Investigaciones Geográficas
Instituto Interuniversitario de Geografía
Universidad de Alicante
ISSN: 0213-4691 | eISSN: 1989-9890
https://www.investigacionesgeograficas.com

Tendencias de cambio de usos y coberturas de suelo en la cuenca hidrográfica media-alta del río Mira en Ecuador

Trends of land use and land cover change in the upper-middle Mira basin in Ecuador

AUTORÍA

Paúl Arias-Muñoz
Universidad de Zaragoza, España. Universidad Técnica del Norte. Ecuador.

Miguel Ángel Saz
Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio, Universidad de Zaragoza. Instituto Universitario de Ciencias Ambientales de Aragón, Universidad de Zaragoza. España.

Severino Escolano
Departamento de Geografía y Ordenación del Territorio, Universidad de Zaragoza. Instituto Universitario de Ciencias Ambientales de Aragón, Universidad de Zaragoza. España.

DOI
https://doi.org/10.14198/INGEO.25248

CITACIÓN
Arias-Muñoz, P., Saz, M. A., & Escolano, S. (2024). Tendencias de cambio de usos y coberturas de suelo en la cuenca hidrográfica media-alta del río Mira en Ecuador. *Investigaciones Geográficas*, (81), 155-179. https://doi.org/10.14198/INGEO.25248

CORRESPONDENCIA
Paúl Arias-Muñoz (dparias@utn.edu.ec)

HISTORIA
Recibido: 24 mayo 2023
Aceptado: 31 octubre 2023
Publicado: 26 enero 2024

TÉRMINOS
© Paúl Arias-Muñoz, Miguel Ángel Saz y Severino Escolano

Este trabajo se publica bajo una licencia Creative Commons de Atribución-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional

Resumen

El empleo de sensores remotos junto a la información de los factores sociales propios de cada población permite el monitoreo del uso de los recursos naturales. El objetivo del presente estudio fue determinar el cambio y proyección a futuro de los usos y coberturas de suelo, y a la vez comprender, desde la perspectiva de los principales actores, los factores propulsores y subyacentes que impulsan estos cambios en la cuenca hidrográfica media-alta del río Mira. Para ello, se utilizaron imágenes multiespectrales, Landsat y Sentinel del año 1996, 2007 y 2018, a las cuales se las realizó un pretratamiento y tratamiento. Se efectuó una proyección de los cambios de coberturas y usos del suelo del 2018-2030 mediante el software TerrSet. Después, utilizando el método Delphi se identificaron los factores propulsores y subyacentes. Los resultados encontrados muestran que bosques y pastos presentaron una disminución sostenida, mientras que las áreas de cultivo y zonas urbanas aumentaron dentro de los periodos 1996-2018 y 2018-2030. Estos cambios se relacionan con el crecimiento urbano, agrícola, ganadero, minero y de la industria forestal; impulsados generalmente por el aumento poblacional, demanda de mercado, cambios de patrones de consumo, expansión de las carreteras e inexistencia de políticas ambientales.

Palabras clave: usos y coberturas de suelo; Markov; autómatas celulares; factores subyacentes; factores propulsores; SIG; Ecuador.

Abstract

The use of remote sensing and information on social factors specific to each population allows the monitoring of natural resource use. The main objective of this study is to determine the change and future projection of land use and land cover and, at the same time, to understand, from the perspective of the main stakeholders, the driving and underlying factors of these changes in the middle-upper Mira river basin. For this purpose, multispectral, Landsat, and Sentinel images from 1996, 2007, and 2018 have been used and pre-processed and treated. Subsequently, a forecast of land cover and land use changes from 2018-2030 has been made using TerrSet software. The drivers and underlying factors have been identified using the Delphi method. The results show that forests and pastures presented a sustained decrease, while cropland and urban areas increased between 1996-2018 and 2018-2030. These

que impulsan el cambio de LULC, desde una compresión más profunda de los procesos locales con la incorporación del conocimiento local o de factores intangibles como valores culturales, tradiciones o identidad (Carodenuto et al., 2015).

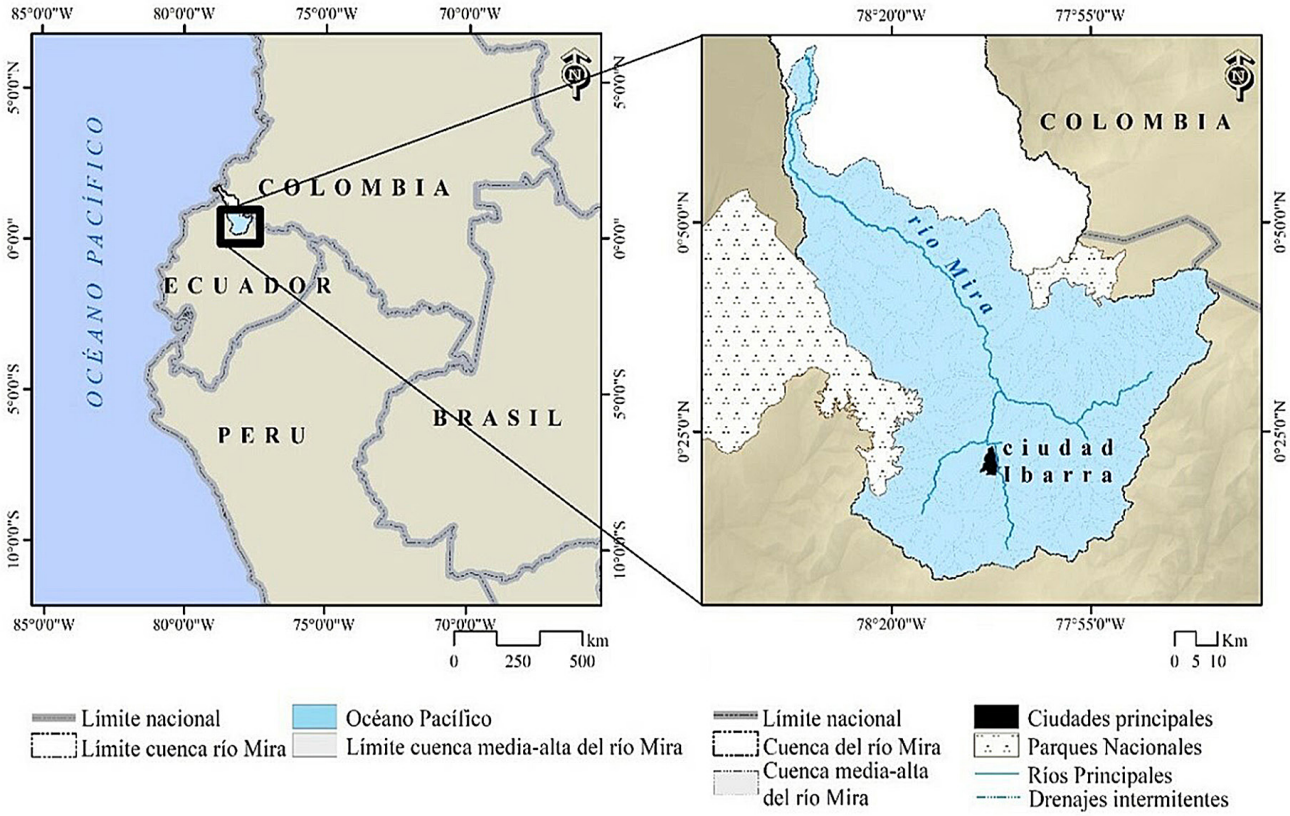
2. Metodología

2.1. Área de estudio

La investigación se limita a la sección media-alta de la cuenca hidrográfica del río Mira, ubicada en la región noroccidental de Ecuador, entre 78°26′44′′ a 77°46′01′′ de longitud oeste y entre 0° 11′09′′ a 0° 52′25′′ de latitud norte (Figura 1). Esta cuenca hidrográfica presenta una superficie de 5.320,87 km^2 y un relieve muy variado, caracterizándose por ser volcánico, colinado en sus regiones más elevadas, y desciende gradualmente en forma de laderas hasta formar valles fluviales y glaciales. El clima se caracteriza por presentar una precipitación media anual entre 3.000 y 500 mm y una temperatura que oscila entre 6 y 24°C.

Los principales centros poblados son la ciudad de Ibarra y la ciudad de Otavalo, ubicados en la sección media de la cuenca, además se ha reportado la existencia de 431 comunidades rurales distribuidas por todo este territorio. Las principales actividades económicas son la agricultura y ganadería junto al comercio y la manufactura. El aumento poblacional dentro de la región junto con el desarrollo económico ha provocado un aumento de la demanda de recursos y cambios en los patrones de consumo de los habitantes, generando el crecimiento de diversas actividades económicas como la ganadería, agricultura, minería y forestal. Estas actividades se han ido desarrollando de manera no sostenible, provocando una disminución de la cobertura vegetal y un aumento de áreas urbanas y rurales.

Figura 1. Ubicación del área de estudio



Fuente: Sistema Nacional de Información, 2022. Elaboración propia

2.2. Datos

Para el análisis del cambio de coberturas y usos de suelo, la simulación a futuro y comprensión de los factores propulsores y subyacentes se emplearon un conjunto de datos espaciales adquiridos de diferentes fuentes (Tabla 1).

Tabla 1. Datos espaciales para la aplicación del análisis de cambio de LULC y simulación futura

Nº	Tipos de datos	Fuente	Descripción
1	Modelo digital de elevación	https://earthexplorer.usgs.gov/	SRTM DEM (30 m de resolución)
2	Imágenes satelitales multiespectral	https://earthexplorer.usgs.gov/	LANDSAT 5 TM y LANDSAT 7 ETM
		https://dataspace.copernicus.eu/explore-data	SENTINEL 2 MSE con 10 m de Resolución
3	Vías	https://www.openstreetmap.org/#map=9/0.6193/-78.4753	Archivo geoespacial vías a escala 1: 50000
4	Áreas Protegidas de Ecuador	https://sni.gob.ec/coberturas	Archivo geoespacial, escala 1: 50000
5	Comunidades rurales y centros urbanos	https://sni.gob.ec/coberturas	Archivo geoespacial comunidades rurales y centros urbanos a escala 1: 50000

Elaboración propia

2.3. Adquisición, procesamiento de imágenes y validación

En esta primera etapa se utilizaron imágenes satelitales multiespectrales de los años 1996, 2007 y 2018. Estos años fueron seleccionados porque se planteó un periodo entre 10 y 12 años de simulación futura, hasta alcanzar la meta que es el año 2030. Este último año es planteado como referencial por la "Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible" y sus 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) (Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL], 2023). Bajo este contexto, la imagen Sentinel 2 del 2018 fue elegida porque además de que se encontraba dentro del rango de 12 años de simulación, para el área de estudio era la imagen que presentaba menos porcentaje de nubosidad. Siguiendo este criterio de temporalidad y baja nubosidad se incluyeron para el análisis imágenes de los años 1996 y 2007.

Para el año 1996, se usó la imagen capturada por el Landsat 5 TM (*Path* 10/*Row* 59 y 60 del WRS-2) con fecha del 8 de julio del 1996; respecto al año 2007, la imagen fue capturada por el Landsat-7 ETM (*Path* 10/*Row* 59 y 60 del WRS-2) con fecha del 6 de diciembre del 2007; y para el año 2018, la imagen fue brindada por el Sentinel 2B con fechas del 5 y 24 de agosto del 2018. Las imágenes fueron calibradas y corregidas atmosféricamente con ayuda del software QGIS versión 3.24.3. Luego, se realizaron las correcciones topográficas y geométricas relativas de las imágenes mediante el modelo digital de elevación de la Misión Topográfica Radar Shuttle (DEM-SRTM) con una resolución final de 30 metros. Estos datos fueron georreferenciados al área de estudio empleando el sistema de referencia WGS84, proyección UTM, zona 17 Sur. Adicionalmente, debido a que las imágenes de los satélites Sentinel presentan diferente resolución espacial a las imágenes de Landsat, se hizo un remuestreo con la ayuda del método de *neighbour joining* aumentado el tamaño del píxel a 30 metros (Astola et al., 2019).

Se realizaron clasificaciones supervisadas de LULC de los años 2018, 2007 y 1996. Para el año 2018 se utilizaron como datos de referencia 160 coordenadas reales recopiladas de Google Earth y validadas en campo. Así, se emplearon 112 coordenadas para generar la clasificación supervisada de LULC y 48 puntos de control para la validación, es decir, se usó el 70% de los datos referenciales para crear el modelo cartográfico y el 30% para la validación. El mismo número de coordenadas fueron recopiladas desde *Google Earth* para los años 2007 y 1996, tanto para el desarrollo de la clasificación de LULC como para la validación. De este modo se obtuvieron ocho coberturas de suelo: bosque, páramo, matorral, cultivos, pastos, zona urbana, cuerpos de agua y áreas sin vegetación. Esta última cobertura corresponde a espacios ocupados por roca y suelos desnudos abandonados.

