

RESEARCH ARTICLE

Proyección y análisis multitemporal del cambio de cobertura y uso de suelo del BP-Tahuín mediante modelos MARKOV-MOLA y Perceptrón Multi-capa

Dany Xavier Astudillo Román ¹  Jaime Enrique Maza Maza ²  Paúl Sebastián Amaya Márquez ³ 

¹ Maestría en Recursos Naturales Renovables, Facultad de Agronomía, Universidad Técnica de Machala (UTMACH), Machala, 070205, Ecuador

² Grupo de Investigación para la Conservación, Carrera de Ingeniería Ambiental, Universidad Técnica de Machala (UTMACH), Machala, 070205, Ecuador

³ Carrera de Ingeniería Ambiental, Universidad Técnica de Machala (UTMACH), Machala, 070205, Ecuador

✉ Correspondencia: adany1@utmachala.edu.ec  + 593968753278

DOI/URL: <https://doi.org/10.53313/gwj72164>

Resumen: El cambio de cobertura y uso de suelo es un fenómeno que ocurre por la expansión demográfica y la creciente demanda de alimentos. El presente estudio tiene como objetivo realizar un análisis multitemporal del cambio de uso del suelo en el BP-Tahuín, implementando un modelo MARKOV-MOLA con PMC para analizar los factores impulsores y realizar una prospección al año 2040. Se analizaron los cambios de cobertura en el periodo 1990–2022, después se utilizó perceptrón multi-capa para crear submodelos de transición y analizar los impulsores de cambio. Los pasos anteriores fueron implementados en un procedimiento MOLA para crear una predicción al año 2040. Los resultados estiman la pérdida de bosque del periodo 1990–2022 en 21635 hectáreas, las cuales representan una tasa de deforestación del 3.89%. El análisis de los impulsores de cambio reveló que la altitud, la proximidad a vías y accesos son los factores más influyentes en la conversión hacia nuevas tierras agropecuarias. La proyección al 2040 indica que se espera una pérdida de 3163 hectáreas de bosque. El modelo realizado tiene una buena capacidad para predecir la deforestación por expansión agrícola. Se demuestra pertinente plantear medidas protectoras debido a la gran deforestación y la importancia ecológica del sector.

Palabras claves: Deforestación, Bosque protector, Expansión agrícola, Prospección

Multi-temporal projection and analysis of land-use and land-cover change of BP-Tahuín using a MARKOV-MOLA and Perceptron Multi-layer model.

Abstract: Land cover and land use change is a phenomenon that occurs due to demographic expansion and the growing demand for food. The present study aims to perform a multitemporal analysis of land use change in the BP-Tahuín, implementing a MARKOV-MOLA model with PMC to analyze the driving factors and perform a prospection to the



Check for updates

Cita: Astudillo Román, D. X., Maza Maza, J. E., & Amaya Márquez, P. S. (2024). 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, 07(02), 164.

<https://doi.org/10.53313/gwj72164>

Received: 20/July/2024

Accepted: 08/August/2024

Published: 29/August/2024

Prof. Carlos Mestanza-Ramón, PhD.
Editor-in-Chief / CaMeRa Editorial
editor@greenworldjournal.com

Editor's note: CaMeRa remains neutral with respect to legal claims resulting from published content. The responsibility for published information rests entirely with the authors.



© 2024 CaMeRa license, Green World Journal. This article is an open access document distributed under the terms and conditions of the license.

Creative Commons Attribution (CC BY).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>

year 2040. Cover changes in the period 1990–2022 were analyzed, then multi-layer perceptron was used to create transition sub-models and analyze drivers of change. The above steps were implemented in a MOLA procedure to create a prediction to the year 2040. The results estimate the forest loss for the period 1990–2022 at 21635 ha, which represents a deforestation rate of 3.89%. The analysis of drivers of change revealed that altitude, proximity to roads and access are the most influential factors in the conversion to new agricultural land. The projection to 2040 indicates an expected loss of 3163 hectares of forest. The model has a good capacity to predict deforestation due to agricultural expansion. It is pertinent to propose protective measures due to the high deforestation and the ecological importance of the sector.

Keywords: Deforestation, Protective Forest, Agricultural expansion, Prospection.

1. Introducción

Los cambios de uso de suelo son un fenómeno que afecta en gran manera la distribución natural de la cobertura vegetal debido al crecimiento demográfico y mala administración de las tierras [1]. Existen diversos factores llamados “impulsores de cambio” que propician el cambio de cobertura y uso de suelo en una región. Estos pueden ser explícitos, como la expansión de la infraestructura humana y los factores biofísicos de la zona, o subyacentes, los cuales pueden ser económicos, culturales o políticos [1]. Factores explícitos antrópicos, como los asentamientos humanos, pueden contribuir en la transformación activa del paisaje, mientras los factores naturales como la topografía del lugar, juegan un rol en la accesibilidad, determinando las áreas que serán susceptibles a cambios.

En el sector rural de los países en vías de desarrollo, los recursos naturales constituyen el principal sustento de las familias. Algensen et al. [2] indica que aproximadamente un 47% de los ingresos en Latinoamérica provienen de recursos forestales y plantaciones. En Ecuador los cambios en los patrones de uso de suelo se dan principalmente por la expansión de la frontera agrícola. Después de las reformas agrarias que tuvieron lugar en el país, la costa se organizó bajo un sistema de monocultivos dirigido al mercado internacional. El nuevo modelo socio productivo que dejaba atrás los latifundios dio un giro hacia la modernización, conformándose un proletariado rural que se organizaba en cooperativas en un intento por adaptarse al nuevo sistema capitalista [3]. Durante este periodo la expansión de la infraestructura vial fue primordial debido a la necesidad de conectar las zonas de producción con los principales puertos de la región [4]. Esta expansión permitió el acceso a lugares prístinos, fragmentando el hábitat nativo de diversas especies y habilitando nuevos territorios para la colonización agrícola.

La deforestación en el sur del Ecuador es una gran problemática debido a la débil normativa ambiental y control del recurso forestal [5]. Se estima que aproximadamente un 80% del bosque seco primario se ha perdido en los últimos 30 años [6][7]. Los Bosques y Vegetación Protectores (BVP) fueron creados con el objetivo de conservar el suelo, la vida silvestre, las cuencas hidrográficas y el abastecimiento de agua para consumo humano. La Ley Forestal Y De Conservación De Áreas Naturales Y Vida Silvestre De Ecuador [8] indica que estas formaciones vegetales naturales o cultivadas, pueden ser públicas o privadas, son parte del patrimonio forestal nacional y su conservación y uso sostenible es de interés público. Aun así, estudios como el de Maza, Rodríguez y Cantón [7] afirman que las altas tasas de deforestación en el BP-Tahuín son parecidas a las de lugares no protegidos, reduciéndose solamente por la disminución y agotamiento del recurso forestal.

Entender la dinámica de los cambios de cobertura y uso de suelo, así como los factores que los impulsan es importante no solo para una organización territorial sostenible, sino también para hacerle frente a problemas globales como el cambio climático, la pérdida de biodiversidad y la extinción de especies. Los Sistemas de Información Geográfica (SIG) son una herramienta creada para facilitar la recolección, análisis y visualización de información georreferenciada. En los últimos

años han sido de gran ayuda para entender la dinámica y comportamiento en los cambios de cobertura y uso de suelo, ya que ayudan en el mapeo y evaluación de la información espacial, la cual puede ser adquirida mediante sensores remotos o en campo [9]. El uso de los SIG puede ayudar a entender los intrincados patrones espaciales característicos de los cambios de cobertura [10], mejorando su capacidad notablemente al combinarse con otras herramientas como las redes neurales artificiales (RNA) o modelos estocásticos.

En la actualidad existen diversos métodos para el modelado del cambio de cobertura y uso de suelo. Uno de los más usados es el modelo CA-MARKOV, el cual utiliza autómatas celulares y mapas de idoneidad para la asignación de tierras, sin embargo, este modelo no incorpora variables externas como impulsores de cambio o mapas de restricciones/incentivos. Los modelos generados con la herramienta Land Change Modeler (LCM) del software Idrisi TerrSet se basan en el cambio histórico y en el modelado de los potenciales de transición mediante distintos métodos (SimWeight, Regresión Logística, Perceptrón Multi-capas) [11]. La generación de los mapas de predicción se realiza mediante un procedimiento de asignación de tierra multi-objetivo (Multi-Objective Land Allocation, MOLA) que incorpora las probabilidades de transición MARKOV y los mapas de potencial de transición, generando pesos de idoneidad y asignando el área que corresponde a cada pixel [12].

