

UCUENCA

Facultad de Ciencias Químicas

Carrera de Ingeniería Ambiental

Aplicación de técnicas geoespaciales para la evaluación y predicción del cambio de cobertura del suelo en la parroquia Baños Cuenca-Ecuador


Trabajo de titulación previo a la obtención
del título de Ingeniero Ambiental

Autor:

Walter Fernando Mejía Sánchez

Director:

Julio Danilo Mejía Coronel

ORCID:  0000-0002-2668-2789

Cuenca, Ecuador

2023-10-10

Resumen

Este estudio busca identificar los cambios en la cobertura del suelo en la parroquia Baños mediante datos espaciales y de técnicas de modelado, para lograrlo se utilizaron imágenes satelitales de los sensores Landsat 5, 7, y 8, clasificadas en las categorías de cobertura de bosque, vegetación arbustiva y herbácea, tierra agropecuaria, cuerpos de agua y zonas antrópicas, aplicando una clasificación supervisada con el logaritmo de máxima probabilidad mediante el complemento SCP del software QGIS. Para la validación de la clasificación se emplearon matrices de confusión. Se empleó el complemento MOLUSCE del software QGIS para evaluar y predecir cambios en el uso de suelo. La evaluación abarcó 1991-2021 y la predicción se proyectó entre 2031-2051 en intervalos de 10 años. Se empleó el modelo CA-ANN para la predicción, usando variables geospaciales como pendientes, MDT, distancias de vías, elevación, distancia de ríos y densidad poblacional. Se realizó un análisis de correlación de Pearson para establecer su vínculo con el cambio de uso de suelo. Se encontró una correlación moderada entre MDT, distancias de vías y distancia de ríos. En este estudio, en la evaluación se observó una mayor transformación en las categorías de vegetación arbustiva y herbácea degradándose a una tasa anual de -0,59 %, las tierras agropecuarias crecen a una tasa anual de 8,85% y zonas antrópicas crecen con una tasa de 3.84 % anualmente. Los resultados predictivos indican una pérdida de 1 128,580 ha de bosque en los próximos años, contrarrestada por un aumento de 257,58 ha en zonas antrópicas.

Palabras clave: evaluación de uso de suelo, MOLUSCE, autómatas celulares, red neuronal artificial, predicción de uso de suelo



El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Cuenca ni desata su responsabilidad frente a terceros. Los autores asumen la responsabilidad por la propiedad intelectual y los derechos de autor.

Repositorio Institucional: <https://dspace.ucuenca.edu.ec/>

Abstract

This study seeks to identify changes in land cover in Baños parish using spatial data and modeling techniques. To achieve this, satellite images from Landsat 5, 7, and 8 sensors were used, classified into the categories of forest cover, shrub and herbaceous vegetation, agricultural land, water bodies, and anthropogenic zones, applying a supervised classification with the logarithm of maximum probability using the SCP complement of the QGIS software. Confusion matrices were used to validate the classification. The MOLUSCE add-on of QGIS software was used to assess and predict land use change. The assessment covered 1991-2021 and the prediction was projected between 2031-2051 in 10-year intervals. The CA-ANN model was used for the prediction, using geospatial variables such as slopes, DTM, road distances, elevation, distance from rivers and population density. A Pearson correlation analysis was performed to establish the link with land use change. A moderate correlation was found between DTM, road distances and river distance. In this study, in the evaluation, a greater transformation was observed in the categories of shrub and herbaceous vegetation degrading at an annual rate of -0,59%, agricultural land growing at an annual rate of 8,85% and anthropogenic zones growing at a rate of 3,84% annually. The predicted results indicate a loss of 1 128,580 ha of forest in the coming years, offset by an increase of 257.58 ha in anthropogenic zones.

Keywords: land use evaluation, MOLUSCE, cellular automata, artificial neural network, land use prediction



The content of this work corresponds to the right of expression of the authors and does not compromise the institutional thinking of the University of Cuenca, nor does it release its responsibility before third parties. The authors assume responsibility for the intellectual property and copyrights.

Institutional Repository: <https://dspace.ucuenca.edu.ec/>

Índice de contenido

1. Introducción	8
2. Objetivos.....	9
2.1. Objetivo general.....	9
2.2. Objetivos específicos	9
3. Marco teórico.....	10
3.1. Sistema de información geográfica (SIG).....	10
3.2. Sensores remotos	10
3.2.1. Clasificación de los sensores remotos.....	10
3.3. Sistemas de teledetección.....	11
3.4. Imágenes satelitales	11
3.5. Cobertura del suelo.....	12
3.6. Evaluación del cambio de uso de suelo	12
3.6.1. Validación de la precisión de la evaluación del cambio de uso de suelo.....	13
3.7. Predicción de cambio de uso de suelo.....	15
3.7.1. Modelo de cadena Márkov.....	16
3.7.2. Modelo MaxEnt (Maximización de la Entropía).....	16
3.7.3. Las redes neuronales artificiales.....	16
3.7.4. Modelo de autómatas celulares.....	17
3.7.5. El modelo CA-ANN (Cellular Automata-Artificial Neural Network).....	17
4. Metodología	17
4.1. Insumos.....	17
4.1.1. Imágenes satelitales	17
4.1.2. Software.....	18
4.1.3. Información vectorial.....	18
4.2. Ubicación.....	18
4.3. Corrección de imágenes satelitales	21
4.4. Aplicación de enmascaramiento de nubes.....	21
4.5. Clasificación de las coberturas de uso de suelo de la parroquia Baños.....	22

4.7. Selección, preparación y correlación de variables dependientes.	26
4.8. Evaluación del cambio de uso de suelo y predicción de futuros cambios.	27
4.9. Análisis de tasa de cambio anual	27
5. Resultados	27
5.1. Clasificación de cambio de uso de suelo.	27
5.2. Determinación de variables espaciales	30
5.3. Evaluación del cambio de uso de suelo y predicción de futuros cambios.	32
5.3.1. Evaluación del cambio de uso	32
5.3.2. Predicciones <i>del cambio de uso</i>	33
5.4. Análisis de tasa de cambio anual.	35
6. Discusión.	36
7. Conclusiones y Recomendaciones	37
8. Algunos lineamientos para la desaceleración de la expansión urbana	37
Referencias.....	39

Índice de figuras.

Figura 1. Área de estudio parroquia Baños.	19
Figura 2. Diagrama de flujo general de detección y predicción de cambios de uso de suelo.	20
Figura 3. Clasificación de imágenes satelitales	28
Figura 4. Variables geoespaciales	31
Figura 5. Mapa de cambios de uso de suelo 1991 - 2021.....	32
Figura 6. Ganancias y pérdidas de las categorías de uso de suelo.....	33
Figura 7. Curva de aprendizaje de la red neuronal.	34
Figura 8. Variables del cálculo de simulación ANN.....	34
Figura 9. Mapas de predicción 2031, 2041, 2051.	35

Índice de tablas

Tabla 1. Métodos de evaluación de exactitud en el proceso de clasificación de imágenes según((Perea et al., 2009)).....	14
Tabla 2. Listado de técnicas de modelación espacial.	15
Tabla 3. Características de las imágenes satelitales.	18
Tabla 4. Proceso secuencial de enmascaramiento de nubes y sombras en imágenes satélites analizadas.....	22
Tabla 5. Categorías de cobertura de uso de suelo según(MAATE, 2017)	23
Tabla 6. Coberturas de suelo con sus previsualizaciones de combinación de identificación.	25
Tabla 7. Matriz de confusión de la clasificación del año 1991.....	29
Tabla 8. Matriz de confusión de la clasificación del año 2001.....	29
Tabla 9. Matriz de confusión de la clasificación del año 2011.....	30
Tabla 10. Matriz de confusión de la clasificación del año 2021.....	30
Tabla 11. Correlación de variables geoespaciales.....	31
Tabla 12. Cambios temporales de las categorías de uso de suelo.....	33
Tabla 13. Matriz de pérdidas y ganancias en las categorías de suelo en los años de predicción.	35
Tabla 14. Tasa de crecimiento anual de las categorías de uso de suelo (1991 - 2021).	36

1. Introducción

El cambio en el uso del suelo hace referencia a la modificación de los paisajes naturales (Montero & Viales, 2015). Este fenómeno afecta a numerosos ecosistemas en el mundo y esta fragmentación ha aumentado en los últimos años por la introducción de muchos factores, como el crecimiento exponencial de la población humana, el desarrollo tecnológico y el cambio climático. Durante el siglo pasado, el cambio en el uso del suelo ha sido evidente en regiones con fuerte crecimiento demográfico y desarrollo económico, con este crecimiento urbano, es evidente que aumenta la deforestación para convertir bosque en tierras agrícolas (FAO, 2003). Debido a los profundos impactos ecológicos, económicos y sociales de estas transformaciones, el cambio en el uso del suelo continúa siendo una preocupación cada vez más compleja a nivel mundial (FAO, 2003).

En el Ecuador, el cambio en el uso del suelo es una problemática que ha crecido rápidamente en los últimos años debido, a los cambios demográficos, económicos y tecnológicos que ha tenido el país (Santos & Tellería, 2006). Según datos de 2022, los suelos en usos productivos y extractivos asciende al 29 % del territorio nacional continental que corresponde a 7 306 666 ha mientras 64 % de la superficie del Ecuador continental no presenta intervención antrópica, o ésta es muy ligera, y se mantiene la cobertura vegetal original (Moreno et al., 2022). Además, en el Ecuador desde 1954 hasta 2013, el área dedicada a manejo agrícola en el país se incrementó de 1.77 millones de hectáreas, a 2.47 millones de hectáreas lo que equivale a un incremento de 71.66 % (Moreno et al., 2022). Esto se debe principalmente a una expansión de las áreas urbanas y metropolitanas. Esto genera un aumento significativo en la fragmentación los ecosistemas, lo que lleva a la pérdida de hábitats importantes para la flora y fauna del país (Santos & Tellería, 2006). Por lo tanto, el cambio en el uso de suelo debe ser supervisado para mitigar los efectos negativos en el ambiente.

La ciudad de Cuenca es una de las tres ciudades más pobladas del Ecuador con una población aproximada de 603 269 y con una tasa de crecimiento de 15 % en siete años (INEC, 2017), lo que es equivalente a un aproximado de 2% anual. Con esta tasa de crecimiento se espera que para el año 2050 la población llegue a los 901 499 habitantes. Durante tres décadas la ciudad de Cuenca ha experimentado un acelerado y notario crecimiento de su zona urbana, casi triplicado su extensión espacial (Ortiz, 2020). En este periodo la zona urbana ha pasado de 2.674 hectáreas en 1982 y se extiende a 7 300 hectáreas en 2010 (Ortiz, 2020). Haga clic o pulse aquí para escribir texto. Las parroquias que conforman cabecera de la zona urbana de la ciudad de Cuenca, son las más propensas a la fragmentación por la expansión debido a que estas están conectadas por la infraestructura vial, este factor a estimulado la expansión hacia las parroquias (Ortiz, 2020).

