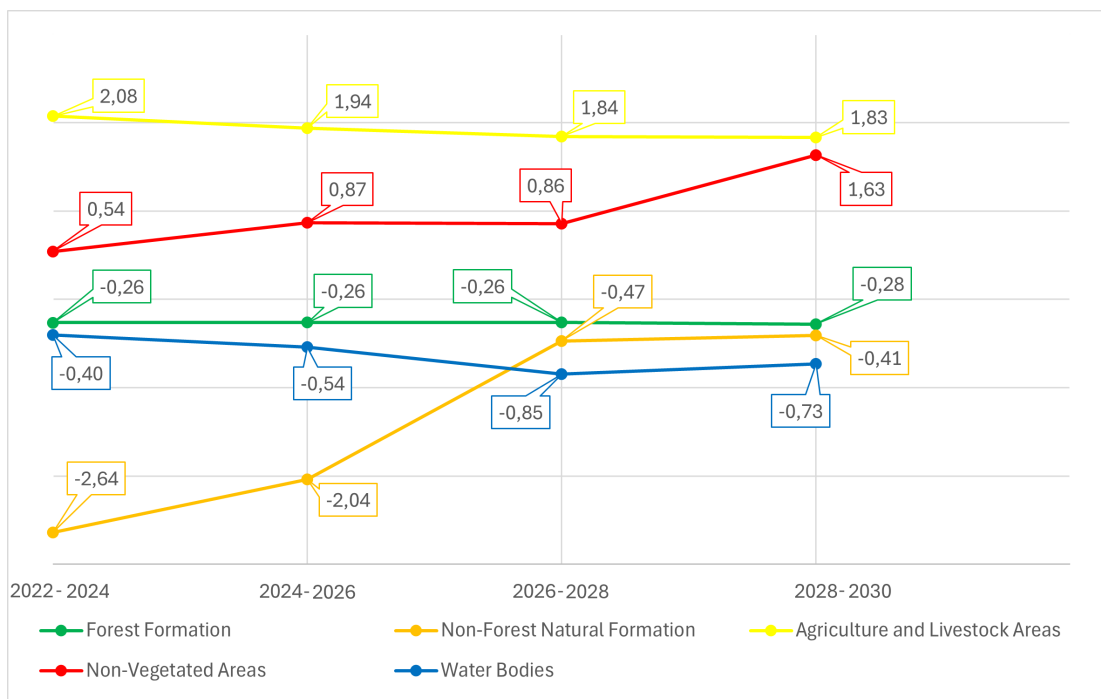


Figura 10. Evolución de las tasas de cambio anuales de LULC predichas (%/año) a intervalos de dos años de 2022 a 2030.

3.5 Validación del modelo

Mediante cinco iteraciones con 40000 puntos de muestra estratificados, se obtuvo un coeficiente Kappa promedio de 0,95, con valores estables observados en todas las iteraciones. Esto indica un excelente nivel de concordancia entre el mapa predicho y el mapa de 2022 de MapBiomass, lo que sugiere que el modelo tiene un desempeño consistente y puede ser una herramienta útil en los procesos de toma de decisiones.

3.6 Limitaciones del estudio

Las principales limitaciones de este estudio incluyen la baja disponibilidad de imágenes satelitales debido a la alta cobertura de nubes presentes durante el período de análisis. Por esta razón, se utilizaron los mapas de uso y cobertura del suelo generados por MapBiomass. Aunque esta herramienta emplea técnicas avanzadas de filtrado y corrección

de imágenes, su cartografía presenta un margen de error con una precisión del 80%. Asimismo, el uso de la herramienta MOLUSCE, a pesar de su robustez y frecuente aplicación para generar tendencias, incluye un margen de error asociado, con un coeficiente Kappa de 0,95.

