

Artículo de Investigación

Dinámica espaciotemporal, impulsores de cambio y prospectiva de la cobertura forestal en la cuenca hidrográfica Puyango (1990–2045)

Spatiotemporal dynamics, drivers of change, and prospective analysis of forest cover in the Puyango river basin (1990–2045)

Milena Cecibel Reyes Sacco¹, Freddy Axel Vite Ordoñez¹, Jaime Enrique Maza Maza¹

¹Carrera de Ingeniería Ambiental, Universidad Técnica de Machala, Machala, Ecuador, 070205;

fvite2@utmachala.edu.ec; jemaza@utmachala.edu.ec

*Correspondencia: mreyes12@utmachala.edu.ec

Citación: Reyes, M.; Vite, F. & Maza, J., (2026). Dinámica espaciotemporal, impulsores de cambio y prospectiva de la cobertura forestal en la cuenca hidrográfica Puyango (1990–2045). *NovasinerGía*. 9(2). 78-95.

<https://doi.org/10.37135/ns.01.18.05>

Recibido: 14 septiembre 2025

Aceptado: 16 diciembre 2025

Publicado: 08 julio 2026

NovasinerGía

ISSN: 2631-2654

Resumen: Los cambios de cobertura forestal y uso del suelo son un fenómeno global que impacta la biodiversidad, los ciclos hidrológicos y la regulación climática. La cuenca binacional del río Puyango enfrenta una creciente presión antrópica que transforma su paisaje. Este estudio evaluó la dinámica espaciotemporal de la cobertura forestal y uso del suelo entre 1990 y 2024, identificó los principales impulsores del cambio y proyectó un escenario al 2045, utilizando la CUS del año 2014 en el proceso de validación. Se realizó un análisis multitemporal con imágenes Landsat procesadas en Google Earth Engine, clasificadas mediante el algoritmo Random Forest. Se modeló el potencial de transición usando el Land Change Modeler (TerrSet), tras una regresión logística que integró ocho factores impulsores. Los índices Kappa de la clasificación supervisada fueron 0.76 (1990), 0.94 (2014) y 0.93 (2024), indicando concordancia sustancial a muy alta. Los resultados indicaron una pérdida neta de 49167 ha de bosque, mientras que las tierras agropecuarias aumentaron en 35989 ha. La regresión logística (AUC = 0.67) reveló que la proximidad a tierras agrícolas es el principal impulsor de deforestación (OR = 1.28; $p < 0.001$), mientras que factores topográficos como la altitud y la pendiente limitan la conversión. El escenario del 2045 pronostica una pérdida significativa de bosques (16604.47). Se concluye que la deforestación y la expansión agrícola constituyen procesos críticos en la cuenca, poniendo en riesgo los bosques y los servicios ecosistémicos asociados. Por ello, se requieren estrategias efectivas de conservación y ordenamiento territorial.

Palabras clave: Análisis prospectivo, Cuenca del río Puyango, Deforestación, Impulsores ambientales, Usos de suelo.

Abstract: Forest cover and land-use changes are a global phenomenon that impacts biodiversity, hydrological cycles, and climate regulation. The binational Puyango River basin faces increasing anthropogenic pressure that is transforming its landscape. This study assessed the spatiotemporal dynamics of forest cover and land use between 1990 and 2024, identified the main drivers of change, and projected a 2045 scenario, using the 2014 LULC for validation. A multitemporal analysis was carried out using Landsat imagery processed in Google Earth Engine and classified using the Random Forest algorithm. The transition potential was modeled with the Land Change Modeler (TerrSet) using a logistic regression that incorporated eight driving factors. The Kappa indices of the supervised classification were 0.76 (1990), 0.94 (2014), and 0.93 (2024), indicating substantial to very high agreement. Results showed a net loss of 49167 ha of forest, while agricultural lands increased by 35989 ha. Logistic regression (AUC = 0.67) revealed that proximity to agricultural land is the main driver of deforestation (OR = 1.28; $p < 0.001$), while topographic factors such as altitude and slope limit land conversion. The 2045 scenario forecasts a significant loss of forest (16604.47 ha). It is concluded that deforestation and agricultural expansion are the most critical processes in the basin, threatening forests and associated ecosystem services. Therefore, effective conservation and land-use planning strategies are required.

Keywords: Deforestation, Environmental drivers, Land use, Prospective analysis, Puyango River basin.



Copyright: 2026 derechos otorgados por los autores a NovasinerGía.

Este es un artículo de acceso abierto distribuido bajo los términos y condiciones de una licencia de Creative Commons Attribution (CC BY NC).

(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>).

1. Introducción

El suelo en el sentido ambiental y territorial abarca un conjunto de elementos naturales como la geología, hidrología y vegetación, y tiene una gran importancia en el ámbito económico y social. El uso del suelo es la gestión y manejo de la tierra usando diversos medios adaptados a los fines económicos y los requerimientos humanos [1]. Los cambios de cobertura y uso del suelo son un fenómeno global y entender su dinámica es de vital importancia debido a su impacto negativo sobre los hábitats y los ciclos naturales. Desde 1990, el mundo ha perdido aproximadamente 178 millones de hectáreas de cobertura forestal, siendo América del sur el segundo continente con mayor pérdida, con una deforestación anual estimada en 2.6 millones de hectáreas [2].

Entre 2002 y 2024, Ecuador ha experimentado una pérdida de cobertura arbórea de aproximadamente 1.06 millones de hectáreas, de las cuales 262 mil hectáreas corresponden a bosques primarios húmedos, provocando un impacto considerable en los ecosistemas más biodiversos y frágiles del país [3]. Los cambios de cobertura y uso del suelo han ocurrido principalmente por el aumento de la demanda de alimentos proveniente del mercado local e internacional y la consecuente expansión de la frontera agropecuaria. La degradación de las coberturas naturales aumentó notablemente a partir de la modernización del sistema socio productivo entre los años 1940 y 1970, donde el crecimiento de la agricultura alcanzó un punto de inflexión, impulsado por la agricultura intensiva y mejoras genéticas [4]. La expansión de la red vial [5] también juega un papel importante en la accesibilidad, facilitando el ingreso a zonas prístinas donde no existía presencia humana en el pasado.

Estos cambios son impulsados por diversos factores llamados “impulsores de cambio” [5], los cuales son relevantes para el incremento de la accesibilidad humana. Esto facilita la expansión de las actividades antrópicas y acelera la transformación y modificación activa del entorno. En una cuenca hidrográfica, estos cambios pueden resultar en el aumento de la escorrentía, la disminución de la evapotranspiración potencial [6], así como cambios en la intensidad y frecuencia de las inundaciones [7]. Además, pueden resultar en la pérdida de hábitats [8], y la reducción de sumideros de carbono [9], teniendo una implicación directa en la regulación climática global.

La cuenca del río Puyango es una cuenca binacional de gran importancia económica-productiva para Ecuador y Perú. En el lado ecuatoriano de la cuenca, como principales fuentes de ingreso se destacan la producción agropecuaria y la minería, las cuales contaminan las fuentes hídricas y modifican las coberturas nativas. La tala de bosques para obtener suelos agrícolas y pastizales sin un sentido técnico, han traído consigo grandes zonas deforestadas y fácilmente erosionables [10], las cuales provocan el arrastre de sedimentos en la temporada de lluvias. En los últimos años han existido un gran número de iniciativas para reforestar la cuenca [8-9], pero no han sido suficiente para contrarrestar la enorme pérdida de bosque, evidenciando la urgencia de implementar estrategias de manejo de cuencas para priorizar la conservación del suelo y la cobertura nativa.