El presente estudio se enfoca en el análisis multitemporal del cambio de uso del suelo en el BP-Tahuín para el periodo 1990-2022, implementando un modelo de MARKOV-MOLA con Perceptrón Multi-Capas (PMC) para analizar los factores impulsores de este cambio y realizar una prospección al año 2040. Este acercamiento metodológico mejora la precisión de los escenarios a predecir y llena un vacío en la literatura existente sobre modelos de prospección en Ecuador, siendo una herramienta válida para aplicarse en otras regiones del mundo con problemas de deforestación.

2. Materiales y métodos

2.1 Área de estudio

El Bosque Protector Tahuín-Río Arenillas (BP-Tahuín) tiene una extensión de 47210.57 hectáreas y se encuentra repartido entre los cantones de Piñas, Arenillas, Las Lajas, Santa Rosa, Atahualpa, Balsas y Marcabell [13]. Fue creado mediante el Acuerdo Ministerial N° 024 el 10 de enero de 1989, siendo el principal objetivo de su creación la protección de los ecosistemas regionales, así como la sostenibilidad en el aprovechamiento de sus servicios ecosistémicos de provisión. El BP-Tahuín tiene 2 ombrotipos dominantes: seco superior y subhúmedo inferior. La altitud en la zona va desde los 83 hasta los 2531 m.s.n.m, presentando un clima variado con una temperatura que oscila entre 20 y 26 °C [14], y precipitaciones que van desde los 600 mm anuales en la zona xérica hasta los 2800 en la pluviestacional. En esta región existen 2 estaciones claramente diferenciadas, una seca mayo a noviembre y una lluviosa de diciembre a abril.

La principal formación vegetal en este lugar es el Bosque Deciduo de Tierras Bajas del Jama-Zapotillo, existiendo una porción de Bosque Siempreverde Estacional del Catamayo-Alamor en el este, donde existe un mayor régimen de lluvias. En esta región también se encuentran pequeñas áreas de Bosque Piemontano y Montano Bajo [13]. En el BP-Tahuín existe una gran variedad de especies características de estas formaciones vegetales y la mayoría de su territorio es hábitat del perico de El Oro (*Pyrrhura orcesi*) el cual se encuentra amenazado según la lista roja del UICN.

Dentro del área de estudio se pueden encontrar 4 parroquias dedicadas principalmente a la agricultura y ganadería: Piedras, Saracay y La Bocana pertenecientes al cantón Piñas, y Torata

pertenece al cantón Santa Rosa. En estos sectores se destacan los cultivos de caña de azúcar, maíz duro, café, naranja y cacao, encontrándose controlados principalmente por pequeños y medianos productores [15]. Existen de igual manera gran cantidad de pastos cultivados dedicados al uso pecuario bovino extensivo, así como granjas avícolas y porcícolas dedicadas a la producción de carne.

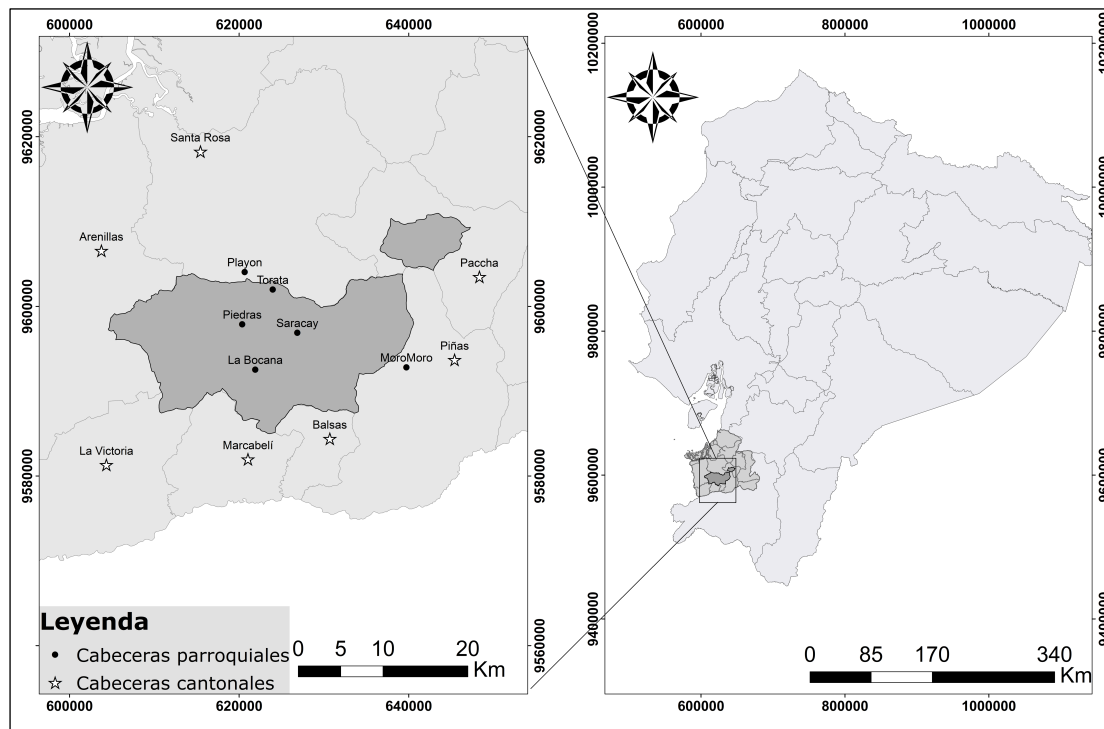


Figura 1. Ubicación del área de estudio: Bosque Protector Rio Arenillas-Presa Tahuín (BP-Tahuín)

2.2 Métodos

Para el presente estudio se adoptó una metodología sistemática similar a la usada en varios estudios de análisis multitemporal y modelado del uso de suelo [16][6], donde se analizó las tendencias de cambio y su relación con los impulsores usando el módulo Land Change Modeler (LCM) del software TERRSET para posteriormente crear una proyección usando una matriz de Markov y asignación multiobjetivo. El flujo de trabajo fue el siguiente (ver figura 2): Se recopiló información cartográfica de coberturas y usos de la tierra de los años 1990, 2014 y 2022 provista por el Ministerio del Ambiente, Agua y Transición Ecológica (MAATE), como también, algunas variables impulsoras del cambio en el suelo. Se realizó el análisis de cambios y tendencias para el periodo 1990-2022 y 1990-2014, este último análisis se lo efectuó con el propósito de obtener un mapa predictivo al año 2022, el mismo que sirvió para comparar con la capa de cobertura y uso de suelo del mismo año obtenido del MAATE, este proceso comparativo fue validado por medio del Índice Kappa garantizando la precisión del modelo para la realización del mapa predictivo al año 2040.

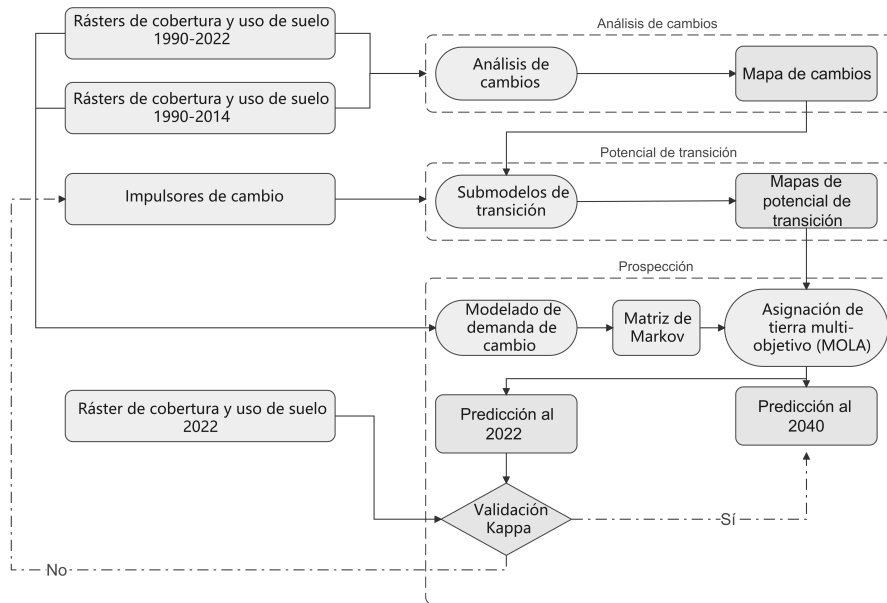


Figura 2. Metodología aplicada

2.2.1 Recopilación y procesamiento de datos

En la tabla 1 se muestra la información georreferenciada usada en el presente estudio. Los mapas de coberturas y uso de la tierra obtenidos del MAATE se encuentran clasificados en 5 categorías dispuestas por el IPCC las cuales son Bosque, Cuerpo de agua, Otras tierras, Tierra agropecuaria y Zona antrópica (ver Tabla 2). Para cada categoría se asignó un código para facilitar el análisis. Estos mapas se recortaron usando un archivo vectorial del BP-Tahuín obtenido de la misma plataforma como máscara.