El enfoque naturalista del artículo priorizó el análisis de los cambios en la cobertura natural y las diferentes formas de conservación dentro del CELS. Los factores socioeconómicos, políticos, de políticas públicas y de disponibilidad de recursos no se incluyeron en el análisis debido a la falta de datos disponibles y a las complejidades asociadas con la integración de estas variables en modelos geoespaciales. Esto representa una oportunidad para realizar investigaciones complementarias que aborden esta limitación mediante la incorporación de datos sobre crecimiento poblacional, actividades económicas, implementación de políticas, disponibilidad de recursos y capacidades de gestión de áreas prote-

gidas, con el fin de capturar de manera más integral las dinámicas que influyen en los cambios de LULC.

A pesar de estas limitaciones, los resultados presentados en este estudio reflejan de manera confia-

ble las dinámicas observadas en el CELS. Las variables utilizadas son ampliamente aplicadas en el modelado de LULC, y el modelo fue entrenado y validado utilizando diferentes conjuntos de datos, alcanzando un alto nivel de precisión.

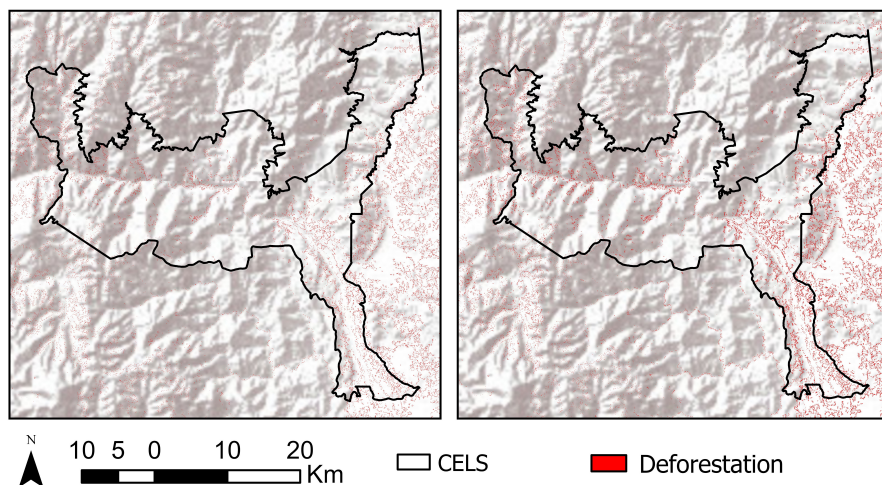


Figura 11. Deforestación prevista representada como la transición de la clase Formación forestal a cualquier otra categoría LULC entre 2022 - 2024 (izquierda) y 2022-2030 (derecha).

4 Conclusiones

Este estudio examinó mapas de uso y cobertura del suelo (LULC, por sus siglas en inglés) obtenidos de la plataforma MapBiomas para el período 2018-2022. Los mapas predictivos de LULC para el período 2022-2030 se generaron utilizando la herramienta MOLUSCE en QGIS. La deforestación se representó como la transición de la clase Formación Forestal a cualquier otra categoría de LULC. Los hallazgos confirman la tendencia esperada de reemplazo de las áreas de cobertura natural por usos antropogénicos, destacándose la expansión de las Áreas de Agricultura y Ganadería en los límites oriental y occidental del CELS. Para mitigar este fenómeno, se recomienda promover prácticas antropogénicas sostenibles, como la agroecología.

Además, se observó que las áreas de conservación presentan tasas de deforestación más bajas, mientras que la mayor parte de la deforestación ocurre en áreas sin ningún estatus de conservación. Por lo tanto, se sugiere fortalecer las áreas de conservación existentes, establecer nuevas áreas y abordar la proporción significativa de cobertura natural sin protección dentro del CELS como estrategias

prioritarias.