La integración de la teledetección y los sistemas de información geográfica (SIG) proporcionan un marco para comprender mejor el planeta y han revolucionado el análisis de información espacial [11]. En los últimos años se han publicado diversos estudios [5], [12]

sobre los cambios de cobertura y uso de suelo en el sur del Ecuador. No obstante, aún no se cuenta con suficientes investigaciones cuantitativas que abordan a profundidad la dinámica de los impulsores de dichos cambios. Este estudio aborda la brecha en el estado del arte sobre los cambios de uso de suelo en el sur del Ecuador, aportando información valiosa sobre la aplicación de técnicas de clasificación supervisada y modelos que analicen el cambio y sus impulsores. Por tal motivo, el objetivo del presente estudio es evaluar la dinámica espaciotemporal de la cobertura forestal y uso del suelo para el periodo 1990-2024 en la cuenca del río Puyango, identificando los principales impulsores antrópicos y naturales de cambio, y desarrollando un escenario prospectivo al 2045. La metodología de la investigación está guiada por la siguiente pregunta de investigación: ¿Cuáles han sido los principales impulsores del cambio de cobertura forestal en la cuenca del río Puyango entre 1990 y 2024, y qué tendencias podrían esperarse hacia 2045 si se mantiene la dinámica actual? Los resultados obtenidos aspiran a contribuir a una planificación sostenible del territorio, generando insumos técnicos que respalden la toma de decisiones informadas en materia de ordenamiento territorial.

2. Metodología

La cuenca hidrográfica del río Puyango es un sistema binacional que abarca 5530 km², de los cuales el 66% se encuentra en Ecuador y el 34 % en Perú. El presente estudio se centra en el sector ecuatoriano, que se origina en los páramos de Chilla y Cerro Negro a 3886 m.s.n.m. y desciende hasta los 140 m.s.n.m. en la frontera con Perú. La cuenca incluye cantones de las provincias de El Oro (Las Lajas, Balsas, Marcabelí, Portovelo, Piñas, Atahualpa, Chilla y Zaruma) y Loja (Zapotillo, Pindal, Puyango, Paltas, Chaguarpamba, Olmedo, Loja y Catamayo) (Figura 1). Presenta dos estaciones climáticas: seca (junio-diciembre) y lluviosa (enero-mayo), con precipitaciones medias anuales que varían entre 300 y 2600 mm. La temperatura media de la cuenca oscila entre 24–27 °C en la parte baja y 15–20 °C en el alta. La diversidad topográfica, que va desde penillanuras hasta montañas, genera una amplia variedad de microclimas y paisajes, ubicándose en una zona de transición entre los ecosistemas secos tropicales de la costa y los montanos de la sierra. Biogeográficamente, la cuenca abarca bosques deciduos costeros, bosques siempreverdes montanos, matorrales interandinos y páramos [13]. Los bosques secos albergan especies como el venado cola blanca (*Odocoileus virginianus*), iguanas y serpientes, mientras que en las zonas altas se reportan armadillos y zarigüeyas. La economía local depende principalmente de la agricultura de subsistencia, cultivos comerciales (como banano y cereales), ganadería en zonas intermedias y minería en zonas altas, actividad que se lleva a cabo desde hace más de un siglo y ha causado daños ambientales significativos a lo largo de este periodo.

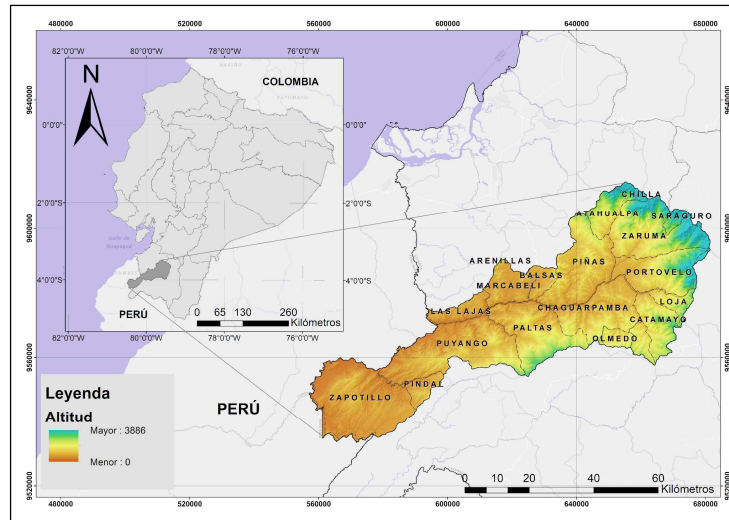


Figura 1. Mapa de ubicación de la cuenca hidrográfica del río Puyango.

2.1. *Diseño metodológico*

El presente estudio es de carácter cuantitativo, sustentado en el análisis numérico y estadístico, con el objetivo de identificar patrones y proyecciones de escenarios futuros de Cobertura y Uso del Suelo (CUS). Tiene un enfoque descriptivo, al detallar la dinámica de los CUS; explicativo, al analizar los factores que impulsan estos cambios; y predictivo al simular escenarios futuros. La metodología se encuentra estructurada en 4 fases (Figura 2): (1) La clasificación supervisada de las CUS de los años 1990-2024; (2) el análisis de los cambios de la cobertura vegetal; (3) análisis de variables ambientales impulsoras de cambio, y (4) modelado predictivo al año 2045 con su respectiva validación.

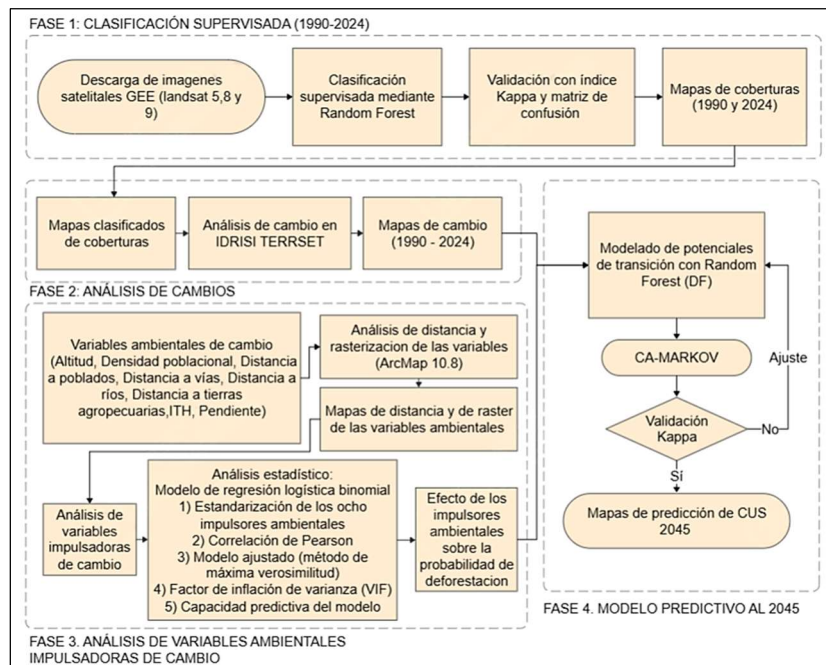


Figura 2. Diagrama de flujo; proceso metodológico de la investigación.

2.2. Recolección de datos

Se importaron imágenes satelitales Landsat 5 TM para el año 1990 y Landsat OLI/TIRS 8-9 para 2024 disponibles en el catálogo de información geoespacial de Google Earth Engine (GEE), seguido de la delimitación de la cuenca que se obtuvo del mapa interactivo del Ministerio del Ambiente, Agua y Transición Ecológica (MAATE), empleando las divisiones hidrográficas de nivel 4. El GEE permitió mediante un filtro temporal reducir la colección a través de operaciones como el compuesto de mediana, nubes enmascaradas y la generación de mosaicos de reflectancia superficial con resolución espacial de 30 m. Con el fin de validar el modelo predictivo, se consideró la imagen de Landsat 8 correspondiente a 2014 como año intermedio y de referencia.