La validación se realizó mediante la aplicación de los siguientes análisis estadísticos: la precisión global de clasificación (PG), la precisión del usuario (PU) y la precisión del productor (PP). La PG es el porcentaje de muestras correctamente clasificadas dentro de una matriz de confusión y se calcula dividiendo el número total de pixeles correctamente clasificados por el número total de píxeles de referencia (Ecuación 1) (Abdelkareem et al., 2018). La PU expresa la exactitud de comisión de la clasificación, es decir, entrega información sobre cuantas veces las observaciones clasificadas pertenecen realmente a esa clase o categoría. La PP o

la exactitud de omisión determina el porcentaje de observaciones reales de una categoría particular que fue clasificado correctamente en el mapa (Shao & Wu, 2008). Por cada cobertura y uso de suelo se determinó la exactitud de clasificación con los métodos de exactitud de productor y exactitud del usuario que fueron calculados con las Ecuaciones (2) y (3) respectivamente (Abdelkareem et al., 2018; Congalton & Green, 2019).

$$PG = \frac{\sum_{i=1}^{r} X_{ii}}{N} \quad (1)$$

Donde, r: número de filas de la matriz, X_{ii}: es el número de observaciones en la fila i y columna i (diagonal mayor de la matriz) y N: el número total de puntos de muestreo.

$$PP = \frac{a_{ii}}{N \sum_{i-1}^{n} a_i{}^{+}} \quad (2)$$

$$PU = \frac{a_{ii}}{N \sum_{i-1}^{n} a_{+i}} \quad (3)$$

Donde a_{ii} es el número total de píxeles clasificados correctamente, $a_i{}^{+}$ son las columnas totales por clase i y a_{+i} son las filas totales por clases i.

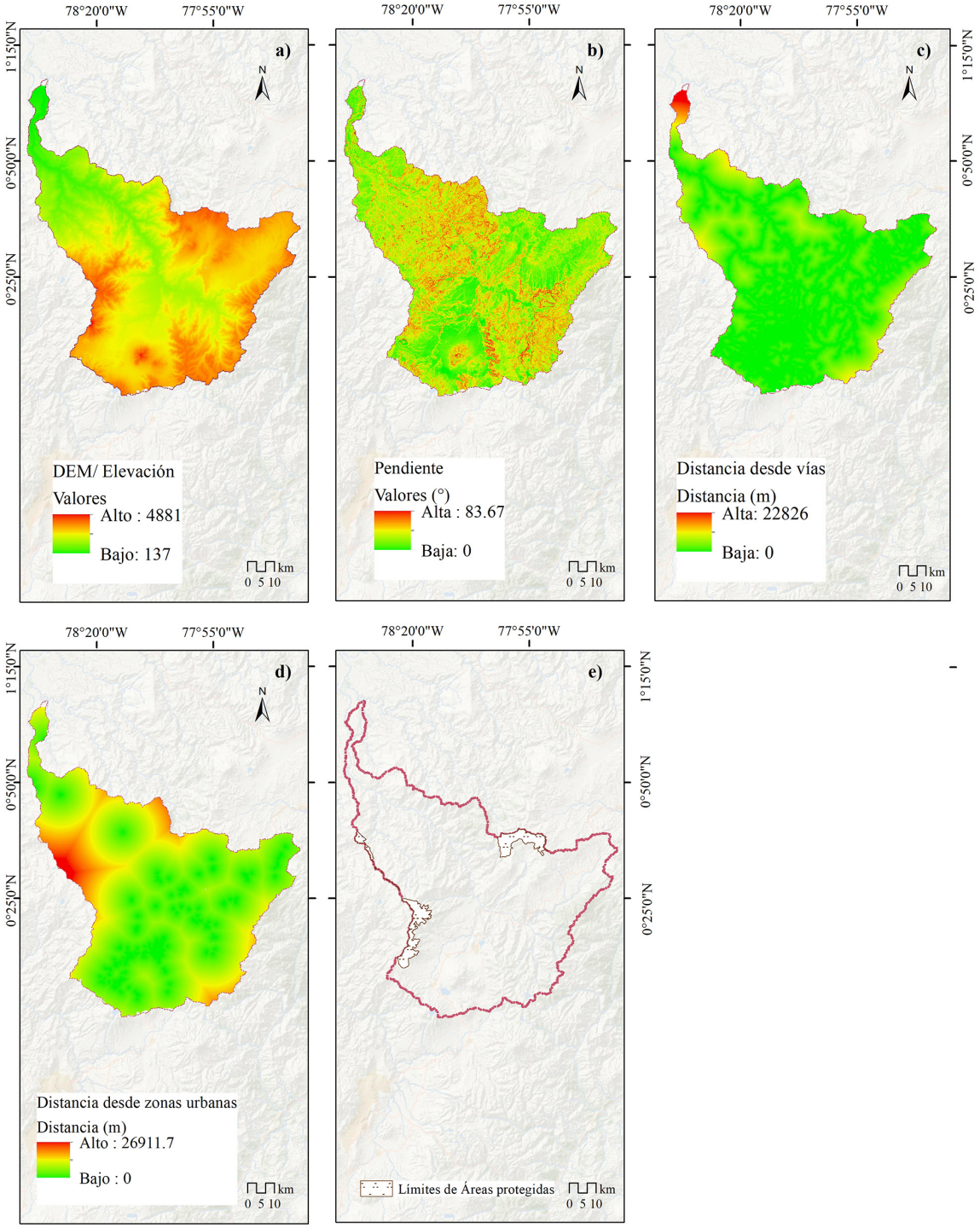
2.4. Análisis del cambio de LULC y predicción de su dinámica futura al año 2030

El simulador LCM (*Land Change Modeler*) integrado en el software TerrSet *Geospatial Monitoring and Modeling System* (TerrSet 2020) se utiliza para la predicción del LULC futuro con base en sus cambios y transiciones entre un tiempo 1 (T1) y un tiempo 2 (T2). Dentro del LCM se analizaron las variaciones tendenciales de los cambios de LULC para los años 1996, 2007 y 2018 con el fin de predecir los años futuros de la cuenca hidrográfica hasta el año 2030. Se seleccionaron los mapas validados de los años 1996, 2007 y 2018, e inicialmente se analizaron las probabilidades de transición entre los años 1996 y 2007 con el fin de simular la proyección al año 2018. Esta simulación fue validada con el mapa de 2018 y finalmente se proyectó el LULC al año 2030, considerando T1 al año 1996 y T2 al año 2018. Para ello, en la pestaña *Change Analysis* del LCM se crearon las ganancias y pérdidas de LULC y las tendencias espaciales del cambio.

Los escenarios futuros de uso del suelo se basaron en las tendencias recientes, la información histórica sobre las coberturas y usos de suelo y los cambios futuros previstos. Así se crearon mapas de probabilidad de cambios obtenidos por las ocho coberturas y usos de suelo estudiado entre los años 1996-2007. Luego, se usaron los datos de la probabilidad de transición de 1996 a 2007 como base para simular la LULC en 2018. El software TerrSet utiliza el modelo cadenas de Markov-autómatas celulares (CA-Markov), que mediante un proceso de modelado estocástico simula los cambios futuros en el tiempo a partir de los cambios pasados de varias categorías de LULC. Para predecir el cambio LULC el modelo de matriz de Markov depende de las matrices de probabilidad de transición

El CA-Markov considera las restricciones y los factores para elaborar un único mapa de idoneidad. Para definir los mapas de idoneidad se determinaron las variables explicativas espaciales de entrada o *drivers*, siendo estas de naturaleza estática, dinámica y restrictiva (Figura 2a-e). Las variables estáticas utilizadas fueron la elevación y la pendiente (derivadas del DEM-SRTM). Las variables dinámicas empleadas fueron las distancias a las vías de comunicación y distancia a las zonas urbanas. La única variable restrictiva fue las áreas naturales protegidas, con el objetivo de mantener las coberturas de estos espacios sin cambios dentro de la proyección. Estas áreas naturales protegidas son zonas que se mantendrán intactas con el pasar del tiempo, ya que se encuentran protegidas por la normativa ambiental vigente. La distancia a vías es un indicador de accesibilidad y es un factor clave para la expansión de espacios urbanos (Leta et al., 2021). Como complemento, se encuentra la distancia a las zonas urbanas, porque cuanto más cerca se encuentren de estos espacios, más fácil es la conversión de coberturas cercanas a un uso urbano (Gharaibeh et al., 2020). La elevación y la pendiente son factores topográficos que afectan al cambio de LULC, debido a que la ganancia de zonas urbanas y agrícolas se concentran en gran medida en las pendientes relativamente planas y la deforestación disminuye con el aumento del gradiente de la pendiente (Wang et al., 2021).

Figura 2. Mapas de idoneidad a) elevación, b) pendiente, c) distancias a las vías de comunicación, d) distancia a las zonas urbanas, e) áreas naturales protegidas



Fuente: OpenStreetMap (2021), Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS) (2021), Sistema Nacional de Información (2022). Elaboración propia

A continuación, se identificaron las variables explicativas espaciales que intervinieron en el modelo de transición a través de la prueba de V de Cramer incorporada en el software TerrSet. La prueba V de Cramer se utiliza para determinar la influencia de las variables explicativas en el cambio de coberturas y usos de suelo. Para ello, se evalúa el nivel de significancia y la correlación entre los dos grupos de variables (Beshir et al., 2023). La fuerza de influencia de las variables en la transición de coberturas es considerada aceptable, si los valores obtenidos en la prueba V de Cramer oscilan entre 0,15 y 0,4; si son superiores a 0,4, son considerados buenos (Eastman, 2006). Además, de las variables biofísicas, se consideraron las variables obtenidas en análisis de probabilidad de cambio entre 1996-2007 para su análisis de idoneidad en el modelo.

Después, se empleó el método de perceptrón multicapa (MLP [*Multi-Layer Perceptron*]) para simular el LULC al año 2018. El módulo LCM integra tres métodos diferentes para generar mapas potenciales de transiciones, los cuales se basan en sub modelos individuales y en variables explicativas asociadas (Eastman, 2006). El rendimiento de MLP es mejor a los otros métodos integrados porque es una red neuronal que puede modelar la relación entre el cambio no lineal del suelo y las variables explicativas, con información de una capa de entrada, una o más capas ocultas y una capa de salida.

Finalmente, el resultado obtenido de esta proyección se validó con la información cartográfica del LULC desarrollado para el 2018 (el mapa con datos reales). De esta comparación se obtienen las pérdidas (*misses*), hits (*aciertos*), falsas alarmas (*false alarms*) y los fallos (*wrong hits*). Las pérdidas se producen cuando el mapa real muestra cambio, pero la simulación muestra persistencia. Los aciertos son obtenidos como cuando el mapa real y la simulación muestran cambios. Los fallos se producen cuando el mapa real presenta cambios y la proyección presenta cambios, pero estos son asignados en la categoría incorrecta. Las falsas alarmas son producto de que la persistencia del mapa real no coincida con los cambios del mapa simulado.

Para determinar la concordancia global entre los mapas observados y los simulados, se calculó la Figura de Mérito (*Figure of Merit*, [FoM]) según la ecuación (4). La Figura de Mérito evalúa la superposición o traslapo entre las transiciones (Pontius et al., 2008). El FoM examinó cómo el cambio simulado al año 2018 desde un año real, 1996, se superpone sobre un cambio de referencia entre datos reales entre 1996-2018. Un valor de mérito del 0% significa que no hay superposición, mientras que un valor del 100% representa un solape perfecto (Moradi et al., 2020). Para el presente estudio, el cambio de referencia fue desarrollada.

$$\mathbf{FoM} = \frac{\mathbf{B}}{\mathbf{A+B+C+D}} * 100 \qquad (4)$$

Donde, FoM es la figura de mérito, B son los aciertos, A son las pérdidas, C son los fallos, y D son las falsas alarmas.