La parroquia Baños es una de las parroquias de que conforma la cabecera de la zona urbana del Cantón Cuenca con una superficie de 3 232.27 hectáreas, con una población de 16 851 habitantes según el censo de 2010(GAD parroquial de Baños, 2021), esta parroquia es conocida por sus aguas termales, pero también, alberga unas varias especies de flora de las cuales 10 son especies endémicas de la parroquia, también alberga una gran variedad de especies de fauna. En la actualidad todas estas especies se han visto afectadas ya que la expansión urbana hacia parroquias rurales ha afectado el estado natural de los suelos(E. M. Correa, 2016). Los datos más recientes muestran que el uso del suelo en la parroquia está cambiando rápidamente debido a la expansión de la infraestructura urbana, la introducción de cultivos agrícolas y la tala(GAD parroquial de Baños, 2021).

Debido a la rápida expansión urbana, el monitoreo y el seguimiento del uso del suelo se han convertido en acciones necesarias para mantener el equilibrio del ambiente y mitigar los efectos negativos de tales cambios(Ferrer, 2015). En este sentido, los estudios de cambio de uso de suelo que aprovechan herramientas como las imágenes satelitales son cada vez más importantes. Ya que estas imágenes permiten un análisis detallado de las áreas de estudio, permitiendo identificar cambios en el uso del suelo a largo plazo. Además, estas imágenes se pueden comparar con imágenes anteriores para medir los cambios desde un periodo de tiempo específico a otro(De Alba Rosano et al., 2020). Esta técnica ayuda a comprender mejor los patrones y los efectos del cambio en el uso del suelo y así poder tomar las medidas adecuadas para controlar los cambios afectando el equilibrio ecológico(Hernández et al., 2022).

En este estudio se emplearon imágenes satelitales Landsat 5, 7 y 8, con el complemento MOLUSCE del software Qgis para la evaluación y predicción del uso de suelo con un intervalo de 10 años, recurriendo al uso de variables geoespaciales como la densidad poblacional, distancia de vías, distancia de ríos, MDT (modelo digital del terreno), mapa topográfico de la parroquia y pendientes.

2. Objetivos.

2.1. Objetivo general.

- Identificar los cambios en la cobertura del suelo en la parroquia Baños mediante datos espaciales y de técnicas de modelado.

2.2. Objetivos específicos

- Analizar los cambios de cobertura de uso de suelo en el periodo de 1991 a 2021 de la parroquia Baños.

- Identificar variables geoespaciales idóneas para la predicción de cambio de uso de suelo en la parroquia Baños.
- Desarrollar modelos predictivos utilizando técnicas geoespaciales para evaluar la evolución futura del cambio de uso de suelo en la parroquia Baños.

3. Marco teórico.

3.1. Sistema de información geográfica (SIG)

Un Sistema de Información Geográfica (SIG o GIS, por sus siglas en inglés) es un conjunto de herramientas tecnológicas digitales que se utilizan para capturar, almacenar, administrar, analizar y presentar datos geográficos y espaciales (Pérez et al., 2022).

Un SIG permite a los usuarios integrar diferentes datos geográficos y analizar las relaciones espaciales entre ellos. Esta tecnología se utiliza en diversos campos, como la planificación urbana y regional, la gestión ambiental, la agricultura, la seguridad pública, la navegación, la gestión de emergencias, entre otros (Pérez et al., 2022). Los SIG se utilizan para tomar decisiones informadas basadas en datos y visualizar información de manera más efectiva a través de mapas y gráficos interactivos (Odion et al., 2023).

3.2. Sensores remotos

Los sensores remotos son dispositivos que se utilizan para detectar y medir información a distancia, sin la necesidad de un contacto directo con la fuente de información. Estos sensores utilizan diferentes tecnologías para capturar información sobre el entorno y luego transmitirla a una estación de recepción o dispositivo de procesamiento (Liang & Wang, 2020).

3.2.1. Clasificación de los sensores remotos

Los sensores remotos se dividen en dos tipos: sensores pasivos y sensores activos, según el tipo de energía que emplean para obtener la información (Parra, 2010). Los sensores pasivos utilizan la energía ambiental de una fuente externa, midiendo la radiación electromagnética reflejada por la superficie terrestre y atmosférica a partir del sol en el espectro visible (Parra, 2010). El sensor infrarrojo térmico (TIRS) es un ejemplo de este tipo, que mide la temperatura de la superficie terrestre (Veneros et al., 2020). En contraste, los sensores activos generan su propia fuente de energía y emiten ondas en la región del espectro de las microondas para recibir la señal que rebota de la superficie terrestre. Los ejemplos de sensores activos incluyen el sensor de Detección y Localización de Imágenes por Láser (LIDAR) y el sensor de Detección y Localización por Radio (RADAR) (Veneros et al., 2020).

3.3. Sistemas de teledetección.

Los sistemas de teledetección hacen referencia al proceso de la recopilación y la adquisición de la información generada por los sensores remotos en su observación a distancia, los pasos a seguir dependerán del método y el tipo de información que se utiliza (Prenzel, 2004). Los sistemas de teledetección utilizan los datos adquiridos por los sensores satelitales y/o aerotransportados para procesar la información sobre un objeto o área determinado y proporcionar datos esenciales sobre objetos en o cerca de la superficie de la Tierra y la atmósfera en función de la radiación reflejada o emitida por objetos o áreas en enfoques multiescalar y multitemporales (Chaminé et al., 2021)

Los sistemas de teledetección brindan datos valiosos sobre las características físicas de la Tierra y se pueden usar para una variedad de aplicaciones, que incluyen el monitoreo ambiental, la planificación del uso de la tierra y la gestión de los recursos naturales (Chaminé et al., 2021)

3.4. Imágenes satelitales

Las imágenes satelitales son fotografías digitales de la superficie terrestre, obtenidas por medio de satélites artificiales que orbitan nuestra atmósfera terrestre. Estas imágenes satelitales son el resultado numérico (píxeles) de la reflectancia del terreno. Hoy en día las imágenes satelitales son una herramienta importante para la observación y el monitoreo de todos los seres vivos e inertes de la Tierra, ya que permiten obtener información sobre la superficie terrestre a una escala local, global y regional. Además, estas imágenes pueden ser utilizadas como insumos para detectar cambios en la superficie terrestre en escalas temporales, lo que es vital para el seguimiento de la deforestación, la urbanización, la erosión del suelo, entre otros (Dhingra & Kumar, 2019).

Las imágenes satelitales capturan una amplia gama de información a través de valores de reflectividad, también llamados valores radiométricos, que se representan numéricamente en una escala de 0 a 255, equivalente a 8 bits (Molina et al., 2019). La unidad básica de las imágenes satelitales es el pixel y cada pixel presenta un valor numérico de brillo y color, en las imágenes cuanto mayor sea el tamaño del pixel menor resolución tendrá la imagen (Tempfli et al., 2009).

Cabe mencionar que cada imagen satelital cuenta con un archivo de encabezado especial, donde se almacenan los metadatos asociados a esa imagen en particular. Los metadatos son información adicional que describe los detalles técnicos y contextuales de la imagen, como la fecha y hora de adquisición, la resolución espacial, el sistema de coordenadas utilizado, el tipo de sensor utilizado para la captura, entre otros aspectos relevantes. Estos metadatos son

esenciales para comprender y utilizar adecuadamente las imágenes satelitales en diversos análisis y aplicaciones(Moine & Balzarini, 2019)

Los formatos convencionales más frecuentemente empleados en diversos ámbitos son el HDF (Hierarchical data Format), GeoTIFF y KML (Keyhole Markup Language). Estos formatos han ganado popularidad debido a su facilidad de uso y su capacidad de distribución en múltiples plataformas. Cada uno de estos formatos ofrecen características específicas que los hacen adecuados para diferentes aplicaciones y necesidades, desde el almacenamiento eficiente de grandes volúmenes de datos hasta la representación georreferenciada y la visualización de información geoespacial(Chuvienco, 2010).

3.5. Cobertura del suelo

La cobertura de suelo hace referencia a las categorías de uso de suelo de un área geográfica determinada. Entre las categorías más influyentes se encuentran la vegetación, los cuerpos de agua, las zonas urbanizadas, las zonas agrícolas, etc. La cobertura del suelo es un factor importante en la gestión del recurso suelo y en la toma de decisiones en la planificación para uso y conservación de este recurso(Salinas et al., 2016).

La cobertura del suelo puede ser evaluada por medio de técnicas como es la observación directa en campo o mediante el uso de tecnologías de teledetección como sensores remotos y sistemas de información geográfica (GIS), las cuales permiten analizar y mapear la cobertura de suelo en grandes áreas como pueden ser regiones, países ahorrando tiempo y recursos en su análisis(Camacho et al., 2015).

Actualmente, las técnicas de análisis usando sensores remotos están en auge debido a que presentan las ventajas de ahorro de recursos económicos y tiempo. Estas tecnologías cuentan con datos accesibles y facilitan la determinación de las categorías de uso del suelo en una zona específica. Estos datos son procesados y examinados para identificar los patrones y características de la superficie(Camacho et al., 2015).

3.6. Evaluación del cambio de uso de suelo

La evaluación del cambio de cobertura del suelo es una medida fundamental para comprender las presiones sobre los ecosistemas y se utiliza ampliamente para comprender las consecuencias para la biodiversidad y los servicios ecosistémicos cuando estas sufran alteraciones(USGS, 2022). Esta evaluación ayuda a comprender cómo la cobertura del suelo y su uso está inherentemente relacionada y cómo los cambios en el uso de la tierra pueden afectar la cobertura del suelo y viceversa(Sleeter et al., 2018), (Thiery et al., 2018). Además,

la evaluación del cambio de cobertura del suelo puede ayudar a comprender cómo varía la gestión, las condiciones y el uso del suelo en el tiempo y en el espacio (Sleeter et al., 2018). En general, la evaluación del cambio de cobertura del suelo es importante para comprender los efectos del cambio ambiental en el paisaje para generar las mejores decisiones de gestión del suelo (Leija & Mendoza, 2021).

Para realizar una evaluación del uso del suelo en un área de estudio mediante técnicas SIG e imágenes satelitales, es necesario recolectar información de sensores remotos y la aplicación de técnicas de preprocesamiento y postprocesamiento para categorizar las distintas coberturas existentes en el área (Yelsin et al., 2022). Para ello se deben relacionar las diferentes categorías con su valor de espectral específica dentro de la imagen satelital.