Para el análisis se consideraron ocho variables ambientales explicativas del cambio de las CUS: i) altitud, ii) densidad poblacional, iii) poblados, iv) ríos, v) vías, vi) tierras agropecuarias, vii) índice topográfico de humedad (ITH) y viii) pendiente (Tabla 1). La información vectorial de ríos y vías fue obtenida del portal del Instituto Geográfico Militar (IGM), mientras que a densidad poblacional y las localidades amanzanadas (poblados) fueron recopilados de los datos censales del Instituto Ecuatoriano de Estadísticas y Censos (INEC). El modelo digital de elevación (DEM) fue adquirido del conjunto de datos global ALOS World 3D a través del GEE. La variable de tierras agropecuarias se obtuvo a partir de la clasificación supervisada del año 1990 del MAATE [13].

Tabla 1. Insumos cartográficos utilizados para el estudio

Insumos cartográficos	Formato y resolución	Referencias
Mosaico Landsat 5 sensor TM	Ráster - 30m	[14]
Mosaico Landsat 8-9 sensor OLI/TIRS	Ráster - 30m	[14]
DEM (Altitud, pendiente y ITH)	Ráster - 30 m	[15]
Densidad poblacional y localidades amanzanadas	Vectorial	[16]
Ríos y vías	Vectorial	[17]
Tierras Agropecuarias	Ráster - 30 m	[13]

2.3. Clasificación supervisada

La clasificación supervisada de las CUS para los mosaicos de imágenes Landsat de 1990 y 2024 se realizó siguiendo las seis clases definidas por el Panel Intergubernamental sobre el Cambio Climático (IPCC) [18]: i) Bosque (BO), ii) Cuerpos de agua (CA), iii) Otras tierras (OT), iv) Vegetación arbustiva y herbácea (VAH), v) Tierra agropecuaria (TA) y vi) Zona antrópica (ZA). Para cada clase y año se delimitaron 20 polígonos de entrenamiento, generados a partir de imágenes de alta resolución disponibles en Google Earth Pro y de la interpretación de distintas combinaciones de bandas espectrales, siguiendo la metodología de Lameck et al. [19]. La clasificación se efectuó mediante el algoritmo Random Forest (RF), que construye múltiples árboles de decisión y determina la clase final de cada píxel mediante un esquema de votación por mayoría, lo que garantiza mayor robustez y precisión frente a otros clasificadores tradicionales [18]. La validación se realizó utilizando una partición de 70 y 30% de los datos para entrenamiento y prueba respectivamente. La

precisión fue evaluada mediante matrices de confusión y el coeficiente Kappa, siguiendo las recomendaciones de Sharma et al. [19].

2.4. *Análisis de los cambios de la cobertura forestal y usos de suelo*

El análisis se realizó utilizando el módulo Land Change Modeler (LCM) del software TerrSet Geospatial Monitoring and Modeling System [20], a través del cual se procesaron y compararon los mapas de coberturas y uso del suelo de los años 1990 y 2024, previamente clasificados y homologados en categorías compatibles. El procedimiento comprendió la detección de cambios, la cuantificación de transiciones y el análisis de dinámicas espaciales mediante métricas de ganancia, pérdida y persistencia de coberturas, lo que permitió identificar las principales tendencias de transformación del territorio [19]. Posteriormente, se evaluó el cambio en la cobertura forestal producto de la deforestación, estimado con base en el indicador propuesto por el Ministerio del Ambiente del Ecuador [21], calculado a partir de las transiciones del bosque hacia otras clases de cobertura, integrando de esta manera un enfoque técnico y científico para caracterizar la deforestación y su impacto en la estructura paisajística.

2.5. *Análisis de variables ambientales que impulsan el cambio en la cobertura forestal*

Los archivos vectoriales recopilados de poblados, vías y ríos fueron utilizados para generar mapas de distancia mediante la herramienta Euclidean Distance en ArcMap 10.8 (Figuras 3c, 3d y 3g), mientras que la densidad poblacional se estimó a partir de la información de las localidades de cada cantón perteneciente al área de estudio (Figura 3b). A partir del DEM (Altitud) se elaboró el mapa de pendientes empleando la herramienta Slope en el mismo software (Figuras 3a y 3h). La distancia a las tierras agropecuarias se calculó igualmente con Euclidean Distance, tomando como referencia el mapa de CUS del año 1990 recopilado del mapa interactivo del MAATE (Figura 3f). Finalmente, siguiendo la metodología propuesta por Qin et al. [22], se determinó ITH a partir de la integración del mapa de pendientes con el de acumulación de flujo, permitiendo caracterizar espacialmente la distribución potencial de la humedad en el terreno (Figura 3e).

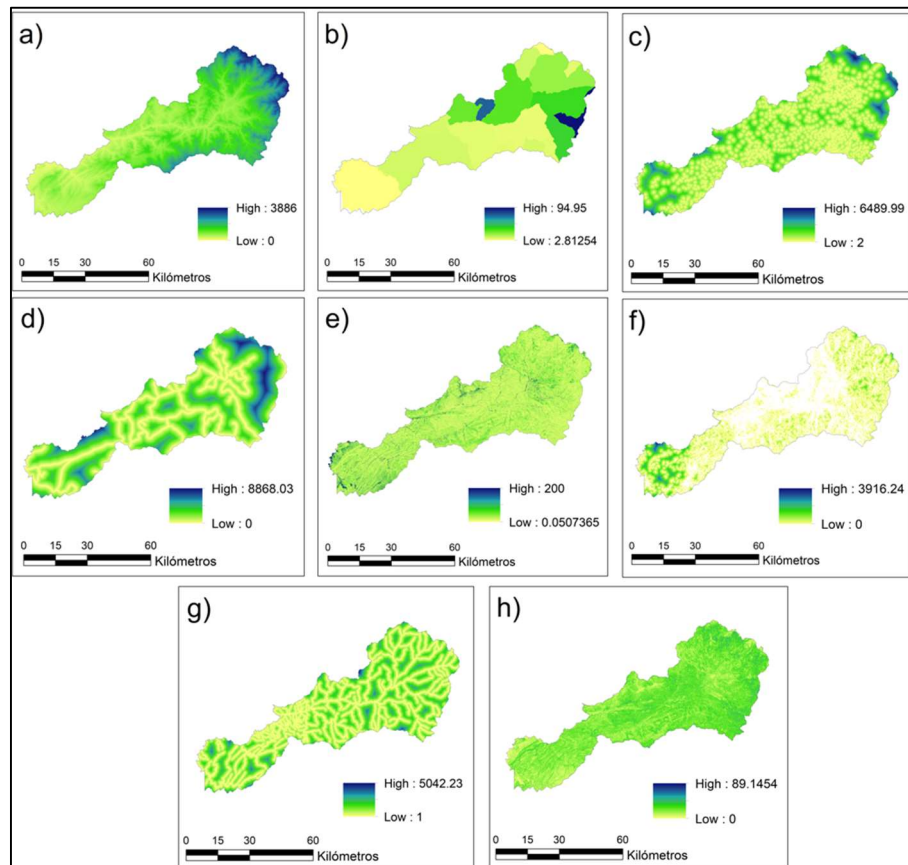


Figura 3. Variables ambientales impulsoras de cambio: Altitud (a), Densidad poblacional (b), Distancia a poblados (c), Distancia a vías (d), Índice topográfico de humedad (ITH) (e), Distancia a tierras agropecuarias (f), Distancia a ríos (g), y Pendiente (h)

Para identificar los factores ambientales asociados a la deforestación se aplicó un modelo de regresión logística binomial, considerando como variables dependientes la ocurrencia de deforestación (0 = ausencia y 1 = presencia) y como explicativas los ocho impulsores ambientales previamente estandarizados. La estandarización de predictores se realizó restando a cada valor original la media de la variable y dividiéndolo para su desviación estándar, de manera que el nuevo conjunto de datos presente media = 0 y desviación estándar = 1, garantizando así la comparabilidad entre variables con diferentes escalas de medición. Para evitar redundancia entre predictores se aplicó la correlación de Pearson, considerando como redundantes aquellos pares con ($r \geq 0.80$) y reteniendo únicamente la variable con mayor relevancia predictiva; para valores entre ($0.60 \leq r < 0.80$) se optó por conservar una sola, combinarlas o aplicar regularización, mientras que con ($r < 0.60$) se mantuvieron ambas.

