

PONTIFICIA UNIVERSIDAD CATÓLICA DEL ECUADOR
FACULTAD DE ARQUITECTURA, DISEÑO Y ARTES

TRABAJO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE
MAGÍSTER EN URBANISMO CON MENCIÓN EN
GOBERNANZA Y PLANIFICACIÓN URBANA
CON ENFOQUE AL CAMBIO CLIMÁTICO

TÍTULO

ANÁLISIS DE PATRONES DE CRECIMIENTO URBANO
FUTURO MEDIANTE EL USO DE MODELOS PREDICTIVOS
SIG. EL CASO DE CUENCA-ECUADOR

Volumen I
Trabajo de Titulación

JESSICA MARIELA ORTIZ FERNÁNDEZ

DIRECTORA: OLGA HIPATIA MAYORGA JEREZ

QUITO – ECUADOR
2024

Dedicatoria

A Catrina, Filipo y Felipe.

Agradecimiento

Al grupo de investigación ECOS de la Universidad de Cuenca, por el apoyo brindado durante todo el proceso de investigación de mi tesis.

ÍNDICE

RESUMEN	3
Abstract:	4
INTRODUCCIÓN	5
PROBLEMÁTICA Y ESTADO DEL ARTE (MARCO TEÓRICO)	7
1. Patrones espaciales de crecimiento urbano	10
2. Modelos de predicción de crecimiento urbano	11
Objetivo general:	16
Objetivos específicos:	16
METODOLOGÍA	16
Área de estudio	16
Diseño Metodológico	17
1. Detección de cambios de coberturas de suelo urbano de Cuenca	18
1.1. <i>Pre-procesamiento de imágenes satelitales</i>	18
1.2. <i>Clasificación de imágenes satelitales</i>	19
1.3. <i>Elaboración del mapa de cambio de coberturas de suelo urbano</i>	20
2. Selección de variables que influyen en el crecimiento urbano de Cuenca	21
2.1. <i>Identificación y normalización de variables geofísicas y socioeconómicas</i>	21
2.2. <i>Cálculo del coeficiente V de Cramer</i>	22
3. Predicción de patrones de crecimiento urbano futuro de Cuenca	22
3.1. <i>Preparación de capas para el modelo predictivo</i>	22
3.2. <i>Generación de escenarios de crecimiento urbano</i>	23
3.3. <i>Modelado predictivo SIG</i>	23
RESULTADOS	24
1. Detección de cambios de coberturas de suelo urbano de Cuenca	24
1.1. <i>Mapas de coberturas de suelo</i>	24
1.2. <i>Mapa de cambio de coberturas de suelo urbano</i>	25
2. Selección de variables que influyen en el crecimiento urbano de Cuenca	28
3. Predicción de patrones de crecimiento urbano futuro de Cuenca	30
3.1. <i>Validación del modelo</i>	30
3.2. <i>Escenario de crecimiento urbano histórico</i>	31

3.3. Escenario de crecimiento urbano incontrolado.	31
DISCUSIÓN.....	35
1. Influencia de las variables seleccionadas en los patrones de crecimiento urbano.....	35
2. Patrones de crecimiento urbano detectados en el período 1990-2020	35
3. Predicción de patrones de crecimiento urbano futuro.....	36
CONCLUSIONES.....	38
BIBLIOGRAFÍA.....	40
INDICE DE TABLAS.....	45
INDICE DE FIGURAS	45
INDICE DE ANEXOS	46

RESUMEN

El estudio tiene como objetivo determinar los patrones de crecimiento urbano futuro de la ciudad de Cuenca, a través del análisis de cambio de coberturas de suelo y la simulación de escenarios predictivos basado en el modelo de autómatas celulares y redes neuronales (CA-ANN), utilizando el complemento MOLUSCE de QGIS. Los modelos predictivos de crecimiento urbano permiten mejorar la comprensión que tenemos sobre cómo crece una ciudad tanto en el presente como en el futuro. Para la aplicación del modelo se realizó en una primera etapa un análisis de detección de cambios de coberturas mediante el análisis de imágenes satelitales Landsat de 1990 a 2020 en intervalos de 10 años. Luego se seleccionaron variables geofísicas y socioeconómicas que influyen sobre los patrones de crecimiento urbano de la ciudad. Y en una tercera etapa se simularon dos escenarios de cambio para 2030, 2040 y 2050, un escenario histórico y otro incontrolado. Se identificó que, en los últimos 30 años, el área de estudio tuvo un aumento de superficie urbana de 6,2% a 17,3%, ocasionando principalmente la reducción de cobertura vegetal, que pasó de 60,3% a 50,5% en el área de estudio. Sin embargo, la tasa de crecimiento urbano tuvo una reducción significativa que pasó de 6,4% en el período de 1990-2000, a 2% en el período de 2010-2020. Y los pronósticos para 2050 mostraron que esta tendencia se mantiene en el tiempo, ya que la superficie urbana aumentará a poco más del 21% en ambos escenarios, mientras que la tasa de crecimiento urbano se reducirá a 1,4% en el período de 2040-2050. Además, se identificó un patrón de crecimiento predominantemente expansivo de borde, por cuanto ocupa suelos adyacentes a la mancha urbana, lo cual refleja una mayor vulnerabilidad al cambio en estas zonas. Los resultados pueden ser útiles para el desarrollo de planes y la generación de políticas de gestión de zonas específicas, para alcanzar un crecimiento urbano más controlado y sostenible en la ciudad.

Palabras clave: Patrones espaciales de Crecimiento urbano, Modelos predictivos SIG, Cobertura de suelo, Sensores Remotos, MOLUSCE.

Abstract:

The study aims to determine the patterns of future urban growth for the city of Cuenca by analyzing the change in land cover and the simulation of predictive scenarios based on the Cellular Automata and Artificial Neural Network (CA-ANN) method using the Methods of Land Use Change Evaluation (MOLUSCE) tool in QGIS. The urban growth predictive models allow to improve the comprehension of how a city is currently growing as well as in the future. For the application of the model, an analysis was carried out in a first stage to find changes in coverage by analyzing Landsat satellite images from 1990 to 2020 in 10-year intervals. Secondly, geophysical and socioeconomic variables that influence over the patterns of urban growth were selected. And in a third stage, a simulation of two types of scenarios were runned, an historic and an uncontrolled one for 2030, 2040 and 2050. In the study area it has been identified that in the last 30 years there has been a growth of the urban area going from 6.2% to 17.3%, leading to a reduction of the vegetation cover which decreased from 60.3% to 50.5%. However, the urban growth rate had a significant reduction, from 6.4% between the years 1990 to 2000 to a 2% in the 2010-2020 period. Additionally, the predictor for the year 2050 showed that the latter tendency is maintained during time as the urban area will grow a little over 21% in both scenarios, whilst the urban growth rate will be reduced to 1.4% in the 2040-2050 period. Furthermore, a predominant expansive urban growth pattern was identified in the borders, for which it occupies adjacent lands to the urban area reflecting a major vulnerability for change in these zones. The results can be useful for plan development and policy-making for managing specific areas so there can be a more controlled and sustainable urban growth in Cuenca.

Keywords: Spatial patterns, Urban growth, GIS predictive models, Land cover, Remote sensing, MOLUSCE.

INTRODUCCIÓN

En la actualidad se observa en varias ciudades del mundo rápidos procesos de urbanización que generan una ocupación explosiva del suelo, urbanizando suelos que estaban destinados a usos agrícolas y naturales, o suelos con amenazas naturales y antrópicas (Sarmiento Prieto et al., 2020; UN, 2016). En promedio, las grandes ciudades de países de ingresos bajos muestran un mayor crecimiento demográfico urbano (Sun et al., 2020). En 2018 la población mundial que vivía en ciudades era de 4200 millones, y se predice que para el 2050 alcanzará los 6600 millones de personas, lo que representa una previsión de crecimiento de alrededor del 57% de la población urbana en 32 años (United Nations, 2019).

Este crecimiento poblacional recae en una creciente demanda de territorios para acoger a la población en aumento, alterando los patrones de uso de suelo, puesto que se ha logrado identificar que la urbanización y la pérdida de tierras agrícolas son los principales procesos de cambio de uso de suelo (Dawid y Bielecka, 2022). Esto genera afectaciones sobre la cobertura vegetal, cuerpos de agua y humedales, pastizales y espacios abiertos, que provocan la degradación ambiental y la pérdida de recursos naturales (Dadashpoor et al., 2019; Dinda et al., 2021).

Los acelerados procesos de urbanización además de ejercer presión sobre el medio ambiente, impactan negativamente en la calidad de vida de los habitantes, ya que, a medida que una ciudad se expande, el número de vehículos motorizados aumenta, lo que provoca contaminación acústica y del aire, afectando la salud de los ciudadanos (Abdulkarim Hasan, 2023; Lu et al., 2021; National Institute of Environmental Health Sciences, 2023; Zhang et al., 2022).

Frente a este panorama, los planificadores y responsables de la toma de decisiones, deben atender urgentemente problemas sobre el crecimiento urbano actual, pero también sobre el uso sostenible del suelo para las generaciones venideras, es decir sobre el crecimiento urbano futuro. Es importante poder prepararse para los futuros cambios en las ciudades, y esto se puede lograr a

través de comprender la dinámica de crecimiento urbano de una ciudad y predecir su patrón de crecimiento espacial (Linard et al., 2013). En este sentido, son importantes los modelos de pronóstico de expansión urbana que permiten realizar simulaciones de escenarios para evaluar la incertidumbre del desarrollo futuro, en función de los escenarios actuales (Wang et al., 2021), posibilitando la identificación de áreas susceptibles a cambios para evaluar la expansión urbana y prevenir condiciones de degradación ambiental (Chang Martínez et al., 2020).

Al momento existen tres campos de investigación en esta área, el primero que analiza los cambios en el tiempo de la cobertura del suelo, el segundo que comprende la determinación de las variables que impulsan estos cambios en las coberturas, y el tercero que se centra en la predicción de cambios (Dawid y Bielecka, 2022). Las técnicas para estudiar los cambios potenciales de crecimiento urbano y simulación han evolucionado rápidamente, debido al avance de la tecnología de la geoinformación y la disponibilidad de datos satelitales (Dawid y Bielecka, 2022). Esto ha permitido reproducir modelos de simulación eficaces para examinar escenarios pasados, presentes y futuros de una ciudad, e identificar sus variables determinantes (Muhammad et al., 2022).

Los software SIG también han contribuido con este avance, a través del desarrollo de herramientas o complementos que funcionan con algoritmos de predicción basados en métodos de aprendizaje profundo o en análisis de regresión (Dawid y Bielecka, 2022). Los complementos pueden ser integrados en algunos tipos de software SIG para predecir varios escenarios futuros de una ciudad. Así, se han realizado distintas investigaciones (Abdelkarim et al., 2022; Chang Martínez et al., 2020; Kim y Newman, 2020) que usan datos de teledetección y los Sistema de Información Geográfica (SIG) para realizar simulaciones de escenarios futuros, a través de la evaluación y pronóstico de cambios de uso y cobertura de suelo, considerando variables particulares de cada localidad de estudio.

De esta manera, los modelos predictivos constituyen herramientas de apoyo para la gestión de las ciudades, por su capacidad para realizar el seguimiento, modelación y previsión del uso y cobertura de suelo a fin de que contribuyan

hacia un desarrollo sostenible (Abdelkarim et al., 2022). La aplicación de modelos predictivos facilita que los formuladores de políticas públicas puedan estar mejor preparados frente a futuros cambios socioeconómicos, ambientales y de salud asociados con el crecimiento y la expansión urbana (Montgomery, 2008).

En este contexto, la presente investigación busca determinar el cambio de cobertura de suelo de la ciudad de Cuenca utilizando modelos predictivos SIG, para analizar y predecir patrones espaciales de crecimiento urbano futuro, que sirvan de apoyo en la toma de decisiones de los procesos de planificación urbana, y contribuyan hacia un crecimiento más sostenible. Para ello se realizó una detección de cambios en los patrones de crecimiento de la ciudad, apoyado en la clasificación de imágenes satelitales. Luego se seleccionaron las variables que influyen en los cambios detectados sobre el crecimiento urbano, para finalmente, a través de la aplicación de modelos predictivos SIG, predecir los patrones de crecimiento futuro de la ciudad de Cuenca.

PROBLEMÁTICA Y ESTADO DEL ARTE (MARCO TÉORICO)

Entre 1950 y 2010 la región de América Latina experimentó un aumento de la población urbana del 41% al 82%, y se ha determinado que el crecimiento demográfico más dinámico se produce en ciudades de 50 mil a 500 mil habitantes (Carrión M., 2022; da Gama Torres, 2011). Además, se observa un crecimiento de la mancha urbana que responde a una lógica especulativa del suelo (Carrión M., 2022). Esto ha provocado que las ciudades latinoamericanas se expandan sin control, y que su crecimiento esté caracterizado por la concentración periférica de proyectos de vivienda social, la consolidación de urbanizaciones cerradas por parte de las clases más altas, y la expansión fragmentada del suelo, lo cual refleja signos claros de segregación socioespacial, contribuyendo a que sea actualmente la región más desigual del mundo (Gasparini y Cruces, 2021; Silva y Vergara-Perucich, 2021).

La expansión urbana es un problema inevitable en el proceso de desarrollo urbano, que exige capacidad de planificación y gestión de los gobiernos locales

para proporcionar infraestructuras y servicios suficientes en sus ciudades, sin embargo, en ciudades pequeñas y medianas de países en vías de desarrollo, esta capacidad muchas veces se ve superada por la rapidez del crecimiento poblacional y urbano (Güneralp et al., 2020).

En este contexto se encuentran las ciudades del Ecuador, que reflejan una mayor concentración demográfica en áreas urbanas con un 63.1% de la población total (INEC, 2023). En el caso de la ciudad de Cuenca, la tercera ciudad más poblada del Ecuador, cuenta con una población total de 596.101 habitantes de acuerdo con los datos del censo de 2022 (INEC, 2023), la cual, comparada con los datos del censo de 2010, donde la población era de 505 mil habitantes (INEC, 2010), se observa un aumento aproximado del 18% de la población en 12 años. Según la Iniciativa Ciudades Emergentes y Sostenibles (ICES) desarrollada por el BID, el crecimiento poblacional de la ciudad de Cuenca será del 2%, por lo que se prevé que, la población urbana pasará de 459 mil habitantes aproximadamente en 2010 a alrededor de 900 mil habitantes en 2050 (Terraza y Beltrán, 2014; UN-Habitat, 2015).