Se recopiló información vectorial de localidades amanzanadas representadas mediante puntos (Loc_p) del Marco Geoestadístico 2022 para referenciar espacialmente los asentamientos humanos en el área de estudio. Las localidades amanzanadas representan todos los lugares con características de amanzanamiento aun así carezcan de una categoría político-administrativa, representando espacialmente los poblados con 10 o más manzanas [17].

Tabla 1. Insumos cartográficos para el área de estudio.

Información	Tipo de dato	Procesamiento	Fuente
Loc_p	Vectorial	Ráster de proximidad a asentamientos humanos	INEC ¹
Vías y accesos	Vectorial	Ráster de proximidad a vías y accesos	IGM ²
Ríos	Vectorial	Ráster de proximidad a ríos	IGM ²
DEM	Ráster	Ráster de pendientes, DEM	ASF ³
Cobertura y uso de la tierra (1990, 2014 y 2022)	Vectorial	Ráster de cobertura y uso de suelo	MAATE ⁴

¹https://www.ecuadorencifras.gob.ec/documentos/web-inec/Geografia_Estadistica/Documentos/GEODATABASE_NACIONAL_2021.zip

²<https://www.geoportalligm.gob.ec/portal/index.php/descargas/cartografia-de-libre-acceso/registro/>

³Dataset: ©JAXA/METI ALOS PALSAR RTC_HI_RES 2008. Accessed through ASF DAAC 22 July 2023

⁴[13]

La información georreferenciada de vías y accesos y ríos fueron recopilados del geoportal del Instituto Geográfico Militar. El Modelo Digital de Elevación (DEM) del año 2008 es información satelital de alta resolución que representa la elevación del área de estudio y fue proporcionado por el satélite Alos Palsar, al cual se accedió por medio de la plataforma Alaska Satellite Facility de la universidad de Alaska Fairbanks.

Mediante el uso del software ArcMap se realizaron mapas de distancias euclidianas (proximidad) a partir de la información de vías y accesos, localidades amanzanadas y ríos. A partir del DEM se obtuvo un mapa de pendientes usando la herramienta SLOPE del mismo software. Todas las capas fueron proyectadas a una resolución de 30m.

Tabla 2. Categorías de coberturas y uso de suelo establecidas por el IPCC

Categoría	Código	Descripción ¹
Bosque	BO	Cobertura de vegetación leñosa coherente.
Cuerpo de agua	CA	Tierra cubierta en su totalidad de agua durante todo el año.
Otras tierras	OT	Suelo desnudo y otras coberturas no incluidas en las otras 5 categorías.
Tierra agropecuaria	TA	Tierras de cultivo y sistemas agroforestales con una vegetación estructurada más pobremente que los bosques.
Vegetación arbustiva y herbácea	VAH	Pastizales que no son considerados tierras de cultivo.
Zona antrópica	ZA	Infraestructura de transporte, vivienda, comercio o industria.

¹Fuente: [18]

2.2.2 Análisis de cambios

Se rasterizaron y se prepararon las 2 imágenes para el análisis igualando su resolución, filas y columnas, manteniendo sus leyendas idénticas. Estas imágenes fueron colocadas en el módulo LCM para realizar un análisis de cambio de cobertura y uso de suelo para el periodo 1990–2022. Se realizó una tabla para mostrar la superficie y las pérdidas/ganancias en hectáreas (hectómetros cuadrados dentro del Sistema Internacional). Para el cálculo de la tasa de cambio de cobertura y fragmentación de bosque se usó la ecuación (1) propuesta por Puyravaud [19], la cual está basada en la ley de interés compuesto, similar a la empleada por la Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura en los estudios de deforestación:

$$r = \left(\frac{1}{t}\right) \ln \frac{A_2}{A_1}$$

(1)

Donde t es el tiempo transcurrido entre los 2 periodos, A₂ y A₁ el área inicial y final respectivamente, y r es la tasa de cambio para cada categoría.

2.2.3 Impulsores de cambio

Se utilizaron 5 impulsores de cambio para el análisis PMC (figura 3): Proximidad a asentamientos humanos, Proximidad a vías y accesos, Proximidad a ríos, Pendientes y un Modelo Digital de Elevación (DEM) para la altitud.

El módulo LCM es capaz de crear submodelos de transición mediante el uso de variables independientes (Impulsores de cambio). El análisis de los potenciales de cambio de los submodelos fue realizado con Perceptrón Multi-Capa (PMC), una red neuronal artificial basada en las redes biológicas presentes en cerebros de animales [20]. Este algoritmo especializado en la clasificación de patrones se entrena con las muestras proporcionadas, aprendiendo las relaciones entre las celdas que tuvieron o no cambios de categoría, encontrando como se relacionan los impulsores de cambio y los procesos de deforestación que ocurren en el área de estudio, tomando de esta manera sus propias decisiones para realizar un mejor modelado de datos [21] y crear de esta manera un modelo más fiable.

Ya que los submodelos PMC solo pueden incluir como máximo 9 transiciones de cobertura, se crearon 4 submodelos diferentes los cuales fueron usados en conjunto para crear los mapas de potencial de transición usados en la predicción. Los submodelos se clasificaron siguiendo una metodología similar a la planteada por Atef & Ahmed [22], donde las transiciones de todas las coberturas hacia zonas antrópicas se incluyeron en el submodelo SUB-1 (urbanización), las transiciones de todas las coberturas hacia tierras agropecuarias en SUB-2 (expansión agrícola) y las transiciones de todas las coberturas hacia bosque (aforestación) se incluyeron en el submodelo SUB-3. Las transiciones que no se incluyeron en ningún otro submodelo se ubicaron en SUB-4. Se utilizó la tasa de precisión y medida de habilidad para mostrar la precisión del entrenamiento y de esta manera entender cuáles son las variables que predicen mejor el cambio de cobertura para cada uno de los submodelos.

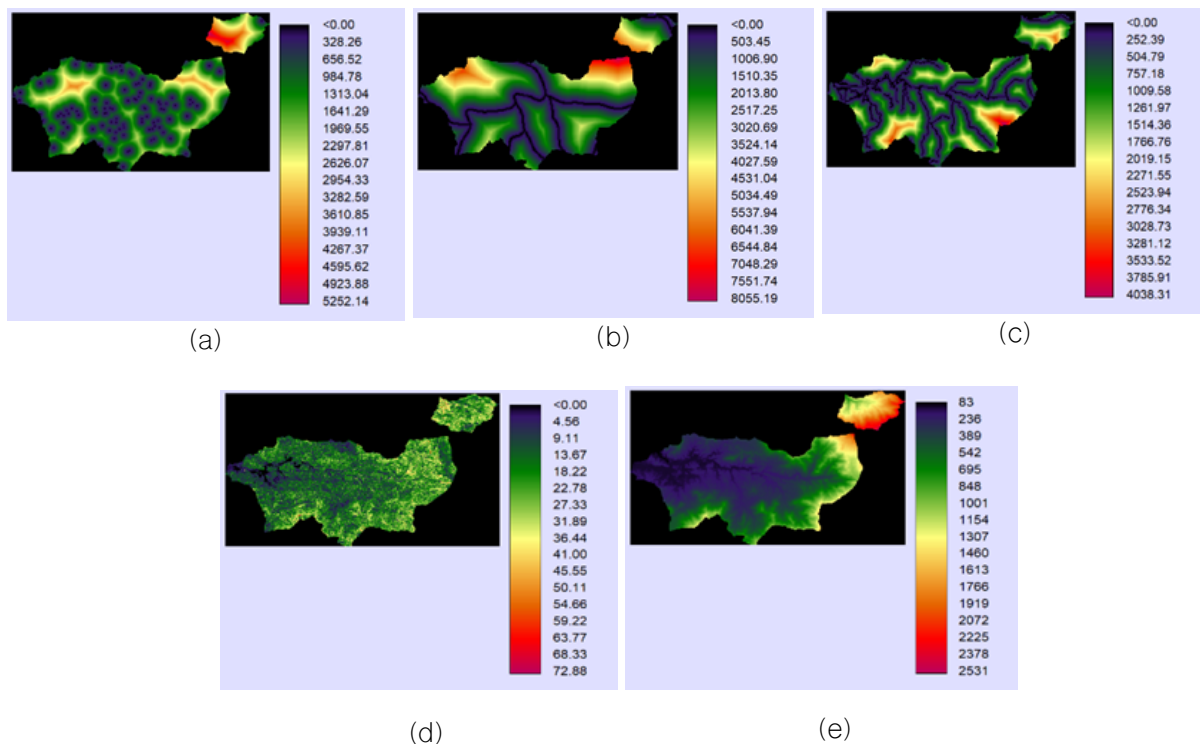


Figura 3. Impulsores de cambio (a) Proximidad a asentamientos humanos; (b) Proximidad a vías y accesos; (c) Proximidad a ríos; (d) Pendientes; (e) DEM.