Uno de los métodos más utilizados en este contexto es la clasificación supervisada. Este método inicia con la selección de áreas de entrenamiento que representen las categorías de cobertura que intentan clasificar dentro del área de estudio (Cartaya et al., 2014).

Una vez seleccionados correctamente las áreas de entrenamiento, se emplean herramientas con algoritmos especializados para clasificar el resto del área de estudio. Estos algoritmos toman como referencia las áreas de entrenamiento (ROIS) y características identificadas previamente en las áreas de entrenamiento, utilizándolos para asignar de manera automática las coberturas correspondientes a cada zona o región del área evaluada (Cartaya et al., 2014).

Otra de las técnicas utilizadas para clasificar el uso de suelo es la máxima verosimilitud, la cual se enfoca en métodos estadísticos paramétricos centrándose en la probabilidad de que las observaciones pertenezcan a una clase específica (García & Mas, 2008).

También hay otra técnica de clasificación, como la no supervisada, que ha diferenciado la supervisada, no se puede seleccionar áreas de entrenamiento y usa algoritmos para detectar patrones en los datos de la imagen y asignarlos a categorías (Arango Gutiérrez et al., 2005). Además, de las tres técnicas anteriores, existe la técnica de clasificación basada en redes neuronales artificiales, capaces de aprender y clasificar patrones complejos en imágenes satelitales (García & Mas, 2008).

3.6.1. Validación de la precisión de la evaluación del cambio de uso de suelo.

Para determinar la veracidad de la clasificación realizada se debe comparar la información obtenida con la información de referencia, la cual determina la precisión, fiabilidad y calidad de los resultados. Esta comparación estima la efectividad de los métodos de clasificación y a la vez determinan si los datos obtenidos se ajustan a la realidad.

Según (Pesantez, 2015) citando a (Perea et al., 2009). La evaluación de la exactitud se realiza a través de estos índices estadísticos.

Tabla 1. Métodos de evaluación de exactitud en el proceso de clasificación de imágenes según(Perea et al., 2009)

Concepto	Definición	Fórmula
Índice de fiabilidad	Establece una conexión entre los elementos correctamente clasificados y el número total de puntos verificados.	$F = \frac{\sum_{i=1}^n X_{ii}}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n X_{ij}} 100$
Fiabilidad de usuarios	Indica la probabilidad de ocurrencia de que un punto clasificado en la imagen coincida con su valor real.	$F_{u,i} = \frac{X_{ii}}{\sum X_{i+}} 100$
Fiabilidad de programador	Evalúa la probabilidad de que los valores clasificados correspondan a una categoría específica.	$F_{p,i} = \frac{X_{ii}}{\sum X_{i+}} 100$
Índice de kappa	Realiza un análisis categórico multivariante para evaluar el acuerdo entre la clasificación y la realidad, eliminando el efecto del azar y revelando las relaciones entre categorías.	$K = \frac{N \sum X_{ii} - \sum X_{i+} X_{+i}}{N^2 - \sum X_{i+} X_{+i}} 100$

Fuente: (Pesantez, 2015)

Para la evaluación de exactitud de las clasificaciones de uso de suelo se utiliza la matriz de confusión, según (Pesantez, 2015) citando a (Li et al., 2010) esta es una herramienta que ayuda a contrastar dos clasificaciones, una definida por el usuario como base y la otra es la que se intenta clasificar. Esta herramienta crea una matriz comparativa de las clasificaciones realizadas que suele estar distribuida en diferentes áreas o abarcar todo el conjunto, para analizar y comparar las clases de ambas clasificaciones.

3.7. Predicción de cambio de uso de suelo.

La predicción del cambio de uso de suelo consiste en prever cómo cambiará el uso en un área determinada. Este proceso con visión al futuro ha atraído mucha atención de los investigadores desde hace varias décadas (Bounouh et al., 2017).

La predicción del cambio de uso de suelo es importante para la planificación territorial y la gestión adecuada de los recursos naturales. Los modelos de cambio de uso de suelo ayudan a probar la sensibilidad de los patrones de uso de la tierra a los cambios en variables seleccionadas, lo que permite probar la estabilidad de los sistemas sociales y ecológicos vinculados a través de la construcción de escenarios (Veldkamp & Lambin, 2001).

Además, la predicción del cambio de uso de suelo se utiliza para comprender mejor los patrones espaciales de uso de suelo en el futuro, lo que ayuda en la planificación adecuada de áreas urbanas y en la toma de decisiones en la gestión de recursos naturales (Khan et al., 2022)

En la actualidad el uso de herramientas SIG para la predicción del uso del suelo es una práctica cada vez más común y necesaria en la gestión del territorio. Estas herramientas permiten la integración de datos geográficos, socioeconómicos y ambientales para la toma de decisiones informadas sobre el uso del suelo. Una de las principales ventajas de las herramientas SIG es el análisis multitemporal de coberturas y usos del suelo, que permite el seguimiento de los cambios en la cobertura vegetal y el uso del suelo a lo largo del tiempo (J. A. Correa, 2018)

A continuación, se enlistan las principales técnicas de modelación espacial.

Tabla 2. Listado de técnicas de modelación espacial.

Técnica de Modelado Espacial	Ejemplo de Modelo
Modelos de transición	Modelo Márkov de cambio de cobertura de tierra
Modelos de distribución	Modelo MaxEnt (Maximización de la Entropía)
Modelos de inteligencia artificial	Redes Neuronales Artificiales
Modelo matemático	Autómatas celulares

Modelos de simulación y escenarios futuros	Modelo CA-ANN
--	---------------

Fuente: Elaboración propia.

3.7.1. Modelo de cadena Markov. Este modelo se creo para predecir futuros cambios en la cantidad de tierra cubierta, usa datos historicos sobre el uso del suelo en area de estudio, de igual manera, utiliza informacion geografica de las zonas de estudio como la topografica y la proximidad a carreteras, etc. Este modelo permite estimar una variedad de posibilidades y efectos del cambio de uso de suelo(Saha et al., 2022).

Este modelo se basa en la probabilidad de cambio de una categora de usos de suelo a otra categora de cambio en un periodo determinado, para su ejecucion requiere netamente de las categoras de uso de suelo actual y no del pasado. Las probabilidades generan una matriz de transicion que son la base del modelo de Markov. Esta matriz identifica estadasticamente cual es el proceso de cambio de una determinada categora de uso de suelo en base a las variables dependientes(Singh et al., 2015).

3.7.2. Modelo MaxEnt (Maximizacion de la Entropa). Este modelo es utilizado en la teora de la informacion y el aprendizaje automatico para la estimacion de distribuciones de probabilidad de las caractersticas condicionadas a las clases que maximiza la entropa, es decir este modelo se centra en la distribucion mas uniforme posible sujeta a las restricciones de informacion conocidas(Gil & Lobo, 2012).

Este modelo estima la distribucion de probabilidad condicional de las diferentes categoras de uso de suelo en funcion de un conjunto de variables dependientes. Estas variables pueden incluir informacion geografica, topografica, socioeconomica, climatica u otras caractersticas relevantes para el cambio de uso de suelo. Cabe destacar que la precision del Modelo MaxEnt depende de la calidad y relevancia de las variables utilizadas, asi como de la disponibilidad y representatividad de los datos utilizados para calibrar y validar el modelo(Gil & Lobo, 2012)

3.7.3. Las redes neuronales artificiales. Estos son modelos computacionales que se inspiran en el funcionamiento de nuestro cerebro humano. Estas redes estan conformadas por dos elementos con son los nodos (neuronas artificiales) los cuales se encuentran interconectados mediante conexiones ponderadas (pesos sinapticos). Las RNA pueden predecir el cambio de uso de suelo debido a que estas modelan los comportamientos a partir del conjunto de datos como, es el caso del conjunto de datos historicos que contenga informacion sobre las caractersticas del terreno, como datos geoespaciales, informacion sobre vegetacion,

topografía, clima, etc., además se requiere de los cambios de uso de suelo que han ocurrido en el pasado que servirán de utilidad para que el modelo pueda predecir(Villada et al., 2016).

La red neuronal artificial (RNA) se entrena utilizando un conjunto de datos históricos de cambio de uso del suelo. Durante el entrenamiento, la red ajusta sus pesos y parámetros internos para minimizar el error entre las predicciones y los valores reales del conjunto de datos de entrenamiento(Silva et al., 2021).

3.7.4. Modelo de autómatas celulares. Este modelo es una herramienta que ayuda a comprender, anticipar y simular cómo será el uso de suelo en un periodo de estudio. Este modelo se enfoca en la creación de una representación digital del área de estudio, la cual se divide en pequeñas celdas(células), y cada celda está comunicada con sus vecinas donde cada una de estas tiene asignada una categoría de uso específico(Omrani et al., 2017)

Los criterios pueden tomar en cuenta varios factores como es el caso de las variables geográficas, socioeconómicas y ambientales que influyen en la dinámica del cambio de uso de suelo. Estas variables se utilizan para definir las probabilidades los cambios de una categoría de uso de suelo, esto permite simular los cambios de las categorías de uso de suelo en función de las variables y las interacciones espaciales(Omrani et al., 2017).

3.7.5. El modelo CA-ANN (Cellular Automata-Artificial Neural Network). Este modelado espacial combina dos técnicas poderosas como es el autómatas celulares y redes neuronales artificiales. Los autómatas celulares se encargan de dividir el área de estudio en celdas discretas y asignar una categoría de uso de suelo a cada celda, las redes neuronales son las que aprenden y reconocen los patrones de cambio de uso de suelo(Baig et al., 2022)

4. Metodología

4.1. Insumos

4.1.1. Imágenes satelitales

Para este estudio se eligieron imágenes de los sensores Landsat ya estas tienen como objetivo cartografiar y evaluar los recursos naturales(Arango Gutiérrez et al., 2005), las imágenes elegidas son proveídas por el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS), a través de la plataforma GloVis.

El porcentaje mínimo de nubosidad en la parroquia Baños, fue el filtro en la búsqueda de las imágenes satelitales. Las imágenes satelitales van desde el año 1991 hasta el año 2021 en periodos de 10 años, los satélites elegidos son Landsat 5 TM, Landsat 7 ^{ETM+} y Landsat 8 OLI.

Tabla 3. Características de las imágenes satelitales.