Cuenca es una de las pocas ciudades del Ecuador que es ejemplo de los procesos de planificación, por sus logros alcanzados con altas coberturas de acceso a infraestructuras y servicios básicos, así como por haber alcanzado la declaración de Patrimonio Cultural de la Humanidad de su Centro Histórico (UN-Habitat, 2015). Además, fue declarada Ciudad Intermedia en 2015 por la ONU, debido a que posee características articuladoras que le dan incidencia sobre otras ciudades y comunidades urbanas y rurales, así como ventajas para impulsar patrones de sistemas urbanos más equilibrados, lo que representa grandes oportunidades para alcanzar el desarrollo sostenible (Habitat III, 2015).

Sin embargo, la ciudad también enfrenta desafíos generados por el rápido crecimiento urbano y demográfico, combinado con una baja densidad de población urbana. Estos desafíos incluyen el aumento de asentamientos residenciales vulnerables, el encarecimiento del costo del suelo urbano y el fenómeno de perirurbanización que genera un desbordamiento del límite urbano,

a lo cual, se suman limitaciones concernientes al espacio físico disponible para la expansión urbana (Municipalidad de Cuenca, 2019).

La densidad poblacional urbana de la ciudad de Cuenca es de 51,11 hab/Ha, cuando los rangos óptimos van desde 120 a 350 hab/Ha, dependiendo de las características propias de cada ciudad (Gómez Piovano y Mesa, 2017; Terraza y Beltrán, 2014). Los datos reflejan un ineficiente crecimiento urbano de la ciudad, que ha producido una huella urbana extensa poco compacta y de baja densidad, que no respeta los limitantes naturales ni se sujeta a los lineamientos del Plan Urbano. Este patrón de crecimiento se vuelve insostenible a futuro, ya que conducirá a tasas de expansión urbana más altas, pero con la limitación de que no se disponen de suficientes áreas aptas para urbanizar. El escenario recae en una tendencia a ocupar suelos en zonas peligrosas, o en zonas muy alejadas de difícil acceso que requieren de mayor inversión en infraestructura y servicios provocando situaciones de inequidad urbana.

El patrón de expansión descrito también produce efectos negativos en temas como la movilidad, ya que se ha visto un aumento del parque automotor aproximadamente del 11% anual y por consecuencia también un aumento del tráfico vehicular en la ciudad, debido a las necesidades de movilidad desde las periferias al núcleo urbano (Municipalidad de Cuenca, 2019); lo que a su vez, provoca la generación de emisiones de GEI, repercutiendo no solo a nivel local sino también global, pues el sector de movilidad es el principal emisor en la ciudad de Cuenca, representando un 57% del total de emisiones, debido especialmente al consumo de gasolina y diésel en autos privados (Terraza y Beltrán, 2014).

Considerando el contexto descrito, la investigación toma como caso de estudio a la ciudad de Cuenca, Ecuador, de manera que los resultados obtenidos, contribuyan desde una perspectiva latinoamericana al análisis de los procesos de expansión urbana. Se valora que la ciudad de estudio tenga la característica de ser intermedia, ya que, debido a su tamaño ofrece oportunidades para una gobernanza y gestión eficaces que le permitan encaminarse hacia un desarrollo más sostenible.

En la siguiente sección se discute sobre los patrones espaciales de crecimiento urbano que se observan a nivel global y en la región de América Latina, para la posterior discusión con los resultados obtenidos en la ciudad de Cuenca. Y se realiza un análisis sobre los Modelos de Predicción de crecimiento urbano, y cómo su aplicación permite identificar las zonas donde existe mayor posibilidad de cambio.

1. Patrones espaciales de crecimiento urbano

Los patrones globales de crecimiento urbano surgen de las conversiones locales de suelo rural a suelo urbano, por lo cual entendemos que, el crecimiento urbano se produce a partir de un cambio de uso de suelo. Este cambio es resultado principalmente de un aumento de la población, acompañado de la expansión de su área urbanizada (Reis et al., 2016). En las últimas décadas se ha observado que las ciudades se encuentran estructuradas con patrones espaciales propios de cada localidad, que son el resultado de la aplicación de varias políticas y procesos de desarrollo a lo largo del tiempo (Linard et al., 2013; Reis et al., 2016).

Esto hace posible identificar patrones urbanos típicos que, aunque no constituyen una categorización formal, ya que se pueden encontrar diferentes enfoques, pueden distinguirse cuatro grupos: expansión, dispersión, policentrismo y densificación (Meng et al., 2020; Reis et al., 2016). El patrón de expansión hace referencia al aumento del área urbanizada por nuevos desarrollos adyacentes; el de dispersión está relacionado con la baja densidad y la fragmentación que produce desarrollos discontinuos con ausencia de centralidades y baja conectividad; el policentrismo se refiere a los procesos de crecimiento que forman centros periféricos o secundarios; y el de densificación se refiere al desarrollo de relleno, es decir al aumento de áreas construidas, de unidades residenciales y no residenciales, o de la densidad de la red vial (Reis et al., 2016).

Estos tipos de crecimiento urbano se observan en varias ciudades del mundo, imponiendo costos ambientales y sociales que se manifiestan en diversos problemas urbanos (Camagni et al., 2002). En América Latina, la segunda región más urbanizada del mundo (Salazar, 2023), se ha determinado que la mayoría

de las ciudades presentan un patrón de crecimiento expansivo caracterizado por ser de baja densidad, a razón de una disminución promedio del 0,3% anual de la densidad en zonas urbanizadas (da Gama Torres, 2011; Inostroza et al., 2013). Y se ha identificado que los asentamientos periurbanos informales son muy comunes en la mayoría de ciudades latinoamericanas, los cuales, están influenciados en muchas ocasiones por políticas de suelo urbano que incrementan el valor del suelo en áreas centrales de la ciudad, obligando a grupos de bajos ingresos a emplazarse a las afueras (da Gama Torres, 2011).

Estos patrones impiden que las ciudades alcancen un desarrollo sostenible, ya que, mientras más disperso es un desarrollo, menor es su nivel de eficiencia (Camagni et al., 2002). Y en ciudades de Latinoamérica estos patrones repercuten en problemas que incluyen condiciones inadecuadas de saneamiento y vivienda, mayores riesgos para la salud, invasión de áreas protegidas, deforestación, contaminación de los ríos y situaciones de riesgo ambiental, que se ven amplificadas por los efectos negativos del cambio climático (da Gama Torres, 2011).

2. Modelos de predicción de crecimiento urbano

Medir el crecimiento urbano permite comprender las dinámicas actuales y los desafíos futuros a los que se enfrenta una ciudad, por lo cual, la generación y aplicación de modelos de predicción urbana son importantes para este fin. Los modelos de predicción de crecimiento urbano se empezaron a aplicar con el Modelo Markov desarrollado en 1973, el cual permitió caracterizar los patrones de cambio de uso de suelo (Burnham, 1973). A partir de 1990 surgieron nuevos modelos de predicción como CA (Autómatas Celulares) (Clarke et al., 1997), CLUE (Conversión de Uso de Suelo y sus Efectos) (Verburg et al., 1999), LTM (Modelo de Transformación de Tierra) (Pijanowski et al., 2002), entre otros.

Con el avance de las tecnologías de la información, los modelos fueron incorporados en algunos tipos de software SIG, los cuales, junto al uso de imágenes satelitales modelan posibles escenarios urbanos futuros. Un ejemplo es el complemento MOLUSCE de QGIS (QGIS, 2015), que utiliza para la predicción el modelo basado en Autómatas Celulares (CA). Otro ejemplo, es la

herramienta Machine Learning Random Forest del software ArcGIS Pro (Gimmler y Lange, 2021).

En este estudio se utiliza el modelo de predicción basado en Autómatas Celulares (CA) del complemento MOLUSCE, el cual requiere para su aplicación, la detección de cambios de cobertura, y la selección de variables de carácter espacial que tienen influencia sobre los cambios de cobertura. Con esta información de entrada el modelo realiza el pronóstico o predicción de cambio de cobertura futuro, el cual puede ser evaluado a través del cálculo del coeficiente kappa de validación. Los valores kappa reflejan mayor grado de concordancia entre más cercanos son a 100% (Rwanga y Ndambuki, 2017).

2.1. Métodos de detección de cambios

La detección de cambios es un proceso donde se puede identificar las diferencias existentes en un fenómeno, que es analizado en distintos momentos (Hasan et al., 2023). En este proceso es habitual el uso de información de detección remota como las imágenes satelitales, junto con técnicas SIG de clasificación de imágenes para producir los mapas de coberturas de suelo, los cuales, permiten realizar el análisis de detección de cambios a través de distintos métodos.

El complemento MOLUSCE integra cuatro métodos para determinar el potencial de cambio de cobertura de suelo: 1. Redes Neuronales Artificiales (ANN), 2. Modelo de Regresión Logística (LR), 3. Modelo de Pesos de Evidencia (WoE), y 4. Modelo de Evaluación Multi-criterio (MCE). Es posible realizar una combinación de diferentes métodos junto con distintos modelos de predicción como se ha observado en varias investigaciones a nivel mundial. Así por ejemplo (Tabla 1), Dawid y Bielecka (2022) realizan una estimación de la cobertura terrestre en 2024 para la parte nororiental de Pomerania y el área metropolitana de Tricity en Polonia, combinando Markov, ANN y Autómatas Celulares, logrando predecir un mayor crecimiento de áreas superficiales concentradas en las proximidades de la región de Tricity, y la reducción de otros tipos de cobertura como la agrícola y la forestal en 0,3% y 0,58% respectivamente.

Dinda et al. (2021) utiliza el modelo de cadena de Markov para predecir la probabilidad de cambio de un uso de suelo a otro para el período 2025 a 2035 en Calcuta-India, determinando que las tasas de crecimiento de baja densidad aceleraron el patrón de expansión, y se pronostica una reducción del espacio verde urbano al 12% del área total.

Valencia et al. (2020) predice el crecimiento urbano de Quito-Ecuador entre 2016 y 2040, a través de la aplicación del modelo LUCIA, que combina métodos multicriterio y el modelo de Autómatas Celulares, para estimar un aumento de 84% de suelo urbano, que se ve reflejado en una ocupación total del suelo disponible actualmente, así como el aumento de suelos fragmentados.

Dadashpoor et al. (2019) realiza un análisis de futuros escenarios de 1996 hasta 2035 en Tabriz-Irán, utilizando Regresión Logística y Evaluación Multicriterio, para determinar las variables impulsoras de los cambios en el crecimiento urbano (accesibilidad a las vías principales y la proximidad a las ciudades), e identificar que el patrón de crecimiento dominante en toda la región fue expansivo de borde.

En el presente estudio se ha utilizado el modelo CA-ANN, el cual es una combinación del modelo ANN que consiste en un método de aprendizaje de redes neuronales, utilizado para identificar los potenciales de cambio de coberturas de suelo, y el modelo CA de Autómatas Celulares que permitió pronosticar o predecir los cambios futuros. Esta combinación ha demostrado ser un modelo eficaz para predecir los cambios de coberturas en distintos estudios sobre planificación y gestión del territorio (Tabla 1) (Alipbeki et al., 2024; Dawid y Bielecka, 2022; Muhammad et al., 2022).

2.2. Variables que influyen en los cambios

Los cambios en las coberturas terrestres están influenciados por condiciones geofísicas naturales y por factores socioeconómicos propios, por lo que, las variables que se consideren influyentes para los cambios de cobertura deben estar en función de las fuerzas impulsoras de crecimiento que tiene cada localidad. Esta característica produce resultados diferentes dependiendo de la selección de variables que se realice para cada contexto. Varias investigaciones

han analizado diferentes variables, sin embargo, existen algunas que se repiten o son constantes (Tabla 1).

Así por ejemplo, Dinda et al. (2021) determinó que el desarrollo industrial y la expansión de la red de transporte fueron las causantes de la disminución gradual de los suelos de vegetación y pastizales en Calcuta-India. Dadashpoor et al. (2019) determinó que en Tabriz-Irán las variables impulsoras de los cambios en el crecimiento urbano fueron predominantemente la accesibilidad a las vías principales y la proximidad a las ciudades.

Una forma de determinar el nivel de influencia que tiene una variable sobre el cambio de cobertura, es a través del cálculo del coeficiente V de Cramer, el cual es una medida que permite comprender el nivel de asociación que tiene una variable con otra, y varía de 0 a 1, donde 1 representa una “relación perfecta” entre los mapas de cambio de cobertura y la variable analizada, mientras que 0 representa “ninguna asociación” (Muhammad et al., 2022).

De esta manera, aunque se seleccionen muchas variables de entrada, no todas llegan a presentar altos niveles de asociación para ser consideradas como influyentes, por lo que, algunos autores han llegado a la conclusión de que las variables de pendiente, elevación, áreas restringidas, vías, cuerpos de agua y suelos urbanizados, son las variables que mayor influencia tienen sobre los cambios en las coberturas de suelo (Dawid y Bielecka, 2022).

Tabla 1. Modelos de predicción aplicados en distintas investigaciones

Ciudad	Escenario pronosticado	Modelo empleado	Variables seleccionadas	Hallazgos
Pomerania y Tricity – Polonia. (Dawid y Bielecka, 2022)	2006-2024	Markov + ANN + Autómatas Celulares	- Distancia a vías - Distancia de suelos urbanizados - Densidad poblacional - Áreas restringidas - Elevación - Pendientes	Predice mayor crecimiento de superficies artificiales y una reducción de las superficies agrícolas de 0,3%, y forestal de 0,58%.

Calcuta-India. (Dinda et al., 2021)	2025-2035	Markov + Evaluación Multicriterio	<ul style="list-style-type: none"> - Distancia de vías - Distancia de medio de transporte - Distancia de centros urbanos - Distancia de suelos urbanizados - Distancia de canales, cuerpos de agua y humedales - Distancia de espacios abiertos - Distancia de suelos de pasto - Densidad poblacional - Precio del suelo 	Pronostica un crecimiento urbano que reduce el espacio verde urbano al 12%
Quito-Ecuador. (Valencia et al., 2020)	2016-2040	Autómatas Celulares + Evaluación Multicriterio	<ul style="list-style-type: none"> - Áreas de protección - Idoneidad basada en el tipo de suelo, pendiente y uso de suelo. Accesibilidad a: <ul style="list-style-type: none"> - Vías principales - Suelos urbanos - Subcentralidades 	Pronostica un incremento del 84% de suelo urbano, y aumento de suelos fragmentados.
Tabriz-Irán. (Dadashpor et al., 2019)	1996-2035	Modelo SLEUTH Basado en Autómatas celulares + Regresión Logística + Evaluación Multicriterio	<p>Geofísicas:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Pendiente - Llanuras aluviales - Distancia a la falla - Tierras sísmicas - Elevación - Distancia desde la cuenca - Tierras ecológicas <p>Socioeconómicas:</p> <ul style="list-style-type: none"> - Accesibilidad a vías - Accesibilidad a ciudades principales - Accesibilidad a servicios públicos - Precio del suelo - Crecimiento de la población - Proximidad a suelos industriales. 	Patrón de crecimiento dominante: expansivo de borde (paulatinamente se agregan terrenos adyacentes a la ciudad)

Elaboración propia.