Se utilizaron 10000 muestras para entrenar las redes neurales de cada submodelo, el 50% de estas se utilizó como datos de entrenamiento y el otro 50% como datos de prueba. Se encontró cual es el orden de influencia de cada impulsor basándose en la variación de la precisión del submodelo al forzar a una variable a permanecer constante. El PMC entrenado creó mapas de potencial de transición para cada cambio entre categoría para realizar la prospección al año 2040.

2.2.4 Modelo de prospección

Según Lambin [23], los cambios de cobertura no pueden considerarse procesos deterministas, deberían describirse mediante probabilidades ya que en estos abunda el azar. Por esto los modelos estocásticos como las cadenas de Markov son la mejor manera de entender y analizar estos cambios. En estos la probabilidad de que ocurra un evento depende del evento anterior, sirviendo de esta manera para analizar probabilidades al azar entre diferentes estados [11]. Sin embargo, la matriz de Márkov no tiene carácter espacial, por lo que no se conoce con exactitud los lugares en los que ocurren los cambios [24]. El procedimiento MOLA suple esta carencia debido a su enfoque espacial, dividiendo el mapa en celdas y encontrando áreas adecuadas para cada categoría basándose en la información generada por el análisis PMC. Un modelo de MARKOV con MOLA incorpora la capacidad de las cadenas de MARKOV para crear matrices de probabilidades y la espacialidad de la asignación multiobjetivo para crear predicciones, creando una prospección en un escenario Business As Usual (BAU), en el que los patrones de cambio siguen su curso histórico [25], siendo necesario conocer de manera previa el proceso de cambio ocurrido en el pasado.

A partir del análisis de cambios en la cobertura y uso de suelo se creó una matriz de MARKOV, donde las celdas representan la probabilidad de que una cobertura actual, representada por las filas, cambie en el futuro hacia otra categoría, representada por las columnas. Esta matriz fue la base para la prospección ya que indica la probabilidad exacta que tiene una cobertura para cambiar a otra basándose en los patrones históricos de cambio. Los mapas de potencial de transición generados mediante PMC fueron integrados al modelo y se creó la predicción usando el procedimiento MOLA, el cual asignó las tierras a las clases anfitrionas (que pierden tierras) y reclamantes (que ganan tierras).

2.2.5 Validación por el método Kappa

El coeficiente Kappa es un índice usado para ajustar al azar con respecto a la concordancia real observable, siendo 1 el valor de una concordancia perfecta y 0 el total azar. Suele usarse como evaluador de la precisión en la clasificación supervisada [26] y es también un indicador muy eficaz en el modelado del cambio de uso de suelo, utilizando puntos al azar para validar la precisión en término de casillas correctas e incorrectas.

Se realizó un mapa de predicción al año 2022 usando 2 imágenes de cobertura y uso de suelo del año 1990 y 2014, usando las mismas variables y siguiendo la misma metodología propuesta para la predicción al 2040. Esta imagen ráster fue comparada con la imagen ráster real del año 2022 usando la herramienta VALIDATE del software Terrset, esta herramienta brinda una matriz con la información sobre concordancia espacial y de cantidad, y a partir de estos se pueden generar distintos índices para realizar la comparación entre los mapas. Los índices más usados son $K_{standard}$, el coeficiente kappa tradicional, y K_{no} , un coeficiente sin habilidad para distinguir entre concordancia espacial y de cantidad. $K_{location}$ y $K_{quantity}$ son índices más detallados y se centran en la localización y cuantificación por separado. Esta diferenciación aborda el problema planteado por Pontius [25], quien indica que $K_{standard}$ no puede diferenciar entre los errores cuantificación y localización. Todos los índices son calculados automáticamente por el módulo VALIDATE con excepción de $K_{quantity}$. La ecuación (2) usada para hallar este índice fue propuesta por Pontius [27]:

$$K_{\text{quantity}} = \frac{Po - NQML}{PQML - NQML} \quad (2)$$

Donde, Po es la proporción de celdas correctamente clasificadas, $NQML$ es el valor de concordancia con ninguna habilidad para especificar cantidad y una capacidad mediana para especificar localización, y $PQML$ es el valor usando una habilidad perfecta para especificar cantidad y una habilidad mediana para especificar localización.

Además de permitir una evaluación de la precisión de los cambios generados en términos de hectáreas, este acercamiento permite evaluar la espacialidad, siendo esta la principal cualidad de un modelo que involucra MARKOV-PMC-MOLA.

3. Resultados

3.1. Cambios de coberturas y uso del suelo periodo 1990–2022

Para el periodo 1990–2022 se observaron grandes variaciones en la cobertura y uso de suelo (ver tabla 3) ocurriendo los principales cambios en los bosques y las tierras agropecuarias, con una pérdida total de 21635 hectáreas (-71.1%) en la cobertura boscosa y un incremento de 21677 ha (142.1%) en tierras de cultivo. Para la zona antrópica se evidenció un aumento neto de 51 hectáreas y para vegetación arbustiva y herbácea ocurrió una pérdida neta de 74 hectáreas. La tasa de deforestación anual encontrada para este periodo de 32 años fue de -3.89%.

Tabla 3. Análisis de cambio de cobertura para el periodo 1990–2022.

Cobertura	1990 (ha)	2022 (ha)	Pérdidas (ha)	Ganancias (ha)	Cambio neto (ha)
BO	30410.9	8769.0	-22307	672	-21635
CA	1389.7	1368.5	-228	206	-22
OT	0.001	2.3	0	2	2
TA	15250.2	36933.8	-843	22520	21677
VAH	179.1	105.5	-179	105	-74
ZA	0.1	50.9	0	51	51

En la figura 4 se puede observar que los principales cambios en cuanto a la pérdida de bosque se han dado en el este del área de estudio, en los lugares con menos altitud, mientras que en la parte suroeste y norte se aprecian ligeras ganancias en la cobertura boscosa con un total de 672 hectáreas. Así mismo se observa que en el centro del BP-Tahuín gran parte de la vegetación arbustiva y herbácea fue reemplazada por tierras agropecuarias.

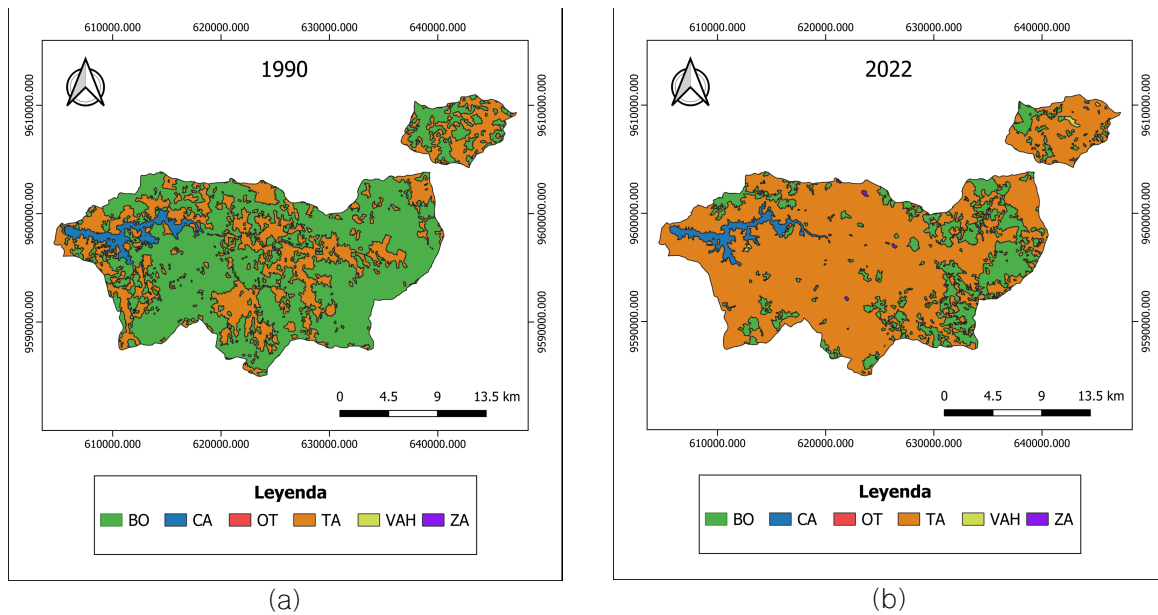


Figura 4. Mapas de cobertura; (a) Año 1990 y (b) Año 2022.