Código	Fecha	% Nubosidad
ID = "LT05_L1TP_010062_19911015_20230512_02_T1"	1991-10-15	32.00
ID = "LE07_L1TP_010062_20010916_20200917_02_T1"	2001-09-16	27.00
ID="LE07_L1TP_010062_20110608_20200910_02_T1"	2011-06-08	47.00
ID = "LC08_L1TP_010062_20210627_20210707_02_T1"	2021-06-27	55.84

Fuente: Elaboración propia.

4.1.2. Software.

En este estudio se empleó el software QGIS 2.18.15 (Las Palmas), con el complemento MOLUSCE (Modules of Land Use Change Evaluation) para la predicción y evaluación de cambio de uso de suelo (Alshari & Gawali, 2022), para la determinación de las categorías de uso de suelo se empleó QGIS 3.30.3 's-Hertogenbosch' con el complemento SCP (Semi-Automatic Classification Plugin), este complemento tiene como propósito ofrecer un conjunto de herramientas interrelacionadas para el procesamiento de imágenes ráster generando un flujo de trabajo automatizado y simplificado en la clasificación de la cobertura del suelo (Congedo, 2021). Para el enmascaramiento de las nubes y las sombras se utilizó el Plugin Cloud Masking, por último, se utilizó el software Arcgis 10.8 con el módulo Distancia y su complemento (Spatial Analyst) Euclidean Distance (Hakim et al., 2021).

4.1.3. Información vectorial.

Los datos en formato vectorial como la densidad poblacional se adquirieron de "Sistemas de Información Geográfica para Aplicaciones Agropecuarias en el Ordenamiento de Territorio y Manejo Integral de Cuencas" de la Universidad del Azuay. Las curvas de nivel, red vial, y la red hídrica del Geo portal del Instituto Geográfico Militar Ecuador (IGM). La división política del Ecuador (parroquias) fue adquirida del Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC)

4.2. Ubicación.

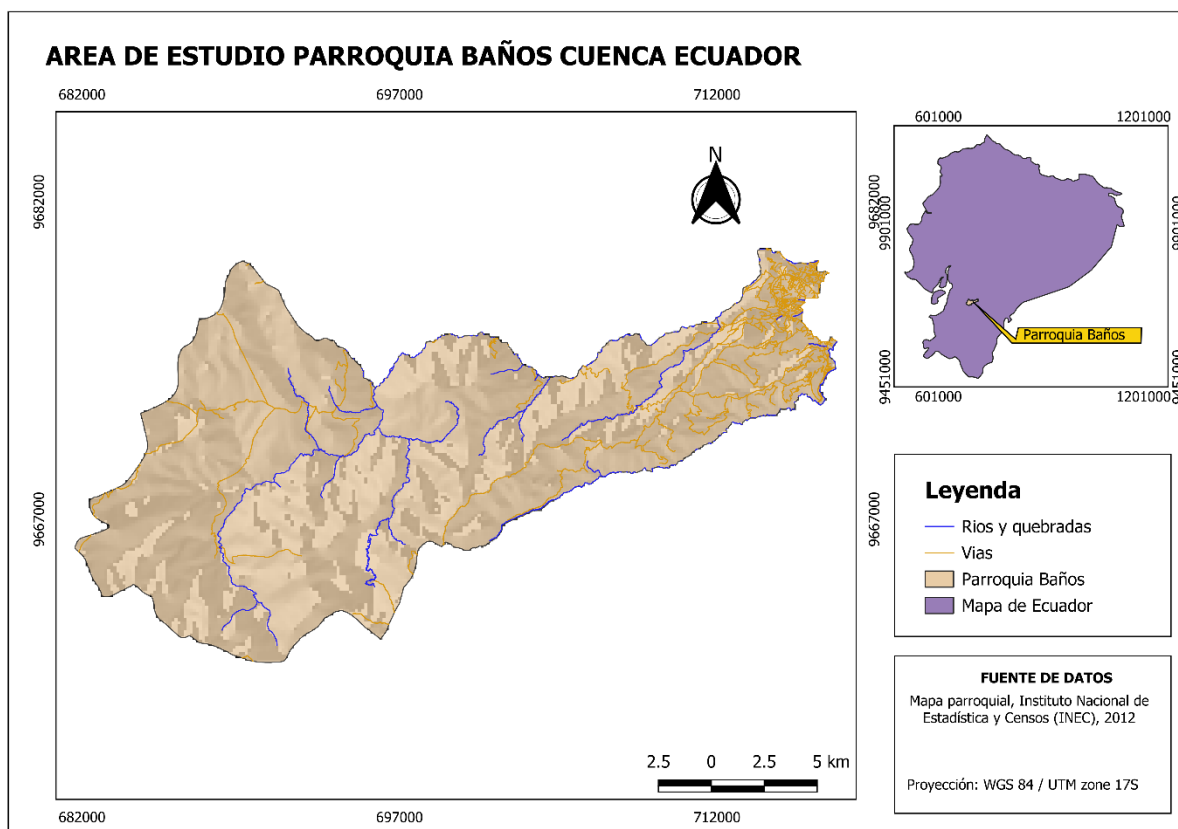
Baños es una parroquia rural que se encuentra en la región suroccidental del cantón Cuenca, ubicada en la provincia de Azuay, a solo 8 km de la ciudad de Cuenca. Esta parroquia tiene una superficie de 3 232,27 hectáreas y su elevación promedio es de 3 390 metros sobre el

nivel del mar, con picos que oscilan entre los 2 580 y los 4 200 metros sobre el nivel del mar, con un clima agradablemente templado, su temperatura media es de 14°C. La parroquia cuenta con dos estaciones bien diferenciadas: una de verano y otra de invierno(GAD parroquial de Baños, 2021).

Según los resultados del último Censo Nacional llevado a cabo en el año 2010, la parroquia Baños tiene una población de 16 851 habitantes, cuya principal actividad económica es la agricultura y el turismo, esta parroquia está organizada por 10 comunidades y 34 caseríos con una configuración dispersa, esta parroquia posee fuertes pendientes y una alta fragilidad de los ecosistemas lo que hace que el 70 % del territorio no sea apto para la agricultura y urbanización(Rivera & De Meulder, 2018).

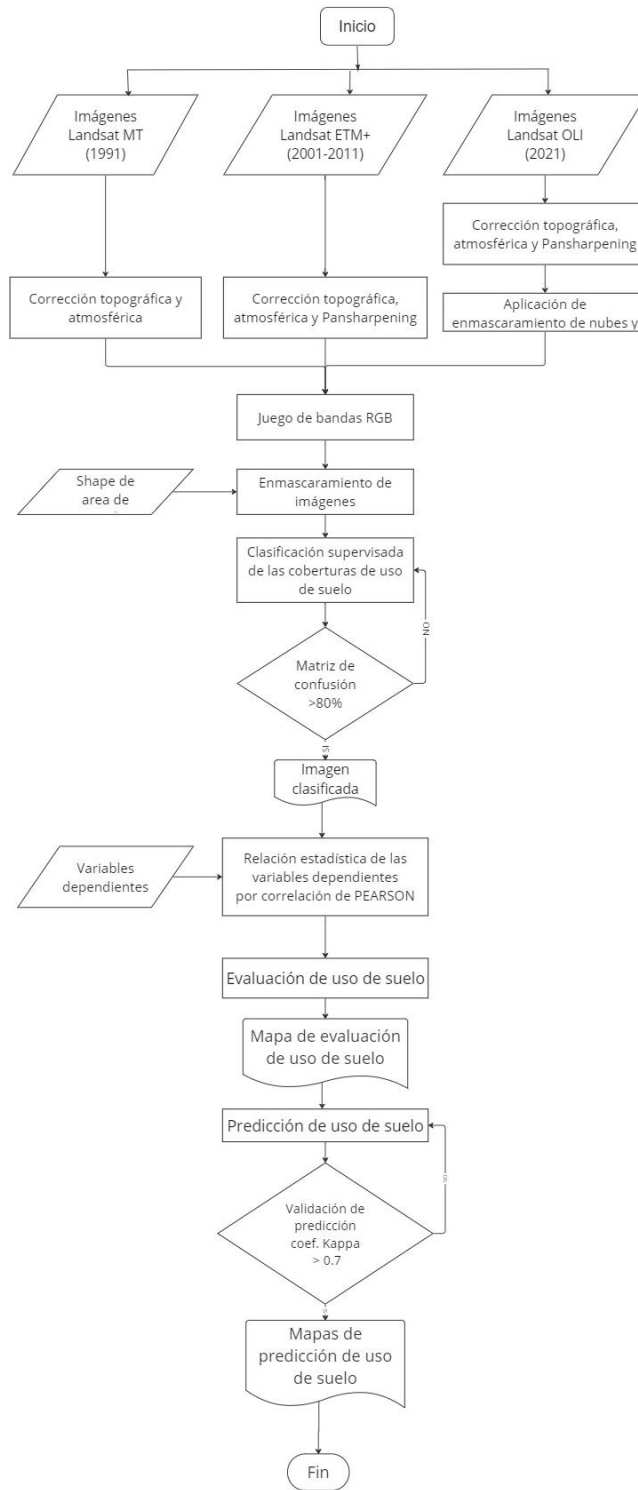
La parroquia Baños forma parte de la Biosfera del macizo Cajas representando un 2.82 % de la superficie total de la biosfera, esta área posee una alta biodiversidad con una gran capacidad de servicios ambientales que proveen un bienestar para la población(GAD parroquial de Baños, 2021).

Figura 1. Área de estudio parroquia Baños.



Después del reconocimiento del área de estudio se aplican diferentes métodos y técnicas para cumplir los objetivos propuestos. Los procedimientos se organizan secuencialmente en el siguiente diagrama de flujo de la ilustración 2.

Figura 2. Diagrama de flujo general de detección y predicción de cambios de uso de suelo.



4.3. Corrección de imágenes satelitales

Para el presente trabajo se escogieron las imágenes de los sensores Landsat 5, 7 y 8, los sensores Landsat 5 y Landsat 7 son dos satélites de observación de la Tierra que llevan más de 20 años recopilando datos y ayudan a determinar los datos históricos.

Antes de que estos datos puedan utilizarse para el análisis, deben corregirse para considerar varios factores que pueden afectar a la calidad de las imágenes. Para ello con ayuda del software QGIS 3.30.30 y el complemento Semi-Automatic Classification (SCP) se realizaron las siguientes correcciones.