A la vez, también se evaluó la precisión del modelo, utilizando la comparación entre los mapas del 2018 T2-simulado y 2018 T2 referencial (Pontius et al., 2008; Pontius & Millones, 2011). Los dos parámetros que resultan de esta comparación son, el desacuerdo de cantidad (*quantity disagreement* [QD]) que se produce cuando la clasificación no coincide en términos de cantidad, ya el número de celdas de una categoría determinada en el mapa simulado difiere con el número de celdas de la misma categoría en el mapa de referencia; y, en segundo lugar, el desacuerdo de asignación (*disagreement allocation* [AD]) que se produce cuando la ubicación espacial de una categoría de suelo en un mapa simulado es diferente a la ubicación espacial de esa misma categoría en el mapa de referencia. Estos parámetros se calcularon con las ecuaciones (5) y (6) planteadas por (Pontius & Millones, 2011).

$$\boldsymbol{AD} = \frac{\sum\left(2*\mathbf{min}\left(\frac{\mathbf{n_{+i}}}{\mathbf{n}}-\frac{\mathbf{n_{ii}}}{\mathbf{n}},\frac{\mathbf{n_{i+}}}{\mathbf{n}}-\frac{\mathbf{n_{ii}}}{\mathbf{n}}\right)\right.}{\mathbf{2}} \times \mathbf{100} \qquad (5)$$

$$\mathrm{QD} = \frac{\sum\left|\frac{n_{+i}}{n}-\frac{n_{i+}}{n}\right|}{2} \times 100 \qquad (6)$$

Donde, n_{ii} es el número total de píxeles clasificados correctamente, $a_i{}^{+}$ son las columnas totales por clase i y a_{+i} son las filas totales por clases i.

Finalmente, una vez comprobada la capacidad de predicción del modelo entre los periodos de 1996 y 2007 para 2018, se repitió el proceso de simulación para proyectar el mapa al 2030 utilizando los mapas clasificados de 1996 y 2018 como T1 y T2. Esto se realizó para evitar las inconsistencias temporales que, según Verburg et al. (2011) sucede cuando no considera un tiempo de análisis similar bajo iguales estándares y métodos, ocasionando que las incertidumbres se acumulan y las predicciones se tornan menos precisas. Por ello, el tiempo de transición simulado entre T2 y T3 estará contenido en el tiempo de transición analizado entre T1 y T2.

2.5. Identificación de los agentes, factores propulsores y causas subyacentes

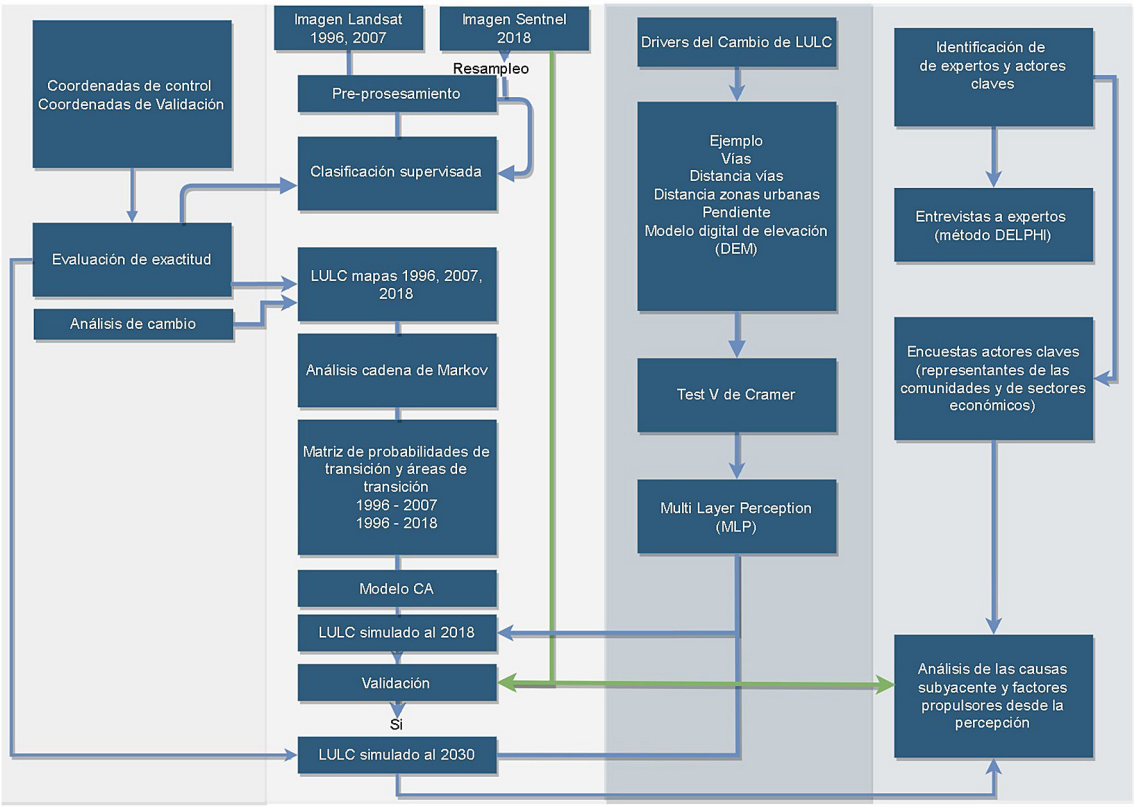
En esta segunda etapa, con el propósito de comprender los factores propulsores y causas subyacentes de los cambios LULC, pero desde la perspectiva de los agentes o actores, se aplicó una metodología cualitativa. En primer lugar, se seleccionaron a seis expertos en la temática con el fin de aplicar el método Delphi. Este es un método cualitativo estructurado que busca llegar a un acuerdo general de un grupo de expertos sobre un

problema o tema específico, mediante la recolección sistemática de información (García Valdés & Suárez Marín, 2013; Linstone et al., 1975). El criterio para seleccionar a los expertos fue tener publicaciones académicas en el área del conocimiento o haber participado en el desarrollo de informes técnicos para la zona norte de Ecuador (para organismos gubernamentales o no gubernamentales) en la temática. Después se realizaron entrevistas presenciales y virtuales a los expertos, en donde se solicitó identifiquen las actividades y factores que propician el cambio de LULC, así como a los principales actores económicos del cambio de LULC.

La información recopilada fue presentada a los expertos en una segunda ronda de entrevistas, realizadas de manera virtual, con el propósito de alcanzar un consenso sobre los factores y actores del cambio de LULC. Como consecuencia se recibió una retroalimentación y en una tercera ronda de entrevistas virtuales se alcanzó un acuerdo entre los expertos y se definieron los actores o agentes de cambio de LULC, sus tipos de escalas y una lista de chequeo de los probables factores directos y subyacentes del cambio del LULC. A continuación, con base en la información recabada se diseñó una entrevista para ser aplicada a los agentes o actores. En el instrumento se planteó una pregunta para evaluar la comprensión sobre el cambio de uso y así evitar confusiones en la temática. A cada actor se solicitó que identifique los factores propulsores directos y subyacentes del cambio de LULC en su área geográfica o en su sector económico.

Estos factores fueron planteados dentro del instrumento en relación con lo propuesto por los seis expertos entrevistados anteriormente. Los agentes o actores fueron clasificados en agentes de pequeña escala, representados por habitantes/colonos de las comunidades rurales, y agentes de mediana escala, que englobaron representantes de pequeñas asociaciones o de cámaras de producción por sector económico (Carodenuto et al., 2015). Los agentes de pequeña escala fueron seleccionados mediante un muestreo probabilístico, entre las 431 comunidades rurales presentes, y los agentes de mediana escala fueron seleccionados empleando un muestreo no probabilístico intencional. Así, se entrevistaron a 73 representantes de comunidades rurales y a 24 representantes de actores privados clasificados por sector económico. La implementación de las entrevistas y recopilación de datos fue durante el segundo semestre del 2021. Para la identificación de los factores propulsores directos se trianguló la información entre lo manifestado por el grupo de expertos y por los actores entrevistados. En cambio, las causas subyacentes fueron definidas acorde a las respuestas de cada actor entrevistado. Finalmente, en la Figura 3 se presenta un esquema metodológico en el que se integran todas las etapas desarrolladas en la presente investigación.

Figura 3. Esquema metodológico



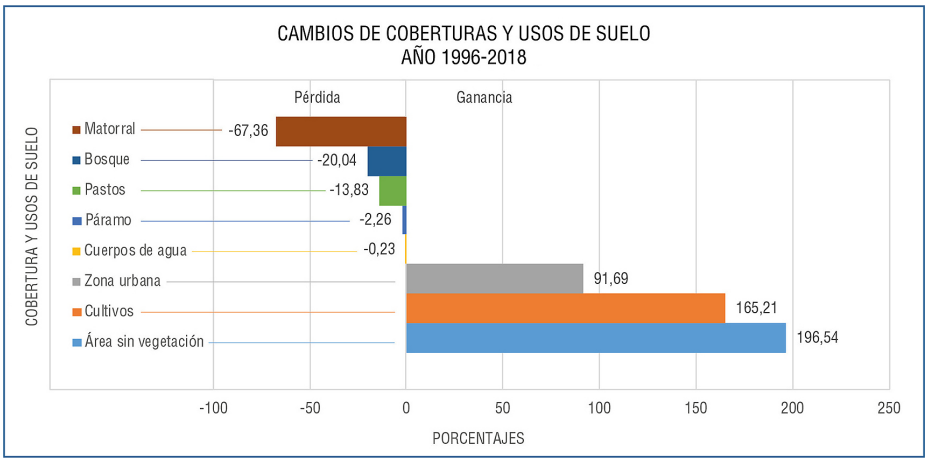
Elaboración propia

3. Resultados

3.1. Cambio del uso y cobertura de los suelos

Entre los años 1996-2018 existió una tendencia a ganar en coberturas antrópicas y pérdida en coberturas naturales (Figura 4). Se observa que para el año 2018 los bosques cubren una superficie de 1.562,19 km², disminuyendo en un 20,4% respecto al año 1996. Los matorrales fueron reducidos aún más que los bosques, al perder 67,36% de su superficie.

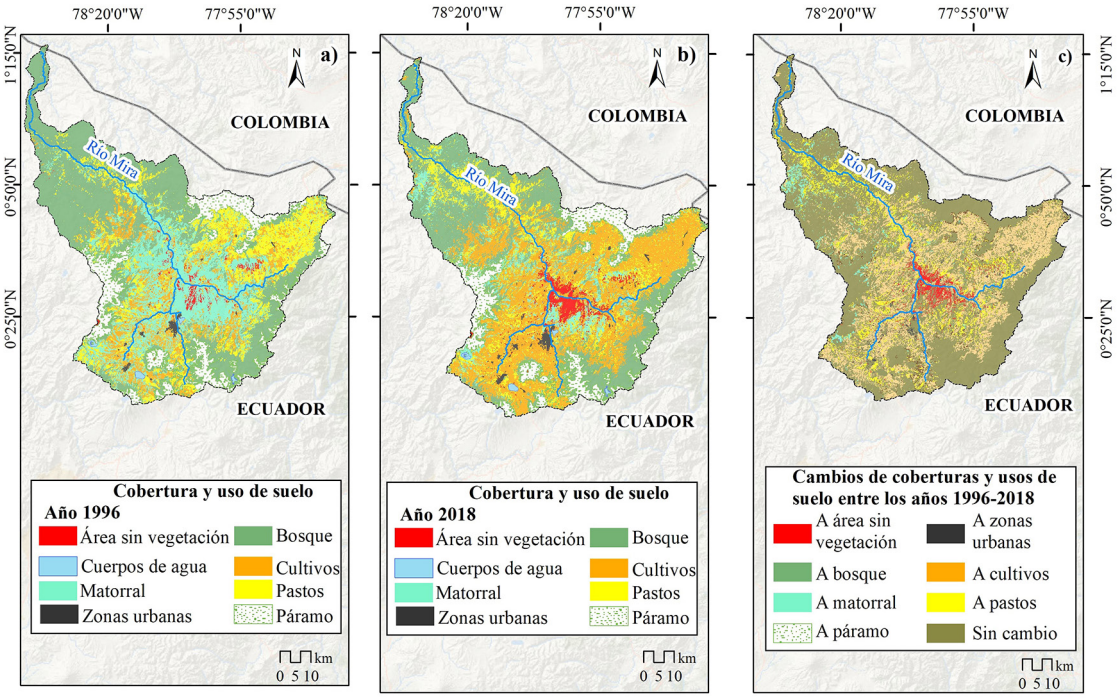
Figura 4. Cambios en las coberturas de suelo del 1996 al 2018



Elaboración propia

Al contrario, las coberturas de áreas sin vegetación y cultivos son las que más se expandieron, al aumentar su extensión en un 196,54% y 165,21%, respectivamente. Los centros urbanos también se incrementaron y casi duplican su superficie al pasar de 24,04 km² en 1996 a 46,08 km² en 2018 (Figura 4). Otras coberturas como los pastos y páramos disminuyeron sus superficies en un 13,83% y 2,26%, respectivamente durante este periodo, sin embargo, esta disminución es mucho más baja que el resto de las coberturas. Por lo tanto, se observa persistencia de coberturas en la cuenca hidrográfica normalmente al sur-oeste, oeste y este de la cuenca y considerables transiciones en el centro de la cuenca (Figura 5a-c).