3.2. Impulsores de cambio de las coberturas y uso de suelo periodo 1990–2022

La precisión del submodelo SUB-1 (crecimiento urbano) con todas las variables activas es del 72.91% (figura 5), teniendo una gran capacidad para explicar la persistencia de bosque, cuerpos de agua y tierras agropecuarias a través del tiempo, pero una mala precisión para explicar los cambios de bosque a zona antrópica. Las variables con más influencia en este submodelo de crecimiento urbano fueron la altitud, la pendiente y la distancia a poblados. La precisión del submodelo cayó al 49.57% al mantener constante la variable DEM (altitud), explicando de esta manera la gran influencia que tiene. El submodelo SUB-2 (expansión agrícola) tuvo una precisión general del 67.27% para predecir transiciones de bosque a tierras agropecuarias, siendo las variables más influyentes la altitud, la proximidad a vías y accesos, y la proximidad a asentamientos humanos. SUB-3 obtuvo un 73.78% de precisión para predecir cambios de tierra agropecuaria a bosque (aforestación), siendo las variables más influyentes la altitud, la proximidad a asentamientos humanos y la distancia a vías y accesos. El último submodelo presentó una precisión de 72.7% para explicar las transiciones que no entraron en los demás submodelos.

En la figura 5 se aprecian los mapas de potencial de transición más importantes dentro del estudio. El análisis encontró que la mayor probabilidad conversión de bosque a tierras agropecuarias (28%) ocurre principalmente en las áreas con una altitud media, pocas pendientes, y con cercanía a vías y accesos. También se observa que la conversión de tierras agropecuarias a bosque tiene más probabilidades de ocurrir en los alrededores de la represa Tahuín, cerca del cantón Arenillas. Las probabilidades de transición de tierra agropecuaria a zona antrópica se encuentran repartidas uniformemente a lo largo del área de estudio observándose un ligero aumento en las zonas con menor elevación.

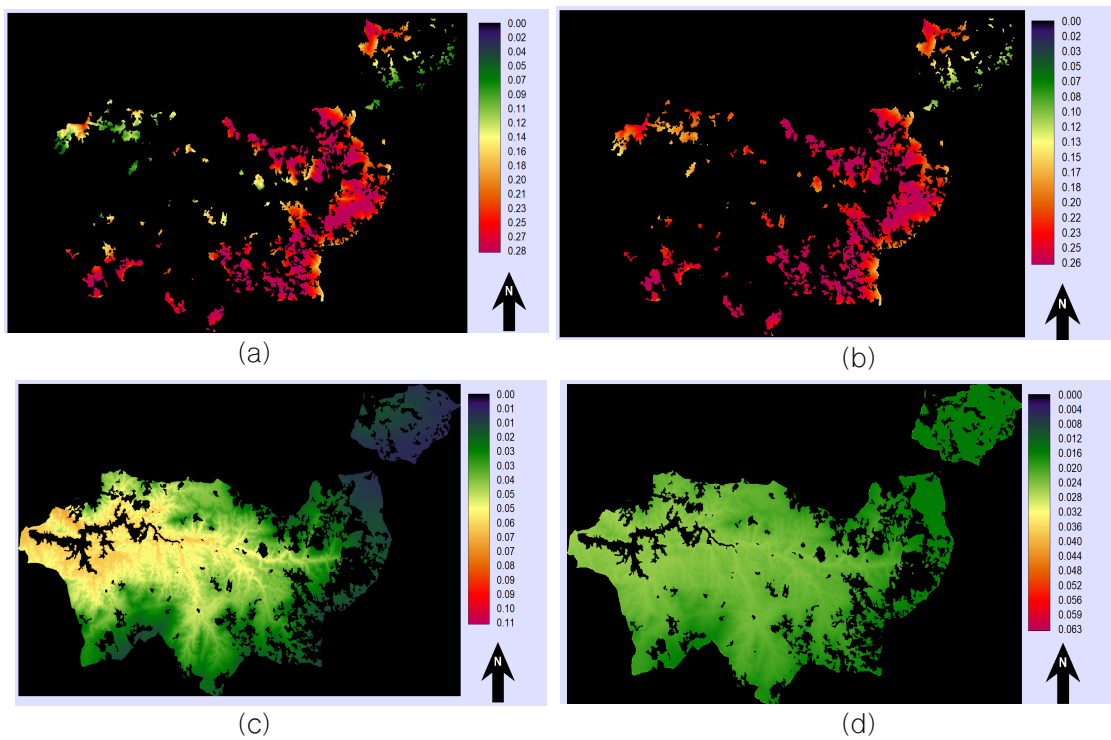


Figura 5. Mapas de potencial de transición entre coberturas para el periodo (1990-2022): (a) BO a TA; (b) BO a ZA; (c) TA a BO y (d) TA a ZA

3.3. Prospección al año 2040

La matriz de cambios generada por cadenas de Markov (ver tabla 5) muestra que existe una gran probabilidad (0.48) para el intercambio de bosque a tierras agropecuarias, siendo esta la mayor causa de deforestación ya que hacia otras coberturas como zona antrópica (0.0001) o vegetación arbustiva y herbácea (0.0013) se cuenta con una probabilidad de transición muy baja.

El valor encontrado entre dos coberturas del mismo tipo (casillas sombreadas) es la probabilidad de que dicha cobertura permanezca igual a lo largo del tiempo, se puede apreciar que las categorías con más probabilidad de permanecer igual fueron las tierras agropecuarias, seguido de los cuerpos de agua. Los bosques tienen una probabilidad de 0.5171 para permanecer igual, y un 0.4829 para cambiar a otra cobertura.

La matriz también muestra que las categorías Otras Tierras y Zona antrópica tienen un comportamiento aleatorio, dado que la probabilidad de cambio hacia cualquier otra categoría es exactamente la misma (1.667).

Tabla 5. Matriz de probabilidades de cambio de coberturas mediante el método de Markov

Coberturas	BO	CA	OT	TA	VAH	ZA
BO	0.5171	0.0021	0	0.4795	0.0013	0.0001
CA	0	0.9044	0	0.0936	0.0020	0
OT	0.1667	0.1667	0.1667	0.1667	0.1667	0.1667
TA	0.0290	0.0034	0.0001	0.9642	0.0018	0.0016
VAH	0.0021	0.0018	0	0.6803	0.3141	0.0017

ZA	0.1667	0.1667	0.1667	0.1667	0.1667	0.1667
----	--------	--------	--------	--------	--------	--------

El mapa de predicción al 2040 (ver figura 6) muestra la distribución espacial de los cambios, la pérdida de bosque se localizó principalmente en el suroeste de la cuenca, cerca de las cabeceras parroquiales de Saracay y Moromoro en la ciudad de Piñas. Se aprecia un ligero incremento de bosque en el oeste del área de estudio, cerca de la represa Tahuín, relacionándose con el mapa de potencial de transición de tierras agropecuarias a bosque, donde se refleja una mayor probabilidad de reforestación en lugares con baja altitud.

Tabla 6. Análisis de cambio de cobertura para el periodo 2022–2040.

Cobertura	2022 (ha)	2040 (ha)	Pérdidas (ha)	Ganancias (ha)	Cambio neto (ha)
BO	8769.0	5606	-4232	1069	-3163
CA	1368.5	1380.5	-130	142	12
OT	2.3	6.3	0	4	4
TA	36933.8	40015.8	-1319	4401	3082
VAH	105.5	112.5	-70	77	7
ZA	50.9	108.9	0	58	58

La deforestación en el centro del área se ve limitada por la disminución del recurso forestal mientras que, en el norte, cerca del cantón Paccha se observa conversión de bosque y vegetación arbustiva hacia tierras agropecuarias. La cantidad de las pérdidas se ve reflejada en la tabla 6, donde se observa que 4232 hectáreas de bosque serán deforestadas para el 2040, existiendo a su vez 1069 ha reforestadas. La tasa de deforestación anual para el periodo 2022–2040 (18 años) será del -2.49%, un 1.40% menor que la tasa de cambio anual encontrada para el periodo anterior. También se espera un aumento de 58 hectáreas para las zonas antrópicas para este año.