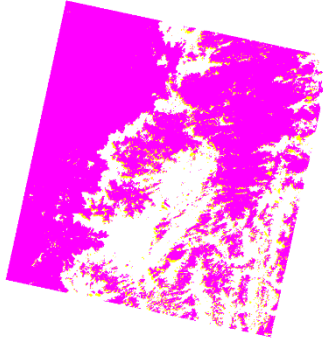

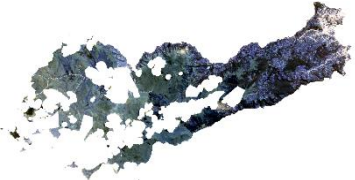

Las imágenes tuvieron correcciones topográficas y atmosféricas. Las correcciones atmosféricas se realizaron para eliminar las alteraciones ocasionadas por la interacción entre la luz emitida y la atmósfera, y lograr obtener la representación espectral de la superficie en forma de reflectancia, en cambio las correcciones topográficas ayudan a reducir distorsiones topográficas al derivar la radiancia esperada en un terreno plano, ya que en áreas montañosas, las zonas de sombra tienden a tener una reflectividad más baja de lo normal, mientras que las zonas soleadas tienden a tener una reflectividad más alta de lo esperado (Camargo et al., 2021).

Para las imágenes Landsat 7 ETM+ Landsat 8 OLI se realizó una corrección Pansharpening, este proceso mejora la resolución espacial de las imágenes satelitales de 30 m a 15 m, al combinar las bandas multiespectrales con la banda pancromática correspondiente. Esto permite extraer información espacial faltante de las bandas multiespectrales, logrando una imagen más detallada y precisa (King & Jianwen, 2001).

4.4. Aplicación de enmascaramiento de nubes.

Las imágenes de Landsat 8 OLI del año 2021 presentan un alto grado de nubosidad un 54.46 % y gran parte del área de estudio. El alto porcentaje de nubosidad se dificulta el trabajar con estas, por ello a la imagen se aplicó un enmascaramiento de las nubes y las sombras con ayuda del Plugin COULD MASKING del software Qgis, está complemento ayuda a detectar píxeles que se vean afectados por las nubes, sombras (Coluzzi et al., 2018), facilitando la eliminación de los píxeles afectados y reemplazar o reconstruirlos por píxeles de imágenes con fechas más próximas que no se vean afectados por estos factores (Wu et al., 2018).

Tabla 4. Proceso secuencial de enmascaramiento de nubes y sombras en imágenes satélites analizadas.

Pasos	Imagen
Aplicación del filtro para sombras y nubes 	
Eliminación de píxeles afectados por las nubes y sus sombras	
Corte de la imagen al tamaño del área de estudio, sin píxeles afectados por las nubes	
Reconstrucción de píxeles afectados por las nubes con otros píxeles sin afección de fecha diferente	

Fuente: Elaboración propia.

4.5. Clasificación de las coberturas de uso de suelo de la parroquia Baños.

La parroquia Baños en su gran mayoría está compuesta por el ecosistema páramo con un aproximado de 67 %, estas extensas áreas de pajonales están dominados por diferentes especies como Calamagrostis sp., Gynoxys sp. y Polylophis sp. Además, se encuentran

páramo de almohadillas, caracterizadas por su vegetación compacta y esponjosa. Estas especies y ecosistemas contribuyen a la biodiversidad y singularidad de la parroquia (GAD parroquial de Baños, 2021).

Para el presente estudio de cambio de uso de suelo se tomó como alusión la clasificación de cobertura y uso de tierra empleado Ministerio del Ambiente, Agua y Transición Ecológica (MAATE, 2017) y a su vez estas corresponden a las categorías definidas por el IPCC “Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático” (IPCC, 2006). Las mismas que se encuentran definidas en el siguiente cuadro.

Tabla 5. Categorías de cobertura de uso de suelo según (MAATE, 2017)

Nivel I	Definición Operativa
Bosque	Este nivel se refiere a un entorno natural de árboles que se han restaurado o generado de forma natural, ya sea como un ecosistema arbóreo primario o secundario, con diferentes edades y tamaños, conformando uno o más estratos en la vegetación.
	Masa arbórea establecida entrópicamente con una o más especies forestales.
Vegetación Arbustiva y Herbácea	Son áreas con una presencia significativa de plantas nativas no arbóreas leñosas. Estas áreas pueden incluir tanto, espacios degradados en proceso de transición hacia una cobertura densa del dosel arbóreo que no alcanzan el tamaño y la altura característica de los árboles.
	Vegetación tropical altoandino-caracterizada por especies dominantes no arbóreas que incluyen fragmentos de bosque nativo propios de la zona.
	Áreas constituidas por especies herbáceas nativas con un crecimiento espontáneo, que no reciben cuidados especiales, utilizados con fines de pastoreo esporádico, vida silvestre o protección.
Tierra Agropecuaria	Comprende a las tierras destinadas a la agricultura, donde se cultivan plantas de ciclo vegetativo estacional que pueden ser cosechadas una o varias veces al año.
	Se refiere a las áreas de tierra que se utilizan para cultivar cultivos agrícolas con un ciclo vegetativo que tiene una duración de uno a tres años

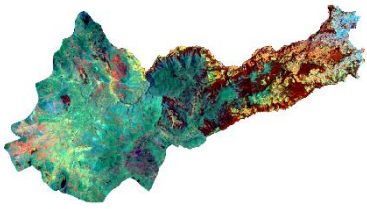

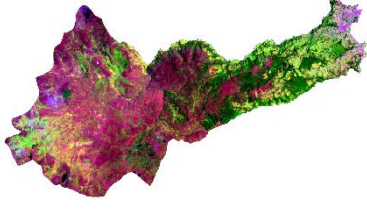
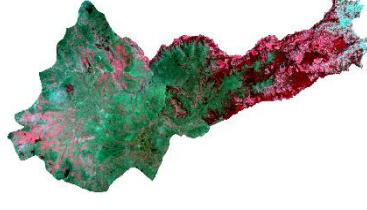

	Se refiere a las áreas de tierra destinadas a cultivos agrícolas con un ciclo vegetativo que supera los tres años, y que permiten realizar múltiples cosechas a lo largo de este período.
	Vegetaciones herbáceas dominadas por especies de gramíneas y leguminosas introducidas, utilizadas con fines pecuarios, que, para su establecimiento y conservación, requieren de labores de cultivo y manejo.
	Son agrupaciones de especies cultivadas que se mezclan entre sí y que no pueden individualizarse; y pueden asociarse con vegetación natural.
Cuerpo de Agua	Superficie y volumen asociado de agua estática o en movimiento.
	Superficie y volumen asociado de agua estática o en movimiento asociadas con las actividades antrópicas y el manejo del recurso hídrico.
Zona Antrópica	Áreas principalmente ocupadas por viviendas y edificios destinados a colectividades o servicios públicos.
	Obra civil de transporte, comunicación, agroindustrial y social.
Otras Tierras	Áreas desprovistas de vegetación que, por sus limitaciones edáficas, climáticas, topográficas o antrópicas, no se aprovechan para uso agropecuario o forestal, pero pueden tener otros usos.
	Nieve y hielo localizados en las cumbres de las elevaciones andinas.

Fuente: (MAATE, 2017)

La clasificación de las imágenes satelitales fue realizada con el complemento Semi-Automatic Classification (SCP) que se encuentra en el software QGIS, empleando el método de clasificación supervisada, con el logaritmo de máxima probabilidad debido a que este logaritmo tiene una mayor precisión por píxel de los datos Landsat según el estudio de (Patil et al., 2012). La clasificación supervisada de imágenes satelitales logra un procesamiento más eficiente y detallado de la información espacial, ya que con una clasificación supervisada se logra asignar a cada píxel de la imagen una categoría específica, lo que facilita la una asignación de categoría para la imagen completa (Silvestre et al., 2018).

Para el reconocimiento de las diferentes categorías, se aplicaron las combinaciones RGB de las bandas a partir de un juego de bandas, esto ayuda tener una mejor visibilidad de las características de las distintas clasificaciones de uso de suelo (Santi et al., 2018). A continuación, se detallan las diferentes combinaciones.

Tabla 6. Coberturas de suelo con sus previsualizaciones de combinación de identificación.

Cobertura	Combinaciones de identificación	Imagen
Bosque	Combinación 5,6,4, zonas de color rojo oscuro	
Vegetación Arbustiva y Herbácea	Combinaciones de color natural 4,3,2 zonas color café y todos sus intercalados	
Tierra Agropecuaria	Combinaciones 6,5,2 zonas de color verde claro	
Cuerpos de agua	Combinación 5,4,3 zonas de color azul oscuros	
Zonas antrópicas	Combinaciones 3,4,2 zonas de color blanco	

Fuente: Elaboración propia.

Con el juego de bandas se generó ROIS (Áreas de interés), homogénea en la imagen satelital específicamente 30 ROIS para cada categoría de uso de suelo, para generar firmas espectrales de cada categoría de clasificación de uso de suelo.

Una vez realizado la clasificación se aplicó un filtro (majority filter), este complemento se encuentra dentro del Software QGIS en el paquete de Saga(Sandoval et al., 2016), el complemento integre mejor manera los pixeles clasificados de cada categoría y esto a su vez aumenta la precisión al reducir el ruido y los bordes de la imagen clasificación(Passy & Théry, 2018)

4.6. Validación de clasificación

Para la validación de las clasificaciones se utilizó el método de fiabilidad del usuario propuesto por(Perea et al., 2009), mediante un análisis de la matriz de confusión(Lárraga et al., 2020), para la cual se generaron dos subconjuntos de datos uno de entrenamiento y otro de validación(Baeza et al., 2014). Los subconjuntos de entrenamiento se realizan según la clasificación supervisada y los subconjuntos de validación se crean según imágenes satelitales.

Para estimar el número de muestras en los subconjuntos de validación se aplicó a la siguiente ecuación(Congalton & Green, 2019).

$$n = \frac{B(1 - \Pi)}{\Pi \cdot b^2} \quad (1)$$

El valor de B se determina a partir de las tablas Chi cuadrado(χ^2), con 1 grado de libertad y la diferencia de $1 - \frac{\alpha}{k}$ [α =precisión; k=número de clases]

Π es el porcentaje de área de la clase predominante en el área de estudio.

b es el nivel de confianza requerida

4.7. Selección, preparación y correlación de variables dependientes.

Para la selección de variables impulsoras de cambio de uso de suelo se basaron en factores que aumentan o disminuyen la modificación del uso de suelo(Lukas et al., 2023). La topografía es un factor determinante para el cambio de uso de suelo, por lo cual se tomaron como variables las pendientes, el MDT y la elevación(Hasan et al., 2020).

Los factores como las proximidades a los canales de agua, y a los accesos facilitan las exploraciones del suelo por lo que se tomaron en cuenta estos factores(Hasan et al., 2020), otro de los factores a tener en cuenta es la densidad poblacional(Lukas et al., 2023).