Figura 5. LULC y sus cambios entre 1996 y 2018. a) LULC del año 1996, b) LULC del año 2018, c) transición de los cambios de cobertura del suelo entre 1996 y 2018



Elaboración propia

Los valores de precisión global (PG) de la clasificación del LULC para los años 1996, 2007 y 2018 fueron 83,33%, 91,62% y 85,41% respectivamente. En la Tabla 2 se muestran los valores obtenidos en la exactitud de productor (EP) y exactitud del usuario (EU) para cada cobertura durante los tres años. En todos los años, los resultados revelaron excelentes EP y EU tanto para cuerpos de agua como para zonas urbanas. Estos valores perfectos de productor (EP) significan que para estos casos no existieron valores de omisión, por lo cual los porcentajes reales de ambas coberturas fueron clasificados correctamente. Los valores perfectos del usuario, por su parte, confirman que el 100% de las observaciones clasificadas pertenecen realmente a esa clase. Sin embargo, pastos, matorrales, cultivos y páramo son las únicas coberturas que no alcanzan valores superiores al 80% de EU o EP en alguno de los tres años analizados. Esta condición se produce por la similitud espectral existente entre pastos y cultivos, pastos y páramo y entre matorral y bosque. De hecho, en el año 1996 se observa que la exactitud del usuario es diferente en bosques, matorral, pastos y cultivos. Otras razones de las diferencias encontradas en EP y EU en las clases podrían deberse primero a la resolución espacial de las imágenes y segundo a posibles cambios en los puntos de control del suelo por categoría, que podrían haberse clasificado como incorrectos.

Tabla 2. Resumen de la evaluación de las exactitudes del productor y del usuario para la clasificación supervisada del LULC durante los años 1996, 2007 y 2018

Año	1996		2007		2018	
Cob*	Exactitud Productor (%)	Exactitud Usuario (%)	Exactitud Productor (%)	Exactitud Usuario (%)	Exactitud Productor (%)	Exactitud Usuario (%)
1	85,72	100	85,71	100	85,71	100
2	100	83,33	100	100	100	100
3	100	100	100	100	100	100
4	50	75	66,67	100	45,45	100
5	75	100	100	100	100	100
6	50	50	75	60	100	33,33
7	100	63,64	100	81,82	100	62,50
8	100	100	100	100	100	100

*Coberturas y usos de suelos, 1: Área sin vegetación, 2: Bosque, 3: Cuerpos de agua, 4: Cultivos, 5: Páramo, 6: Pastos, 7: Matorral, 8: Zona urbana.
Elaboración propia

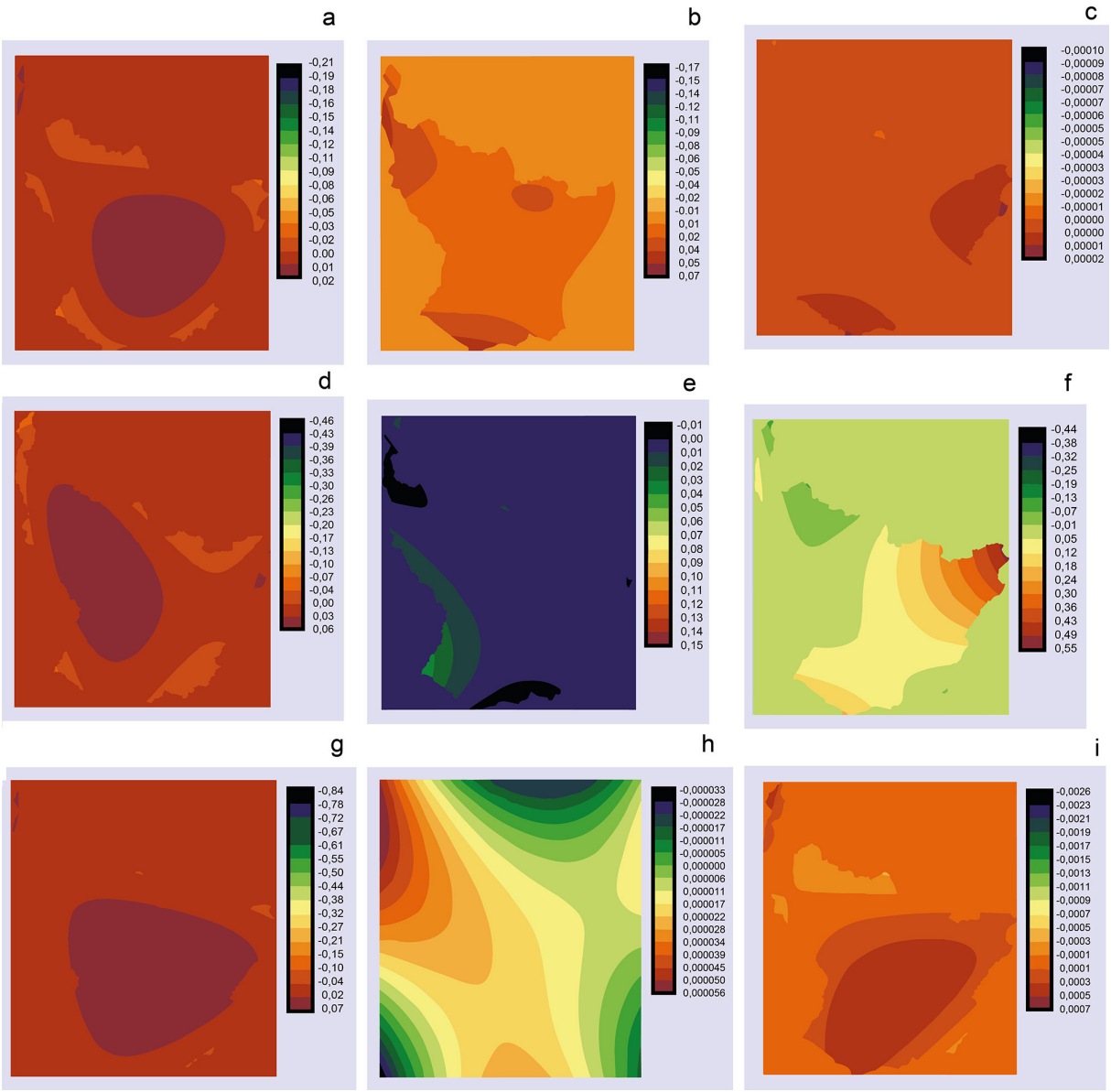
3.2. Simulación del cambio de LULC mediante el modelo de análisis de cadenas de Markov (CA-Markov)

La proyección de las coberturas y usos de suelo (LULC) en 2018 con el empleo del modelo CA-Markov fue posible gracias a los LULC observados en 1996 y 2007. Inicialmente, se crearon nueve mapas de probabilidad de cambios obtenidos por las ocho categorías de suelo estudiadas entre estos años (Figura 6). Para el suelo urbano se obtuvieron dos mapas de probabilidad debido a que las transiciones desde matorral y cultivos son similares e igual de considerables.

Se simuló el LULC al 2018 considerando como variables explicativas espaciales únicamente aquellas que obtuvieron un valor de V de Cramer superior a 0,1 (Tabla 3). Además de las variables biofísicas como, modelo de elevación o pendiente se integraron las 9 variables obtenidas en el análisis de probabilidad de cambio, de las cuales únicamente 5 fueron aceptadas junto a todas las variables biofísicas (Tabla 2). El valor de significancia para estas variables fue menor al 0,01%. Después las áreas de coberturas y usos de suelos simulados se utilizaron para asociar el uso actual real del suelo en la cuenca con el fin de validar la previsión de LULC realizada por el modelo CA-Markov. A continuación, se evaluó el rendimiento del modelo mediante el índice Kappa comparando el LULC 2020 observado y simulado.

Finalmente, para el año 2018, se construyeron cartografías de LULC reales y simulados. Como resultado, los cuerpos de agua y las zonas urbanas, principalmente, se mostraron similares en los mapas reales y simulados del año 2018, mientras que en otras clases de LULC sólo se observaron cambios menores (Figura 9). Con el fin de validar el modelo, se ha obtenido un traslape en la transición real (1996 real-2018 simulado) y la transición simulada (1996 real-2018 simulado) del 71,36%, de acuerdo al valor de FoM. Además, los valores totales de QD, y AD son 12,5 %, y 4,16 %, respectivamente. Estos resultados indican que el modelo CA-Markov empleado puede utilizarse para predecir futuros cambios en el uso del suelo.

Figura 6. Mapas de probabilidad. a) matorral a áreas sin vegetación, b) bosque a cultivos, c) cuerpos de agua a cultivos, d) cultivos a pastos, e) páramo cultivos, f) pastos a cultivos, g) matorral a cultivos, h) matorral a zonas urbanas, i) cultivos a zonas urbanas



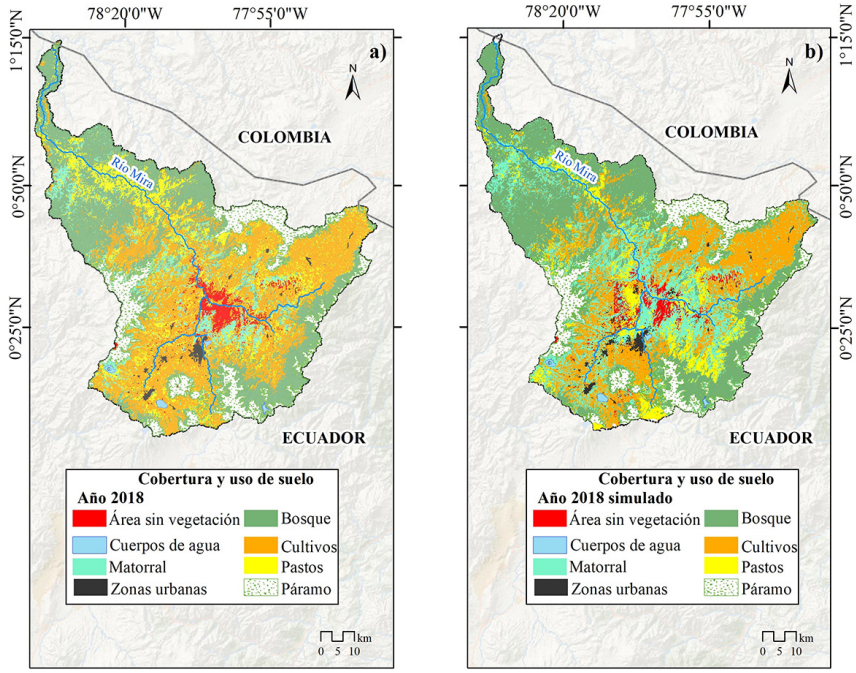
Elaboración propia

Tabla 3. Análisis de la prueba V de Cramer

Variables	Test V Cramer
Modelo de elevación	0,4716
Pendiente	0,3778
Distancia a zonas urbanas	0,2883
Distancia desde vías	0,3778
Cultivos a áreas sin vegetación	0,3320
Bosques a cultivos	0,2821
Páramo a Cultivos	0,2810
Matorral a cultivos	0,2943
Cultivos a zonas urbanas	0,2643
Matorral a zonas urbanas	0,2600

Elaboración propia

Figura 7. LULC en la cuenca hidrográfica. a) LULC real del año 2018, b) LULC simulado del año 2018

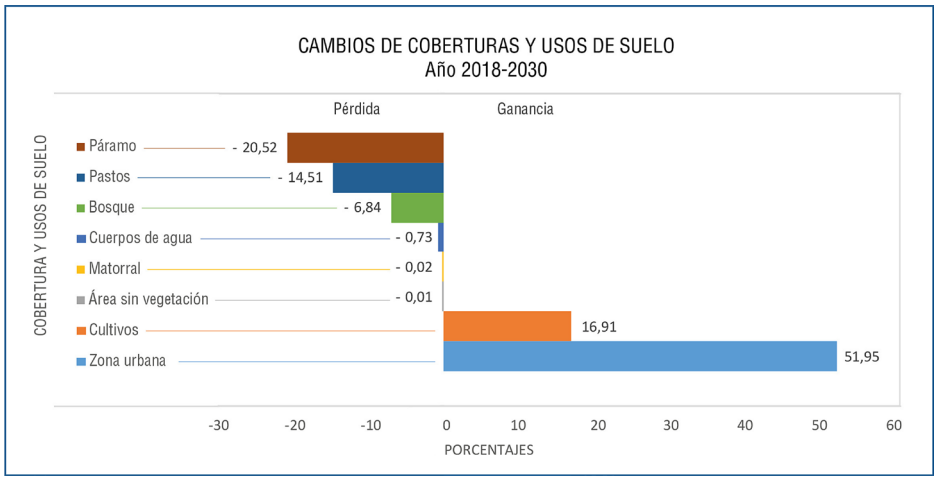


Elaboración propia

3.3. Proyección de los cambios de cobertura al 2030

En los escenarios proyectados del 2018 al 2030 también existió ganancia en las coberturas antrópicas y pérdida en coberturas naturales, al igual que el periodo 1996-2018 (Figura 8). Esta proyección evidencia que los centros urbanos y las áreas de cultivos son las únicas coberturas que presentan un crecimiento positivo hasta el año 2030. Por otro lado, se observa una estabilización en los cambios de las coberturas de áreas sin vegetación y los matorrales respecto al periodo 1996-2018.