En esta línea, la presente investigación busca determinar a través de la aplicación de modelos predictivos SIG ¿Cuáles son los patrones espaciales de crecimiento urbano futuro en la ciudad de Cuenca, y cómo estos pueden ser utilizados como apoyo para la toma de decisiones en los procesos de planificación urbana de la ciudad?

Objetivo general:

Aplicar modelos predictivos SIG para el análisis y predicción de patrones de crecimiento urbano futuro en la ciudad de Cuenca, Ecuador, con el fin de proporcionar insumos para una planificación urbana más efectiva y basada en datos geoespaciales.

Objetivos específicos:

1. Caracterizar la cobertura de suelo urbano de la ciudad de Cuenca, a través de técnicas de clasificación de imágenes para la detección de cambios en los patrones de crecimiento urbano.
2. Analizar las características geofísicas y socioeconómicas de la ciudad de Cuenca para la selección de variables que influyen en los cambios de crecimiento urbano.
3. Generar escenarios de crecimiento urbano mediante la aplicación de modelos predictivos SIG, que sirvan de apoyo en la toma de decisiones de los procesos de planificación urbana de Cuenca.

METODOLOGÍA

Área de estudio

La ciudad de Cuenca, capital de la provincia del Azuay, se emplaza en un valle interandino con pendientes suaves de la sierra sur ecuatoriana. Según el censo de 2022 la ciudad posee una población urbana de 361.524 habitantes. Su ubicación en coordenadas aproximadas a su centroide es de 2° 53' 51" S y 79° 00' 16" O, con una superficie de 73,79 km² y una altitud promedio de 2550 msnm. La ciudad se encuentra rodeada por montañas, situación que limita físicamente su posibilidad de crecimiento futuro (Figura 1).

Con respecto a su economía, Cuenca concentra alrededor del 97% de la actividad económica de la provincia del Azuay y alberga una importante cantidad de empresas de comercio, transporte, servicios, industria manufacturera, servicios personales y construcción. Es la ciudad con mayor índice manufacturero per cápita del Ecuador, y refleja un alto índice de desarrollo de 0,904 (Terraza y Beltrán, 2014).

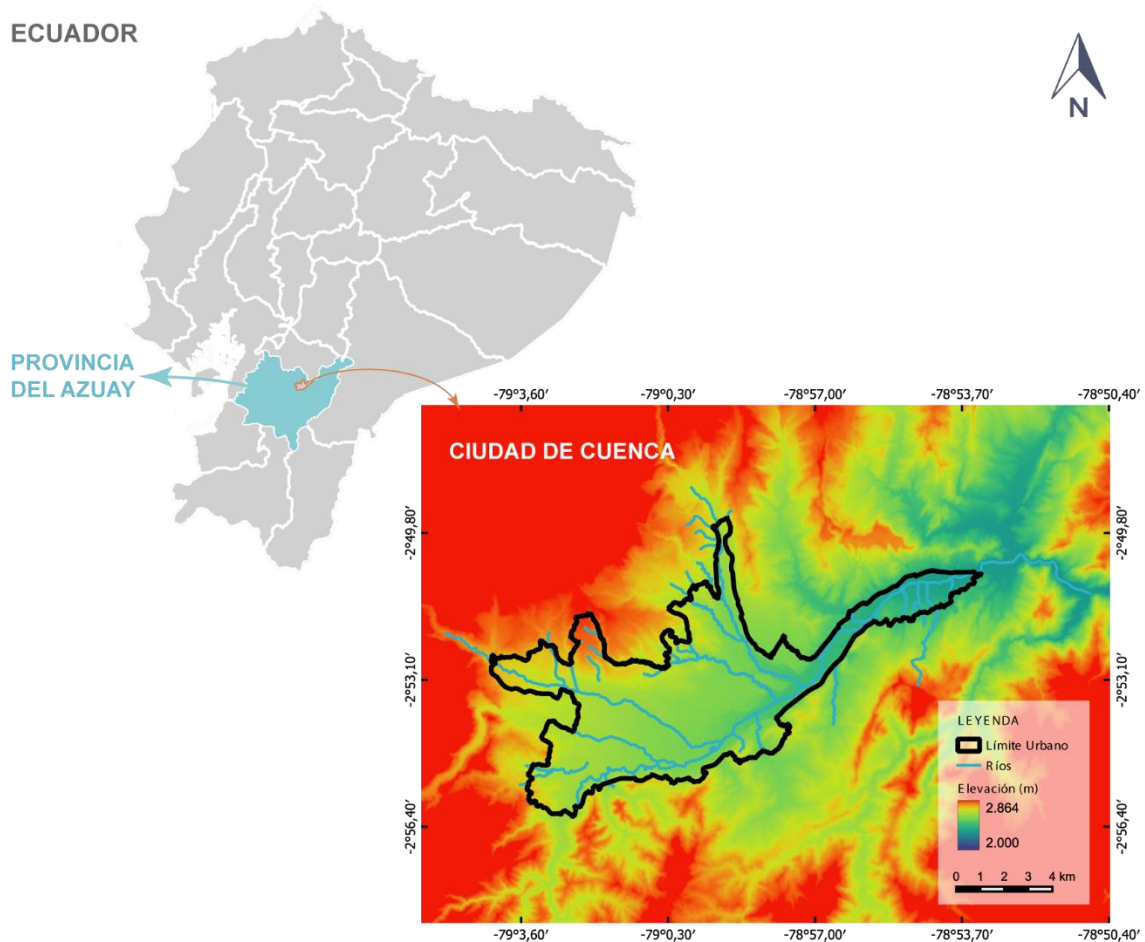


Figura 1. Ubicación geográfica de la ciudad de Cuenca.

Diseño Metodológico

La metodología planteada para el estudio tiene un enfoque cuantitativo, multitemporal, ya que considera diferentes años para la recolección de los datos, lo cual permitió analizar cambios a través del tiempo sobre el crecimiento de la mancha urbana de la ciudad de Cuenca. Y se desarrolla a través de 3 etapas (Figura 2), con base en lo propuesto por Dadashpoor et al. (2019) y Dawid y Bielecka (2022):

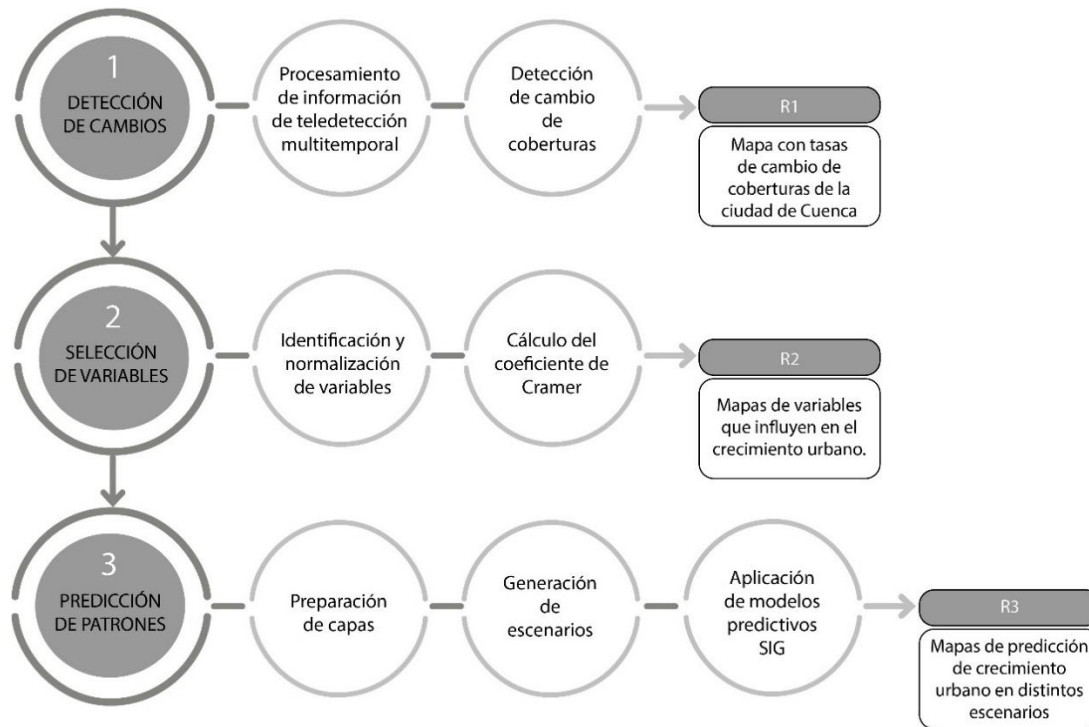


Figura 2. Metodología de la investigación

1. Detección de cambios de coberturas de suelo urbano de Cuenca

1.1. Pre-procesamiento de imágenes satelitales

Las imágenes satelitales se obtuvieron del Servicio Geológico de Estados Unidos (USGS). Se procesaron imágenes Landsat de los años 1990, 2000, 2010 y 2020, las dos primeras del sensor TM (Landsat 5), la siguiente de ETM (Landsat 7) y la última del sensor Combinado OLI/TIRS (Landsat 8), con una resolución espacial de 30 x 30 m. Se buscaron las imágenes con menor porcentaje de nubosidad existente sobre el área de estudio, obteniendo imágenes con valores inferiores a 43% (Tabla 2).

Tabla 2. Imágenes satelitales utilizadas en el estudio.

Satélite	Sensor	Nivel	Mes	Año	Nubosidad (%)
Landsat 5	TM	Level-1 Terrain*	Marzo	1990	34%
Landsat 5	TM	Level-1 Terrain*	Enero	2000	43%
Landsat 7	ETM	Level-1 Terrain*	Julio	2010	40%
Landsat 8	OLI/TIRS	Level-1 Terrain*	Agosto	2020	30,8%

* Productos con corrección geométrica y corrección topográfica.

Se realizaron correcciones radiométricas para cada una de las imágenes Landsat, utilizando la calculadora ráster del software QGIS y la siguiente ecuación:

$$L_{\lambda} = \left(\frac{LMax_{\lambda} - LMin_{\lambda}}{Q_{cal\ max} - Q_{cal\ min}} \right) (Q_{cal} - Q_{cal\ min}) + LMin_{\lambda} \quad (1)$$

Donde:

L_{λ} = Radiancia espectral en el sensor en [W/(m² sr μm)]

Q_{cal} = Imagen Landsat (número digital DN)

$Q_{cal\ min}$ = Valor mínimo de píxel calibrado cuantificado correspondiente a $LMin_{\lambda}$

$Q_{cal\ max}$ = Valor máximo de píxel calibrado cuantificado correspondiente a $LMax_{\lambda}$

$LMin_{\lambda}$ = Radiancia espectral del sensor escalada a $Q_{cal\ min}$ [W/(m² sr μm)]

$LMax_{\lambda}$ = Radiancia espectral del sensor escalada a $Q_{cal\ max}$ [W/(m² sr μm)]

Los valores que se consideraron para cada imagen satelital se presentan en el Anexo 1.

Además, se realizó una corrección de nubes para la imagen satelital de Landsat 7 del año 2010, ya que presentaba un porcentaje importante de nubosidad sobre el área de estudio, y no se encontraron imágenes con porcentajes más bajos. Para ello se aplicó una máscara para eliminar las nubes y luego un mosaico utilizando otra imagen satelital del mismo año. La imagen que se utilizó fue del mes de agosto de 2010.

1.2. Clasificación de imágenes satelitales

En una primera instancia se realizó una clasificación supervisada, utilizando el software SAGA para clasificar las coberturas de suelo por el método de Máxima Probabilidad, considerando inicialmente cinco macro clases, (1) suelo urbano, (2) bosque, (3) cobertura vegetal, (4) suelo desnudo y (5) cuerpos de agua (Tabla 3). No se consideraron cursos de agua, ya que, los ríos existentes son poco anchos y no se logran diferenciar con claridad debido a la resolución espacial de las imágenes (30mx30m). Se crearon alrededor de 200 polígonos de entrenamiento o regiones de interés (ROI) para mapear la cobertura del suelo en las cuatro macro clases.

Tabla 3. Esquema de clasificación de las coberturas de suelo

Cobertura	Descripción
Suelo Urbano	Área construida, infraestructura residencial, comercial y de otro tipo.
Bosque	Todo tipo de terrenos con cobertura forestal
Cobertura vegetal	Agricultura, tierras de cultivo, espacios verdes y pastos
Suelo desnudo	Todo tipo de suelos sin construcción, ni cobertura vegetal, suelos baldíos.
Cuerpos de agua	Lagos, presas.

Fuente: (Muhammad et al., 2022)

Se calculó el coeficiente kappa para cada uno de los mapas de cobertura, a fin de conocer su nivel de precisión. Valores entre 1% – 20% muestran una concordancia leve, entre 21% – 40% concordancia aceptable, entre 41% – 60% concordancia moderada, entre 61% – 80% concordancia considerable, y entre 81% – 100% concordancia casi perfecta.

Los coeficientes kappa calculados fueron de 58% para 1990, de 69% para 2000, de 62% para 2010 y 75% para 2020. En una segunda instancia, las cinco macroclases iniciales se convirtieron en dos, (1) suelos no urbanos y (2) suelos urbanos, en este proceso las imágenes satelitales fueron editadas utilizando el filtro Majority de ArcGIS Pro, que reemplaza las celdas de un ráster según la mayoría de sus celdas vecinas contiguas. Y se realizaron correcciones más precisas controladas manualmente, con base en imágenes históricas de Google Earth como fuente de corroboración. Los coeficientes kappa calculados para estos mapas de salida fueron de 88% para 1990, 87% para 2000, 87% para 2010 y 93% para 2020.