La preparación de las variables de proximidad se realizó mediante la herramienta Euclidean Distance (Spatial Analyst) del software ArcGis(Hakim et al., 2021). Los factores de pendientes, aspecto y elevación se realizaron a partir de las curvas de nivel de la parroquia y

la densidad poblacional adquiridas del Sistemas de Información Geográfica para Aplicaciones Agropecuarias en el Ordenamiento de Territorio y Manejo Integral de Cuencas” de la Universidad del Azuay en formato shape para posterior convertirlo en formato ráster.

Para el análisis de correlación se aplicó el coeficiente de correlación de Pearson, para determinar cuán relacionados están las variables dependientes con el cambio de uso de suelo. Este coeficiente tiene valor que va de -1 y 1 donde -1 indica una correlación negativa y 1 indica que hay una correlación positiva entre las variables y si existe un valor de 0 indica que hay una nula correlación(Lukas et al., 2023).

4.8. Evaluación del cambio de uso de suelo y predicción de futuros cambios.

En esta etapa del estudio se utilizó el complemento MOLUSCE en el software Qgis para la evaluación de cambio de uso de suelo en los períodos (1991, 2001, 2011 y 2021) con esta evaluación se generaron 3 mapas. Para las predicciones del año 2031, 2041 y 2051 se utilizó la estrategia de autómata celular.

4.9. Análisis de tasa de cambio anual

Para el análisis de tasa de cambio anual en cada cobertura de uso de suelo se utilizó la siguiente ecuación(Abbas et al., 2021).

$$TCA(\%) = \frac{A_{ini} - A_{fin}}{A_{fin} * t} * 100 \quad (2)$$

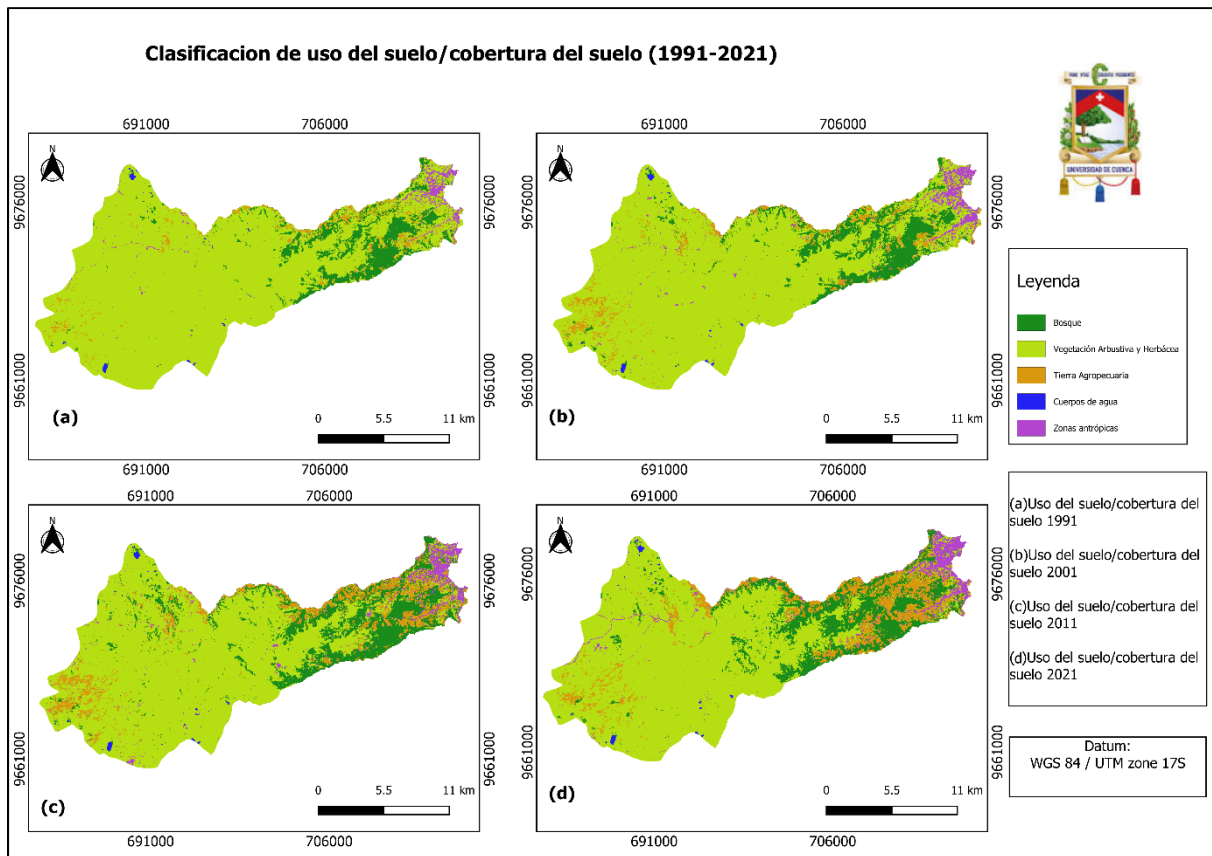
Donde TCA es el porcentaje de cambio anual de cada categoría de uso de suelo, A_{ini} y A_{fin} es el área al inicio y al final de la categoría y t es el periodo de tiempo del estudio.

5. Resultados

5.1. Clasificación de cambio de uso de suelo.

En la ilustración 3, se puede observar la clasificación de las imágenes satelitales para cada categoría de uso de suelo, en los años 1991, 2001, 2011 y 2021, en las cuales se evidencia las expansiones agrícolas como las expansiones de las zonas urbanas en la parroquia Baños notándose que en los años 2011 y 2021 estas zonas crecieron de manera rápida a diferencia de los años anteriores analizados.

Figura 3. Clasificación de imágenes satelitales



Fuente: Elaboración propia.

Validación de clasificación.

Para la determinación del número de muestras de validación en base a la ecuación de (Congalton & Green, 2019), por lo que para este estudio de tomo 5 categorías(k=5) de uso de suelo, la categoría predominante es de vegetación Arbustiva y Herbácea con un 73.15 % (=0.7315) de la superficie de la parroquia, con una confianza de 95 % (b=0.95) y una precisión de 5 % (=0.05)

El valor de B se determina a partir de las tablas Chi cuadrado(x2), con 1 grado de libertad y

$$P = (1 - 0.055) \quad P = 0.9900 \quad \text{y 1 grado de libertad}$$

$$B = X^2_{(1, 0.9900)} = 6.635$$

$$n = \frac{6.635(0.7315) * (1 - 0.7315)}{(0.05)^2}$$

$$n = 521$$

Para lo cual se requiere 104 muestras de validación por cada categoría.

Con el número de muestras se aplicó el proceso de validación de fiabilidad del usuario propuesta por (Perea et al., 2009) con las diferentes categorías de uso de suelo, por lo cual se utilizó una matriz de confusión para cada imagen corregida.

Como se puede observar en la tabla 7 la matriz de confusión para el año 1991 tiene una precisión del 99.62 %

Tabla 7. Matriz de confusión de la clasificación del año 1991.

Categorías	Datos de validación					Total	Precisión
	Bosque	Vegetación Arbustiva y Herbácea	Tierra Agropecuaria	Cuerpos de agua	Zonas antrópicas		
Bosque	104	1	0	0	0	105	99.04%
Vegetación Arbustiva y Herbácea	0	103	0	0	0	103	99.04%
Tierra Agropecuaria	0	0	104	0	0	104	100.00%
Cuerpos de agua	0	0	0	104	0	104	0.00%
Zonas antrópicas	0	0	0	0	104	104	100.00%
Total	104	104	104	104	104	520	99.81%

Fuente: Elaboración propia.

En la tabla 8 se puede apreciar que para el año 2001 se obtuvo una calidad de 97.88 % en base a la matriz de confusión.

Tabla 8. Matriz de confusión de la clasificación del año 2001.

Categorías	Datos de validación					Total	Precisión
	Bosque	Vegetación Arbustiva y Herbácea	Tierra Agropecuaria	Cuerpos de agua	Zonas antrópicas		
Bosque	103	0	0	4	0	107	96.26%
Vegetación Arbustiva y Herbácea	1	100	0	2	0	103	97.09%
Tierra Agropecuaria	0	0	104	0	0	104	100.00%
Cuerpos de agua	0	0	0	98	0	98	100.00%
Zonas antrópicas	0	4	0	0	104	108	96.30%
Total	104	104	104	104	104	520	97.88%

Fuente: Elaboración propia.

En las tablas 9 y 10 se puede apreciar que el valor de precisión en de 94.62 % para el año 2011 y 2021 respectivamente.

Tabla 9. Matriz de confusión de la clasificación del año 2011.

Datos de clasificación 2011	Datos de validación							
	Categorías	Bosque	Vegetación Arbustiva y Herbácea	Tierra Agropecuaria	Cuerpos de agua	Zonas antrópicas	Total	Precisión
Bosque	99	1	2	5	0	107	92.52%	
Vegetación Arbustiva y Herbácea	4	103	1	9	4	121	85.12%	
Tierra Agropecuaria	0	0	100	0	0	100	100.00%	
Cuerpos de agua	1	0	0	90	0	91	98.90%	
Zonas antrópicas	0	0	1	0	100	101	99.01%	
Total	104	104	104	104	104	520	94.62%	

Fuente: Elaboración propia.

Tabla 10. Matriz de confusión de la clasificación del año 2021.