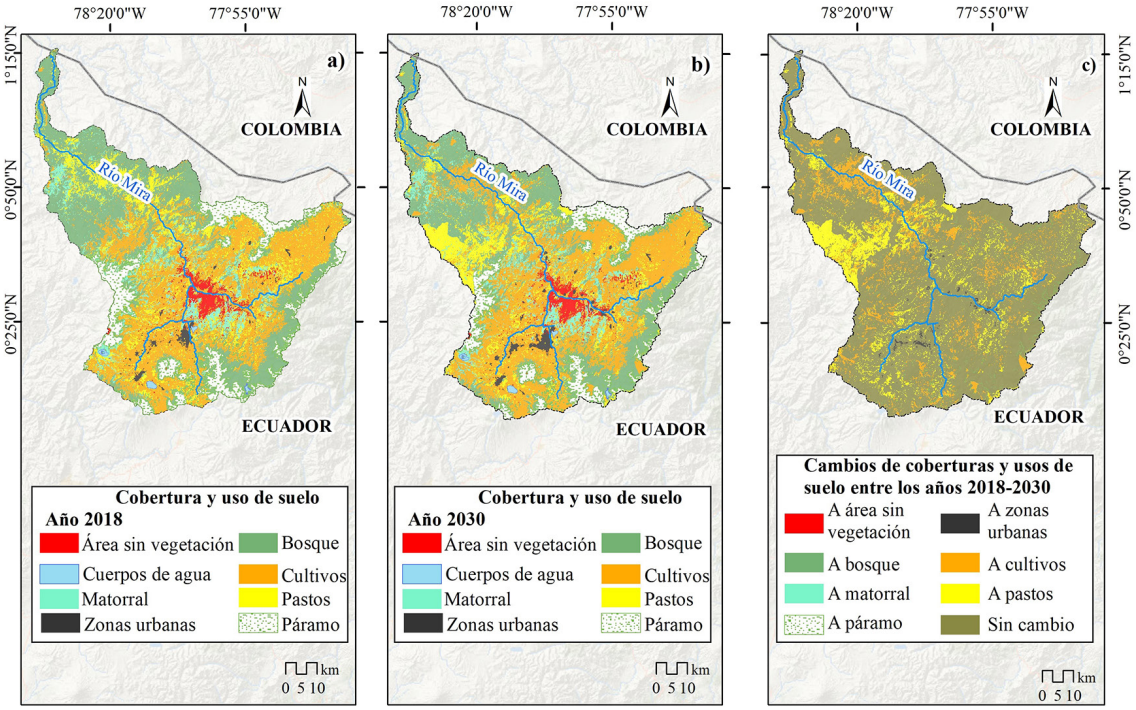
Figura 8. Cambios en las coberturas de suelo del 2018 al 2030



Elaboración propia

Además, la proyección evidenció que habrá una reducción del 20,52% para los páramos, siendo esta reducción mayor al 2,26% observado en 1996-2018. De forma contraria, se observa que la disminución de los bosques solo será del 6,84% para la proyección 2018-2030, frente al 20,04% que se observó en 1996-2018. Hasta el 2030 se esperaría que, aparte de la expansión de zonas urbanas, se expanda los pastos hacia el sector oriental de la cuenca hidrográfica y que los cultivos se sigan incrementando más al norte del territorio. Al igual que en la transición del 2018, la persistencia de coberturas se mantendría principalmente al sur-oeste, oeste y este (Figura a-c). Sin embargo, a diferencia de lo que sucede en el pasado, no aumentarían las áreas sin vegetación en el centro de la unidad hidrográfica (Figura 9c).

Figura 9. LULC y sus cambios proyectados del 2018 al 2030. a) LULC del año 2018, b) LULC proyectado al año 2030, c) transición de los cambios de cobertura del suelo proyectados entre 2018 y 2030



Elaboración propia

3.4. Identificación de los agentes y factores propulsores

Los cambios de LULC en el área de estudio van a depender de la continuidad de las actividades tradicionales y la expansión hacia otras nuevas actividades, principalmente generadas por un aumento de la demanda del mercado y un desarrollo económico. Estos factores sumados al aumento de la población han propiciado un impulso en la economía. En consecuencia, con el fin de comprender la evolución del LULC y sobre la base de las actividades humanas específicas que ocasionan las diferentes transformaciones de coberturas, se identificaron los factores propulsores, los tipos de agentes que los causan y la escala a la que representan (Tabla 4).

Tabla 4. Tipos de escalas, factores propulsores y actores de los cambios de LULC en la cuenca hidrográfica del río Mira

Factores propulsores	Agentes	Tipos de Escalas
Expansión agrícola y ganadera	Agentes agrícolas y ganaderos: Habitantes de las comunidades rurales dueños de tierra, se dedican a la agricultura y ganadería con fines de autoconsumo y/o comercio local. Se sienten atraídos por a nuevos suelos fértiles con condiciones climáticas adecuadas, influyendo en la reducción de la cobertura natural. Compuestos por pequeñas asociaciones de productores de caña de azúcar, mangos uvilla y leche.	Pequeña escala
Crecimiento Urbano	Agentes inmobiliarios: Pequeños empresarios que pueden incluir a antiguos funcionarios, hombres de negocios, profesionales de la construcción, políticos, funcionarios y exfuncionarios estatales. Establecen nuevas urbanizaciones asegurando que exista un sistema de carreteras.	Mediana escala
Crecimiento de la industria forestal	Agentes Forestales: Pequeñas asociaciones y aserraderos locales, estos no disponen de rodales anuales permanentes de producción. Aprovechan madera de bosques de eucalipto, pino, aliso y ciprés.	
Expansión de actividades mineras a pequeña y gran escala	Agentes mineros: Actores emergentes compuestos por asociaciones de pequeños mineros artesanales y empresas mineras transnacionales, este último solo realiza actividades de exploración. Actúan en función a la demanda nacional.	
Gubernamental	Agentes gubernamentales: Representantes de los Gobiernos Autónomos Descentralizados (GADs).	

Elaboración propia

3.5. Análisis de las causas subyacentes

Se identificaron para el presente y futuro las siguientes causas subyacentes: factores demográficos, económicos, tecnológicos, culturales e institucionales.

3.5.1. Factores demográficos

Se ha observado un creciente aumento en la población de la cuenca media-alta del río Mira, especialmente en el centro poblado de Ibarra (Teran, 2018). Las entrevistas sugieren que el aumento de las áreas urbanas se debe a las oportunidades que genera la educación. En la región andina, la permanencia de los miembros de la familia rural en sus comunidades es común, excepto los hijos/as que estudian, alcanzan profesiones y generalmente no regresan a sus comunidades. Este aumento poblacional y esta migración ocasionan una mayor demanda de recursos y cambios en los patrones de consumo. Es decir, no solo existe un mayor requerimiento de productos agrícolas, sino también productos forestales, inmobiliarios, incluso mineros. Esto es percibido por todos los agentes. Por lo tanto, esperan que para el futuro el crecimiento poblacional favorezca al crecimiento de sus actividades, con excepción al sector agrícola, ya que es consciente de la migración ciudad-campo.

3.5.2. Factores económicos

El principal factor económico que afecta a los agentes de pequeña y mediana escala es la demanda del mercado, mientras que la pobreza es un factor que generalmente impactó en los agentes de pequeña escala. Se ha visto que la pobreza tiene un efecto significativo en los sectores ganadero y forestal, dado que su cadena productiva depende de agentes de pequeña escala, es por ello que los agentes no esperan que el impacto de la pobreza disminuya, aunque las metas futuras gubernamentales e internacionales así lo planifiquen. Por otra parte, se ha observado que los bajos precios, las especulaciones y el contrabando ilegal en el sector agrícola han afectado los ingresos de los agentes. De la misma forma, el no cumplimiento del precio fijado estatalmente de la leche por los agroindustriales e intermediarios de la zona han afectado los ingresos de los productores. A pesar de estos problemas, la demanda del mercado es y seguirá siendo el principal impulsor de las actividades económicas y en consecuencia de las transformaciones de cobertura de suelo, esto también fue percibido por todos los agentes.

3.5.3. Factores tecnológicos

Los principales factores tecnológicos que inciden en el desarrollo de los actores son la baja productividad y desarrollo de infraestructura. Sin embargo, en el área de estudio la baja productividad no parece tener un rol preponderante en la expansión de las actividades de los diferentes actores. Principalmente, los sectores agrícolas y ganaderos conciben al crecimiento y expansión de sus actividades suficientes para satisfacer la demanda actual y futura de sus productos. Por otro lado, el desarrollo tecnológico dentro de la región hace referencia al desarrollo vial como las carreteras y vías de comunicación; sin embargo, al mismo tiempo, el impulso de la deforestación y la minería ilegal. Bajo ese contexto, los agentes forestales y mineros señalan que el desarrollo vial tiene un impacto positivo en sus actividades, además el sector inmobiliario señala al desarrollo vial como una gran oportunidad. Al contrario, los sectores ganaderos y agrícolas consideran que el impacto vial en sus actividades es mínimo. Para el futuro, se espera que el aumento de vías de comunicación se mantenga y permita el crecimiento de la industria junto a la expansión de las actividades.

3.5.4. Factores culturales

En los factores culturales se identificaron a los patrones de consumo y el minifundio. Uno de los problemas que más afectan a la población campesina-indígena asentada en los Andes ecuatorianos es la generación de minifundios producto del fraccionamiento de la tierra generada por la herencia de propiedades. Un minifundio se caracteriza por ser un terreno destinado a la producción agropecuaria con las dimensiones reducidas, limitando los ingresos económicos del campesino y lo obliga a practicar una agricultura de subsistencia. En el área de estudio, la generación de los minifundios es el resultado de procesos internos como la presión demográfica y de procesos externos que se relacionan con los nuevos precios de la tierra en el mercado. Los agentes agrícolas y ganaderos perciben al minifundio como un factor que afecta las posibilidades de mejorar la vida de las familias y ante esto, buscan oportunidades en nuevas tierras productivas para su expansión agrícola y ganadera. Por otro lado, el cambio de patrones de consumo se encuentra ligado al aumento de la población, lo cual genera el desarrollo y el crecimiento de actividades agrícolas, ganaderas y forestales e incluso promueve el crecimiento del sector inmobiliario.

3.5.5. Factores institucionales

En el área de estudio no existe una política pública que impulse la conservación forestal, ni mucho menos que regule el crecimiento urbano. Tampoco existen planes del gobierno para el uso sostenible de las coberturas de suelo, propiciando a una disminución de las coberturas naturales. Esta tendencia se mantendrá en el futuro, a menos que se diseñe una política pública que cambie la percepción de los actores y con ello regule sus actividades. La falta de regulación es percibida por todos los actores como una causa futura que mantendrá la tendencia de la expansión de todas sus actividades.

4. Discusión de resultados

Los resultados muestran un aumento de las áreas antrópicas y una reducción de las coberturas naturales, tanto en el periodo de 1996-2018 y lo proyectado para el 2030. Los resultados proyectados a futuro mediante el modelo combinado CA-Markov, confirman que los cambios temporales en la cobertura y uso del suelo son controlados por cadenas de Markov (Guan et al., 2011), mientras que los cambios espaciales vienen determinados por un filtro espacial del modelo CA (Fu et al., 2022). En la presente simulación se comprobó el efecto de los autómatas celulares en la modelación. Por ejemplo, se observa la aplicación de reglas iterativas propias de los modelos CA en la expansión de las áreas urbanas simuladas, porque celdas que en T1 y T2 estaban rodeadas por al menos tres celdas de uso urbano, entonces en T3 estas celdas se convirtieron en usos urbanos. Aunque el potencial del modelo CA-Markov ha sido reconocido por otros estudios realizados a nivel mundial (Aburas et al., 2017; Gidey et al., 2017; Guan et al., 2011), la simulación no está exenta a limitaciones (Gharaibeh et al., 2020).