El modelo fue ajustado mediante el método de máxima verosimilitud, interpretándose los coeficientes como log-odds de ocurrencia de deforestación. Para una interpretación práctica, se calcularon los odds ratios (OR) con intervalos de confianza al 95 % mediante estimadores tipo Wald, lo que permitió cuantificar la magnitud y dirección del efecto de cada impulsor sobre la probabilidad de deforestación. La colinealidad entre predictores se evaluó mediante el factor de inflación de la varianza (VIF), descartando redundancias que pudieran comprometer la estabilidad de las estimaciones.

La capacidad predictiva del modelo se validó a través de la curva ROC (Característica operativa del receptor) y el cálculo del Área Bajo la Curva (AUC), lo que permitió evaluar su poder discriminatorio entre sitios deforestados y no deforestados. Finalmente, se graficaron los coeficientes estandarizados para visualizar la importancia relativa de los impulsores ambientales, identificando cuáles incrementan o reducen de manera significativa la probabilidad de deforestación.

2.6. Proyección y validación de modelos de CUS

La proyección al año 2045 se realizó utilizando un enfoque de autómatas celulares (CA-Markov). Este modelo resulta adecuado para predecir los CUS debido a su capacidad de estimar las probabilidades de transición a partir de las tendencias históricas observadas [5]. El presente estudio utiliza el procedimiento de Asignación de Tierra Multi Objetivo (ATMO) para integrar el enfoque CA-Markov con los submodelos de transición, capturando dinámicas espaciales más complejas y creando predicciones fiables. El modelo se desarrolló usando las clasificaciones supervisadas de los años 1990 y 2024 (Figura 4a y 4c) para la calibración inicial y proyección al 2045, y los años 1990 y 2014 para la validación (Figura 4b). La validación del modelo se realizó generando una proyección al 2024 posterior a la calibración inicial, y comparando esta con la clasificación supervisada del 2024. El índice Kappa se utilizó para evaluar la concordancia entre la clasificación proyectada y la observada. La combinación de precisión global e índice Kappa proporciona una base estadística robusta para la interpretación de resultados multitemporales [23]. En la tabla 2 se observa las métricas de validación de la clasificación supervisada de los años 1990, 2014 y 2024.

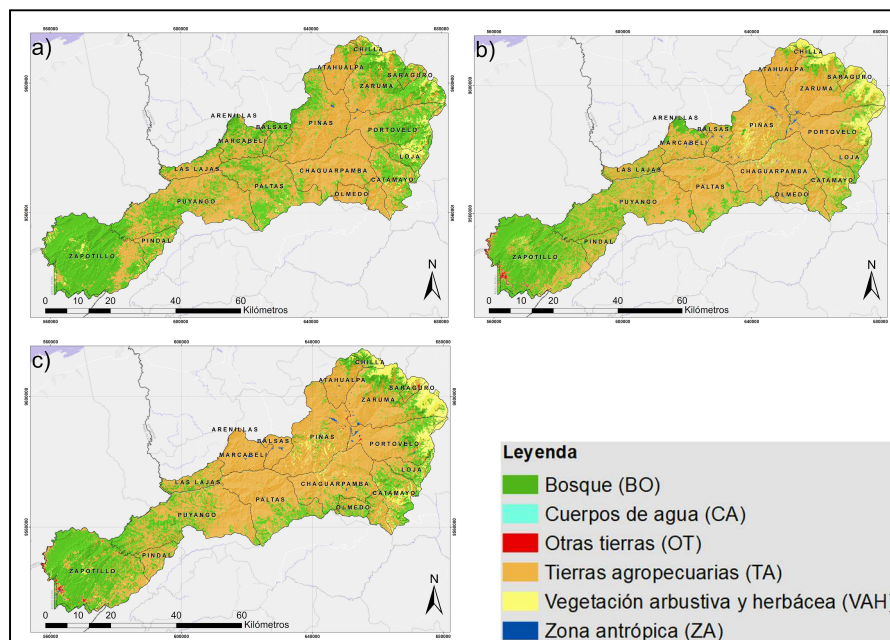


Figura 4. Clasificación supervisada; CUS del año 1990 (a), CUS del año 2014 (b) y CUS del año 2024 (c)

Tabla 2. Validación comparativa de los mapas de clasificación supervisada por año de estudio.

Año	Precisión global	Índice Kappa
1990	0.88	0.77
2014	0.97	0.94
2024	0.96	0.93

3. Resultados

3.1. Cambios de la cobertura forestal y uso del suelo, periodo (1990-2024)

El análisis de los cambios en coberturas y usos de suelo entre 1990 y 2024 (Tabla 3), revela transformaciones significativas en el área de estudio. La cobertura de BO registra la pérdida más crítica con una reducción neta de 49166.8 ha, equivalente aproximadamente al 45 % de su superficie inicial, confirmando a la deforestación como el principal proceso de cambio territorial. En cambio, las TA registran la mayor ganancia, con 69173.51 ha, lo que indica que gran parte del bosque se ha convertido en zonas agrícolas y pecuarias, considerándose como el principal factor de cambio. Así mismo, la VAH incrementó en 11096.34 ha, seguido de las ZA con 762.09 ha, lo que refleja tanto procesos de degradación intermedia como de urbanización. Las coberturas de CA y OT revelaron variaciones menores con ganancias netas de 432.36 ha y 753.19 ha, respectivamente. Estos resultados confirman una tendencia de sustitución del bosque por actividades agropecuarias y, en menor medida, por usos urbanos.

Tabla 3. Matriz de cambios de coberturas y uso de suelo en hectáreas, periodo (1990-2024).

		Año 2024							
	Coberturas	BO	CA	OT	TA	VAH	ZA	Total	Pérdidas
Año 1990	BO	81625.84	278.24	337.64	65695.81	10813.33	101.18	158852	77226.2
	CA	21.87	20.49	0.96	36.11	9.25	0.18	88.86	68.37
	OT	28.23	0	0	54.74	22.91	0	105.87	105.87
	TA	25029.35	222.49	515.47	155613.8	6603.38	813.51	188798	33184.2
	VAH	2979.97	0	5	3366.15	6519.11	1.41	12871.64	6352.53
	ZA	0	0	0	20.71	0	133.49	154.2	154.2
	Total	109685.3	521.22	859.06	224787.3	23967.98	1049.78		
Ganancias	28059.41	500.73	859.06	69173.51	17448.87	916.29			
Cambio neto	-49166.8	432.36	753.19	35989.32	11096.34	762.09			

3.2. Efecto de las variables impulsores del cambio en las cobertura forestal y uso de suelo

El análisis de la matriz de correlación de Pearson (Figura 5), muestra que la mayoría de los predictores presentan asociaciones débiles ($r < 0.60$), lo cual indica baja redundancia y permite su inclusión conjunta en el modelo sin riesgo de multicolinealidad. Los valores más altos se observan entre altitud y pendiente ($r = 0.55$) y entre altitud y distancia a vías

($r=0.55$), aunque permanecen por debajo del umbral de 0.60, por lo que no representan un problema crítico. Los valores en la matriz confirman la prioridad de conservar todas las variables, garantizando un modelo estable.