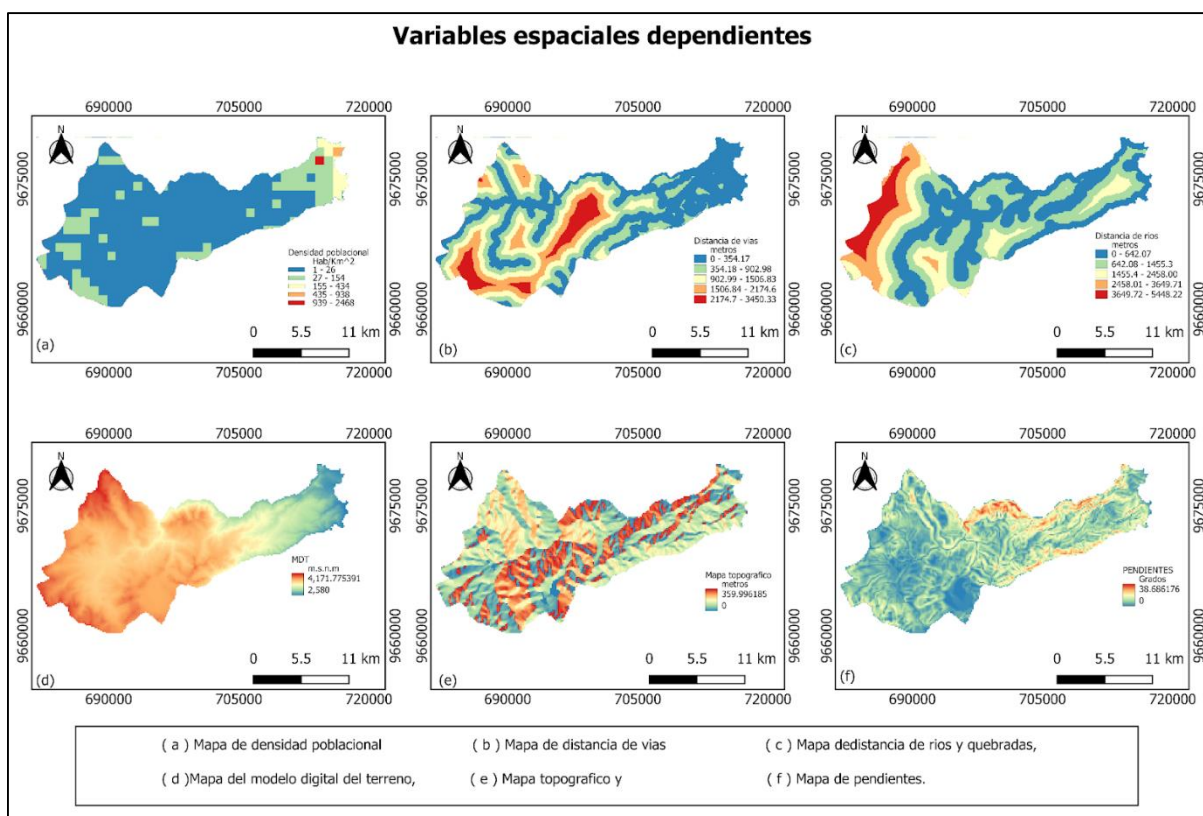
Datos de clasificación 2021	Datos de validación							
	Categorías	Bosque	Vegetación Arbustiva y Herbácea	Tierra Agropecuaria	Cuerpos de agua	Zonas antrópicas	Total	Precisión
Bosque	95	0	2	0	0	97	97.94%	
Vegetación Arbustiva y Herbácea	7	104	0	12	2	125	83.20%	
Tierra Agropecuaria	2	0	99	0	0	101	98.02%	
Cuerpos de agua	0	0	0	92	0	92	100.00%	
Zonas antrópicas	0	0	3	0	102	105	97.14%	
Total	104	104	104	104	104	520	94.62%	

Fuente: Elaboración propia.

5.2. Determinación de variables espaciales

Para determinar la correlación de las variables espaciales se utilizó la correlación de Pearson, que se encuentra dentro del complemento MOLUSCE. Se eligió este método debido a que las variables elegidas son variables no categóricas.

Figura 4. Variables geoespaciales



Fuente: Elaboración propia.

Tabla 11. Correlación de variables geoespaciales.

VARIABLES GEOSPACIALES	Pendiente	MDT	Distancia de vías	Elevación	Distancia de ríos	Densidad poblacional
Pendiente	--	-0.312	-0.146	0.045	-0.205	0.047
MDT	--		0.489*	0.047	0.437*	-0.308
Distancia de vías				0.093	0.001	-0.140
Elevación					-0.075	-0.067
Distancia de ríos						-0.054
Densidad poblacional						

Fuente: Elaboración propia.

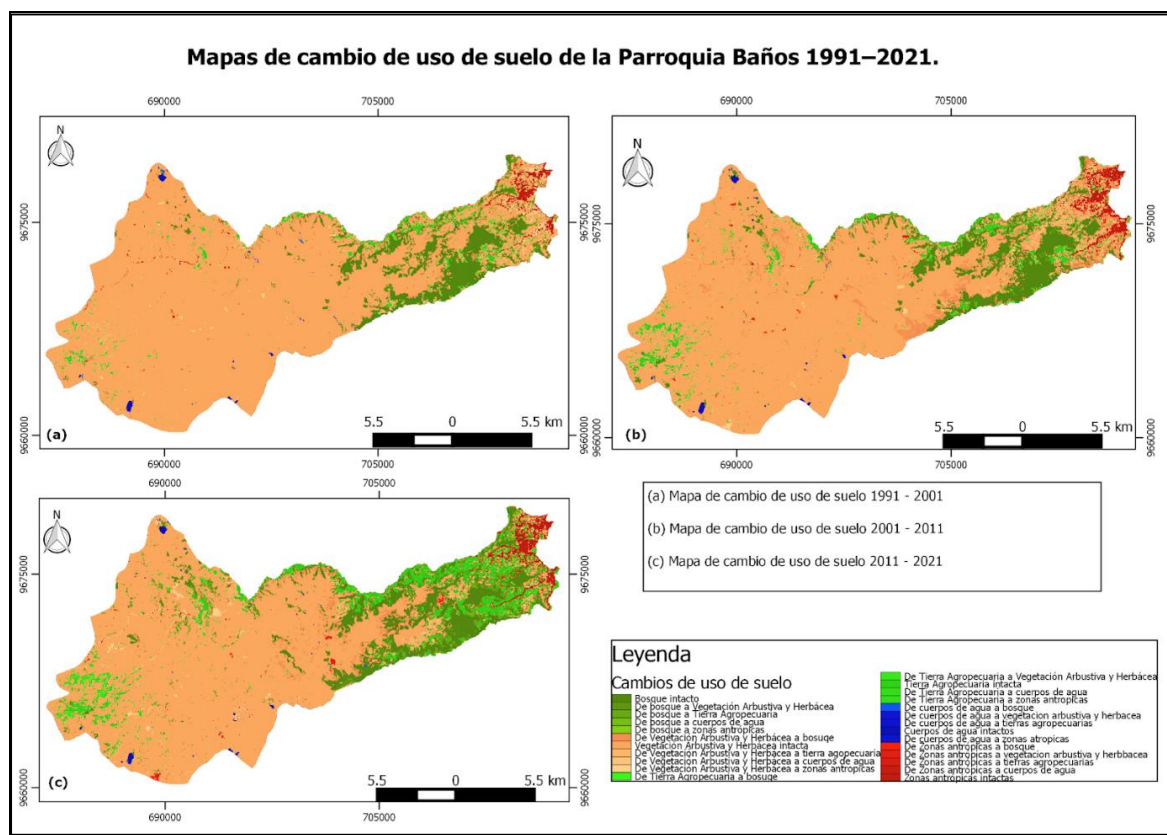
En la tabla 11 nos indica el MDT, las distancias de las vías y las distancias de los ríos tienen moderada correlación con respecto al resto de variables, por lo que se eligieron 3 variables para simular el cambio de uso de suelo.

5.3. Evaluación del cambio de uso de suelo y predicción de futuros cambios.

5.3.1. Evaluación del cambio de uso

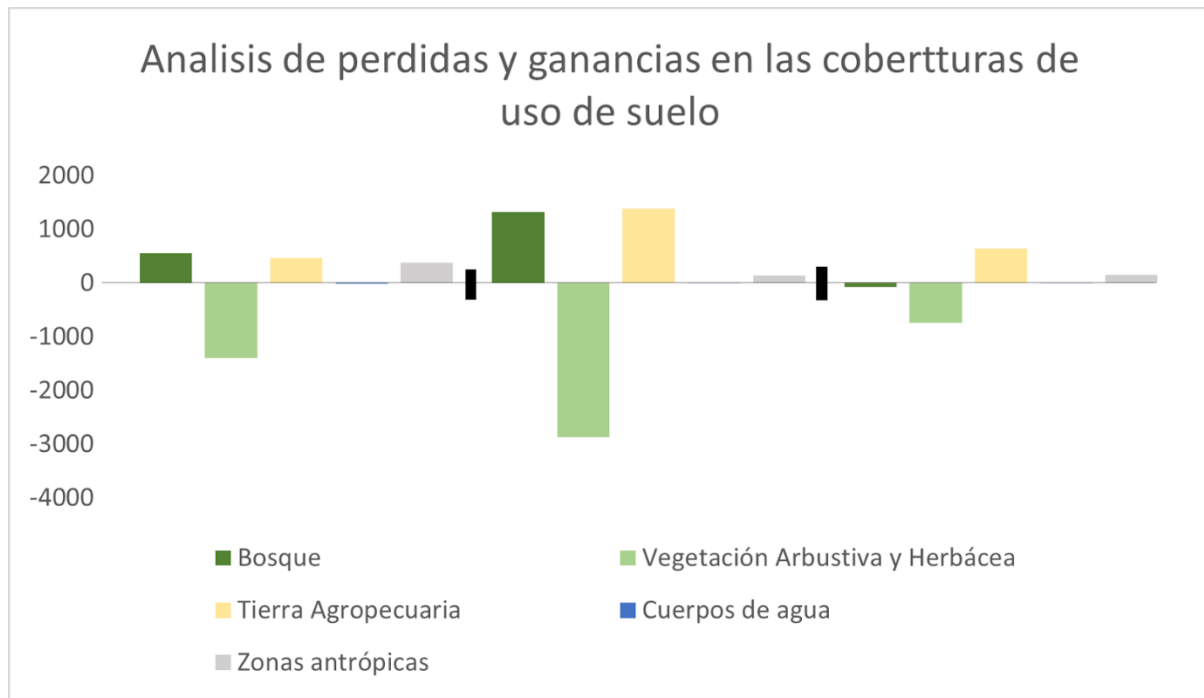
En la ilustración 5 se muestran notables las zonas antrópicas (urbes) en el periodo de estudio (1991-2021), para compensar la expansión urbana se redujeron las zonas de vegetación Arbustiva y Herbácea, como la ilustración 6, y la tabla 9, que muestran las pérdidas y ganancias en el periodo de estudio.

Figura 5. Mapa de cambios de uso de suelo 1991 - 2021



Fuente: Elaboración propia.

Figura 6. Ganancias y pérdidas de las categorías de uso de suelo



Fuente: Elaboración propia.

En la tabla 9 se puede observar que los cuerpos de agua son más estables con respecto a las demás coberturas, mientras se puede ver que la vegetación arbustiva y herbácea muestra una mayor fragmentación.

Tabla 12. Cambios temporales de las categorías de uso de suelo.