El módulo LCM del software TerrSet presenta tres limitaciones o condicionantes importantes (Gibson et al., 2018). La primera se relaciona con las cadenas de Markov porque estas simulan tasas de cambio constantes, lo cual impide ingresar al modelo fuerzas externas dinámicas que normalmente ejercen presión constante, como es el caso del cambio climático. La segunda limitación se produce porque la selección de variables explicativas es subjetiva por el investigador. Pese a que se utiliza la prueba estadística V de Cramer para comprobar su rol, los valores estadísticos que se obtienen no representan el peso ponderado en el modelo. Además, las variables explicativas espaciales se implementan en el modelo como estables en el tiempo, por lo que tendrán la misma influencia en T2 hasta T3. Esto último, junto a la necesidad de contar con información espacial de cada variable considerada explicativa, se convierte en la tercera limitante (Beroho et al., 2023; Eastman, 2006; Eastman & Toledano, 2018).

Frente a lo expuesto, el principal condicionante en el presente estudio radicó en la dificultad de incorporar variables socioeconómicas y culturales como factores propulsores, debido a la falta de información completa de su distribución temporal y espacial. Aquí se encuentran casos como: valores culturales, ingresos per cápita o familiares, normativas, políticas o percepciones sociales. Para obtener una mejor comprensión de los resultados obtenidos desde el modelo CA-Markov se integró un enfoque cualitativo en la presente investigación para identificar los factores propulsores y subyacentes que propician el cambio del LULC, pero desde la perspectiva y percepciones de los diferentes actores. Aunque las potencialidades del modelo CA-Markov ha sido comprobado por varios estudios a nivel global (Girma et al., 2022; Halmy et al., 2015; Mansour et al., 2020; Ramos-Reyes et al., 2021), también ha sido advertida la necesidad de tomar en cuenta los factores impulsores en la simulación en términos sociales, económicos, culturales aparte de los ambientales (Aburas et al., 2017).

Los modelos CA-Markov simulan los cambios y transiciones de LULC en forma lineal, lo cual los convierte en modelos restrictivos (Wang et al., 2022). En el presente estudio, la aplicación de un modelo combinado CA-Markov a las imágenes satelitales proporcionó una mayor comprensión de los cambios en el LULC, lo cual confirma lo señalado por (Beshir et al., 2023; Ozturk, 2015) quienes señalaron que el uso de imágenes satelitales mejoran la exactitud de las simulaciones futuras al proporcionar datos más consistentes del pasado y del presente. Al igual que en otros estudios, el modelo integrado CA-Markov funcionó y simuló de forma adecuada, al presentar un valor FoM de 55%, en donde un resultado superior al 50% comprueba que más de la mitad de las predicciones realizadas por el modelo son correctas en comparación con los datos reales. Obtener un traslapo perfecto del 100% es casi imposible, y de hecho, obtener valores bajos es común (Paegelow et al., 2022).

El valor FoM calculado fue similar al obtenido por Mathewos et al. (2022) (FoM=50,5%) en la simulación futura de la cobertura y uso de suelo en la cuenca hidrográfica de Matenchosen y al determinado por Moradi et al.

(2020) en la llanura Izeh-Pyon en Irán (FoM=47,79%). Estos valores demostrarían que el traslapo encontrado en el estudio es aceptado a nivel global. Además, el alto valor de persistencia encontrado producto del análisis de transición de cobertura demuestra que las áreas de cobertura no han cambiado significativamente, lo cual facilita el traslapo en la simulación. En general, cuando los valores de persistencia son altos, se muestran valores altos en la validación (Pontius et al., 2004). Un ejemplo de ello lo proporcionan (Tolessa et al., 2017), quienes en su estudio sobre el cambio de LULC en las montañas centrales de Etiopía, entre 1973 y 2015, registraron un coeficiente Kappa de 0,84 en su validación. Este alto coeficiente estuvo asociado a un valor de persistencia que superaba el 50%.

Las coberturas naturales que han mantenido su disminución constante fueron los bosques y los pastos. Esta tendencia es común dentro de los países en desarrollo que se encuentran en el hemisferio sur, observando una tendencia a la disminución de coberturas naturales debido al aumento de las áreas agrícolas (Winkler et al., 2021). En Sudamérica es un patrón común el avance de la deforestación producto del incremento de espacios agrícolas y urbanos (Andrade-Núñez & Aide, 2018; Richards et al., 2012; Sy et al., 2015). Ecuador hasta el 2008 presentaba la tasa de deforestación más alta en Sudamérica (Mosandl et al., 2008). Por lo que, en el país es común observar cómo se pierden bosques amazónicos (Heredia-R et al., 2021), y como se reemplazan coberturas naturales en la cuenca del río Chambo en el centro-sur del país (Ross et al., 2017) y en la cuenca del río Guayllabamba (Abad-Auquilla, 2020).

El desplazamiento de los bosques y pastos parece ser un proceso recurrente en todo Ecuador, probablemente por los mismos factores observados en la cuenca del río Mira. Destacando entre todos el crecimiento poblacional y el aumento de la demanda de alimentos, como las principales fuerzas que impulsan este cambio de cobertura (van Dijk et al., 2021). Se observó en el periodo 1996-2018, una reducción de casi el 70% de los matorrales, sin embargo, no se apreció cambios durante la proyección del 2018-2030. Probablemente, el reemplazo de la vegetación original del matorral por otra categoría de cobertura terrestre se ha visto limitada por la accesibilidad dentro del área de estudio, a pesar de que estas coberturas presentan tendencias de cambio en la mayoría de los ecosistemas semiáridos a nivel mundial (Rosete Vergés et al., 2014). De forma contraria, la disminución de los páramos solo fue considerable en la proyección del 2018-2030, posiblemente gracias al aumento de las zonas urbanas y vías de comunicación que permitieron su uso. Esto se ha visto anteriormente en los alrededores de Quito, evidenciando una reducción de los páramos para el desarrollo de la agricultura (Thompson et al., 2021).

Al integrar análisis cualitativos a la utilización de herramientas geoespaciales es posible comprender las causas subyacentes y los impulsores de cambio del LULC. Esto permitió evaluar las interacciones complejas de fuerzas sociales, políticas, económicas, tecnológicas y culturales que presentan las causas subyacentes (Zhai et al., 2020). En la cuenca hidrográfica media-alta del río Mira, se ha determinado que, de acuerdo a los actores, los principales factores que ocasionan el cambio de usos y coberturas de suelo en la cuenca fueron sociales y económicos. El aumento de la población dentro de la cuenca hidrográfica es un factor demográfico que genera un aumento de la demanda en el mercado y por consiguiente se intensifica el uso de los recursos del suelo. Este tipo de tendencias se ha visto de forma acelerada en regiones del occidente de África, de forma moderada en países de Asia y Latinoamérica (Garcia & Ballester, 2016; Herrmann et al., 2020; Mhawish & Saba, 2016).

Por otro lado, con una buena política de los recursos naturales se puede revertir la pérdida de las coberturas vegetales, como es el caso de India y China (Chen et al., 2019). Adicionalmente, este aumento poblacional se correlaciona con una expansión de las áreas urbanas y agrícolas en los países en vías de desarrollo (Winkler et al., 2021). De acuerdo a la percepción de los habitantes de la cuenca hidrográfica del río Mira, el crecimiento familiar genera una necesidad de expansión de coberturas naturales por agrícolas, debido al crecimiento de sus necesidades y la reducción de sus ingresos económicos. Estos factores son muy comunes en las zonas rurales, donde las familias dependen de la agricultura y ganadería como su única fuente de ingresos (Barrientos-Fuentes & Torrico-Albino, 2014). Esta tendencia también se ha observado como uno de los factores económicos que propician la transformación del suelo en los bosques amazónicos peruanos (Coomes et al., 2011). Por otro lado, dentro del sector urbano, la falta de recursos económicos disminuye la capacidad adquisitiva y obliga a ocupar nuevas zonas periféricas de menor valor.

Los agentes de mediana escala de la cuenca del río Mira, también han manifestado que sus actividades aumentarán frente al incremento de la población, en especial la ganadería y la agricultura, por el aumento de la demanda de alimentos que esto conlleva. Este último promoverá la expansión de la frontera agrícola, siendo este uno de los principales factores de las pérdidas de bosques ante el sobreuso antrópico del suelo

influenciado por el excesivo requerimiento de productos (Winkler et al., 2021). Por ejemplo, en la región del Gran Chaco, ubicado en los países de Argentina, Bolivia y Paraguay, la demanda de la soya ha ocasionado la expansión del cultivo, impulsando una deforestación en la región (Fehlenberg et al., 2017). Algo similar sucede en Perú, donde por las necesidades del mercado internacional del aceite de palma, extensas regiones de bosque en la Amazonía peruana han sido reemplazadas por plantaciones de palma entre los años 2000-2014 (Bennett et al., 2018).

Se ha observado que dentro de la cuenca media-alta del río Mira, la escasa regulación ambiental promueve la expansión de las actividades de los agentes de pequeña y mediana escala, promoviendo los cambios del LULC. Ante este escenario, la respuesta más adecuada sería la planificación correcta del uso de suelo relacionada directamente con la capacidad principal de este, sin olvidar las necesidades de los habitantes. La gestión de uso sustentable del suelo debe delinearse mediante políticas de planificación urbana y rural. De hecho, la regulación del desarrollo urbano debe estar dirigida a asumir, ordenar, fomentar, contener y detener el crecimiento mediante medidas que frenen el progreso de actividades residenciales e industriales (Farrugia et al., 2019). En Latinoamérica se considera al ordenamiento territorial como opción de política urbana para regular su crecimiento y expansión (Carrión et al., 2020).

Sin embargo, los planes de ordenamiento no han conseguido regular el crecimiento urbano y se han convertido en documentos que no generan resultados tangibles porque no se han convertido en una verdadera política de Estado, ya que normalmente solo cumplen un requerimiento legal o institucional de la administración de turno (Cabeza, 2002; Gudiño, 2016). Por su parte, las políticas de desarrollo rural en América Latina no han alcanzado a mejorar las condiciones de la población rural ni evitar la migración hacia las ciudades, porque se han encaminado al ajuste estructural o hacia las políticas de estabilización económica (Sales, 2020).

En consecuencia, políticas de desarrollo que generen prácticas agrarias eficaces podría reducir las brechas sociales en el campo y evitar condiciones socioeconómicas que impulsen el cambio de coberturas y usos de suelo. Los programas para el fortalecimiento de las organizaciones agrícolas y la optimización tecnológica pueden mejorar la gobernanza del mercado agrario, reducir los costos de producción y mejorar la rentabilidad de producción (Peng et al., 2022). Además, en el sector rural se deben mantener vigentes buenas prácticas agrícolas como los sistemas agroecológicos tradicionales, para propiciar un aumento de la diversidad genética, modernización de sistemas de riego y restauración ecológica de ecosistemas degradados (Altieri et al., 2017).

5. Conclusiones

Esta investigación propuso un enfoque integrador que incluye un modelo de CA-Markov para explorar el cambio en las coberturas y usos del suelo en una cuenca hidrográfica, y un posterior análisis de las causas propulsoras y subyacentes que originarían este cambio. Esto último tomando como referencia la perspectiva de los diferentes actores. Se ha demostrado que en los modelos CA-Markov los cambios temporales en la cobertura y uso del suelo son controlados por cadenas de Markov y que los cambios espaciales están condicionados por las reglas iterativas que generan los autómatas celulares. Por ello, los modelos CA-Markov llegan a representar adecuadamente la transición de coberturas y simulan razonablemente el futuro de espacios territoriales dinámicos con expectativas de crecimiento urbano, agrícola, forestal e incluso industrial. Si bien las capacidades de modelización aumentan con el uso de estos modelos y parámetros de validación, es fundamental que los métodos de validación se amplíen al mismo tiempo y consideren métodos cualitativos para su comprensión. El empleo de estadísticas como la precisión del usuario, la precisión del productor para validar la clasificación del LULC y la utilización de estadísticas como la FoM, el desacuerdo de cantidad y el descuerdo de asignación permiten tener una lectura más ajustada a la realidad de las clasificaciones realizadas mediante teledetección, y así evitar errores en la simulación.