1.3. Elaboración del mapa de cambio de coberturas de suelo urbano

Los mapas de cambio de cobertura se realizaron para los diferentes períodos de 1990-2000, 2000-2010, 2010-2020 considerando las cinco macro clases de cobertura, y un mapa total que muestra el cambio de 1990-2020 considerando solo las dos macro clases (suelo no urbano y suelo urbano). En esta etapa se

definieron las tasas de cambio de crecimiento urbano en la ciudad de Cuenca, a través de la siguiente fórmula (Du et al., 2010):

$$K = \left(\frac{U_b - U_a}{U_a \times T} \right) \times 100\% \quad (2)$$

Donde:

K = Indicador de cambios en la cobertura [%]

U_a = Área de cobertura urbana fecha de inicio [m²]

U_b = Área de cobertura urbana fecha de finalización [m²]

T = Escala de tiempo que se está considerando.

2. Selección de variables que influyen en el crecimiento urbano de Cuenca

2.1. Identificación y normalización de variables geofísicas y socioeconómicas

Considerando la disponibilidad y el acceso a datos espaciales para la ciudad de Cuenca, se seleccionaron seis variables que pueden influir sobre los cambios en el crecimiento urbano de la ciudad. Estos se analizaron en dos grupos: variables geofísicas y variables socioeconómicas. En las variables geofísicas se incluyeron pendiente, modelo de elevación (DEM) y distancia a suelos de protección. En las variables socioeconómicas se incluyeron distancia a vías, distancia a áreas urbanizadas y densidad poblacional (Tabla 4).

Considerando que las variables seleccionadas se miden en unidades distintas, se realizó un proceso de normalización de las variables utilizando la función Linear de Membresía Difusa (Fuzzy Membership) de ArcGIS Pro. Esta función difusa reclasifica o transforma los datos de entrada en una escala de 0 a 1, por lo que, se representó con 0 a los valores no adecuados, y con 1 a los muy adecuados para urbanizar, de esta manera, cuanto más cerca de 1 se encontraba una variable, fue considerada más apropiada. Por ejemplo, si consideramos que las elevaciones bajas son más adecuadas para urbanizar, y, por el contrario, las elevaciones altas no son adecuadas, se asignó un valor de 1 a las elevaciones más bajas y 0 a las más altas (Tabla 4). De esta manera

todas las variables fueron normalizadas en función de su idoneidad para el crecimiento urbano.

Tabla 4. Variables que influyen en el crecimiento urbano

Tipo de variable	Variables	U	Rango de datos y valor difuso asignado	Fuente de datos
Geofísica	Pendiente	%	0 = 236,48 1 = 0	Calculado a partir de DEM USGS
	DEM	m	0 = 3860 1 = 2334	USGS
	Distancia a suelos de protección	m	0 = 0 1 = 4712,96	
Socioeconómica	Distancia a vías	m	0 = 5792,18 1 = 0	Municipio de Cuenca
	Distancia a áreas urbanizadas	m	0 = 6997,21 1 = 0	
	Densidad poblacional	hab/km ²	0 = 0 1 = 60942,1	INEC, 2022.

USGS: Servicio Geológico de Estados Unidos. INEC: Instituto Nacional de Estadísticas y Censos

2.2. Cálculo del coeficiente V de Cramer

El complemento MOLUSCE de QGIS proporciona algunos métodos para evaluar la correlación entre los datos de cambios de cobertura y las variables seleccionadas. Uno de ellos es el coeficiente V de Cramer, que midió el nivel de asociación entre el mapa de cambio de cobertura y la variable. El cálculo del coeficiente permitió seleccionar las variables que se pueden incluir para la predicción, considerando que valores superiores a 0,1 se consideran favorables.

3. Predicción de patrones de crecimiento urbano futuro de Cuenca

3.1. Preparación de capas para el modelo predictivo

Una vez seleccionadas las variables que influyen en el crecimiento urbano, se prepararon los datos ráster para la aplicación del modelo predictivo, ya que se requiere que tengan la misma geometría, es decir que tengan la misma resolución, y el mismo número de filas y columnas. Se trabajó con una resolución de 30 x 30 m, y 840 columnas y 536 filas.

Se utilizaron los seis mapas ráster correspondientes a las seis variables, más los cuatro mapas de coberturas correspondientes a 1990, 2000, 2010 y 2020, clasificados en las dos Macroclases (suelos no urbanos y suelos urbanos), así como los mapas de cambios de 2000-2010 y 2010-2020.

3.2. Generación de escenarios de crecimiento urbano

Se generaron dos escenarios de crecimiento mediante la incorporación o exclusión de las variables seleccionadas en la etapa anterior:

a. Escenario de crecimiento histórico

En este escenario se consideraron todas las variables, ya que se buscó mostrar la tendencia histórica con todas las variables que influyeron en el crecimiento urbano.

b. Escenario de crecimiento incontrolado

En este escenario se consideraron solo las variables geofísicas de pendiente y elevación para el análisis de predicción, con el fin de observar el crecimiento futuro sin restricciones de planificación.

3.3. Modelado predictivo SIG

Se utilizó el complemento MOLUSCE del software QGIS versión 2.18.26 para realizar la predicción de cambio de coberturas futuro. El modelo que se empleó para el análisis fue el CA-ANN, el cual es una combinación del modelo ANN o Redes Neuronales que sirvió para determinar los potenciales de cambio de coberturas, y el modelo de simulación CA o Autómatas Celulares que permitió pronosticar o predecir los cambios futuros.

Las entradas inicial y final del modelo fueron las capas ráster de cobertura de los años 2000 y 2010 para la calibración; mientras que la capa de coberturas de 2020 se utilizó para la validación. El algoritmo de MOLUSCE calculó la matriz de transición y el mapa de cambios para el período de análisis, y con base en estos datos, más las variables ingresadas creó una matriz de probabilidad de cambio de cobertura futuro. Los parámetros utilizados en el proceso de aprendizaje fueron los siguientes:

- Tamaño del vecindario: 1px
- Tasa de aprendizaje: 0,001 parámetro de ajuste en el algoritmo de optimización con el que el modelo se adapta al problema.
- Número máximo de iteraciones: 200
- Número de capas ocultas: 10
- Momentum: 0,001 componente del algoritmo que evita cambios inmediatos en los valores de peso, haciendo que el proceso de aprendizaje sea más consistente.

Además, MOLUSCE calcula el índice kappa de validación que permitió validar el modelo y su precisión de predicción. Una vez se obtuvieron índices satisfactorios en la validación del modelo se procedió a predecir los cambios de cobertura futuro. Se utilizaron los ráster de coberturas de 2010 y 2020 para predecir la cobertura en 2030, los ráster de 2000 y 2020 para 2040, y los ráster de 1990 y 2020 para 2050.

RESULTADOS

1. Detección de cambios de coberturas de suelo urbano de Cuenca

1.1. Mapas de coberturas de suelo

La cobertura de suelo predominante en el área de estudio fue cobertura vegetal, con un porcentaje de superficie que varía entre 60% y 51% respecto al total del área de estudio, para los años 1990 y 2000 respectivamente (Tabla 5). La segunda cobertura que predomina es la de bosques, con porcentajes de superficie que varían de 27% en 1990 a 26% en 2020; seguida de la cobertura de suelo urbano con porcentajes que varían entre 6% para 1990 y 17% para 2020 (Tabla 5). La Figura 3 muestra los cambios en los porcentajes de superficie de las coberturas de suelo a lo largo de los 30 años de análisis, se observó que las superficies urbanas incrementaron a largo de los años, al tiempo que las de cobertura vegetal se redujeron. Además, las coberturas de bosque y suelo desnudo no presentaron cambios significativos.

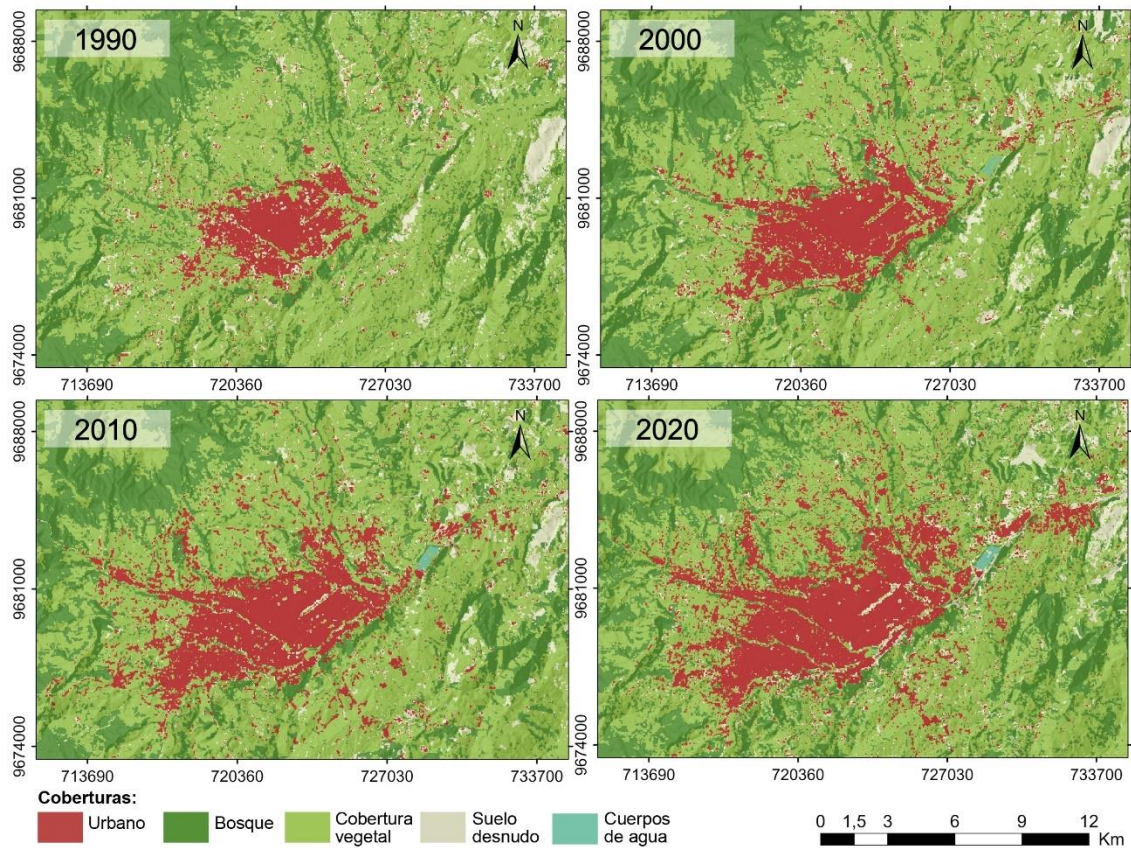


Figura 3. Coberturas de suelo de la ciudad de Cuenca 1990, 2000, 2010 y 2020.

Tabla 5. Superficies de coberturas de suelo en el área de estudio.

Coberturas	Área km ²							
	1990	%	2000	%	2010	%	2020	%
Urbano	25,15	6,20	41,16	10,16	58,45	14,42	70,30	17,35
Bosque	109,61	27,05	103,91	25,64	109,46	27,01	105,62	26,07
Cobertura vegetal	244,36	60,31	235,00	58,00	210,55	51,96	204,86	50,55
Suelo desnudo	26,08	6,44	24,87	6,14	26,36	6,51	24,01	5,93
Cuerpos de agua	-	0	0,26	0,06	0,39	0,10	0,42	0,10
Total		100%		100%		100%		100%

1.2. Mapa de cambio de coberturas de suelo urbano

Durante el período de 1990-2000 hubo un claro incremento de superficie urbana de 25,15 km² a 41,16 km² (incremento de 16 km²), es decir que para el año 2000 la superficie urbana incrementó casi dos tercios en comparación con la de 1990. Por otro lado, existió una reducción importante de las coberturas vegetal ($\Delta = -9,36$ km²) y de bosque ($\Delta = -5,7$ km²) (Figura 4, Tablas 5 y 6).

Durante el período de 2000-2010 se observó también un incremento del suelo urbano de 41,16 km² a 58,45 km² ($\Delta = 17,29$ km²), lo que representa un aumento de poco más del tercio de superficie urbana en comparación con el año 2000. Y se observó una reducción importante de $\Delta = -24,46$ km² de cobertura vegetal, así como de pérdidas de $\Delta = -5,5$ km² de Bosque, y de $\Delta = -1,48$ km² de suelo desnudo.

Por último, en el período de 2010-2020 se observó que la superficie urbana continúa en aumento, pero es menor a los períodos anteriores, ya que pasó de 58,45 km² a 70,30 km² ($\Delta = 11,85$ km²), lo que representa menos de un tercio de aumento en comparación con el año 2010. Esto provocó una reducción principalmente de la cobertura vegetal ($\Delta = -5,7$ km²) (Figura 4, Tablas 5 y 6).

Los mapas de cambio mostraron que la cobertura vegetal es predominantemente la cobertura que más cambios a suelo urbano presentó en los 3 períodos, en comparación con los cambios de coberturas de bosque a suelo urbano, y de suelo desnudo a suelo urbano (Figura 4).

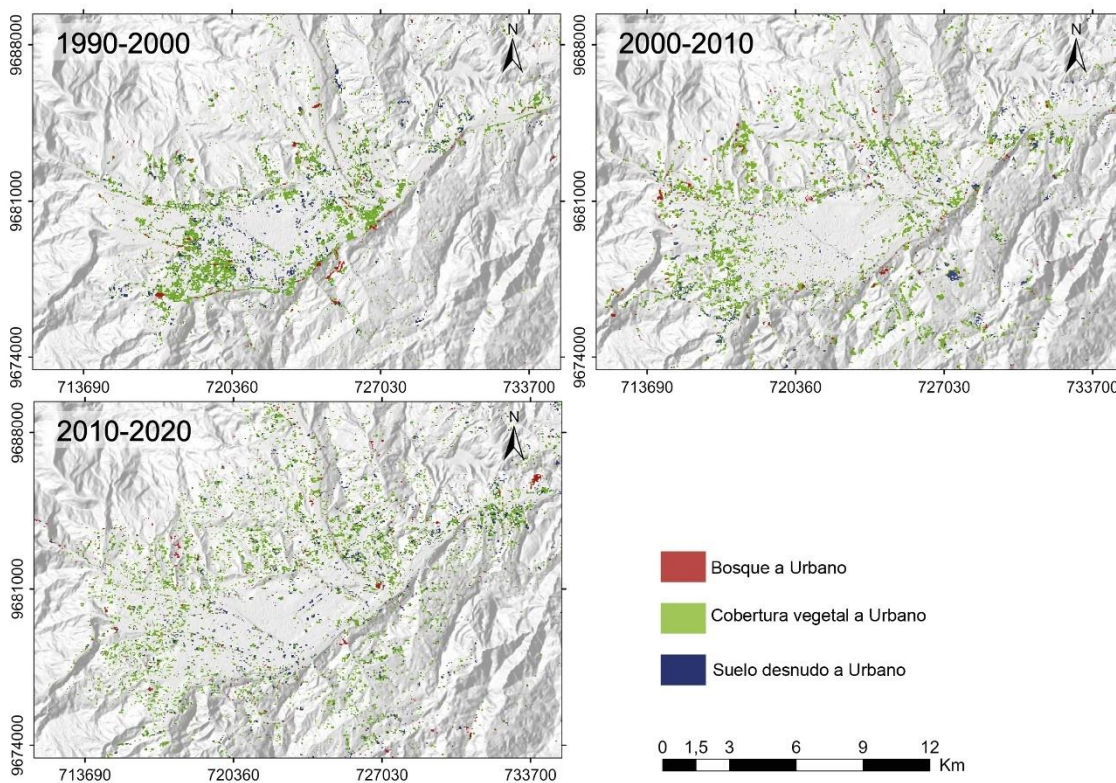


Figura 4. Mapas de cambio de cobertura para los periodos de análisis.