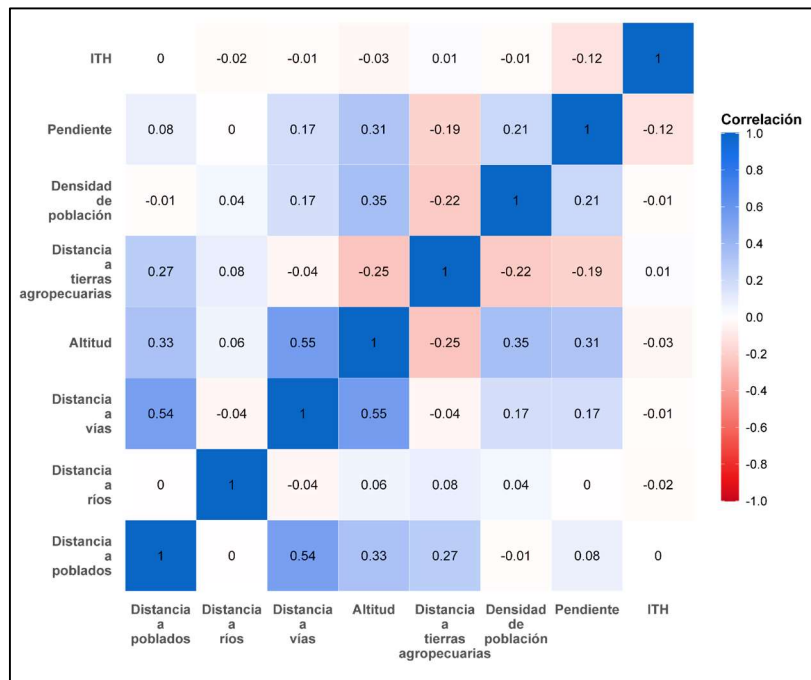


Figura 5. Correlación de Pearson entre las variables impulsoras ambientales

Los resultados del modelo logístico (Tabla 4) evidencian que la expansión agropecuaria es el principal impulsor de la deforestación (OR = 1.27; IC95%: 1.27–1.28; $p < 0.001$). Asimismo, la densidad poblacional (OR = 1.02; IC95%: 1.02–1.03; $p < 0.001$) y la proximidad a ríos (OR=1.05; IC95%: 1.04–1.05; $p < 0.001$) incrementan significativamente la probabilidad de pérdida de bosque. En cambio, la altitud (OR = 0.97; $p < 0.001$), la distancia a vías (OR = 0.94; $p < 0.001$), el ITH (OR = 0.98; $p < 0.001$) y la pendiente (OR = 0.99; $p = 0.005$) reducen la susceptibilidad a la deforestación. Finalmente, la distancia a poblados (OR = 0.99; IC95%: 0.96–1.03; $p = 0.657$) no mostró asociación estadísticamente significativa.

Los valores de VIF obtenidos para los predictores del modelo logístico se encuentran todos por debajo de 2 (Tabla 4), lo que indica una ausencia de multicolinealidad problemática entre las variables explicativas. En términos metodológicos, esto significa que cada impulsor ambiental aporta información relativamente independiente en la explicación de la probabilidad de deforestación, sin redundancias severas que comprometen la estabilidad de los coeficientes. Los valores más altos corresponden a elevación (1.64) y distancia a vías (1.53), aunque siguen siendo bajos y estadísticamente aceptables, mientras que variables como distancia a poblados (1.00) y densidad poblacional (1.01) muestran independencia casi total. Estos resultados respaldan la validez del modelo en cuanto a la elección de predictores, asegurando que las estimaciones de efectos son confiables y no están sesgadas por correlaciones internas entre los impulsores ambientales.

Tabla 4. Resultados de regresión logística binomial: Razón de probabilidades (OR), intervalos de confianza (IC) al 95 %, valores p de los predictores asociados a la deforestación y factor de inflación de varianza (VIF).

Impulsores	OR (Estimado)	IC 95% (Bajo - Alto)	p-value	VIF
Altitud	0.97	0.96 – 0.97	7.58e-31	1.65
Densidad poblacional	1.02	1.02 – 1.03	3.94e-25	1.01
Distancia a poblados	0.99	0.96 – 1.03	6.57e-01	1.00
Distancia a ríos	1.05	1.04 – 1.05	2.65e-90	1.03
Distancia a vías	0.94	0.94 – 0.95	1.55e-100	1.54
Distancia a tierras agropecuarias	1.28	1.27 – 1.28	0.0000	1.09
ITH	0.98	0.98 – 0.99	4.94e-11	1.02
Pendiente	0.99	0.99 – 1.00	5.04e-03	1.08

La curva ROC del modelo logístico, con un valor de AUC de 0.67 refleja que el modelo posee una capacidad de discriminación moderada, lo que confirma que es informativo, aunque con un poder predictivo limitado frente a umbrales de alto desempeño ($AUC \geq 0.8$). Es decir, el modelo asigna correctamente una mayor probabilidad de ocurrencia al área deforestada en un 67 % de las comparaciones aleatorias. Al graficar los coeficientes estandarizados (Figura 6), los resultados indican que la proximidad a tierras agrícolas es el impulsor más relevante, reforzando el rol de la expansión agropecuaria como motor central de la pérdida de bosque. En menor medida, la densidad poblacional y la cercanía a ríos también incrementan el riesgo de deforestación, evidenciando la influencia de la presión antrópica y el aprovechamiento de recursos hídricos. Por el contrario, factores topográficos como la pendiente, la altitud, el ITH y la distancia a vías presentan efectos negativos o marginales, señalando una menor incidencia en el proceso.

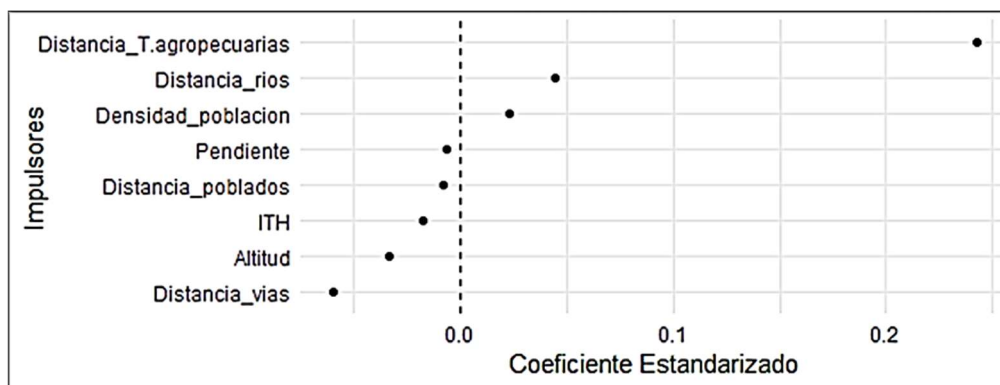


Figura 6. Efecto de los impulsores ambientales sobre la probabilidad de deforestación.

3.3. Proyección de los cambios de la cobertura forestal y uso de suelo, periodo (2024-2045)

Los valores predictivos del periodo 2024–2045, tuvieron una dinámica similar al anterior periodo, donde el BO continúa siendo la cobertura más afectada, con una pérdida neta de 16604.47 ha respecto a 2024, lo que representa una disminución aproximada del -17.0 %. Las TA registraron la mayor ganancia neta, con 15024.13 ha adicionales, a expensas del BO y de la VAH, así mismo, se registró pérdidas de TA en relación al aumento de la

cobertura de BO proveniente del abandono de suelos infértiles. La VAH también presentó pérdidas netas de $-4\,648.88$ ha, principalmente por su conversión a TA (4321.39 ha) y BO (3171.62 ha). La ZA mostró un ligero crecimiento neto de 542.96 ha, indicando una expansión moderada de áreas urbanizadas o transformadas por actividades humanas. Especialmente para el 2045 (Figura 7), se evidencia una reducción significativa de la cobertura forestal en la cuenca, concentrándose las pérdidas en cantones con mayor presión agropecuaria y expansión antrópica como Puyango, Zapotillo, Celica y Pindal, donde el bosque ha sido sustituido principalmente por tierras agrícolas y vegetación arbustiva secundaria. En cantones de la parte media y alta, como Portovelo, Piñas, Atahualpa y Zaruma, la deforestación se asocia a procesos de urbanización y actividades extractivas, mientras que, en sectores orientales como Loja, Catamayo y Chaguarpamba, la cobertura boscosa se encuentra fragmentada y relegada a áreas de difícil acceso. Después de aplicar el proceso de validación, el modelo predictivo presentó un coeficiente kappa de 0.79.