Las tasas relativamente bajas de deforestación identificadas plantearon desafíos para detectar cambios en los mapas de LULC. Este desafío también se reflejó en el algoritmo de red neuronal artificial (ANN), donde los intervalos de entrenamiento tuvieron que extenderse a dos años debido a los mínimos cambios observados anualmente. Utilizando el modelo ANN y el algoritmo de simulación de autómatas celulares, el estudio estimó las tasas anuales de cambio entre 2018 y 2022 de la siguiente manera: una disminución de 0,37% por año, equivalente a 1147,33 hectáreas para la Formación Forestal; una reducción del 1,17% por año, o 30,01 hectáreas, para la Formación Natural No Forestal; un incremento del 2,21% por año, correspondiente a 906,19 hectáreas, para las Áreas de Agricultura y Ganadería; un aumento del 8,50% por año, equivalente a 250,84 hectáreas, para las Áreas No Vegetadas; y un ligero incremento del 0,17% por año, o 30,31 hectáreas, para los Cuerpos de Agua.

En contraste, las simulaciones de LULC para el período 2022-2030 predicen: una disminución anual de 0,27%, equivalente a 1628,97 hectáreas para la

Formación Forestal; una reducción del 1,39% por año o 63,49 hectáreas para la Formación Natural No Forestal; un aumento del 1,92% por año, correspondiente a 1778,26 hectáreas, para las Áreas de Agricultura y Ganadería; un incremento del 0,97% por año, sumando 30,38 hectáreas, para las áreas no vegetadas; y un leve descenso del 0,63% por año, equivalente a 146,18 hectáreas, para los Cuerpos de Agua. La precisión predictiva del modelo, evaluada mediante el coeficiente Kappa, indicó un gran desempeño.

Agradecimientos

Expresamos nuestra gratitud a la Fundación Hempel por financiar el estudio sobre deforestación en el Corredor de Conectividad Llanganates-Sangay, cuyo proceso y resultados se presentan en este artículo. Agradecemos también a WWF-Ecuador por su valiosa información y contribuciones técnicas. Un agradecimiento especial a la Universidad Politécnica Salesiana por su interés y esfuerzos en la difusión del conocimiento sobre los corredores de conectividad, y a la Red de Investigación del CELS, de la cual forma parte la ESPOCH, por hacer posible esta oportunidad de trabajo colaborativo.

Contribución de los autores

L.J.J.C.: Conceptualización, Curación de datos, Análisis formal, Investigación, Metodología, Administración de proyecto, Supervisión, Recursos, Software, Validación, Visualización, Escritura– borrador original. A.C.M.H.: Conceptualización, Adquisición de financiación, Investigación, Metodología, Administración de proyecto, Recursos, Supervisión, Escritura– borrador original, Escritura– revisión y edición. A.C.G.G.: Análisis formal, Investigación, Metodología, Validación, Escritura de la introducción, metodología y resultados. J.G.M.L.: Curación de datos, Análisis formal, Investigación, Metodología, Validación, Visualización, Escritura – revisión y edición.

Referencias

Admas, M. (2024). Predicting the impacts of land use/cover and climate changes on water and

sediment flows in the megech watershed, upper blue Nile basin. *Remote Sens*, 16:2385. Online: <https://n9.cl/p2v51k>.

Al Mazroa, A., Maashi, M., Kouki, F., Othman, K., Salih, N., Elfaki, M., and Begum, S. (2024). An analysis of urban sprawl growth and prediction using remote sensing and machine learning techniques for Vila Velha, Brazil. *Journal of South American Earth Sciences*, 142:104988. Online: <https://n9.cl/sseqj>.

Alipbeki, O., Alipbekova, C., Mussaif, G., Grossul, P., Zhenshan, D., Muzyka, O., Turekeldiyeva, R., Yelubayev, D., Rakhimov, D., Kupidura, P., and Alikan, E. (2024). Analysis and prediction of land use/land cover changes in Korgalzhyn district, Kazakhstan. *Agronomy*, 14(2):268. Online: <https://n9.cl/5tvd8>.