Tabla 6. Superficies de cambio de coberturas de suelo (Δ) en el área de estudio.

Coberturas	Δ Área km ²					
	1990-2000	%	2000-2010	%	2010-2020	%
Urbano	16,01	3,95	17,29	4,26	11,85	2,92
Bosque	-5,70	-1,40	5,55	1,37	-3,84	-0,94
Cobertura vegetal	-9,36	-2,30	-24,46	-6,03	-5,70	-1,40
Suelo desnudo	-1,21	-0,29	1,48	0,36	-2,35	-0,57
Cuerpos de agua	0,26	0,06	0,13	0,03	0,03	0,00

La figura 5 muestra de forma condensada los cambios en el área de estudio de suelo urbano para los diferentes años analizados. Se identificó un crecimiento de forma adyacente a las áreas urbanas preexistentes, pero también se observaron nuevos desarrollos urbanos emplazados de forma dispersa alrededor de la mancha urbana.

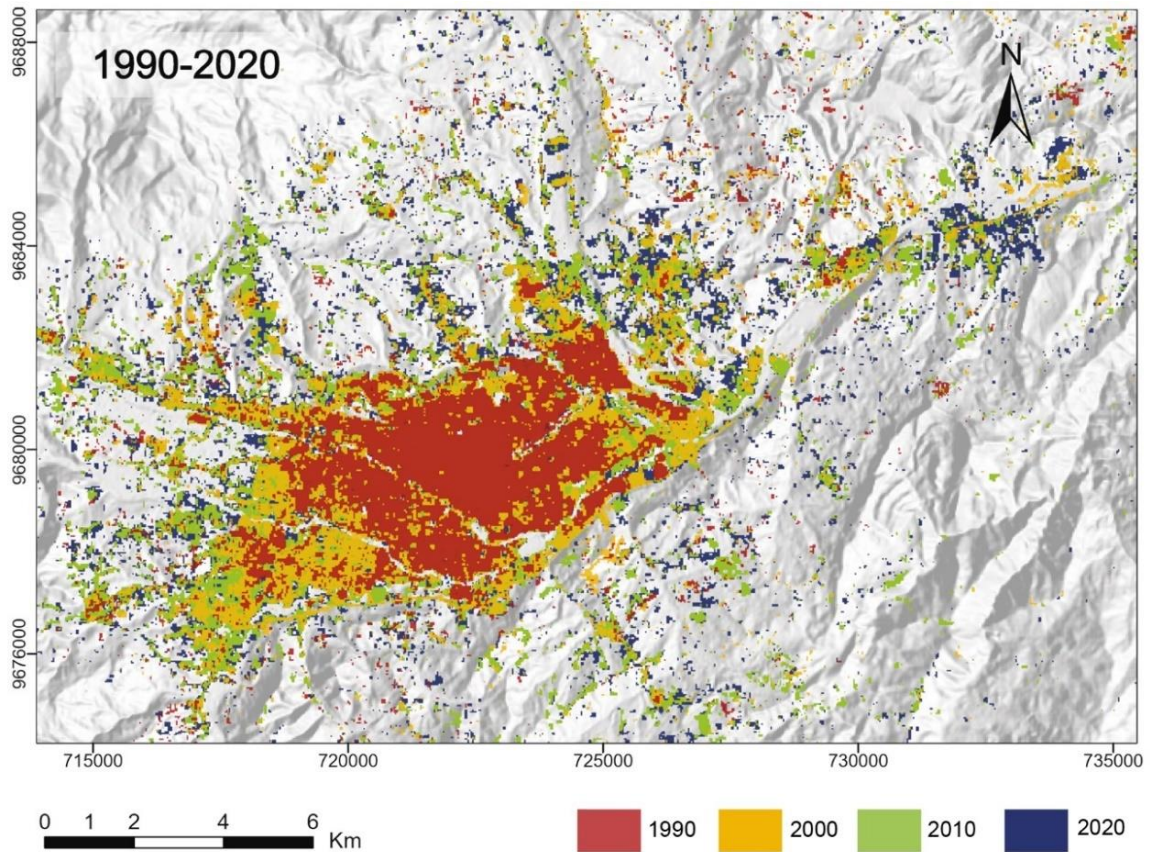


Figura 5. Cambio de cobertura de suelo urbano en la ciudad de Cuenca 1990 - 2020.

Los índices K calculados permitieron identificar con exactitud las tasas de cambios de cobertura de suelo urbano que se produjeron en los distintos períodos. En el período de 1990-2000 fue de 6,4%, en el período de 2000-2010 de 4,2% y en el de 2010-2020 fue de 2,0% (Figura 6). Esto indica que el período donde hubo un mayor incremento de suelo urbano fue el de 1990 -2000, con un incremento del 64% de superficie urbana con respecto a 1990, mientras que, para el período de 2000-2010 los incrementos en superficie urbana se reducen a 42%, y para el último período de 2010-2020 a 20%.

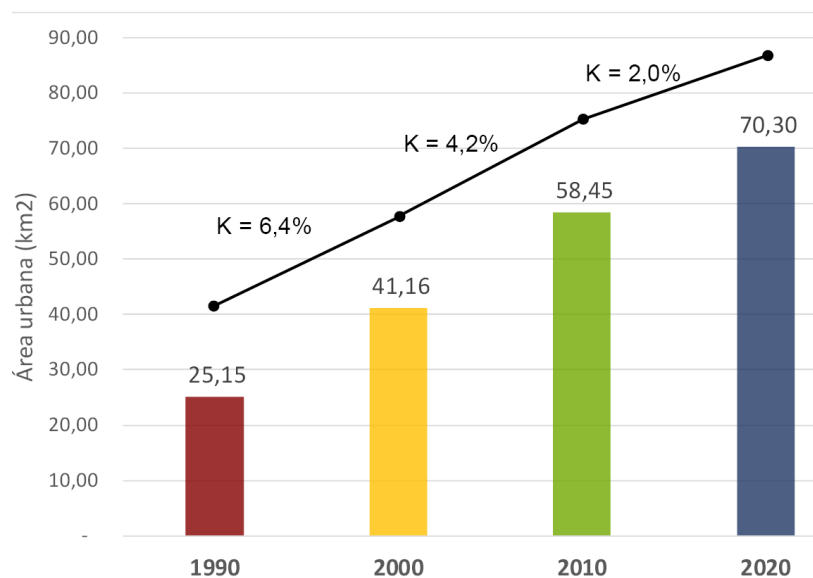


Figura 6. Tasa de crecimiento urbano 1990–2020.

2. Selección de variables que influyen en el crecimiento urbano de Cuenca

Los datos de la variable de pendientes (Figura 7) mostraron que las zonas más idóneas para la urbanización son las que se encuentran por debajo del 25%, ya que corresponden a las áreas actualmente más urbanizadas, y se observó un comportamiento similar en la variable de elevación. La variable de distancia a suelos protegidos se calculó a partir de las zonas definidas para protección en el área de estudio, y mostró una influencia importante para limitar el impacto humano. Y la variable de densidad poblacional mostró la distribución espacial de la población en el área de estudio, reflejando densidades menores a 60 hab/Ha en la mayor parte de la mancha urbana. Se observó densidades más altas en la zona central del área de estudio, y densidades más bajas conforme se alejan radialmente del centro.

La tabla 7 muestra la influencia de cada variable sobre los cambios de uso de suelo representada por el coeficiente V de Cramer. Todos los valores se encontraron sobre 0,2, lo que indica que las variables seleccionadas fueron apropiadas. Se observó que la variable de densidad poblacional obtuvo el valor más alto (0,41), indicando un mayor nivel de influencia en el cambio de cobertura, seguido de la variable de distancia a áreas urbanas. Los datos de las variables geofísicas también reflejaron una influencia importante para el cambio de cobertura, ya que pendientes o elevaciones más bajas son factores impulsores para el aumento de la superficie urbana.

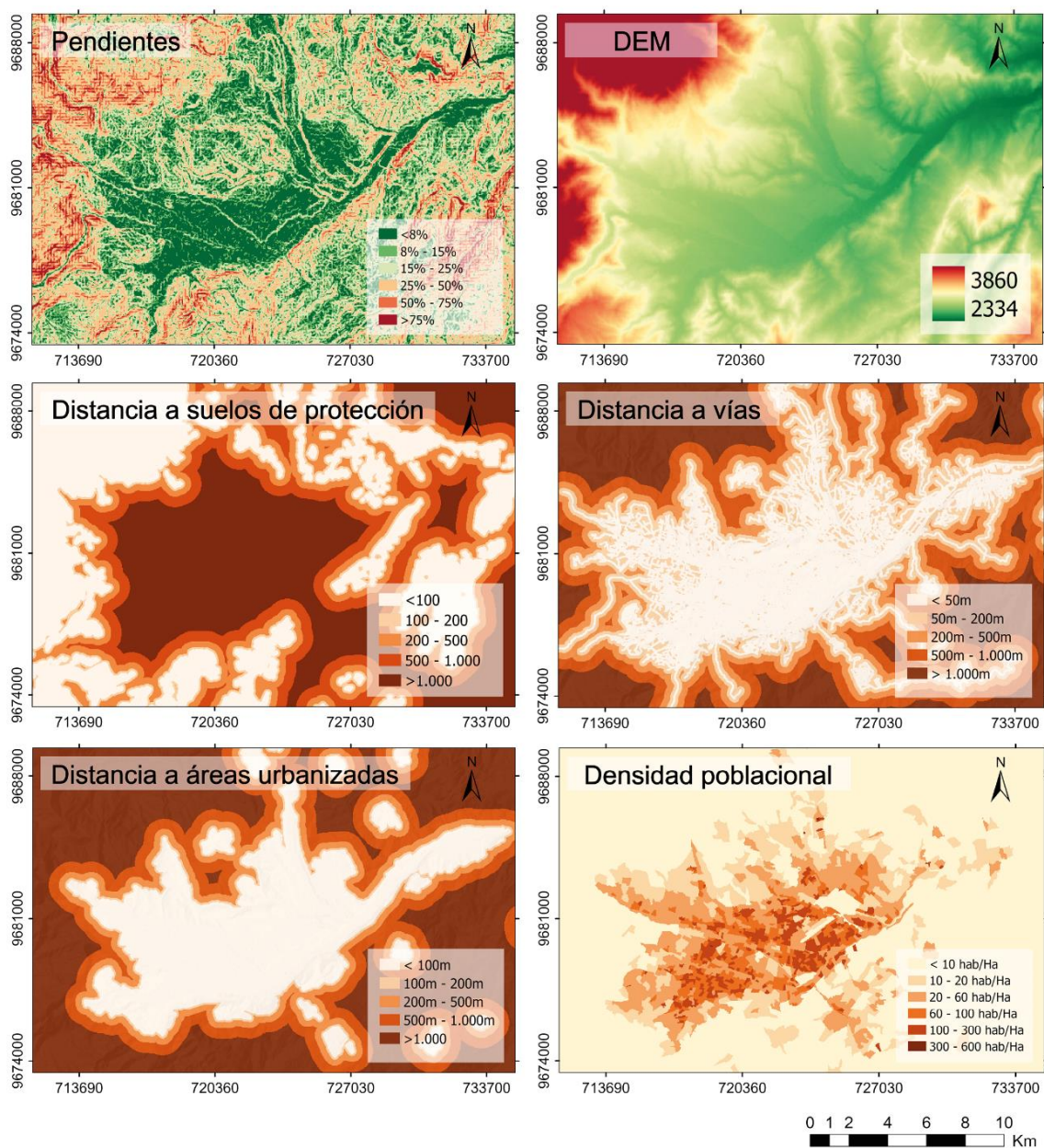


Figura 7. Variables que influyen en el crecimiento urbano

Tabla 7. Valores de la V de Cramer de las variables que influyen en el crecimiento urbano

Tipo de variable	Variables que influyen en el crecimiento urbano	V de Cramer
Geofísicas	Pendientes	0,23
	Modelo de elevación Digital (DEM)	0,21
	Distancia a suelos de protección	0,25
Socioeconómicas	Distancia a vías	0,21
	Distancia a áreas urbanizadas	0,26
	Densidad poblacional	0,41

3. Predicción de patrones de crecimiento urbano futuro de Cuenca

3.1. Validación del modelo

Se ingresaron al modelo los ráster del año 2000 y 2010, junto con los seis ráster de las variables que influyen en el crecimiento urbano, para predecir la cobertura de suelo al año 2020 y se obtuvo un valor kappa de validación de 0,81. Después de obtener el ráster pronosticado para 2020, se realizó una validación con la cobertura real del año 2020, y se obtuvo una precisión general de 89,8% y un índice kappa general de 0,63.

La figura 8 y la tabla 8 muestran los mapas y estadísticas pronosticadas para 2020.