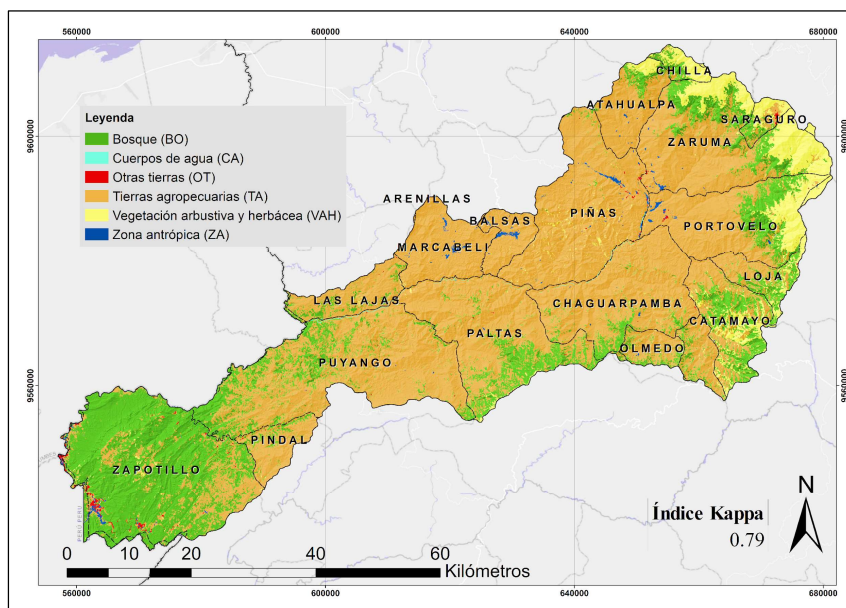


Figura 7. Mapa predictivo de coberturas y uso de suelo para el año 2045.

La gráfica 8, señala una disminución sostenida de la superficie de bosque en la cuenca del río Puyango, pasando de $109\,685$ ha en 1990 a $81\,626$ ha en 2024 y $72\,426$ ha en 2045, lo que representa una pérdida acumulada aproximada al 34 % respecto a la superficie inicial. De forma paralela, la curva de pérdida porcentual revela un incremento progresivo, con valores que alcanzan aproximadamente el 25.6 % en 2024 y se proyecta a 34 % en 2045, reflejando un proceso continuo de deforestación.

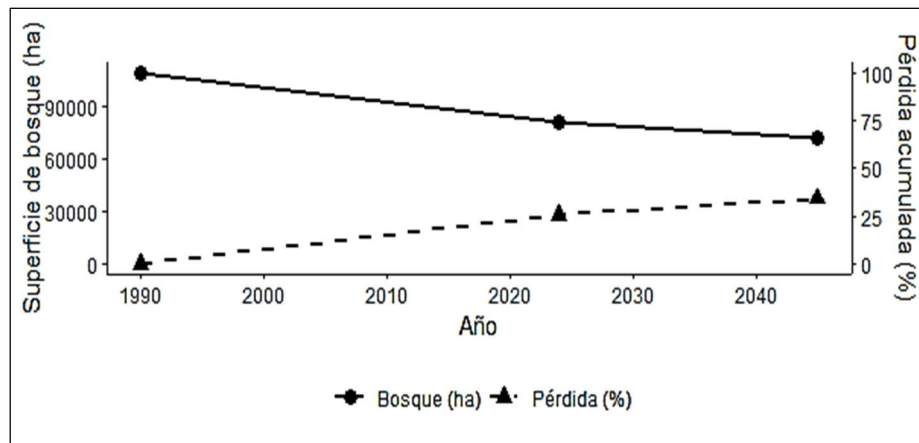


Figura 8. Cobertura de bosque y pérdida acumulada (1990–2045)

4. Discusión

Los resultados obtenidos reflejan una dinámica de cambio CUS marcada por la presión creciente de las actividades humanas. El retroceso de los bosques confirma la tendencia de deforestación documentada en diversas regiones de América Latina [12], [24], donde la expansión de la frontera agrícola se presenta como el principal motor de transformación territorial. El aumento de TA y ZA muestra la estrecha relación entre el crecimiento demográfico, la demanda productiva y la transformación activa del paisaje. Estos patrones de pérdida y ganancia evidencian una presión significativa sobre los ecosistemas boscosos, impulsada por la expansión agropecuaria y urbana, con consecuencias directas en la biodiversidad y los servicios ecosistémicos. Cabe señalar que los efectos de la conversión no son homogéneos, sino que dependen de la ubicación, el tipo de cobertura y el contexto ecológico. La expansión del bosque en zonas altas puede aportar beneficios asociados a la protección contra la erosión del suelo y la regulación hídrica, mientras que la reducción de bosque en cotas bajas puede producir un grave deterioro en funciones críticas como el almacenamiento de carbono, provisión de hábitats y oferta de servicios de recreación en sitios con accesibilidad turística [25]. La trayectoria y patrones de conversión son factores que condicionan los efectos de los cambios de CUS sobre la biodiversidad local, puesto que la conectividad entre remanentes de bosque marca su capacidad de mantener poblaciones viables [24]. En este contexto, la evaluación de servicios ecosistémicos puede permitir identificar sinergias y trade-offs (compromisos) asociados a la correcta gestión del uso de suelo.

La consistencia del modelo de clasificación supervisada y los valores de precisión obtenidos refuerzan la validez de las clasificaciones. Lambin y Koch [12] clasifican la concordancia en los siguientes rangos: 0 - 0.2, ínfima concordancia; 0.2 - 0.4, escasa; 0.4 - 0.6, moderada; 0.6 - 0.8, buena; y 0.8 - 1.0, muy buena. Los valores de kappa de 2014 y 2024 superan 0.90, lo que indica que la clasificación es muy buena y tiene gran parecido con la realidad [26]. La clasificación de 1990 presenta valores más bajos debido a la calidad de las imágenes satelitales, aunque mantiene una concordancia moderada con un índice Kappa de 0.76.

En el análisis de correlación, las variables de distancia a poblados, distancia a ríos, densidad poblacional, distancia a tierras agropecuarias e ITH, muestran coeficientes cercanos a cero, lo que revela independencia estadística y un aporte informativo complementario al modelo.

Los valores de VIF por debajo de 2 también respaldan la validez del modelo en cuanto a la elección de predictores, asegurando que las estimaciones son confiables y no están sesgadas por correlaciones internas entre los impulsores [27].

Los resultados de la regresión logística muestran que la deforestación en el área de estudio responde a una convergencia de factores socioeconómicos, condiciones naturales del territorio y marcos institucionales o de políticas públicas. Entre los impulsores socioeconómicos, la proximidad a tierras agrícolas emergió como el predictor más determinante, aumentando en un 28 % la probabilidad de deforestación (OR = 1.28; $p < 0.001$), lo cual coincide con estudios que evidencian la expansión agrícola y ganadera como la principal causa directa de conversión de bosques en regiones tropicales [28], [29]. La densidad poblacional (OR = 1.02) y la cercanía a ríos (OR = 1.05) refuerzan esta influencia socioeconómica, pues la consolidación de asentamientos humanos y la disponibilidad de agua favorecen la expansión de sistemas productivos y, con ello, la presión sobre los ecosistemas (Laurance et al., 2014). En contraste, los factores naturales como la altitud (OR = 0.97), la pendiente (OR = 0.99) y el índice topográfico de humedad (OR = 0.98) reducen la probabilidad de deforestación, reflejando limitaciones físicas que restringen la viabilidad agrícola en zonas abruptas, un patrón ampliamente documentado en modelos espaciales de cambio de uso del suelo [25], [24]. De forma similar, la mayor distancia a carreteras (OR = 0.94) también disminuye el riesgo de pérdida de cobertura forestal, destacando el papel de la accesibilidad como facilitador clave del avance de la frontera agrícola. Por su parte, la distancia a poblados no mostró significancia ($p = 0.657$), lo que sugiere que las dinámicas locales están más condicionadas por infraestructura productiva y vías de acceso que por la ubicación de centros urbanos. Finalmente, el valor AUC = 0.67 indica una capacidad predictiva moderada, lo que evidencia que, además de los impulsores biofísicos y socioeconómicos, intervienen factores de gobernanza, tales como políticas agrarias, tenencia de la tierra, incentivos productivos y ausencia de control territorial, ampliamente reconocidos como moduladores críticos de la deforestación en Latinoamérica [30], [31], [32]. En conjunto, los resultados subrayan la necesidad de políticas públicas que integren ordenamiento territorial, regulación de la expansión agrícola y estrategias de manejo sostenible en paisajes vulnerables [4], [5].