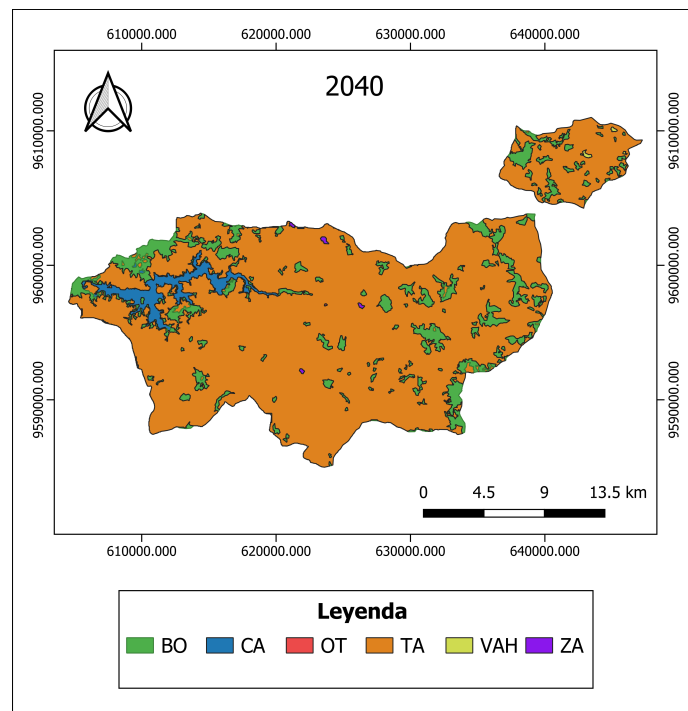


Figura 6. Mapa predictivo de cobertura y uso de suelo del año 2040

3.2. Validación por el método Kappa

El análisis usando el módulo VALIDATE encontró un K_{standard} de 0.87 y K_{no} de 0.92. El valor encontrado para K_{location} fue de 0.8857 y con ayuda de la información de cantidad y localización se encontró un índice K_{quantity} de 0.99 (ver tabla 8).

Tabla 8. Resultados de la prueba Kappa de concordancia.

Índice	Valor
K_{standard}	0.8739
K_{no}	0.9207
K_{location}	0.8857
K_{quantity}	0.9991

En la figura 7 se visualiza la concordancia espacial entre el mapa real y la predicción. Los resultados muestran una gran concordancia de cantidad, pero en la concordancia de localización presenta varias diferencias en cuanto a la distribución de bosque. En el mapa real del 2022 se observan 8759 hectáreas de bosque mientras que en el mapa proyectado se observan 6585 ha. La proyección también obtuvo 103 ha de zona antrópica frente a las 50 hectáreas reales.

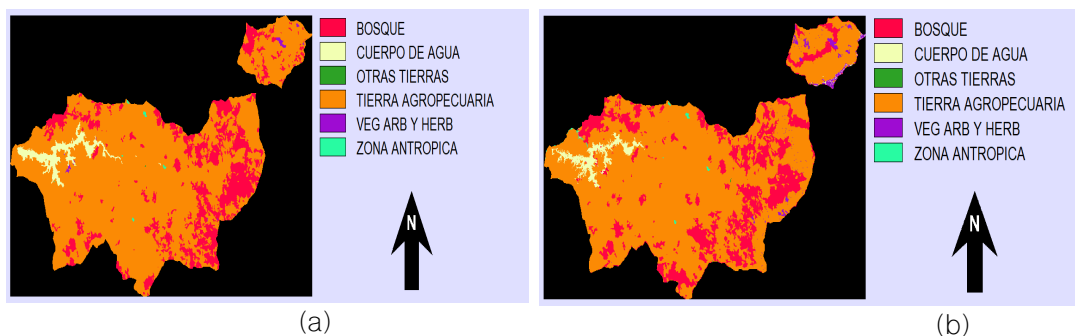


Figura 7. Mapas usados en la validación Kappa (a) Mapa real del 2022 (b) Mapa de predicción del 2022

4. Discusión

4.1. Cambios de coberturas y uso del suelo periodo 1990–2022

Además de contener la represa Tahuín, más del 85% del BP-Tahuín es parte de la cuenca del río Arenillas, convirtiéndolo en un elemento clave para la integridad ecológica y el aprovisionamiento de agua de la región. Las cuencas funcionan altitudinalmente por lo que existe una relación directa entre las partes altas, medias y bajas [28]. Un deterioro y mala gestión de la parte alta tiene un impacto directo en la parte baja, ya que estas zonas con gran fragilidad hidrológica son las encargadas de la captación de agua y son el nacimiento de los cauces fluviales [29]. El estudio de Ramos, Arias & Vélez [28] indica que la cuenca media-alta del río Arenillas tiene una susceptibilidad muy alta en cuanto a la erosión, tomando en cuenta factores como la pendiente, la cobertura y uso del suelo, así como su textura, siendo importante mantener intacto el bosque nativo en esta área. El presente estudio refleja que durante el periodo 1990–2022 existió una pérdida de bosque de 21635 hectáreas producto de la expansión agrícola, esta deforestación incide

directamente en los servicios ecosistémicos que provee la cuenca media-alta del río Arenillas, y afecta negativamente aumentando la erosión hídrica y alterando los coeficientes de escorrentía.

Los bosques de tierras bajas en Ecuador tienen una de las mayores tasas de deforestación en Latinoamérica con un promedio de 2.5% anual [29], siendo sus principales causas la expansión agrícola seguido del pastoreo de ganado. La tasa de deforestación de 3.89% encontrada en el presente estudio es ligeramente mayor que las encontradas en otros estudios en la región sur [6][30], y concuerda con Maza, Rodríguez y Cantón [7], quienes afirman que el BP-Tahuín tiene tasas de deforestación semejantes a lugares no protegidos.

El creciente aumento de la actividad ganadera en el oeste del BP-Tahuín ha desplazado bosques para convertirlos en mosaicos agropecuarios mientras que en la parte este, donde existe mayor elevación la pérdida de bosque ocurrió por su conversión hacia tierras de pasturas [31].

4.2. Factores que impulsan el cambio en las coberturas y uso de suelo periodo 1990-2022

El análisis de los impulsores de cambio revela que los factores de accesibilidad son los que más influencia tienen en la dinámica de cambios del sector. Para modelos de deforestación por expansión agrícola se recomienda siempre incluir las pendientes y la proximidad a vías y accesos como factores de accesibilidad [11], siendo variables de influencia predominante en los submodelos usados en la predicción [22].

La altitud fue la variable con más influencia dentro del estudio, ocupando el primer lugar en todos los submodelos de transición. Al excluir la altitud del submodelo de expansión agrícola (SUB-2), la precisión de este cayó en un 38.31% mostrando su importancia como variable explicativa de cambio. Como se logró observar en el análisis del periodo 1990-2022, los tipos de tierra agrícola en el área de estudio también estuvieron directamente influenciados por la elevación. En las zonas de baja altitud existió una gran cantidad de mosaicos agropecuarios. Birhanu et al. [32] indican que la prevalencia de mosaicos agropecuarios en las zonas con poca elevación y pendientes se puede deber a la facilidad de las prácticas como arado y riego, además en estas áreas el agua se drena más lentamente y favorece a ciertos cultivos.

Los mapas de potencial de transición del submodelo de expansión urbana muestran probabilidades de cambio similares a lo largo de toda el área de estudio, esto indica que el submodelo de expansión urbana considera esta transición como algo casi aleatorio

Islam & Ahmed [33] indican que la precisión de los submodelos PMC deberían ser superiores al 70%, sin embargo, en ausencia de variables influyentes una precisión menor se puede considerar aceptable. La precisión de la mayoría de los submodelos superó este umbral con excepción de SUB-2 que alcanzó un 67.8%, teniendo de igual manera una precisión aceptable y cercana al umbral.

4.3. Prospección al año 2040

Siguiendo el escenario BAU se pronostica una gran pérdida de bosque en el este del área de estudio. En este sector existe una gran deforestación debido a la creación de pasturas y se espera que esta tendencia se mantenga hasta el 2040.