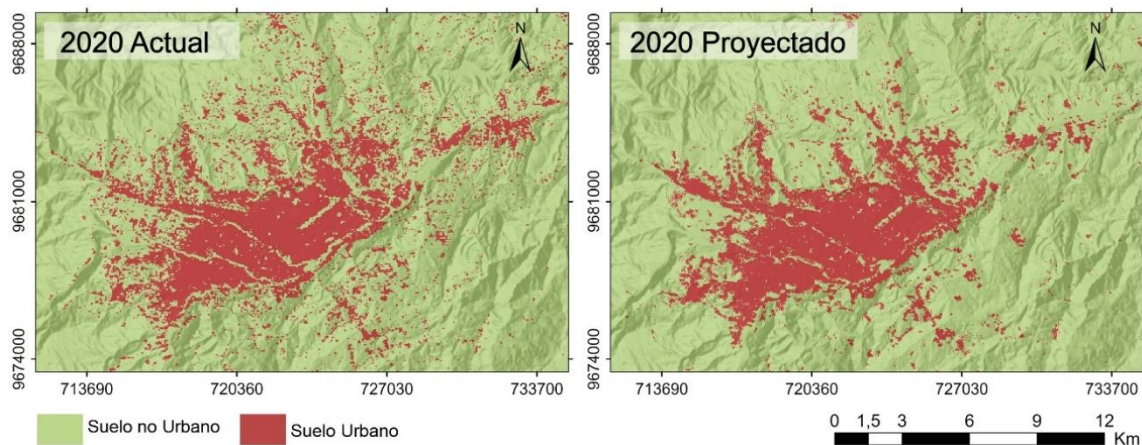


Figura 8. Cobertura de suelo urbano actual y proyectado

Tabla 8. Coberturas urbanas actual y proyectadas para 2020.

Cobertura	Actual		Proyectado		Precisión	Kappa	
	Km ²	%	Km ²	%		ANN	Validación
No Urbano	334,91	82,65	342,64	84,55	89,81	0,81	0,63
Urbano	70,30	17,35	62,57	15,44			

3.2. Escenario de crecimiento urbano histórico.

Se utilizaron los ráster de las seis variables y de coberturas de 2010 y 2020 para predecir el cambio de cobertura de 2030, el cual obtuvo un kappa de validación de 0,77. Luego se ingresaron los ráster de 2000 y 2020 para la predicción de 2040 y se obtuvo un valor kappa de 0,64. Y finalmente se ingresaron los ráster de 1990 y 2020 para la predicción de 2050 donde se obtuvo un kappa de validación de 0,65. La figura 9 y la tabla 9 muestran los mapas y áreas pronosticadas para 2030, 2040 y 2050.

La figura 10 muestra las zonas donde se pronosticaron nuevos suelos urbanos para los períodos 2030-2040 y 2040-2050 del escenario de crecimiento urbano histórico. Se observó un crecimiento disperso que tiende hacia el este del área de estudio, y se identificaron también algunas zonas más densas alrededor de la mancha urbana actual.

Tabla 9. Estadística de las coberturas urbanas proyectadas para el escenario de crecimiento urbano histórico 2030, 2040 y 2050.

Cobertura	2030			2040			2050		
	Km ²	%	kappa	Km ²	%	kappa	Km ²	%	kappa
No urbano	340,83	84,1	0,77	329,43	81,3	0,64	318,48	78,6	0,65
Urbano	64,39	15,9		75,78	18,7		86,74	21,4	

3.3. Escenario de crecimiento urbano incontrolado.

Se utilizaron los ráster de dos variables (pendiente y elevación), y las coberturas de 2010 y 2020 para predecir el cambio de cobertura de 2030 y obtuvo un kappa de validación de 0,65. Luego se ingresaron los ráster de 2000 y 2020 para la predicción de 2040 y se obtuvo un valor kappa de 0,64. Y finalmente se

ingresaron los ráster de 1990 y 2020 para la predicción de 2050 donde se obtuvo un kappa de validación de 0,54. La figura 9 y la tabla 10 muestran los mapas y áreas pronosticadas para 2030, 2040 y 2050.

La figura 10 muestra el pronóstico de nuevos suelos urbanos para el escenario de crecimiento incontrolado de los períodos 2030-2040 y 2040-2050, donde se identificó un crecimiento mucho más disperso, en comparación con el escenario histórico, y una tendencia de crecimiento hacia el este de la ciudad.

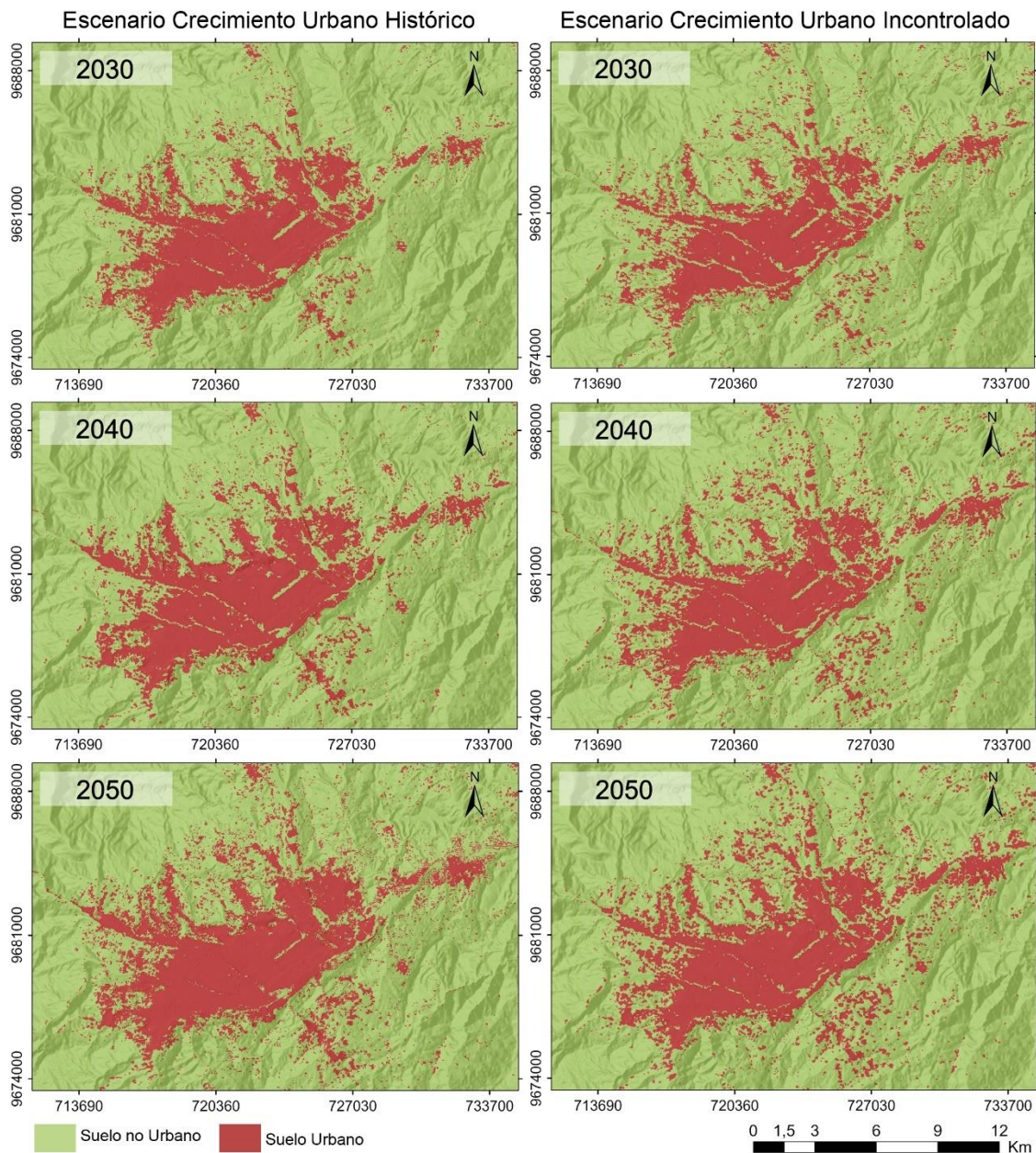


Figura 9. Mapas de predicciones de cambio de cobertura urbana para 2030, 2040 y 2050 en dos escenarios.

Tabla 10. Estadística de las coberturas urbanas proyectadas para el escenario de crecimiento urbano incontrolado 2030, 2040 y 2050.

Cobertura	2030			2040			2050		
	Km ²	%	kappa	Km ²	%	kappa	Km ²	%	kappa
No urbano	341,70	84,3	0,65	328,93	81,2	0,64	318,90	78,7	0,54
Urbano	63,52	15,7		76,29	18,8		86,32	21,3	

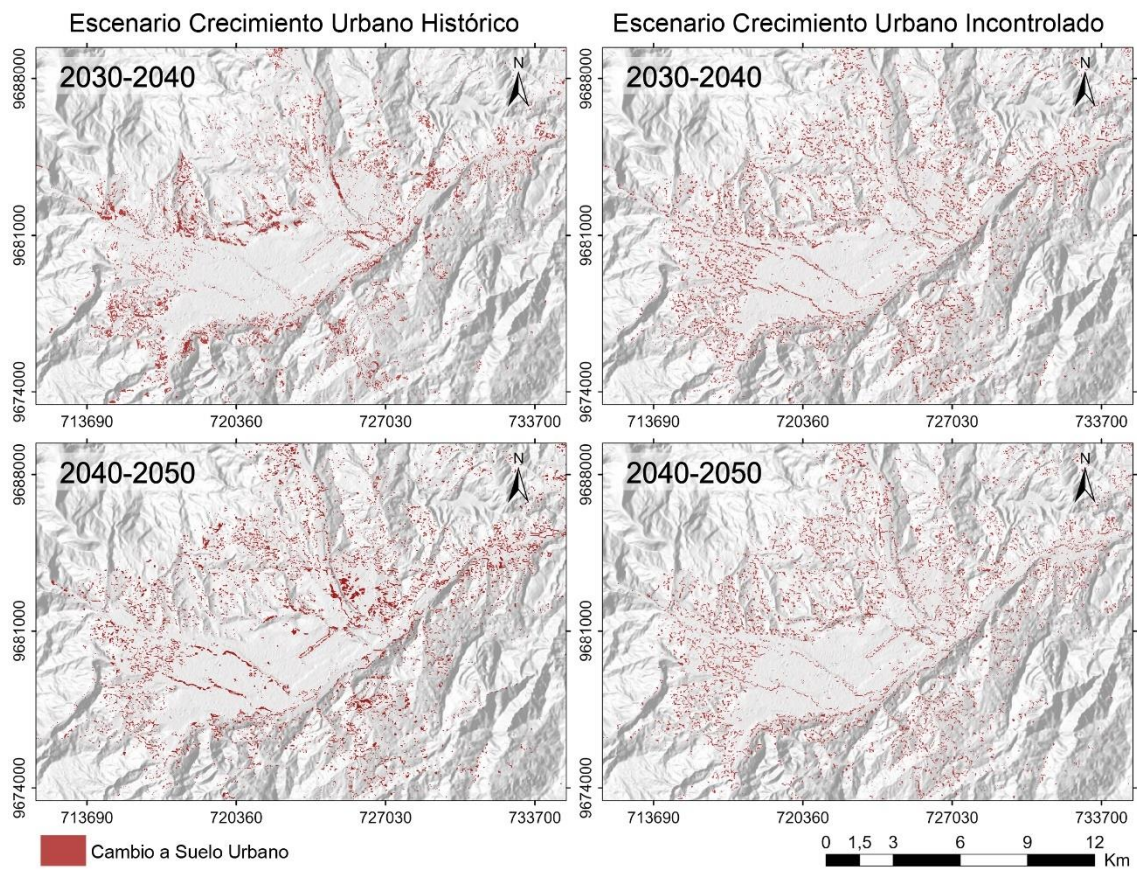


Figura 10. Mapas de cambio de cobertura a suelo urbano para los períodos proyectados en dos escenarios.

Las superficies de cambio calculadas para los períodos proyectados se presentan en la tabla 11, donde se observó que no hay una diferencia significativa de cambio de áreas entre un escenario y otro, sin embargo, en el escenario de crecimiento incontrolado es ligeramente mayor el área de crecimiento urbano para el período 2030-2040.

Tabla 11. Superficies de cambio de cobertura a suelo urbano en los períodos proyectados

Escenario	Cobertura	Δ Área km ²			
		2030-2040	%	2040-2050	%
Crecimiento urbano Histórico	Urbano	11,40	2,81	10,95	2,7
Crecimiento urbano incontrolado	Urbano	12,77	3,15	10,03	2,47

Las tasas de cambio (índice K) calculadas para los períodos proyectados se muestran en la figura 11. Para el período de 2030-2040 fue de 1,8% y para el período de 2040-2050 fue de 1,4%. No existió mayor diferencia entre las tasas de cambio para ambos escenarios, y se mantuvo una tendencia de reducción de las tasas a futuro.

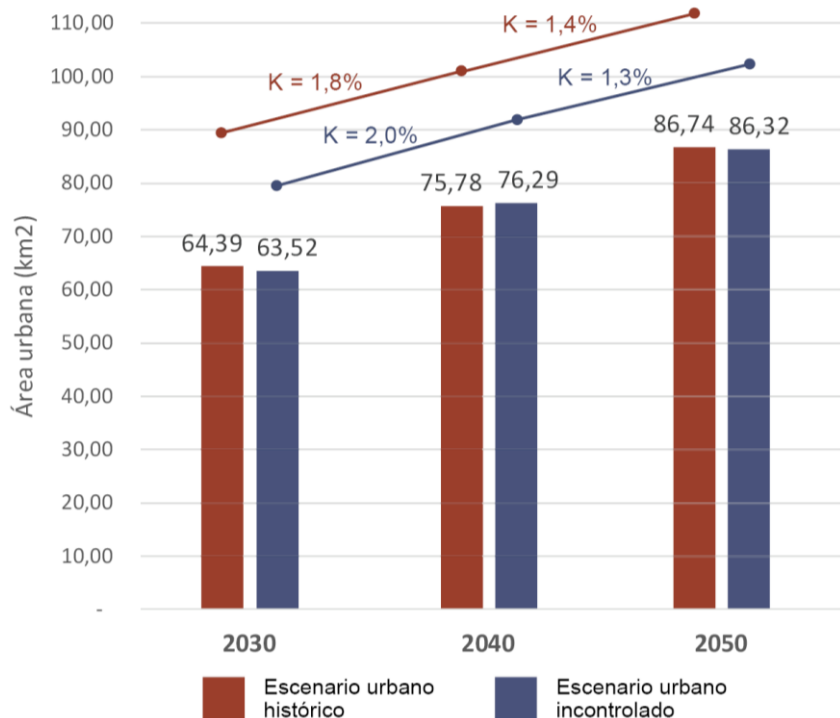


Figura 11. Tasa de crecimiento urbano 2030–2050.