Alvarado, O. (2020). La conservación neoliberal: otra cara de la economía verde. estudio de caso en el corredor ecológico Llanganates Sangay, Ecuador. *Sociedad y ambiente*, (22):97–123. Online: <https://n9.cl/0yycl>.

Aneloa, W. E., Lara, J., Mendoza, C., Herrera, A., and Jacho, A. (2024). Development of a geoportal for the integrated management of cartographic information in the Llanganates-Sangay connectivity corridor. *Revista de Gestão Social e Ambiental*, 18(11):e08768. Online: <https://n9.cl/wppfn>.

Bao Pham, Q., Ajim Ali, S., Parvin, F., Van On, V., Mohd Sidek, L., Đurin, B., Cetl, V., Šamanović, S., and Nguyet Minh, N. (2024). Multi-spectral remote sensing and GIS-based analysis for decadal land use land cover changes and future prediction using random forest tree and artificial neural network. *Advances in Space Research*, 74(1):17–47. Online: <https://n9.cl/v4gdo>.

Barbosa de Souza, K., Rosa dos Santos, A., Macedo Pezzopane, J., Machado Dias, H., Ferrari, J., Machado de Oliveira Peluzio, T., Toledo, J., Freire Carvalho, R., Rizzo Moreira, T., and França Araújo, E. (2023). Modeling dynamics in land use and land cover and its future projection for the Amazon biome. *Forests*, 14(7):1281. Online: <https://n9.cl/2egr1>.

Barreto, J., González, T., and Armenteras, D. (2017). Dinámica espacio temporal de ocurrencia de incendios en zonas con diferentes tipos de manejo