Los resultados generales indican que el modelo es un buen predictor para los cambios de deforestación por expansión agrícola, pero tiene problemas para predecir la expansión urbana. A diferencia de otras transiciones de coberturas, en las transiciones hacia zonas antrópicas no se visualiza un gran cambio a lo largo del tiempo. En la matriz de MARKOV, las transiciones de otras tierras y zonas urbanas tienen el mismo valor a lo largo de toda la fila, mostrando un comportamiento

aleatorio ya sea porque la información provista no fue suficiente para encontrar la probabilidad de cambio o que el comportamiento de estas coberturas fue aleatorio y no pudo ser especificado. Estos resultados se complementan con el modelado del potencial de transición del modelo PMC, donde también se observa aleatoriedad. Se discute que la falta de efectividad en el modelamiento de las transiciones hacia zonas urbanas puede deberse a que el modelo no capturó las dinámicas socioeconómicas y políticas que predicen estos cambios, aunque de igual manera puede deberse a la minúscula expansión urbana y las tasas de crecimiento poblacional negativas [37][38] o inusualmente bajas [39] producto de fenómenos migratorios que afectan el desarrollo de las parroquias existentes dentro del área de estudio.

Los esfuerzos de las autoridades y diversas ONGs en la reforestación del bosque protector para precautelar la integridad de la red hidrográfica del río Arenillas [34][35] reflejarían resultados visibles hasta el 2040 en los lugares cercanos a la represa Tahuín, esperándose un aumento de 1069 hectáreas de bosque para el año 2040. Los pagos por servicios ambientales (PSA) pueden ser beneficiosos en la cuenca alta del río Arenillas y deberían recibir mayor atención y respaldo por parte de las autoridades. Los PSA consisten en retribuir económicamente a los dueños de tierras por la conservación de bosque. Camacho [36] indica que en caso de plantear nuevos programas de PSA se debe realizar un seguimiento y monitoreo para lograr cuantificar su impacto a futuro y de esta manera conocer con precisión los resultados. De igual manera se resalta la importancia de la educación ambiental y la concienciación sobre la conservación de los bosques y sus servicios.

4.4. Validación del modelo

En la tabla 9 se muestra el criterio propuesto por Landis & Koch [40], el cual es usado para la validación de la clasificación supervisada y el modelamiento de uso y cobertura de suelo. Los resultados obtenidos en el presente estudio muestran una concordancia $K_{standard}$, $K_{location}$ y $K_{quantity}$ casi perfecta con 0.87. También se encontró que la concordancia en cuanto a la cantidad de celdas correctas es un valor muy cercano a 1 pero la concordancia en cuanto a la localización de dichas celdas es menor. Burak & Sag [41] señalan que un modelo con una índice kappa mayor a 0.60 puede ser utilizado para crear proyecciones confiables. Sin embargo, la comparación de los mapas usados en la validación también reveló que el modelo proyecta escenarios con una deforestación y expansión urbana ligeramente más drásticas a lo ocurrido en la realidad. La diferencia de la cobertura boscosa en el mapa real y en la predicción fue de 3174 hectáreas, mostrando una sobreestimación de la deforestación del 24.8%, similar al estudio realizado por Burak & Sag [41], donde la máxima sobreestimación de ganancias en una cobertura fue del 25.28%.

Tabla 9. Criterio de clasificación por el método Kappa

Índice Kappa	Concordancia
<0	Pobre
0-0.20	Leve
0.21-0.40	Regular
0.41-0.60	Moderado
0.61-0.80	Substancial
0.81-1	Casi perfecto

Fuente: [11]

Conclusión

Los resultados muestran una deforestación significativa en el BP-Tahuín, perdiéndose 21635 de bosque en el periodo 1990–2022. La tasa de deforestación anual encontrada supera el promedio en Ecuador y es equiparable a tasas encontradas en lugares cercanos no protegidos. Esto tiene un gran impacto en la cuenca alta del Río Arenillas, una región con una alta susceptibilidad a la erosión hídrica.

La deforestación en el BP-Tahuín se debe principalmente a la expansión de la frontera agrícola. El crecimiento urbano en el área de estudio es casi inexistente ya que existen tasas de crecimiento poblacional muy pequeñas o negativas debido a la migración hacia las ciudades. En la parte alta del área de estudio se encuentran gran cantidad de pastos cultivados y tierras dedicadas a las actividades pecuarias mientras que en la parte baja existe una mayor cantidad de mosaicos agropecuarios, donde existen una variedad de cultivos de ciclo corto y perennes. Se espera que para el 2040 los pastos cultivados sigan expandiéndose y en consecuencia la pérdida de bosque aumente, pudiendo estimarse en 3163 hectáreas en caso de no aplicar medidas preventivas. Los factores de accesibilidad como la altura, pendientes y distancia a vías y accesos son los principales impulsores de cambio, influyendo directamente en el comportamiento de la cobertura y uso de suelo. Los hallazgos presentados concuerdan con las tendencias de deforestación en otras regiones tropicales, lo que refuerza su fiabilidad.

A pesar de que el área de estudio es un bosque protector de gran importancia, la deforestación, parecida a la de áreas no protegidas, pone en riesgo el equilibrio ecológico y la provisión de agua de la región. La implementación de programas de reforestación y de protección, así como programas de pago por servicios ambientales se consideran pertinentes en una zona con tal importancia para el ser humano y para las especies en peligro que la habitan.

Este estudio proporciona información clave en cuanto a la dinámica espaciotemporal de la cobertura y uso de suelo de la región, y pone en evidencia la urgencia de intervenciones políticas para evitar que las tendencias actuales continúen. Estudios posteriores podrían ser de gran importancia para conocer como esta destrucción de bosque impacta a las comunidades locales y la biodiversidad, afectando especies endémicas y fragmentando su hábitat. También es de interés la implementación de proyectos de PSA en la cuenca alta del río Arenillas, realizando un seguimiento al mismo para cuantificar el impacto que pueden tener.

Contribución de autores: Conceptualización, D.A., J.M. y P.A.; metodología, D.A., P.A.; software, P.A.; validación, D.A., J.M.; análisis formal, D.A.; investigación, D.A., J.M. y P.A.; recursos, D.A.; curaduría de datos, P.A.; revisión, J.M.; redacción y edición, D.A. y P.A.; visualización, D.A.; supervisión, J.M.; administración de proyecto, D.A.

Financiamiento: Los autores financiaron a integridad el estudio.

Conflictos de interés: Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses. Ingresos rurales, dependencia de los recursos naturales y medios de vida en paisajes forestales tropicales del Ecuador.

Referencias

1. Qasim, M.; Hubacek, K.; Termansen, M. Underlying and Proximate Driving Causes of Land Use Change in District Swat, Pakistan. *Land use policy* **2013**, *34*, 146–157, doi: 10.1016/j.landusepol.2013.02.008.