De seguir la tendencia actual, en un futuro cercano se perderán cifras alarmantes de bosques, que podrían alcanzar hasta el 34% entre 1990 y 2045, lo que concuerda con patrones de deforestación reportados en ecosistemas tropicales de América Latina, donde la expansión agropecuaria constituye el principal impulsor de cambio [33], [34]. Esta tendencia de pérdida progresiva y significativa afecta la estructura y conectividad del paisaje representando un riesgo potencial para la conservación de hábitats y la provisión de servicios ecosistémicos esenciales como la regulación hídrica y la captura de carbono, lo cual incrementa la vulnerabilidad socioambiental de las comunidades locales asociados a los bosques. La conversión hacia usos agropecuarios y la expansión de zonas antropizadas evidencian la necesidad de estrategias de manejo territorial que mitiguen la pérdida forestal y promuevan la recuperación de áreas degradadas. El crecimiento proyectado de las tierras agropecuarias constituye el elemento más relevante del escenario al 2045, puesto que no solo representa la principal causa de deforestación, sino que también implica una presión creciente sobre la vegetación secundaria y sobre áreas cercanas a los centros poblados. Tal

expansión responde a la dinámica socioeconómica de los cantones de la cuenca, donde la agricultura continúa siendo el eje productivo. La consolidación de este uso de suelo, además, se relaciona con la mejora en la accesibilidad vial y la concentración de la población en torno a corredores de transporte, factores que, como señala Hansen et al. [35], aceleran la conversión de coberturas naturales. El aumento de las zonas antrópicas, aunque cuantitativamente menor frente a la expansión agrícola, tiene también implicaciones territoriales significativas, como es el caso de la concentración del crecimiento urbano y pecuario en Balsas y Marcabelí, impulsada por actividades como la porcicultura y la avicultura, promoviendo a plantear retos de ordenamiento territorial debido a la potencial contaminación de cuerpos de agua por descargas de purinas y la fragmentación del suelo agrícola y natural. La tendencia identificada en este estudio subraya la necesidad de políticas de ordenamiento territorial y estrategias de manejo forestal sostenible, en línea con las recomendaciones internacionales orientadas a mitigar los efectos de la deforestación sobre la biodiversidad y el cambio climático [36]. El modelo predictivo alcanzó un coeficiente Kappa de 0.79, encontrándose en un rango moderado, presentando de esta manera la validez necesaria para ser considerado confiable y representativo de la realidad [11].

5. Conclusiones

La cuenca del río Puyango ha experimentado una transformación territorial caracterizada por la reducción de cobertura vegetal y la expansión acelerada de tierras agropecuarias y zonas antrópicas, respondiendo principalmente a la presión ejercida por la densidad poblacional, la accesibilidad vial y las dinámicas productivas asociadas a la agricultura y la ganadería. La clasificación supervisada empleada demostró niveles de precisión altos ($kappa > 0.90$), lo que, valida la veracidad de los resultados obtenidos, mientras que el análisis estadístico corroboró que la accesibilidad y la concentración humana son los principales impulsores de la pérdida forestal, lo que concuerda con estudios similares en América Latina y responde la pregunta de investigación. Los análisis estadísticos confirman que la deforestación está fuertemente asociada a la proximidad a tierras agrícolas, la densidad poblacional y la cercanía a ríos, reflejando el rol predominante de la presión antrópica sobre los ecosistemas. En contraste, los factores topográficos ejercen una influencia marginal o limitante.

Las proyecciones al 2045 indican que, de mantenerse las tendencias actuales, se producirá una pérdida significativa de bosques (16604.47 ha), provocando la consolidación de las tierras agropecuarias como uso dominante del suelo y un crecimiento urbano focalizado en los cantones de la parte alta de la provincia de El Oro. Estos hallazgos destacan la urgencia de implementar estrategias de ordenamiento territorial que mitiguen los efectos de la expansión agrícola y reduzcan la vulnerabilidad socio ecológica, garantizando la provisión de servicios ecosistémicos esenciales en el mediano y largo plazo.

Contribuciones de los autores

Conceptualización, M.R. y F.V.; metodología, J.M. y M.R.; software, M.R., F.V. y J.M.; validación, J.M.; análisis formal, M.R. y J.M.; investigación, M.R. y F.V.; recursos, M.R. y

F.V.; curación de datos, M.R., F.V. y J.M.; redacción—preparación del borrador original, M.R.; redacción—revisión y edición, J.M. y M.R.; visualización, M.R., F.V. y J.M.; supervisión, J.M.; administración del proyecto, M.R., F.V. y J.M. Todos los autores han leído y aprobado la versión publicada del manuscrito.

Conflicto de Interés

Los autores no reportan conflictos de interés relacionados con esta investigación.

Declaración sobre el uso de Inteligencia Artificial Generativa

No se ha utilizado Inteligencia Artificial Generativa para la elaboración del artículo.

Referencias

- [1] G. Terfassa Fida, B. N. Baatuuwue, y H. Issifu, "Dynamics of land use/cover change and its drivers during 1992–2022 in Yayo Coffee Forest Biosphere Reserve, Southwestern Ethiopia", *Sustainable Environment*, vol. 10, no. 1, 2024, doi: 10.1080/27658511.2024.2374119.
- [2] Food and Agriculture Organization, "Global Forest Resources Assessment 2020." FAO, 2020. [En línea]. Disponible en: <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/9f24d451-2e56-4ae2-8a4a-1bc511f5e60e/content>
- [3] Global Forest Watch, "Ecuador dashboard." GFW. [En línea]. Disponible en: <https://www.globalforestwatch.org/>.
- [4] F. Paredes-Arcos, L. Tinoco-Jaramillo, C. Congo-Yépez, y Y. Vargas-Tierras, "Análisis multitemporal de deforestación y cambio de la cobertura del suelo, en el cantón La Joya de los Sachas, período 1990-2018.", *Bionatura Journal*, vol. 1, no. 1, pp. 1–13, feb. 2024, doi: 10.70099/BJ/2024.01.01.16.
- [5] D. X. Astudillo Román, J. E. Maza - Maza, y P. S. Amaya-Márquez, "Proyección y análisis multitemporal del cambio de cobertura y uso de suelo del BP-Tahuín mediante modelos MARKOV-MOLA y Perceptrón Multi-capa", *Green World Journal*, vol. 7, no. 2, pp. 164–164, ago. 2024, doi: 10.53313/gwj72164.
- [6] G. Erima, A. Gidudu, Y. Bamutaze, A. Egeru, y I. Kabenge, "Spatiotemporal Analysis of the Hydrological Responses to Land-Use Land-Cover Changes in the Manafwa Catchment, Eastern Uganda", *The Professional Geographer*, vol. 76, no. 3, pp. 259–276, dic. 2023, doi: 10.1080/00330124.2023.2275317.
- [7] A. Talib y T. O. Randhir, "Long-term effects of land-use change on water resources in urbanizing watersheds", *PLOS Water*, vol. 2, no. 4, p. e0000083, abr. 2023, doi: 10.1371/journal.pwat.0000083.
- [8] L. Fahrig, "Effects of Habitat Fragmentation on Biodiversity", *Annu. Rev. Ecol. Evol. Syst.*, vol. 34, no. 1, pp. 487–515, nov. 2003, doi: 10.1146/annurev.ecolsys.34.011802.132419.
- [9] K. Winkler, R. Fuchs, M. Rounsevell, y M. Herold, "Global land use changes are four times greater than previously estimated", *Nat Commun*, vol. 12, no. 1, may. 2021, doi: 10.1038/s41467-021-22702-2.
- [10] S. Núñez Juárez y J. Zegarra Ioo, "Estudio Geoambiental de la Cuenca del Río Puyango-Tumbes", INGEMMET, 2006. [En línea]. Disponible en: https://alicia.concytec.gob.pe/vufind/Record/INGEMMET_55fbee6565b39ae68fbce2b053edd924
- [11] P. Lemenkova, "Exploitation d'images satellitaires Landsat de la région du Cap (Afrique du Sud) pour le calcul et la cartographie d'indices de végétation à l'aide du logiciel GRASS GIS", *Physio-Géo*, vol. 20, pp. 113–129, 2024, doi: 10.4000/11pyj.
- [12] P. Amaya-Márquez, B. Girón, J. Maza y A. Luna A, "Análisis multitemporal del cambio de uso del suelo en la cuenca del río Zarumilla: Proyecciones al 2040", *NovasinerGía*, vol. 7, no. 2, pp. 73–86, jul. 2024, doi: 10.37135/ns.01.14.05.
- [13] Ministerio de Ambiente y Energía, "Mapa interactivo", ambienteyenergia.gob.ec. Disponible en: <https://www.ambienteyenergia.gob.ec/>