- en el noroeste de la amazonia: ¿barrera efectiva? *Revista facultad de ciencias básicas*, 13(1):19–25. Online: <https://n9.cl/susqb>.
- Borja, M., Holguín, W., Aguilar, C., Terán, K., Rodríguez, A., and Josse, C. (2023). Documento de bases teóricas de algoritmo (atbd) raisg - map-biomas ecuador colección 1.0 de mapas anuales de cobertura y uso del suelo de ecuador. Online: <https://n9.cl/89xtf1>.
- Calvas, B., Castro, L., Kindu, M., Bingham, L., Pintado, K., Torres, J., Knoke, T., and Cueva-Ortiz, J. (2024). Large differences between observed and expected ecuadorian deforestation from 2001 to 2009: a counterfactual simulation approach. *Regional Environmental Change*, 24(2):1–15. Online: <https://n9.cl/o4k9v>.
- Delgado Fernández, E., León Peralta, M., Cantos Guamán, C., and J., G. (2023). Effect of mining activity on biodiversity in a sector of the paquisha parish, province of zamora chinchipe-ecuador. *La Granja*, 38(2):106–123. Online: <https://n9.cl/65gby>.
- Elagouz, M., Abou-Shleel, S., Belal, A., and El-Mohandes, M. (2020). Detection of land use/cover change in egyptian nile delta using remote sensing. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 23(1):57–62. Online: <https://n9.cl/die101>.
- Fischer, R., Cordero, F., Luna, T., Velasco, R., De-Decker, M., Torres, B., Giessen, L., and Günter, S. (2021). Interplay of governance elements and their effects on deforestation in tropical landscapes: Quantitative insights from ecuador. *World Development*, 148:105665. Online: <https://n9.cl/5x86g>.
- Gaglio, M., Aschonitis, V., Mancuso, M., Reyes Puig, J., Moscoso, F., Castaldelli, G., and Fano, E. (2017). Changes in land use and ecosystem services in tropical forest areas: a case study in andes mountains of ecuador. *Int. J. Biodivers. Sci. Ecosyst. Serv. Manag*, 13(1):264–279. Online: <https://n9.cl/4q5fe>.
- Gaur, S. and Singh, R. (2023). A comprehensive review on land use/land cover (lulc) change modeling for urban development: current status and future prospects. *Sustainability*, 15(2):903. Online: <https://n9.cl/9stqv>.
- Gutiérrez, R., Puig, J., Tapia, A., Terán, A., de Vargas, K., Bermudez, D., and Rodríguez, X. (2016). Desarrollo local y conservación en la vertiente oriental andina: corredor ecológico llanganates-sangay-valle del anzu. *Revista Amazónica. Ciencia y Tecnología*, 5(1):52–68. Online: <https://n9.cl/www9v>.
- Hasan, S., Shi, W., Zhu, X., Abbas, S., and Khan, H. (2020). Future simulation of land use changes in rapidly urbanizing south china based on land change modeler and remote sensing data. *Sustainability*, 12(11):4350. Online: <https://n9.cl/jhna4>.
- Heredia-R, M., Torres, B., Cabrera-Torres, F., Torres, E., Díaz-Ambrona, C., and Pappalardo, S. (2021). Land use and land cover changes in the diversity and life zone for uncontacted indigenous people: Deforestation hotspots in the yasuní biosphere reserve, ecuadorian amazon. *Forests*, 12(11):1539. Online: <https://n9.cl/r3qb1>.
- Herrera, G. and Rodríguez, G. (2016). Resiliencia y turismo: El caso de la ciudad de baños de agua santa-ecuador. *Holos*, 3:229–250. Online: <https://n9.cl/hso6tb>.
- INABIO, Ecominga Foundation, Sumak Kawsay In Situ, and Waska Amazonía (2023). *Amphibians and Reptiles of the Llanganates-Sangay Ecological Corridor*. National Biodiversity Institute Publication Series.
- Iñiguez-Gallardo, V., Reyes-Bueno, F., and Peñaranda, O. (2021). Conservation debates: people's perceptions and values towards a privately protected area in southern ecuador. *Land*, 10(3):233. Online: <https://n9.cl/147n4>.
- Jain, M. (2024). Future land use and land cover simulations with cellular automata-based artificial neural network: A case study over delhi megacity (india). *Heliyon*, 10(14):e34662. Online: <https://n9.cl/zdry6>.
- Jokisch, B. and Lair, B. (2002). One last stand? forests and change on ecuador's eastern cordillera. *Geographical Review*, 92(2):235–256. Online: <https://n9.cl/1o8235>.
- Jost, L. (2004). Explosive local radiation of the genus teagueia (orchidaceae) in the upper pastaza watershed of ecuador. *Lyonia*, 7(1):41–47. Online: <https://n9.cl/kmuuf>.