En definitiva, los resultados encontrados en el presente estudio invitan a una reflexión sobre la toma de decisiones, porque la planificación del uso de suelo también debe considerar activamente la percepción de los actores. Esto debido a que sus motivos para desarrollar actividades económicas son los factores propulsores y causas subyacentes de los cambios espaciales de LULC observados y los esperados en el futuro. Se observa en lo encontrado en la cuenca media-alta del río Mira, en donde se evidencia una disminución de las coberturas naturales, especialmente de los bosques y pastos, frente a un aumento de las coberturas antrópicas, como las áreas de cultivo y zonas urbanas. Esta tendencia, de acuerdo a las entrevistas, estuvo influenciada por la expansión agrícola y ganadera, el crecimiento urbano, la expansión de las actividades mineras y el desarrollo de la industria forestal; los cuales fueron impulsados por un incremento poblacional,

aumento de la demanda de mercado, cambios en los patrones de consumo de la población, expansión de las vías de comunicación y una falta de políticas públicas que regulen el cambio del uso de suelo. Por lo tanto, se espera que hasta el año 2030, estos mismos factores influyan en el cambio de uso de suelo, con excepción del sector agrícola, que es consciente del impacto de la migración campo-ciudad en la expansión de sus actividades.

Estos resultados confirman que los análisis de cambio de coberturas y usos de suelo junto a simulaciones futuras brindan información que puede ser útil para la toma de decisiones y la planificación territorial. Más aún, si al dar lectura de las estadísticas se considera las motivaciones de los actores que conviven dentro del territorio. Por lo cual, es importante incorporar estos datos en los planes de desarrollo territorial, monitorear continuamente el LULC mediante el desarrollo de nuevas investigaciones, desarrollar políticas de conservación por parte de los tomadores de decisiones y, sin duda, sensibilizar y educar a la población.

Referencias

Abad-Auquilla, A. (2020). El cambio de uso de suelo y la utilidad del paisaje periurbano de la cuenca del río Guayllabamba en Ecuador. *Revista de Ciencias Ambientales*, *54*(2), 68-91. https://doi.org/10.15359/rca.54-2.4

Abdelkareem, O. E. A., Elamin, H. M. A., Eltahir, M. E. S., Adam, H. E., Elhaja, M. E., Rahamtalla, A. M., Babatunde, O., & Elmar, C. (2018). Accuracy assessment of land use land cover in Umabdalla natural reserved forest, South Kordofan, Sudan. *International journal of agricultural and environmental sciences*, *3*(1), 5-9.

Aburas, M. M., Ho, Y. M., Ramli, M. F., & Ash'aari, Z. H. (2017). Improving the capability of an integrated CA-Markov model to simulate spatio-temporal urban growth trends using an Analytical Hierarchy Process and Frequency Ratio. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, *59*, 65-78. https://doi.org/10.1016/j.jag.2017.03.006

Alqadhi, S., Mallick, J., Balha, A., Bindajam, A., Singh, C. K., & Hoa, P. V. (2021). Spatial and decadal prediction of land use/land cover using multi-layer perceptron-neural network (MLP-NN) algorithm for a semi-arid region of Asir, Saudi Arabia. *Earth Science Informatics*, *14*(3), 1547-1562. https://doi.org/10.1007/s12145-021-00633-2

Altieri, M., Nicholls, C., & Montalba, R. (2017). Technological Approaches to Sustainable Agriculture at a Crossroads: An Agroecological Perspective. *Sustainability*, *9*(3), 349. https://doi.org/10.3390/su9030349

Andrade-Núñez, M. J., & Aide, T. M. (2018). Built-up expansion between 2001 and 2011 in South America continues well beyond the cities. *Environmental Research Letters*, *13*(8), 084006. https://doi.org/10.1088/1748-9326/aad2e3

Arias-Muñoz, P., Saz, M. Á., & Escolano, S. (2023). Effects of land use change on soil erosion in the upper-middle basin of Mira river in Andean-Ecuador. *Acta Geographica Universitatis Comenianae*, *67*(1), 115-140.

Astola, H., Häme, T., Sirro, L., Molinier, M., & Kilpi, J. (2019). Comparison of Sentinel-2 and Landsat 8 imagery for forest variable prediction in boreal region. *Remote Sensing of Environment*, *223*, 257-273. https://doi.org/10.1016/j.rse.2019.01.019

Barrientos-Fuentes, J. C., & Torrico-Albino, J. C. (2014). Socio-economic perspectives of family farming in South America: Cases of Bolivia, Colombia and Peru. *Agronomía Colombiana*, *32*(2), 266-275. https://doi.org/10.15446/agron.colomb.v32n2.42310

Bennett, A., Ravikumar, A., & Cronkleton, P. (2018). The effects of rural development policy on land rights distribution and land use scenarios: The case of oil palm in the Peruvian Amazon. *Land Use Policy*, *70*, 84-93. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2017.10.011

Beroho, M., Briak, H., Cherif, E. K., Boulahfa, I., Ouallali, A., Mrabet, R., Kebede, F., Bernardino, A., & Aboumaria, K. (2023). Future Scenarios of Land Use/Land Cover (LULC) Based on a CA-Markov Simulation Model: Case of a Mediterranean Watershed in Morocco. *Remote Sensing*, *15*(4), 1162. https://doi.org/10.3390/rs15041162

Beshir, S., Moges, A., & Dananto, M. (2023). Trend analysis, past dynamics and future prediction of land use and land cover change in upper Wabe-Shebele river basin. *Heliyon*, *9*(9), e19128. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e19128

Betru, T., Tolera, M., Sahle, K., & Kassa, H. (2019). Trends and drivers of land use/land cover change in Western Ethiopia. *Applied Geography*, *104*, 83-93. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2019.02.007

Cabeza, Á. M. (2002). Ordenación del territorio en América Latina. *Scripta Nova: Revista electrónica de geografía y ciencias sociales*, *6*(125), 1-35.

Carodenuto, S., Merger, E., Essomba, E., Panev, M., Pistorius, T., & Amougou, J. (2015). A Methodological Framework for Assessing Agents, Proximate Drivers and Underlying Causes of Deforestation: Field Test Results from Southern Cameroon. *Forests*, *6*(12), 203-224. https://doi.org/10.3390/f6010203

Carrión, A., Vieyra, A., Arenas, F., & Alvarado, V. (2020). Políticas y prácticas de ordenamiento territorial en América Latina. *Revista de Geografía Norte Grande*, *77*, 5-10. https://doi.org/10.4067/S0718-34022020000300005

Chang, Y., Hou, K., Li, X., Zhang, Y., & Chen, P. (2018). Review of Land Use and Land Cover Change research progress. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, *113*, 012087. https://doi.org/10.1088/1755-1315/113/1/012087

Chen, C., Park, T., Wang, X., Piao, S., Xu, B., Chaturvedi, R. K., Fuchs, R., Brovkin, V., Ciais, P., Fensholt, R., Tømmervik, H., Bala, G., Zhu, Z., Nemani, R. R., & Myneni, R. B. (2019). China and India lead in greening of the world through land-use management. *Nature Sustainability*, *2*(2), 122-129. https://doi.org/10.1038/s41893-019-0220-7

Comisión Económica para América Latina y el Caribe [CEPAL]. (2023). *La Agenda 2030 y los Objetivos de Desarrollo Sostenible: En la mitad del camino hacia 2030. Objetivos, metas e indicadores*. https://repositorio.cepal.org/server/api/core/bitstreams/81eff451-0f82-4332-aee5-9f25f2950b45/content

Congalton, R. G., & Green, K. (2019). *Assessing the accuracy of remotely sensed data: Principles and practices*. CRC press. https://doi.org/10.1201/9780429052729

Coomes, O. T., Takasaki, Y., & Rhemtulla, J. M. (2011). Land-use poverty traps identified in shifting cultivation systems shape long-term tropical forest cover. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, *108*(34), 13925-13930. https://doi.org/10.1073/pnas.1012973108

Eastman, J. R. (2006). IDRISI Andes guide to GIS and image processing. *Clark University, Worcester*, *328*.

Eastman, J., & Toledano, J. (2018). A short presentation of the Land Change Modeler (LCM). En *Geomatic approaches for modeling land change scenarios* (pp. 499-505). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-319-60801-3_36

Farrugia, D., Hanley, J., Sherval, M., Askland, H., Askew, M., Coffey, J., & Threadgold, S. (2019). The local politics of rural land use: Place, extraction industries and narratives of contemporary rurality. *Journal of Sociology*, *55*(2), 306-322. https://doi.org/10.1177/1440783318773518

Fehlenberg, V., Baumann, M., Gasparri, N. I., Piquer-Rodriguez, M., Gavier-Pizarro, G., & Kuemmerle, T. (2017). The role of soybean production as an underlying driver of deforestation in the South American Chaco. *Global Environmental Change*, *45*, 24-34. https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2017.05.001

Fu, F., Deng, S., Wu, D., Liu, W., & Bai, Z. (2022). Research on the spatiotemporal evolution of land use landscape pattern in a county area based on CA-Markov model. *Sustainable Cities and Society*, *80*, 103760. https://doi.org/10.1016/j.scs.2022.103760

Gallardo, M. (2018). Revisión y análisis de estudios de modelos de cambios de usos del suelo y de escenarios a futuro. *Geographicalia*, *70*, 1-26. https://doi.org/10.26754/ojs_geoph/geoph.2018703278

Garcia, A. S., & Ballester, M. V. R. (2016). Land cover and land use changes in a Brazilian Cerrado landscape: Drivers, processes, and patterns. *Journal of Land Use Science*, *11*(5), 538-559. https://doi.org/10.1080/1747423X.2016.1182221

García Valdés, M., & Suárez Marín, M. (2013). El método Delphi para la consulta a expertos en la investigación científica. *Revista Cubana de Salud Pública*, *39*(2), 253-267.

Geist, H., McConnell, W., Lambin, E. F., Moran, E., Alves, D., & Rudel, T. (2006). Causes and trajectories of land-use/cover change. En *Land-use and land-cover change: Local processes and global impacts* (pp. 41-70). Springer. https://doi.org/10.1007/3-540-32202-7_3

Gharaibeh, A., Shaamala, A., Obeidat, R., & Al-Kofahi, S. (2020). Improving land-use change modeling by integrating ANN with Cellular Automata-Markov Chain model. *Heliyon*, *6*(9), e05092. https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e05092

Gibson, L., Münch, Z., Palmer, A., & Mantel, S. (2018). Future land cover change scenarios in South African grasslands–implications of altered biophysical drivers on land management. *Heliyon*, *4*(7). https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2018.e00693

Gidey, E., Dikinya, O., Sebego, R., Segosebe, E., & Zenebe, A. (2017). Cellular automata and Markov Chain (CA_Markov) model-based predictions of future land use and land cover scenarios (2015–2033) in Raya,

northern Ethiopia. *Modeling Earth Systems and Environment*, *3*, 1245-1262. https://doi.org/10.1007/s40808-017-0397-6

Girma, R., Fürst, C., & Moges, A. (2022). Land use land cover change modeling by integrating artificial neural network with cellular Automata-Markov chain model in Gidabo river basin, main Ethiopian rift. *Environmental Challenges*, *6*, 100419. https://doi.org/10.1016/j.envc.2021.100419

Guan, D., Li, H., Inohae, T., Su, W., Nagaie, T., & Hokao, K. (2011). Modeling urban land use change by the integration of cellular automaton and Markov model. *Ecological Modelling*, *222*(20-22), 3761-3772. https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2011.09.009

Gudiño, M. E. (2016). El Ordenamiento Territorial como política de Estado. *Perspectiva Geográfica*, *20*(1), 11-36. https://doi.org/10.19053/01233769.4491

Halmy, M. W. A., Gessler, P. E., Hicke, J. A., & Salem, B. B. (2015). Land use/land cover change detection and prediction in the north-western coastal desert of Egypt using Markov-CA. *Applied Geography*, *63*, 101-112. https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2015.06.015

Henríquez Ruiz, C., & García Azócar, G. (2007). Propuesta de modelos predictivos en la planificación territorial y evaluación de impacto ambiental. *Scripta Nova. Revista Electrónica de Geografía y Ciencias Sociales*, *11*(245), 1-17.

Heredia-R, M., Torres, B., Cabrera-Torres, F., Torres, E., Díaz-Ambrona, C. G., & Pappalardo, S. E. (2021). Land Use and Land Cover Changes in the Diversity and Life Zone for Uncontacted Indigenous People: Deforestation Hotspots in the Yasuní Biosphere Reserve, Ecuadorian Amazon. *Forests*, *12*(11), 1539. https://doi.org/10.3390/f12111539

Herrera-Franco, G., Escandón-Panchana, P., Montalván, F. J., & Velastegui-Montoya, A. (2022). CLUE-S model based on GIS applied to management strategies of territory with oil wells—Case study: Santa Elena, Ecuador. *Geography and Sustainability*, *3*(4), 366-378. https://doi.org/10.1016/j.geosus.2022.11.001

Herrmann, S. M., Brandt, M., Rasmussen, K., & Fensholt, R. (2020). Accelerating land cover change in West Africa over four decades as population pressure increased. *Communications Earth & Environment*, *1*(1), 53. https://doi.org/10.1038/s43247-020-00053-y

Hua, A. K. (2017). Application of CA-Markov model and land use/land cover changes in Malacca river watershed, Malaysia. *Applied Ecology and Environmental Research*, *15*(4), 605-622. https://doi.org/10.15666/aeer/1504_605622

Iacono, M., Levinson, D., El-Geneidy, A., & Wasfi, R. (2015). A Markov chain model of land use change. *TeMA Journal of Land Use, Mobility and Environment*, *8*(3), 263-276.