- [14] U.S. Geological Survey, "Landsat Surface Reflectance Tier 2 Collection (Landsat 7 ETM+, Landsat 8 OLI/TIRS, Landsat 9 OLI-2/TIRS-2)", Google Earth Engine Data Catalog. [En línea]. Disponible en: <https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/landsat?hl=es-419>.
- [15] OpenTopography, "ALOS World 3D - 30m", 2016, OpenTopography. doi: 10.5069/G94M92HB.
- [16] Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC), "Censo Ecuador," Ecuador en Cifras. [En línea]. Disponible en: <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/estadisticas>.
- [17] Instituto Geográfico Militar (IGM), "Cartografía de libre acceso," Geoportal IGM. [En línea]. Disponible en: <https://www.geoportaligm.gob.ec/portal/index.php/descargas/cartografia-de-libre-acceso/>.
- [18] T. Zhu, "Analysis on the Applicability of the Random Forest", *J. Phys. Conf. Ser.*, vol. 1607, no. 1, p. 012123, ago. 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1607/1/012123.
- [19] S. Sharma, S. Hussain, y A. N. Singh, "Impact of land use and land cover on urban ecosystem service value in Chandigarh, India: a GIS-based analysis", *Journal of Urban Ecology*, vol. 9, no. 1, 2023, doi: 10.1093/jue/juac030.
- [20] Center for Geospatial Analytics, Clark University, TerrSet & LiberaGIS Manual, 2024. [En línea]. Disponible en: <https://s45055.pcdn.co/centers/geospatial-analytics/www-content/blogs.dir/7/files/sites/354/2024/11/Terrset-liberaGIS-Manual.pdf>
- [21] Ministerio del Ambiente, Agua y Transición Ecológica (MAATE), *Deforestación del Ecuador continental en el periodo 2014–2016*. Quito, Ecuador: MAATE, 2014
- [22] C. Qin, A. -X. Zhu, T. Pei, B. Li, C. Zhou, y L. Yang, "An adaptive approach to selecting a flow-partition exponent for a multiple-flow-direction algorithm", *International Journal of Geographical Information Science*, vol. 21, no. 4, pp. 443–458, abr. 2007, doi: 10.1080/13658810601073240.
- [23] C. V. M. Nery, F. H. S. Fernandes, A. A. Moreira, y F. L. Braga, "Avaliação das Técnicas de Classificação MAXVER, MAXVER – ICM e Distância Mínima Euclidiana de acordo com Índice Kappa (Evaluation of Classification Techniques MAXVER, MAXVER-ICM and Minimum Euclidean Distance according to Kappa Index)", *Revista Brasileira de Geografia Física*, vol. 6, no. 2, pp. 320–328, sep. 2013, doi: 10.26848/rbgf.v6.2.p320-328.
- [24] S. Madrigal-Martínez y J. L. Miralles i García, "Land-change dynamics and ecosystem service trends across the central high-Andean Puna", *Sci Rep*, vol. 9, no. 1, jul. 2019, doi: 10.1038/s41598-019-46205-9.
- [25] M. Gaglio et al., "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*, vol. 13, no. 1, pp. 264–279, ene. 2017, doi: 10.1080/21513732.2017.1345980.
- [26] Z. Tahir et al., "Predicting land use and land cover changes for sustainable land management using CA-Markov modelling and GIS techniques", *Sci Rep*, vol. 15, no. 1, ene. 2025, doi: 10.1038/s41598-025-87796-w.
- [27] R. M. O'Brien, "A Caution Regarding Rules of Thumb for Variance Inflation Factors", *Qual Quant*, vol. 41, no. 5, pp. 673–690, mar. 2007, doi: 10.1007/s11135-006-9018-6.
- [28] P. G. Curtis, C. M. Slay, N. L. Harris, A. Tyukavina, y M. C. Hansen, "Classifying drivers of global forest loss", *Science*, vol. 361, no. 6407, pp. 1108–1111, sep. 2018, doi: 10.1126/science.aau3445.
- [29] X.-P. Song et al., "Global land change from 1982 to 2016", *Nature*, vol. 560, no. 7720, pp. 639–643, ago. 2018, doi: 10.1038/s41586-018-0411-9.
- [30] S. Adhikari, T. Fik, y P. Dwivedi, "Proximate causes of land-use and land-cover change in Bannerghatta National Park: A spatial statistical model", *Forests*, vol. 8, no. 9, sep. 2017, doi: 10.3390/f8090342.
- [31] O. M. Opelele, Y. Yu, W. Fan, T. Lubalega, C. Chen, y S. K. Kachaka, "Understanding Spatial Drivers Of Deforestation In The Luki Biosphere Reserve, Democratic Republic Of Congo", *Appl Ecol Environ Res*, vol. 20, no. 1, pp. 653–670, 2022, doi: 10.15666/aer/2001_653670.
- [32] I. Pope, D. Bowen, J. Harbor, G. Shao, L. Zanotti, y G. Burniske, "Deforestation of montane cloud forest in the Central Highlands of Guatemala: Contributing factors and implications for sustainability in Q'eqchi' communities", *International Journal of Sustainable Development and World Ecology*, vol. 22, no. 3, pp. 201–212, ene. 2015, doi: 10.1080/13504509.2014.998738.
- [33] P. G. Curtis, C. M. Slay, N. L. Harris, A. Tyukavina, y M. C. Hansen, "Classifying drivers of global forest loss", *Science*, vol. 361, no. 6407, pp. 1108–1111, sep. 2018, doi: 10.1126/science.aau3445.

- [34] F. Taubert et al., "Global patterns of tropical forest fragmentation", *Nature*, vol. 554, no. 7693, pp. 519–522, feb. 2018, doi: 10.1038/nature25508.
- [35] A. J. Hansen et al., "Exposure of U.S. National Parks to land use and climate change 1900–2100", *Ecological Applications*, vol. 24, no. 3, pp. 484–502, abr. 2014, doi: 10.1890/13-0905.1.
- [36] FAO y UNEP, *The State of the World's Forests 2020: Forests, biodiversity and people*. Rome, Italy. doi: 10.4060/ca8642en.