- Kim, D. and Anand, A. (2021). Effectiveness of protected areas in the pan-tropics and international aid for conservation. *Geomatics*, 1(3):335–346. Online: <https://n9.cl/m0dwx>.
- Kleemann, J., Zamora, C., Villacis-Chiluisa, A., Cuenca, P., Koo, H., Noh, J., Fürst, C., and Thiel, M. (2022). Deforestation in continental ecuador with a focus on protected areas. *Land*, 11(2):268. Online: <https://n9.cl/8p6fh>.
- Knapp, J. and Sciarretta, A. (2023). Agroecology: protecting, restoring, and promoting biodiversity. *BMC Ecology and Evolution*, 23(1):29. Online: <https://bit.ly/3Xgk2Ki>.
- Kouassi, J., Gyau, A., Diby, L., Bene, Y., and Kouamé, C. (2021). Assessing land use and land cover change and farmers' perceptions of deforestation and land degradation in south-west côte d'ivoire, west africa. *Land*, 10(4):429. Online: <https://n9.cl/ke4z50>.
- Kumar, R., Kumar, A., and Saikia, P. (2022). *Environmental Degradation: Challenges and Strategies for Mitigation*, volume 104, chapter Deforestation and forests degradation impacts on the environment, pages 19–46. Springer.
- Lukas, P., Melesse, A., and Kenea, T. (2023). Prediction of future land use/land cover changes using a coupled ca-ann model in the upper omo-gibe river basin, ethiopia. *Remote Sensing*, 15(4):1148. Online: <https://n9.cl/o3xdi1>.
- Mainville, N., Webb, J., Lucotte, M., Davidson, R., Betancourt, O., Cueva, E., and Mergler, D. (2006). Decrease of soil fertility and release of mercury following deforestation in the andean amazon, napo river valley, ecuador. *Science of the Total Environment*, 368(1):88–98. Online: <https://n9.cl/i2nwt>.
- MapBiomass (2024). Colección 1.0 de la serie de mapas anuales de cobertura y uso de suelo de ecuador. WebPage. Online: <https://bit.ly/40GqWJu>.
- Mendoza-Montesdeoca, I., Rivera-Mateos, M., and Doumet-Chilán, Y. (2022). Políticas públicas ambientales y desarrollo turístico sostenible en las áreas protegidas de ecuador. *Revista de Estudios Andaluces*, (43):106–124. Online: <https://n9.cl/eaxg3>.
- Mestanza-Ramón, C., Henkanaththege, S., Váscquez, P., Vargas, Y., Sánchez, M., Constante, D., Jimenez, M., Charco-Guamán, M., and Mestanza, P. (2020). In-situ and ex-situ biodiversity conservation in ecuador: A review of policies, actions and challenges. *Diversity*, 12(8):315. Online: <https://n9.cl/56go9>.
- Mollocana Lara, J., Álvarez Mendoza, C., and Jaramillo Coronel, L. (2021). Evaluación de información relacionada con combustibles en el distrito metropolitano de quito para el modelado y simulación de incendios forestales, caso de estudio: Incendio del cerro atacazo. *La Granja. Revista de Ciencias de La Vida*, 34(2):45–62. Online: <https://n9.cl/d57zh>.
- Mollocana Lara, J. and Paredes Obando, J. (2024). Assessment and selection of fuel models in areas with high susceptibility to wildfires in the metropolitan district of quito. In *International Conference on Innovation and Research*, pages 54–68. Online: <https://n9.cl/j39e4z>.
- Muhammad, R., Zhang, W., Abbas, Z., Guo, F., and Gwiazdzinski, L. (2022). Spatiotemporal change analysis and prediction of future land use and land cover changes using qgis molusce plugin and remote sensing big data: a case study of linyi, china. *Land*, 11(3):419. Online: <https://n9.cl/b0y84k>.
- Mustafa, A., Ebaid, A., Omrani, H., and McPhearson, T. (2021). A multi-objective markov chain monte carlo cellular automata model: Simulating multi-density urban expansion in nyc. *Computers, Environment and Urban Systems*, 87:101602. Online: <https://n9.cl/1jt25>.
- Perea-Ardila, M., Leal-Villamil, J., and Oviedo-Barrero, F. (2021). Spectral characterization and monitoring of mangrove forests with remote sensing in the colombian pacific coast: Bajo baudó, chocó. *La Granja: Revista de Ciencias de la Vida*, 34(2):27–44. Online: <https://bit.ly/3CKfBA3>.
- Pessôa, A., Morelo, R., Silva-Junior, C., Doblas, J., Carvalho, N., Aragão, L., and Anderson, L. (2023). Protected areas are effective on curbing fires in the amazon. *Ecological Economics*, 214:107983. Online: <https://n9.cl/82kct>.
- Puyravaud, J. (2003). Standardizing the calculation of the annual rate of deforestation. *Forest*