DISCUSIÓN

1. Influencia de las variables seleccionadas en los patrones de crecimiento urbano

Los valores de asociación determinados para las variables que influyen sobre el crecimiento urbano revelaron que, la densidad poblacional fue la variable con mayor influencia sobre el crecimiento urbano (0,41), seguido de la variable de distancia a áreas urbanizadas (0,26), lo que significa que la población tiende a vivir en zonas próximas a las ciudades (Tabla 7).

La variable de distancia a suelos de protección tuvo una influencia importante para limitar la urbanización en estas áreas (0,25), lo cual indica efectividad en las restricciones de planificación y da cuenta del importante rol que juegan las políticas gubernamentales. Además, esta limitación en la urbanización también estuvo influenciada por las variables de pendientes (0,23) y elevación (0,21), ya que, gran parte de los suelos protegidos se ubican en zonas de pendientes y elevaciones altas. Y, por último, el valor de la variable de distancia a vías (0,21) indicó una preferencia considerable de las personas a vivir en áreas accesibles a vías.

Los resultados obtenidos fueron similares a los de otras investigaciones como (Dadashpoor et al., 2019; Dawid y Bielecka, 2022; Hasan et al., 2023; Wang et al., 2016), en donde los factores socioeconómicos y geofísicos presentaron una alta influencia en la expansión urbana de sus ciudades, identificando a la densidad poblacional como una de las variables que tuvo mayor impacto, seguida de las variables de distancia a áreas urbanizadas y distancia a vías.

2. Patrones de crecimiento urbano detectados en el período 1990-2020

Los mapas resultados mostraron que el crecimiento de la mancha urbana ha incrementado ampliamente en la ciudad de Cuenca en los últimos 30 años. Durante el período de 1990-2000 se observó la mayor tasa de crecimiento urbano, el cual fue de 6,4%, y se redujo a 2% en el período de 2010-2020 (Figura 6), coincidiendo con la tendencia de la ciudad latinoamericana que experimentó

un crecimiento poblacional sin precedentes, y al mismo tiempo una reducción de las tasas de crecimiento urbano del 4,1% en 1950 al 2,1% en 2010, indicando un cierre del fenómeno migratorio del campo a la ciudad (Carrión M., 2022).

El patrón de crecimiento que se observó en Cuenca fue expansivo durante el período de 1990-2000, ya que se incorporan nuevos suelos urbanos de forma adyacente a los preexistentes; y a partir del período de 2010 se observó una ocupación más dispersa hacia las periferias, caracterizada por ser de baja densidad (Figura 4 y Figura 7:Densidad poblacional), reflejando un patrón de crecimiento similar al observado en la mayoría de ciudades latinoamericanas (Salazar, 2023).

Durante el primer período de 1990-2000, se observaron cambios a suelo urbano principalmente al sur de la ciudad. En el período de 2000-2010 los cambios se dieron de forma adyacente a las superficies urbanas previas, y se observaron algunas nuevas zonas urbanizadas al oeste de la ciudad. Y durante el último período de 2010-2020, los cambios fueron principalmente hacia la periferia este de la ciudad, aunque se observaron también algunos nuevos suelos adyacentes al noreste de la periferia urbana (Figura 4). Los cambios observados fueron predominantemente destinados para uso residencial, afectando principalmente a la cobertura vegetal que se redujo de 60% en 1990 a 50% en 2020, seguida por la cobertura de bosques que se redujo de 27% a 26% respectivamente (Tabla 5).

3. Predicción de patrones de crecimiento urbano futuro

Escenario urbano histórico

Este escenario pronosticó la tendencia histórica de la influencia de las seis variables seleccionadas sobre el crecimiento urbano (Figuras 9 y 10). Para 2030 se identificó que las áreas adyacentes en todo el perímetro de la mancha urbana tienen mayor posibilidad de cambio, y se observó una cobertura urbana más compacta dentro de la mancha urbana en comparación con el año 2020, lo cual se atribuye principalmente a la influencia de las variables de densidad poblacional y de distancia a áreas urbanizadas, y en menor medida a la distancia de vías (Tabla 7). Para el año 2040 se observó que continúa el crecimiento

urbano de las áreas adyacentes a la mancha urbana sobre todo a lo largo de las vías principales al norte y sur de la ciudad. Así mismo, se observó un incremento de suelos urbanos en los límites noreste y suroeste, que coinciden con la entrada y salida de la ciudad. Y para el año 2050 se observó un crecimiento mucho más disperso, que ocupa una mayor cantidad de suelo alrededor de la ciudad, el cual corresponde a uso rural.

En general se observó un crecimiento urbano expansivo de forma adyacente a la mancha urbana, sin embargo, resaltaron dos nuevos polos de crecimiento urbano marcados, hacia el noreste y sur de la ciudad, que conducen hacia un patrón de crecimiento policéntrico, por la formación de centros periféricos. Además, no existieron nuevos suelos urbanos en las zonas más altas del área de estudio, lo cual puede atribuirse a las limitaciones topográficas y la presencia de suelos de protección, de acuerdo con el grado de asociación de cada variable determinada en la tabla 7, ya que las condiciones físicas del territorio constituyen una limitante para la expansión de la ciudad (Figura 7-DEM y Figura 9).

Los resultados mostraron que las áreas urbanas continúan en aumento hasta 2050, sin embargo, la tasa de crecimiento sigue una tendencia de reducción llegando a 1,4% en el período de 2040-2050 (Figura 11), lo cual indica un crecimiento menos acelerado en comparación con las décadas anteriores.

Escenario urbano incontrolado

Este escenario mostró el crecimiento urbano futuro sin restricciones de planificación, y sin la influencia de las variables socioeconómicas, únicamente se consideraron las variables geofísicas de pendiente y elevación (Figura 9). Para 2030 se observó un crecimiento más disperso alrededor de la mancha urbana, ocupando áreas de suelo rural. Para el año 2040 se observó la misma tendencia de crecimiento disperso en forma radial a la mancha urbana, y finalmente para el año 2050 se volvió a observar el mismo patrón de crecimiento disperso, pero que empieza a formar manchas urbanas más compactas. También se pudo identificar dos polos de crecimiento al este y sur de la ciudad que se vuelven más compactos a través de los años hasta llegar a 2050 (Figura 9 y 10).

La tasa de crecimiento urbano para este escenario en el período 2030-2040 fue del 2% y para el período 2040-2050 de 1,3% (Figura 11), manteniendo una tendencia de reducción con muy corta diferencia del escenario histórico.

En comparación con el escenario histórico, se pudo identificar que el escenario incontrolado tuvo un patrón de crecimiento más disperso (Figura 9), en superficie no existió mayor diferencia pues, en el período de 2030-2040 se pronosticó un incremento de 11,4 km² de área urbana para el escenario histórico, mientras que para el escenario incontrolado el crecimiento fue de 12,77 km², y en el período de 2040-2050 el crecimiento fue de 10,95 km² para el escenario histórico y de 10,03 km² para el escenario incontrolado (Tabla 11). Por lo tanto, aunque en superficie no existieron diferencias significativas entre un escenario y otro, sí se observaron diferencias con respecto a la forma de ocupación del suelo, ya que el escenario histórico fue más compacto, reflejando una mayor influencia de las variables socioeconómicas sobre el crecimiento urbano futuro de la ciudad.

Además, en ambos escenarios se observó que las zonas de elevaciones más altas, sobre todo al oeste, no presentaron grandes probabilidades de crecimiento urbano, lo cual se atribuye a la influencia de las variables geofísicas que limitan los procesos de urbanización.

CONCLUSIONES

La investigación analizó los patrones de crecimiento urbano y la influencia de las variables geofísicas y socioeconómicas sobre el crecimiento en la ciudad de Cuenca desde el año 1990 a 2050. El período de 1990 a 2020 se analizó mediante el uso de imágenes satelitales históricas en intervalos de 10 años, y el período de 2030 a 2050, fue pronosticado considerando dos escenarios, uno histórico y otro incontrolado.

En el período de 1990 a 2020, se observó un patrón de crecimiento predominantemente expansivo, que empezó en 1990 con una ocupación más concentrada, pero que con el paso del tiempo se volvió más disperso hacia las periferias con una baja densidad poblacional, afectando principalmente a los suelos de cobertura vegetal y bosques. Estas tendencias en los patrones de

crecimiento urbano son comunes en muchas ciudades latinoamericanas, generando consecuencias directas sobre sus entornos naturales.

Los resultados del pronóstico del escenario histórico mostraron que el patrón de crecimiento para el período 2030 a 2050 fue expansivo, ocupando los suelos adyacentes a la mancha urbana, que también puede describirse como un patrón de crecimiento de borde, y se caracterizó por ser de baja densidad poblacional. Este patrón expone una distribución espacial importante a considerar para el cambio de cobertura de suelo, ya que indica que los suelos agrícolas cercanos a las zonas urbanizadas pueden fácilmente convertirse en suelos urbanos.

En segundo lugar, se identificó un patrón de crecimiento policentrista, debido a la presencia de dos polos de crecimiento en la periferia urbana, tanto al este como el sur de la ciudad. Una característica que también pudo observarse fue el incremento del crecimiento disperso en algunas zonas con pendientes sobre el 30%, sobre todo en el pronóstico para 2050, lo cual, plantea una problemática por la ocupación de suelos ubicados en zonas peligrosas que requieren mayor inversión en infraestructura y servicios, propiciando situaciones de inequidad. Sin embargo, el crecimiento urbano fue mayor en la zona central del área de estudio.

Los resultados del pronóstico del escenario incontrolado mostraron un crecimiento urbano con una ocupación altamente dispersa, lo cual, traería consecuencias negativas para la ciudad, por la alta pérdida de cobertura vegetal en suelos rurales. Sin embargo, se debe considerar que este es un escenario hipotético que ayuda a comprender de mejor forma la influencia que tienen las variables sobre el crecimiento urbano. Así, se pudo identificar que en ambos escenarios las variables geofísicas de pendiente, elevación y suelos protegidos limitan considerablemente la expansión urbana en las zonas más altas de la ciudad. Y por otro lado, en el escenario histórico se pudo determinar que las variables socioeconómicas fueron factores impulsores de la expansión urbana, ya que promovieron la urbanización en las zonas más influenciadas por estas variables, logrando un crecimiento urbano más compacto, en comparación con el incontrolado.

El análisis de las variables en los escenarios planteados y sus resultados, permitió alcanzar una mejor comprensión de los patrones de crecimiento en la

ciudad de Cuenca, lo cual, hace posible plantear políticas de control del crecimiento urbano en sectores específicos, como apoyo a la toma de decisiones en los procesos de planificación. Así, por ejemplo, si se plantean restricciones similares enfocadas a la protección de suelos agrícolas, estas tendrán un impacto positivo para el control del crecimiento urbano. Del mismo modo, si en los nuevos planes se proponen políticas encaminadas a proteger los suelos aledaños a los polos de crecimiento observados en las periferias, sumado a políticas de incentivo para aumentar la densidad poblacional dentro de la zona urbana, es posible alcanzar un crecimiento urbano más sostenible.

De esta manera, los modelos predictivos aplicados al análisis de patrones de crecimiento urbano y la influencia de sus variables permitió alcanzar una mejor comprensión sobre cómo crece la ciudad de Cuenca. El complemento MOLUSCE y su modelo predictivo basado en Autómatas Celulares (CA) posibilitó pronosticar o predecir los cambios futuros de crecimiento urbano, la veracidad de estas predicciones fue medida a través de un alto índice kappa en la validación del modelo (0,81), sin embargo, existen muchos factores que pueden influir en los pronósticos de cambios de cobertura, como por ejemplo, los efectos de la pandemia de COVID-19.

En este sentido, algunas limitaciones fueron la identificación de variables como factores impulsores o influyentes en el crecimiento urbano y que sean apropiados para las condiciones locales, ya que, dependiendo de las variables ingresadas al modelo se pueden obtener resultados diferentes.

BIBLIOGRAFÍA

- Abdelkarim, A., Alogayell, H. M., Alkadi, I. I., & Youssef, I. (2022). Spatial-temporal prediction model for land cover of the rural-urban continuum axis between Ar-Riyadh and Al-Kharj cities in KSA in the year of 2030 using the integration of CA-Markov model, GIS-MCA, and AHP. *Applied Geomatics*, 14(3), 501-525. <https://doi.org/10.1007/s12518-022-00448-w>
- Abdulkarim Hasan, R. (2023). The Impacts of Unsustainable Urbanization on the Environment. In A. Prof. Amjad Zaki & A. Prof. Asaad (Eds.), *Sustainable Regional Planning* (pp. Ch. 27). IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.110089>
- Alipbeki, O., Alipbekova, C., Mussaif, G., Grossul, P., Zhenshan, D., Muzyka, O., Turekeldiyeva, R., Yelubayev, D., Rakhimov, D., Kupidura, P., & Aliken, E.