Leta, M. K., Demissie, T. A., & Tränckner, J. (2021). Modeling and Prediction of Land Use Land Cover Change Dynamics Based on Land Change Modeler (LCM) in Nashe Watershed, Upper Blue Nile Basin, Ethiopia. *Sustainability*, *13*(7), 3740. https://doi.org/10.3390/su13073740

Linstone, H. A., Turoff, M., & others. (1975). *The delphi method*. Addison-Wesley Reading, MA.

Lippe, M., Thai Minh, T., Neef, A., Hilger, T., Hoffmann, V., Lam, N. T., & Cadisch, G. (2011). Building on qualitative datasets and participatory processes to simulate land use change in a mountain watershed of Northwest Vietnam. *Environmental Modelling & Software*, *26*(12), 1454-1466. https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2011.07.009

Lyche Solheim, A., Tolvanen, A., Skarbøvik, E., Kløve, B., Collentine, D., Kronvang, B., Blicher-Mathiesen, G., Hashemi, F., Juutinen, A., Hellsten, S., Pouta, E., & Vermaat, J. E. (2023). Land-use change in a Nordic future towards bioeconomy: A methodological framework to compare and merge stakeholder and expert opinions on qualitative scenarios. *CATENA*, *228*, 107100. https://doi.org/10.1016/j.catena.2023.107100

Mansour, S., Al-Belushi, M., & Al-Awadhi, T. (2020). Monitoring land use and land cover changes in the mountainous cities of Oman using GIS and CA-Markov modelling techniques. *Land Use Policy*, *91*, 104414. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2019.104414

Mathewos, M., Lencha, S. M., & Tsegaye, M. (2022). *Land Use and Land Cover Change Assessment and Future Predictions in the Matenchose Watershed, Rift Valley Basin, Using CA-Markov Simulation*. https://doi.org/10.3390/land11101632

Mhawish, Y. M., & Saba, M. (2016). Impact of population growth on land use changes in Wadi Ziqlab of Jordan between 1952 and 2008. *International Journal of Applied Sociology*, *6*(1), 7-14.

Moradi, F., Kaboli, H. S., & Lashkarara, B. (2020). Projection of future land use/cover change in the Izeh-Pyon Plain of Iran using CA-Markov model. *Arabian Journal of Geosciences*, *13*(19), 998. https://doi.org/10.1007/s12517-020-05984-6

Mosandl, R., Günter, S., Stimm, B., & Weber, M. (2008). Ecuador suffers the highest deforestation rate in South America. *Gradients in a tropical mountain ecosystem of Ecuador*, 37-40. https://doi.org/10.1007/978-3-540-73526-7_4

OpenStreetMap. (2021). *OpenStreetMap*. https://www.openstreetmap.org/#map=9/0.6193/-78.4753

Ortega Chuquín, J. U., & Arias Muñoz, D. P. (2022). Análisis de los efectos del cambio de uso de suelo en el paisaje del bosque húmedo: Una visión al año 2022 en la cuenca del río Cayapas-Ecuador. *SATHIRI*, *17*(1), 288-311. https://doi.org/10.32645/13906925.1116

Ozturk, D. (2015). Urban growth simulation of Atakum (Samsun, Turkey) using cellular automata-Markov chain and multi-layer perceptron-Markov chain models. *Remote Sensing*, *7*(5), 5918-5950. https://doi.org/10.3390/rs70505918

Paegelow, M., Mas, J.-F., Gallardo, M., Camacho, M. T., & García-Álvarez, D. (2022). Pontius Jr. Methods Based on a Cross-Tabulation Matrix to Validate Land Use Cover Maps. En *Land Use Cover Datasets and Validation Tools*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-030-90998-7

Peng, J., Zhao, Z., & Liu, D. (2022). Impact of Agricultural Mechanization on Agricultural Production, Income, and Mechanism: Evidence From Hubei Province, China. *Frontiers in Environmental Science*, *10*, 838686. https://doi.org/10.3389/fenvs.2022.838686

Pontius, R. G., Boersma, W., Castella, J.-C., Clarke, K., de Nijs, T., Dietzel, C., Duan, Z., Fotsing, E., Goldstein, N., Kok, K., Koomen, E., Lippitt, C. D., McConnell, W., Mohd Sood, A., Pijanowski, B., Pithadia, S., Sweeney, S., Ngoc Trung, T., Veldkamp, A. T. & Verburg, P. H. (2008). Comparing the input, output, and validation maps for several models of land change. *The Annals of Regional Science*, *42*, 11-37. https://doi.org/10.1007/s00168-007-0138-2

Pontius, R. G., & Millones, M. (2011). Death to Kappa: Birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, *32*(15), 4407-4429. https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923

Pontius, R. G., Shusas, E., & McEachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, *101*(2-3), 251-268. https://doi.org/10.1016/j.agee.2003.09.008

Ramos-Reyes, R., Palomeque-De La Cruz, M. Á., Megia-Vera, H. J., & Pascual-Landeros, D. (2021). Modelo del cambio de uso de suelo en el sistema lagunar Carmen-Pajonal-Machona, México. *REVISTA TERRA LATINOAMERICANA*, *39*. https://doi.org/10.28940/terra.v39i0.587

Richards, P. D., Myers, R. J., Swinton, S. M., & Walker, R. T. (2012). Exchange rates, soybean supply response, and deforestation in South America. *Global Environmental Change*, *22*(2), 454-462. https://doi.org/10.1016/j.gloenvcha.2012.01.004

Rodrigues Da Cunha, E., Guimarães Santos, C. A., Marques Da Silva, R., Bacani, V. M., & Pott, A. (2021). Future scenarios based on a CA-Markov land use and land cover simulation model for a tropical humid basin in the Cerrado/Atlantic forest ecotone of Brazil. *Land Use Policy*, *101*, 105141. https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.105141

Rodríguez-Echeverry, J., & Leiton, M. (2021). Pérdida y fragmentación de ecosistemas boscosos nativos y su influencia en la diversidad de hábitats en el hotspot Andes tropicales. *Revista Mexicana de Biodiversidad*, *92*(0), 923449. https://doi.org/10.22201/ib.20078706e.2021.92.3449

Rosete Vergés, F. A., Velázquez, A., Bocco, G., & Espejel, I. (2014). Multi-scale land cover dynamics of semiarid scrubland in Baja California, Mexico. *Regional Environmental Change*, *14*(4), 1315-1328. https://doi.org/10.1007/s10113-013-0574-8

Ross, C., Fildes, S., & Millington, A. (2017). Land-Use and Land-Cover Change in the Páramo of South-Central Ecuador, 1979–2014. *Land*, *6*(3), 46. https://doi.org/10.3390/land6030046

Salazar, E., Henríquez, C., Sliuzas, R., & Qüense, J. (2020). Evaluating Spatial Scenarios for Sustainable Development in Quito, Ecuador. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *9*(3), 141. https://doi.org/10.3390/ijgi9030141

Sales, R. G. (2020). Propuesta metodológica para definir unidades locales de gestión para el ordenamiento territorial rural. *Revista INVI*, *35*(98), 126-154. https://doi.org/10.4067/S0718-83582020000100126

Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS). (2021). *USGS science for changing world. Earth Explorer*. https://earthexplorer.usgs.gov/

Shao, G., & Wu, J. (2008). On the accuracy of landscape pattern analysis using remote sensing data. *Landscape Ecology*, *23*(5), 505-511. https://doi.org/10.1007/s10980-008-9215-x

Shukla, A. K., Ojha, C. S. P., Mijic, A., Buytaert, W., Pathak, S., Garg, R. D., & Shukla, S. (2018). Population growth, land use and land cover transformations, and water quality nexus in the Upper Ganga River basin. *Hydrology and Earth System Sciences*, *22*(9), 4745-4770. https://doi.org/10.5194/hess-22-4745-2018

Sistema Nacional de Información. (2022). *Sistema Nacional de Información*. https://sni.gob.ec/coberturas

Stevens, D., & Dragićević, S. (2007). A GIS-based irregular cellular automata model of land-use change. *Environment and Planning B: Planning and design*, *34*(4), 708-724. https://doi.org/10.1068/b32098

Sy, V. D., Herold, M., Achard, F., Beuchle, R., Clevers, J. G. P. W., Lindquist, E., & Verchot, L. (2015). Land use patterns and related carbon losses following deforestation in South America. *Environmental Research Letters*, *10*(12), 124004. https://doi.org/10.1088/1748-9326/10/12/124004

Teran, G. J. (2018). Caracterización poblacional de la cuenca hidrográfica Mira-Mataje. *SATHIRI, 6*(9). https://doi.org/10.32645/13906925.276

Thies, B., Meyer, H., Nauss, T., & Bendix, J. (2014). Projecting land-use and land-cover changes in a tropical mountain forest of Southern Ecuador. *Journal of Land Use Science*, *9*(1), 1-33. https://doi.org/10.1080/1747423X.2012.718378

Thompson, J. B., Zurita-Arthos, L., Müller, F., Chimbolema, S., & Suárez, E. (2021). Land use change in the Ecuadorian páramo: The impact of expanding agriculture on soil carbon storage. *Arctic, Antarctic, and Alpine Research*, *53*(1), 48-59. https://doi.org/10.1080/15230430.2021.1873055

Tolessa, T., Senbeta, F., & Kidane, M. (2017). The impact of land use/land cover change on ecosystem services in the central highlands of Ethiopia. *Ecosystem Services*, *23*, 47-54. https://doi.org/10.1016/j.ecoser.2016.11.010

Ulloa-Espíndola, R., & Martín-Fernández, S. (2021). Simulation and Analysis of Land Use Changes Applying Cellular Automata in the South of Quito and the Machachi Valley, Province of Pichincha, Ecuador. *Sustainability*, *13*(17), 9525. https://doi.org/10.3390/su13179525

van Dijk, M., Morley, T., Rau, M. L., & Saghai, Y. (2021). A meta-analysis of projected global food demand and population at risk of hunger for the period 2010–2050. *Nature Food*, *2*(7), 494-501. https://doi.org/10.1038/s43016-021-00322-9

Verburg, P. H., Neumann, K., & Nol, L. (2011). Challenges in using land use and land cover data for global change studies: LAND USE AND LAND COVER DATA FOR GLOBAL CHANGE STUDIES. *Global Change Biology*, *17*(2), 974-989. https://doi.org/10.1111/j.1365-2486.2010.02307.x

Verburg, P. H., Van Eck, J. R. R., De Nijs, T. C. M., Dijst, M. J., & Schot, P. (2004). Determinants of Land-Use Change Patterns in the Netherlands. *Environment and Planning B: Planning and Design*, *31*(1), 125-150. https://doi.org/10.1068/b307

Wang, J., Zhang, J., Xiong, N., Liang, B., Wang, Z., & Cressey, E. (2022). Spatial and Temporal Variation, Simulation and Prediction of Land Use in Ecological Conservation Area of Western Beijing. *Remote Sensing*, *14*(6), 1452. https://doi.org/10.3390/rs14061452

Wang, S. W., Munkhnasan, L., & Lee, W.-K. (2021). Land use and land cover change detection and prediction in Bhutan's high altitude city of Thimphu, using cellular automata and Markov chain. *Environmental Challenges*, *2*, 100017. https://doi.org/10.1016/j.envc.2020.100017

Winkler, K., Fuchs, R., Rounsevell, M., & Herold, M. (2021). Global land use changes are four times greater than previously estimated. *Nature communications*, *12*(1), 2501. https://doi.org/10.1038/s41467-021-22702-2

Yatoo, S. A., Sahu, P., Kalubarme, M. H., & Kansara, B. B. (2022). Monitoring land use changes and its future prospects using cellular automata simulation and artificial neural network for Ahmedabad city, India. *GeoJournal*, *87*(2), 765-786. https://doi.org/10.1007/s10708-020-10274-5

Zhai, R., Zhang, C., Li, W., Zhang, X., & Li, X. (2020). Evaluation of Driving Forces of Land Use and Land Cover Change in New England Area by a Mixed Method. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *9*(6), 350. https://doi.org/10.3390/ijgi9060350