- ecology and management*, 177(1-3):593–596. Online: <https://n9.cl/yhl7>.
- Reyes-Puig, J., Reyes-Puig, C., Pacheco-Esquivel, J., Recalde, S., Recalde, F., Recalde, D., Salazar, J., Peña, E., Paredes, S., Robalino, M., Flores, F., Paredes, V., Sailema, E., and Ríos-Alvear, G. (2023). First insights in terrestrial mammals monitoring in the candelaria and machay reserves in the ecuadorian tropical andes. *Biodiversity Data Journal*, 11:e98119. Online: <https://n9.cl/bl2ojr>.
- Ríos-Alvear, G., Meneses, P., Ortega-Andrade, H., Santos, C., Muzo, A., López, K., Bentley, A., and Villamarín, F. (2024). Key connectivity areas in the llanganates-sangay ecological corridor in ecuador: A participative multicriteria analysis based on a landscape species. *Landscape and Urban Planning*, 246:105039. Online: <https://n9.cl/w0pn4>.
- Rivas, C., Guerrero-Casado, J., and Navarro-Cerrillo, R. (2024). Functional connectivity across dominant forest ecosystems in ecuador: A major challenge for a country with a high deforestation rate. *Journal for Nature Conservation*, 78:126549. Online: <https://n9.cl/msrhe>.
- Santos, F., Telles, L., Rosas, J., Gomes, A., Martins, R., Nascimento, A., and Sousa, E. (2020). Open source iterative bayesian classifier algorithm for quality assessment of processed coffee beans. *Nativa*, 8(1):118–123. Online: <https://n9.cl/ugjvpj>.
- Souza, C., Z. Shimbo, J., Rosa, M., Parente, L., Alencar, A., Rudorff, B., Hasenack, H., Matsumoto, M., Ferreira, L., and Souza-Filho, P. (2020). Reconstructing three decades of land use and land cover changes in brazilian biomes with landsat archive and earth engine. *Remote Sensing*, 12(17):2735. Online: <https://n9.cl/ybrqd>.
- Talukdar, S., Singha, P., Mahato, S., Pal, S., Liou, Y., and Rahman, A. (2020). Land-use land-cover classification by machine learning classifiers for satellite observations-a review. *Remote sensing*, 12(7):1135. Online: <https://n9.cl/v7m3k>.
- Tenorio, C., Álvarez, G., Perez-Alania, M., Blanco, J., Paulino, C., Blanco, J., and Uribe, E. (2022). Bloom of *prorocentrum cordatum* in paracas bay, peru. *Diversity*, 14(10):844. Online: <https://n9.cl/tkn7s>.
- Tikuye, B., Rusnak, M., Manjunatha, B., and Jose, J. (2023). Land use and land cover change detection using the random forest approach: The case of the upper blue Nile river basin, Ethiopia. *Global Challenges*, 7(10):2300155. Online: <https://n9.cl/495uf>.
- Vergara, A., Arias, M., Gachet, B., Naranjo, L., Román, L., Surkin, J., and Tamayo, V. (2022). Informe de amazonía viva 2022. Technical report, WWF. Online: <https://n9.cl/wov9ve>.
- Viteri-Basso, E., Puig, J., Reyes-Puig, C., and Ríos-Alvear, G. (2024). Shadows in the forest: Uncovering unusual colouration records in mammals from the ecuadorian tropical andes. *Biodiversity Data Journal*, 12:e137463. Online: <https://n9.cl/z1aa5n>.
- Wilson, M., Chen, X., Corlett, R., Didham, R., Ding, P., Holt, R. and Holyoak, M., Hu, G., Hughes, A., and Jiang, L. (2016). Habitat fragmentation and biodiversity conservation: key findings and future challenges. *Landscape Ecology*, 31:219–227. Online: <https://n9.cl/95fg8>.
- Xu, J., Jiao, C., Zheng, D., and Li, L. (2024). Agricultural land suitability assessment at the county scale in taiyuan, china. *Agriculture*, 14(1):16. Online: <https://n9.cl/kiut6>.
- Zine, H., Hakkou, R., Papazoglou, E., Elmansour, A., Abrar, F., and Benzaazoua, M. (2024). Revegetation and ecosystem reclamation of post-mined land: toward sustainable mining. *Int. J. Environ. Sci. Technol.*, page 9775–9798. Online: <https://n9.cl/rqhhbx>.