- (2024). Analysis and Prediction of Land Use/Land Cover Changes in Korgalzhyn District, Kazakhstan. *Agronomy*, 14(2).
- Burnham, B. O. (1973). Markov intertemporal land use simulation model [Article]. *Southern Journal of Agricultural Economics*, 5(1), 253-258. <https://www.scopus.com/inward/record.uri?eid=2-s2.0-0001895974&partnerID=40&md5=6c85a612ab84b3c449e38cebd0ff0b2d>
- Camagni, R., Gibelli, M. C., & Rigamonti, P. (2002). Urban mobility and urban form: the social and environmental costs of different patterns of urban expansion. *Ecological economics*, 40(2), 199-216. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0921-8009\(01\)00254-3](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0921-8009(01)00254-3)
- Carrión M., F. (2022). Nuevos patrones de urbanización, nueva ciudad en América Latina. In J. Borja, F. Carrión, & M. Corti (Eds.), *Ciudades para cambiar la vida: Una respuesta a Hábitat III*. <https://www.flacsoandes.edu.ec/node/63320>
- Chang Martínez, L. A., Rosete Vergés, F. A., Charre Medellín, J. F., & Mas, J. F. (2020). Validación de modelos predictivos de cambio de cubierta y uso del suelo en la península de Baja California, México. *Investigaciones Geográficas*(102), 1-18. <https://doi.org/https://doi.org/10.14350/ig.60010>
- Clarke, K. C., Hoppen, S., & Gaydos, L. (1997). A Self-Modifying Cellular Automaton Model of Historical Urbanization in the San Francisco Bay Area. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 24(2), 247-261. <https://doi.org/10.1068/b240247>
- da Gama Torres, H. (2011). Environmental Implications of Peri-urban Sprawl and the Urbanization of Secondary Cities in Latin America. <https://publications.iadb.org/en/environmental-implications-peri-urban-sprawl-and-urbanization-secondary-cities-latin-america>
- Dadashpoor, H., Azizi, P., & Moghadasi, M. (2019). Analyzing spatial patterns, driving forces and predicting future growth scenarios for supporting sustainable urban growth: Evidence from Tabriz metropolitan area, Iran. *Sustainable Cities and Society*, 47, 101502. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.scs.2019.101502>
- Dawid, W., & Bielecka, E. (2022). GIS-Based Land Cover Analysis and Prediction Based on Open-Source Software and Data. *Quaestiones Geographicae*, 41(3), 75-86. <https://doi.org/doi:10.2478/quageo-2022-0026>
- Dinda, S., Das Chatterjee, N., & Ghosh, S. (2021). An integrated simulation approach to the assessment of urban growth pattern and loss in urban green space in Kolkata, India: A GIS-based analysis. *Ecological Indicators*, 121, 107178. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2020.107178>
- Du, P., Li, X., Cao, W., Luo, Y., & Zhang, H. (2010). Monitoring urban land cover and vegetation change by multi-temporal remote sensing information. *Mining Science and Technology (China)*, 20(6), 922-932. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1674-5264\(09\)60308-2](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S1674-5264(09)60308-2)
- Gasparini, L., & Cruces, G. (2021). *The changing picture of inequality in Latin America: Evidence for three decades* (The Regional Human Development, Issue. U. LAC. <https://www.undp.org/latin-america/publications/changing-picture-inequality-latin-america>
- Gimmler, L., & Lange, J. (2021). *A Deep Dive into Predicting Urban Growth using ArcGIS and R*. ESRI. Recuperado 21 de mayo de 2023 de <https://www.esri.com/arcgis-blog/products/arcgis-pro/analytics/a-deep-dive-into-predicting-urban-growth-using-arcgis-and-r/>

- Gómez Piovano, J., & Mesa, A. (2017). Determinación de densidades urbanas sostenibles en base a metodología relativa al acceso solar: caso área metropolitana de Mendoza, Argentina. *Revista de Urbanismo*, 0(36). <https://doi.org/10.5354/ru.v0i36.44367>
- Güneralp, B., Reba, M., Hales, B. U., Wentz, E. A., & Seto, K. C. (2020). Trends in urban land expansion, density, and land transitions from 1970 to 2010: a global synthesis. *Environmental Research Letters*, 15(4), 044015. <https://doi.org/10.1088/1748-9326/ab6669>
- Habitat III. (2015). *La ONU declaró a Cuenca como ciudad intermedia*. Recuperado 5 de Abril de <https://habitat3.org/documents-and-archive/media-archive/media-clippings/la-onu-declaro-a-cuenca-como-ciudad-intermedia-2/>
- Hasan, N. A., Yang, D., & Al-Shibli, F. (2023). A Historical–Projected Analysis in Land Use/Land Cover in Developing Arid Region Using Spatial Differences and Its Relation to the Climate. *Sustainability*, 15(3).
- INEC, I. n. d. e. y. c. (2010). *Fascículo provincial del azuay*.
- INEC, I. n. d. e. y. c. (2023). *Ecuador creció en 2.5 millones de personas entre 2010 y 2022*. Recuperado Noviembre 23, 2023 de [https://www.ecuadorencifras.gob.ec/institucional/ecuador-crecio-en-2-5-millones-de-personas-entre-2010-y-2022/#:~:text=ECUADOR%20CRECI%C3%93%20EN%202.5%20MILLONES%20DE%20PERSONAS%20ENTRE%202010%20Y%202022,-Quito%2C%20Ecuador%20\(13&text=De%20acuerdo%20con%20las%20nuevas,hombres%20suman%208%2C252%2C523%20\(48.7%25\)](https://www.ecuadorencifras.gob.ec/institucional/ecuador-crecio-en-2-5-millones-de-personas-entre-2010-y-2022/#:~:text=ECUADOR%20CRECI%C3%93%20EN%202.5%20MILLONES%20DE%20PERSONAS%20ENTRE%202010%20Y%202022,-Quito%2C%20Ecuador%20(13&text=De%20acuerdo%20con%20las%20nuevas,hombres%20suman%208%2C252%2C523%20(48.7%25)).
- Inostroza, L., Baur, R., & Csaplovics, E. (2013). Urban sprawl and fragmentation in Latin America: A dynamic quantification and characterization of spatial patterns. *Journal of Environmental Management*, 115, 87-97. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2012.11.007>
- Kim, Y., & Newman, G. (2020). Advancing scenario planning through integrating urban growth prediction with future flood risk models. *Computers, Environment and Urban Systems*, 82, 101498. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2020.101498>
- Linard, C., Tatem, A. J., & Gilbert, M. (2013). Modelling spatial patterns of urban growth in Africa. *Applied Geography*, 44, 23-32. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2013.07.009>
- Lu, J., Li, B., Li, H., & Al-Barakani, A. (2021). Expansion of city scale, traffic modes, traffic congestion, and air pollution. *Cities*, 108, 102974. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.cities.2020.102974>
- Meng, L., Sun, Y., & Zhao, S. (2020). Comparing the spatial and temporal dynamics of urban expansion in Guangzhou and Shenzhen from 1975 to 2015: A case study of pioneer cities in China's rapid urbanization. *Land Use Policy*, 97, 104753. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2020.104753>
- Montgomery, M. R. (2008). The urban transformation of the developing world [Review]. *Science*, 319(5864), 761-764. <https://doi.org/10.1126/science.1153012>
- Muhammad, R., Zhang, W., Abbas, Z., Guo, F., & Gwiazdzinski, L. (2022). Spatiotemporal Change Analysis and Prediction of Future Land Use and Land Cover Changes Using QGIS MOLUSCE Plugin and Remote Sensing Big Data: A Case Study of Linyi, China. *Land*, 11(3).

- Municipalidad de Cuenca. (2019). *Tomo II. Plan de Movilidad y Espacios Públicos de Cuenca 2015-2025*. Retrieved from https://www.cuenca.gob.ec/system/files/PMEPCUENCA2015_tomo_II.pdf
- National Institute of Environmental Health Sciences. (2023). *Air Pollution and Your Health*. Recuperado 9 de Noviembre de 2023 de <https://www.niehs.nih.gov/health/topics/agents/air-pollution/index.cfm>
- Pijanowski, B. C., Brown, D. G., Shellito, B. A., & Manik, G. A. (2002). Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a Land Transformation Model. *Computers, Environment and Urban Systems*, 26(6), 553-575. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0198-9715\(01\)00015-1](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0198-9715(01)00015-1)
- QGIS. (2015). *QGIS Python Plugins Repository. MOLUSCE*. Recuperado 16 de Mayo de 2023 de <https://plugins.qgis.org/plugins/molusce/>
- Reis, J. P., Silva, E. A., & Pinho, P. (2016). Spatial metrics to study urban patterns in growing and shrinking cities. *Urban Geography*, 37(2), 246-271. <https://doi.org/10.1080/02723638.2015.1096118>
- Rwanga, S. S., & Ndambuki, J. M. (2017). Accuracy Assessment of Land Use/Land Cover Classification Using Remote Sensing and GIS. *International Journal of Geosciences*, Vol.08No.04, 12, Article 75926. <https://doi.org/10.4236/ijg.2017.84033>
- Salazar, C. (2023). *Beyond the Urban/Rural Territorial Categories*. IDB. Recuperado October 20, 2023 de <https://blogs.iadb.org/ciudades-sostenibles/en/beyond-urban-rural-territorial-categories/>
- Sarmiento Prieto, J. P., Fritis Estay, A., & Castro Correa, C. P. (2020). Regeneración urbana y gestión del riesgo en Chile: análisis comparativo de casos. *Revista INVI*, 35(100), 174-198. <https://revistainvi.uchile.cl/index.php/INVI/article/view/63336>
- Silva, C., & Vergara-Perucich, F. (2021). Determinants of urban sprawl in Latin America: evidence from Santiago de Chile. *SN Social Sciences*, 1(8), 202. <https://doi.org/10.1007/s43545-021-00197-4>
- Sun, L., Chen, J., Li, Q., & Huang, D. (2020). Dramatic uneven urbanization of large cities throughout the world in recent decades. *Nature Communications*, 11(1), 5366. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-19158-1>
- Terraza, H., & Beltrán, M. (2014). *Cuenca Ciudad Sostenible* (H. Terraza, Ed.). Banco Interamericano De Desarrollo. www.iadb.org/ciudades
www.urbandashboard.org
- U.S. Geological Survey. (2021). *Earth Explorer*. U.S. Geological Survey. Recuperado enero de 2024 de <https://earthexplorer.usgs.gov/>
- UN-Habitat. (2015). *Intermediate cities: urban renewal & growth*. UN-Habitat. <https://habitat3.org/wp-content/uploads/Note-English.pdf>
- UN, U. N. (2016). *Sustainable Cities. Hubs of innovation, low carbon industrialization and climate action*. Vienna, Austria: United Nations
- United Nations. (2019). *World Urbanization Prospects 2018: Highlights (ST/ESA/SER.A/421)*. <https://population.un.org/wup/Publications/Files/WUP2018-Highlights.pdf>
- Valencia, V. H., Levin, G., & Hansen, H. S. (2020). Modelling the spatial extent of urban growth using a cellular automata-based model: a case study for Quito, Ecuador.

- Geografisk Tidsskrift-Danish Journal of Geography*, 120(2), 156-173.
<https://doi.org/10.1080/00167223.2020.1823867>
- Verburg, P. H., de Koning, G. H. J., Kok, K., Veldkamp, A., & Bouma, J. (1999). A spatial explicit allocation procedure for modelling the pattern of land use change based upon actual land use. *Ecological Modelling*, 116(1), 45-61.
[https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(98\)00156-2](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0304-3800(98)00156-2)
- Wang, R., Murayama, Y., & Morimoto, T. (2021). Scenario simulation studies of urban development using remote sensing and GIS: review. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 22, 100474.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.rsase.2021.100474>
- Wang, W., Zhang, C., Allen, J. M., Li, W., Boyer, M. A., Segerson, K., & Silander, J. A. (2016). Analysis and Prediction of Land Use Changes Related to Invasive Species and Major Driving Forces in the State of Connecticut. *Land*, 5(3).
- Zhang, Y., Wang, L., Tang, Z., Zhang, K., & Wang, T. (2022). Spatial effects of urban expansion on air pollution and eco-efficiency: Evidence from multisource remote sensing and statistical data in China. *Journal of Cleaner Production*, 367, 132973.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.132973>

INDICE DE TABLAS

Tabla 1. Modelos de predicción aplicados en distintas investigaciones.....	14
Tabla 2. Imágenes satelitales utilizadas en el estudio.	18
Tabla 3. Esquema de clasificación de las coberturas de suelo	20
Tabla 4. Variables que influyen en el crecimiento urbano	22
Tabla 5. Superficies de coberturas de suelo en el área de estudio.....	25
Tabla 6. Superficies de cambio de coberturas de suelo (Δ) en el área de estudio.	27
Tabla 7. Valores de la V de Cramer de las variables que influyen en el crecimiento urbano.....	30
Tabla 8. Coberturas urbanas actual y proyectadas para 2020.....	31
Tabla 9. Estadística de las coberturas urbanas proyectadas para el escenario de crecimiento urbano histórico 2030, 2040 y 2050.....	31
Tabla 10. Estadística de las coberturas urbanas proyectadas para el escenario de crecimiento urbano incontrolado 2030, 2040 y 2050.....	33
Tabla 11. Superficies de cambio de cobertura a suelo urbano en los períodos proyectados	34

INDICE DE FIGURAS

Figura 1. Ubicación geográfica de la ciudad de Cuenca.	17
Figura 2. Metodología de la investigación.....	18
Figura 3. Coberturas de suelo de la ciudad de Cuenca 1990, 2000, 2010 y 2020.....	25
Figura 4. Mapas de cambio de cobertura para los periodos de análisis.....	26
Figura 5. Cambio de cobertura de suelo urbano en la ciudad de Cuenca 1990 - 2020.	27
Figura 6. Tasa de crecimiento urbano 1990–2020.....	28
Figura 7. Variables que influyen en el crecimiento urbano.....	29
Figura 8. Cobertura de suelo urbano actual y proyectado	30
Figura 9. Mapas de predicciones de cambio de cobertura urbana para 2030, 2040 y 2050 en dos escenarios.	32

Figura 10. Mapas de cambio de cobertura a suelo urbano para los períodos proyectados en dos escenarios. 33

Figura 11. Tasa de crecimiento urbano 2030–2050. 34

INDICE DE ANEXOS

Anexo 1.

Bandas	Rango spectral (μm)	LMin $_{\lambda}$ ($\text{Wm}^2 \text{sr } \mu\text{m}$)	LMax $_{\lambda}$ ($\text{Wm}^2 \text{sr } \mu\text{m}$)
L5 TM Año 1990 (34% nubosidad)			
1	0.45 - 0.52	-1.52	169
2	0.52 - 0.60	-2.84	333
3	0.63 - 0.69	-1.17	264
4	0.76 - 0.90	-1.51	221
5	1.55 - 1.75	-0.37	30.2
6	10.40 - 12.50	1.238	15.303
7	2.08 - 2.35	-0.15	16.5
L5 TM Año 2000 (43% nubosidad)			
1	0.45 - 0.52	-1.52	193
2	0.52 - 0.60	-2.84	365
3	0.63 - 0.69	-1.17	264
4	0.76 - 0.90	-1.51	221
5	1.55 - 1.75	-0.37	30.2
6	10.40 - 12.50	1.238	15.303
7	2.08 - 2.35	-0.15	16.5
L7 ETM Año 2010 (21% nubosidad)			
1	0.45 - 0.52	-6.2	293.7
2	0.52 - 0.60	-6.4	300.9
3	0.63 - 0.69	-5.0	234.4
4	0.77 - 0.90	-5.1	241.1
5	1.55 - 1.75	-1.0	47.57
7	2.09 - 2.35	-0.35	16.54
L8 OLI/TIRS Año 2020 (30% nubosidad)			
1	0.43 - 0.45	-61.50307	744.76660
2	0.45 - 0.51	-62.97989	762.65009
3	0.53 - 0.59	-58.03543	702.77551
4	0.64 - 0.67	-48.93874	592.61993
5	0.85 - 0.88	-29.94807	362.65384
6	1.57 - 1.65	-7.44781	90.18871
7	2.11 - 2.29	-2.51031	30.39842

Fuente: U.S. Geological Survey (2021).