2. Angelsen, A.; Jagger, P.; Babigumira, R.; Belcher, B.; Hogarth, N.J.; Bauch, S.; Börner, J.; Smith-Hall, C.; Wunder, S. Environmental Income and Rural Livelihoods: A Global-Comparative Analysis. *World Dev* **2014**, *64*, S12–S28, doi: 10.1016/j.worlddev.2014.03.006.
3. Carrillo García, G. *Transformaciones Agrarias y Organización Social En La Costa Austral Agrarian Transformations and Social Organization in the Austral Coas*; 2013;
4. De, F.; Políticas, C.; Sociología, Y.; Ibarra, H.; Director, C. *UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID Acción Colectiva Rural, Reforma Agraria y Política En El Ecuador, ca. 1920–1965 MEMORIA PARA OPTAR AL GRADO DE DOCTOR PRESENTADA POR*; 2016;
5. Ojeda, T.; Eguiguren, P.; Torres, B. Ingresos rurales, dependencia de los recursos naturales y medios de vida en paisajes forestales tropicales del Ecuador. Deforestación en Paisajes Forestales Tropicales Del Ecuador: bases científicas para perspectivas políticas. Universidad Estatal Amazónica – Instituto Johann Heinrich von Thünen. Puyo, Ecuador. 2020, pp. 129–136.
6. Amaya, P.; Girón Brigitte; Maza, J.; Alex, L. Análisis Multitemporal Del Cambio de Uso Del Suelo En La Cuenca Del Río Zarumilla: Proyecciones al 2040. *NOVASINERGIA REVISTA DIGITAL DE CIENCIA, INGENIERÍA Y TECNOLOGÍA* **2024**, *7*, 73–86, doi:10.37135/ns.01.14.05.
7. Maza, J.; Rodríguez, E.; Cantón, Y. Avances Del Estudio de Cambios de Uso Del Suelo En Dos Cuencas Semiaridas de Ecuador. *Libro de memorias del 3er Congreso Internacional de Tecnologías para el Desarrollo*. 2021.
8. Oficial Suplemento, R. *LEY FORESTAL Y DE CONSERVACION DE AREAS NATURALES Y VIDA SILVESTRE*; 1981.
9. Merry, K.L.; Bettinger, P.; Clutter, M.; Hepinstall, J.; Nibbelink, N.P. *An Assessment of Geographic Information System Skills Used by Field-Level Natural Resource Managers*. 2007.
10. Purwanto, A.; Paiman Utilization of Deep Learning for Mapping Land Use Change Base on Geographic Information System: A Case Study of Liquefaction. *Jurnal Penelitian Pendidikan IPA* **2023**, *9*, 8059–8064, doi:10.29303/jppipa.v9i10.5032.
11. Eastman. J.R. *Terrset Manual*. 2016.
12. García-Frapolli, E.; Ayala-Orozco, B.; Bonilla-Moheno, M.; Espadas-Manrique, C.; Ramos-Fernández, G. Biodiversity Conservation, Traditional Agriculture and Ecotourism: Land Cover/Land Use Change Projections for a Natural Protected Area in the Northeastern Yucatan Peninsula, Mexico. *Landsc Urban Plan* **2007**, *83*, 137–153, doi:10.1016/j.landurbplan.2007.03.007.
13. Ministerio del Ambiente, A. y T.E. Mapa Interactivo Ambiental Available online: <http://ide.ambiente.gob.ec:8080/mapainteractivo/>.
14. Cedeño, J. Temperatura Anual Observada Para El Clima Histórico – Provincia de El Oro. Proyecto Plan Nacional de Adaptación al Cambio Climático. Available online: <https://dev-pacc.dominioestudio.info/publicaciones-documentos/mapa-temperatura-el-oro> (accessed on 4 August 2024).
15. GAD Parroquial La Bocana Producción Importante Available online: <https://gadlabocana.gob.ec/produccion-importante/> (accessed on 4 August 2024).
16. Singh, B.; Venkatramanan, V.; Deshmukh, B. Monitoring of Land Use Land Cover Dynamics and Prediction of Urban Growth Using Land Change Modeler in Delhi and Its Environs, India. *Environmental Science and Pollution Research* **2022**, *29*, 71534–71554, doi:10.1007/s11356-022-20900-z.
17. *Actualización Cartográfica-Enlistamiento “ENSANUT 2018”*;
18. Eggleston, S.; Buendia, L.; Miwa, K.; Ngara, T.; Tanabe, K. Directrices del IPCC del 2006 para los inventarios nacionales de gases de efecto invernadero. 2006

19. Puyravaud, J.-P. *Standardizing the Calculation of the Annual Rate of Deforestation*. *Forest Ecology and Management*, 2003, 177, 593–596, doi:10.1016/S0378-1127(02)00335-3.
20. Zhu, H. Multi-Layered Perceptron and Its Applications in Biotechnology. *Theoretical and Natural Science* **2023**, 20, 165–171, doi:10.54254/2753-8818/20/20230753.
21. Moradi, Z.; Reza, A.; Tabrizi, M. *A Study of the Comparison between Artificial Neural Networks, Logistic Regression and Similarity Weighted Instance-Based Learning in Modeling and Predicting Trends in Deforestation*. Intech Open, 2023, doi:10.5772/intechopen.111615.
22. Atef, I.; Ahmed, W.; Abdel-Maguid, R.H.; Baraka, M.; Darwish, W.; Senousi, A.M. LAND USE AND LAND COVER SIMULATION BASED ON INTEGRATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS WITH CELLULAR AUTOMATA-MARKOV CHAIN MODELS APPLIED TO EL-FAYOUM GOVERNORATE. In *Proceedings of the ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*; Copernicus Publications, December 13 2023; Vol. 10, pp. 771–777.
23. Research Centre, J. *MODELLING DEFORESTATION PROCESSES: A Review*. Luxembourg: European Commission, 1994, pp. 113.
24. Wang, M.; Cai, L.; Xu, H.; Zhao, S. Predicting Land Use Changes in Northern China Using Logistic Regression, Cellular Automata, and a Markov Model. *Arabian Journal of Geosciences* **2019**, 12, doi:10.1007/s12517-019-4985-9.
25. Gebresellase, S.H.; Wu, Z.; Xu, H.; Muhammad, W.I. Scenario-Based LULC Dynamics Projection Using the CA-Markov Model on Upper Awash Basin (UAB), Ethiopia. *Sustainability (Switzerland)* **2023**, 15, doi:10.3390/su15021683.
26. Congalton, R.G. *A Review of Assessing the Accuracy of Classifications of Remotely Sensed Data*. *Remote sens. Environ*, 1991, 37, pp. 35–46.
27. Pontlus, R.G. *Quantification Error Versus Location Error in Comparison of Categorical Maps*. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2000, 66, pp. 1011–1016.
28. Ramos-Cobos, V.A.; Arias-Hidalgo, M. E.; Vélez-Aspiazu E. Análisis geoespacial de la cuenca hidrográfica del Río Arenillas. *El misionero del agro*, 2017, pp. 31–40.
29. Armenteras, D.; Espelta, J.M.; Rodríguez, N.; Retana, J. Deforestation Dynamics and Drivers in Different Forest Types in Latin America: Three Decades of Studies (1980–2010). *Global Environmental Change* **2017**, 46, 139–147, doi: 10.1016/j.gloenvcha.2017.09.002.
30. Rivas, C.A.; Guerrero-Casado, J.; Navarro-Cerillo, R.M. Deforestation and Fragmentation Trends of Seasonal Dry Tropical Forest in Ecuador: Impact on Conservation. *For Ecosyst* **2021**, 8, doi:10.1186/s40663-021-00329-5.
31. Ministerio de Agricultura y Ganadería; SIGTIERRAS. Geoportál de SIGTIERRAS-MAG. 2020. Available online: <http://geoportál.agricultura.gob.ec/index.php/visor-geo> (accessed on 4 August 2024).
32. Birhanu, L.; Hailu, B.T.; Bekele, T.; Demissew, S. Land Use/Land Cover Change along Elevation and Slope Gradient in Highlands of Ethiopia. *Remote Sens Appl* **2019**, 16, doi: 10.1016/j.rsase.2019.100260.
33. Islam, M.; Ahmed, R. Land Use Change Prediction in Dhaka City Using Gis Aided Markov Chain Modeling. *Journal of Life and Earth Science* **2012**, 6, doi:10.3329/jles.v6i0.9726.
34. El Correo Ministro de Ambiente Lideró Restauración Forestal de 900 Hectáreas, En Piñas. Available online: <https://diariocorreo.com.ec/90750/cantonal/ministro-de-ambiente-lidero-restauracion-forestal-de-900-hectareas-en-pinas>. 2023. (accessed on 4 August 2024).
35. Minergiac Arenalillas Ya Cuenta Con Un Área de Conservación Municipal y Uso Sostenible. Available online: <https://www.minergiac.com/arenillas-area-conservacion-municipal-sostenible/>. 2022. (accessed on 4 August 2024).

36. Camacho, D.C. Esquema de pagos por servicios ambientales para la conservación de cuencas hidrográficas en Ecuador. **2008**, *17*, 54–66.
37. GAD Municipal de Piñas. Diagnóstico de la parroquia MoroMoro. Plan de uso y gestión del suelo, 2020. Available online: https://pinas.gob.ec/images/2021/PDOT/PLAN_DE_USO_Y_GESTION_DE_SUELO/COMPONENTE_%20ESTRUCTURANTE/4.DIAGNOSTICO_MOROMORO.pdf (accessed on 4 August 2024).
38. GAD Municipal de Piñas. Diagnóstico de la parroquia La Bocana. Plan de uso y gestión del suelo, 2020. Available online: https://pinas.gob.ec/images/2021/PDOT/PLAN_DE_USO_Y_GESTION_DE_SUELO/COMPONENTE_%20ESTRUCTURANTE/5.DIAGNOSTICO_LA_BOCANA.pdf (accessed on 4 August 2024).
39. GAD Municipal de Piñas. Diagnóstico de la parroquia Piedras. Plan de uso y gestión del suelo, 2020. Available online: https://pinas.gob.ec/images/2021/PDOT/PLAN_DE_USO_Y_GESTION_DE_SUELO/COMPONENTE_%20ESTRUCTURANTE/7.DIAGNOSTICO_PIEDRAS.pdf (accessed on 4 August 2024).
40. Landis, J.R.; Koch, G.G. The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data. *Biometrics* **1977**, *33*, 159–174, doi:10.2307/2529310.
41. Burak Akdeniz, H.; Sag, N.S. Analysis of Land Use/Land Cover Changes and Prediction of Future Changes With Land Change Modeler: Case of Belek, Turkey. **2022**, doi:10.21203/rs.3.rs-1823691/v1.



© 2024 by the authors. Submitted for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license <http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>