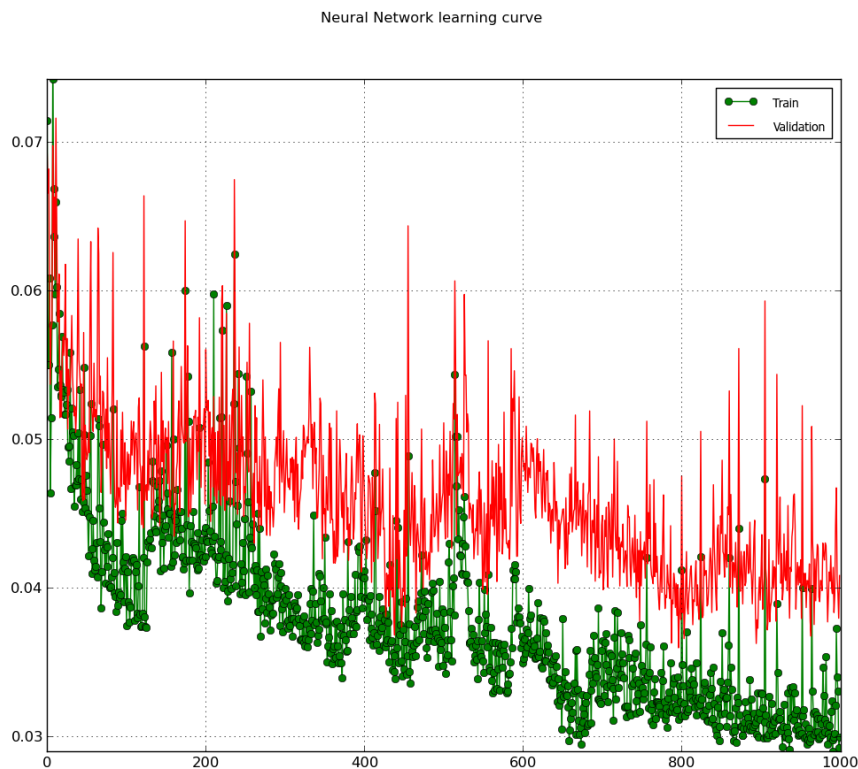
Cobertura	1991 - 2001	2001 - 2011	2011 - 2021
Bosque	550.5	1320.66	-78.89
Vegetación Arbustiva y Herbácea	-1395.32	-2862.23	-744.39
Tierra Agropecuaria	465.35	1386.77	645.07
Cuerpos de agua	-6.07	12.37	4.3
Zonas antrópicas	385.53	142.42	156.03

Fuente: Elaboración propia.

5.3.2. Predicciones del cambio de uso

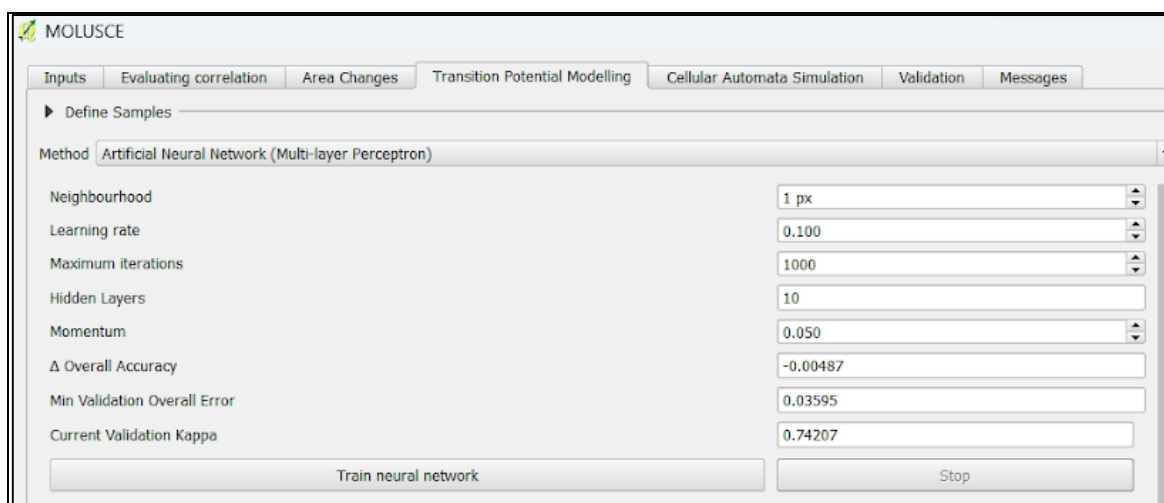
Las predicciones se aplicaron después de obtener valores aceptables de validación del modelo ANN el cual se basa en la técnica de percepción multicapa la cual emplea vecindad(1px), una tasa de aprendizaje de 0.01(ilustración 7)

Figura 7. Curva de aprendizaje de la red neuronal.



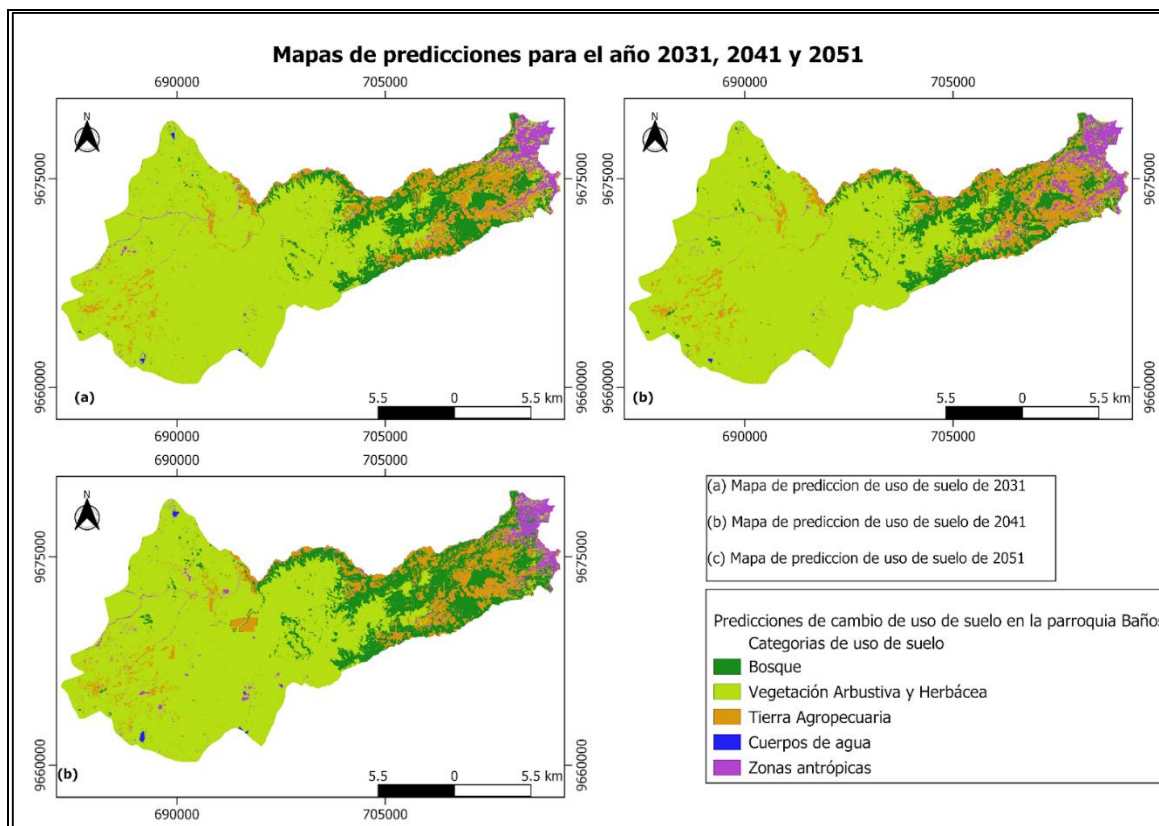
El modelo utilizó un total de 1000 interacciones, 10 capas ocultas (redes neuronales), un impulso (flujo de información que se propaga a través de las neuronas) de 0.05, una precisión general fija de (-0.00487), mínimo error para la validación de (0.03595) y un valor de kappa de validación de (0.74207), con estos valores el modelo aprendió y simuló los cambios de uso de suelo (ilustración 8).

Figura 8. Variables del cálculo de simulación ANN.



Las predicciones se realizaron para los años 2031, 2041 y 2051 respectivamente como se puede observar en la ilustración 9.

Figura 9. Mapas de predicción 2031, 2041, 2051.



Fuente: Elaboración propia.

En la tabla 10 se puede observar cuantitativamente la fragmentación ya sea por ganancia o por pérdida de las diferentes categorías de uso de suelo en los períodos de predicción las áreas de las diferentes categorías se encuentran en unidades de hectáreas(ha).

Tabla 13. Matriz de pérdidas y ganancias en las categorías de suelo en los años de predicción.

Cobertura	2021 - 2031	2031 - 2041	2041 - 2051
Bosque	-491.400	-245.63	-391.55
Vegetación Arbustiva y Herbácea	437.440	370.24	819.74
Tierra Agropecuaria	-44.530	-224.06	-544.14
Cuerpos de agua	-1.490	6.64	51.14
Zonas antrópicas	99.970	92.81	64.8

Fuente: Elaboración propia.

5.4. Análisis de tasa de cambio anual.

Para este análisis tomamos como área inicial aquellas que pertenecen al año 1991 y como área final a las áreas del año 2021 con un periodo de estudio de 30 años en la tabla 11

podemos observar que las zonas antrópicas tienen una mayor tasa de crecimiento anual, de misma manera se puede notar que la categoría de vegetación arbustiva y herbácea tiene una mayor pérdida de área.

Tabla 14. Tasa de crecimiento anual de las categorías de uso de suelo (1991 - 2021).

Cobertura	1991	2021	TCA %
Bosque	2851.61	4643.93	2.10%
Vegetación Arbustiva y Herbácea	28192.03	23190.03	-0.59%
Tierra Agropecuaria	940.77	3437.93	8.85%
Cuerpos de agua	92.27	102.87	0.38%
Zonas antrópicas	589.37	1269.11	3.84%

Fuente: Elaboración propia.

6. Discusión.

En este estudio se investigó la fragmentación del suelo, debido a la expansión urbana. Los resultados obtenidos ponen en manifiesto la gran problemática de la dinámica del cambio de cobertura del suelo, ya que esto genera la pérdida de hábitats y aporta en gran medida al cambio climático. Esta rapidez y el tamaño de la expansión urbana, se debe a dos razones principales como es el crecimiento poblacional y el crecimiento económico de las ciudades (Carreño & Alfonso P, 2018).

Los resultados obtenidos en el presente estudio revelan que la expansión urbana en la parroquia Baños crece un 3.84 % anualmente, para la generación de nuevas zonas antropogénicas se los realizan sobre los suelos la categoría de tierra agropecuaria, los resultados tienen la misma tendencia del estudio de (Guevara, 2017) y para compensar esta pérdida se explota la vegetación arbustiva y herbácea los cuales se transforman en tierras agropecuarias, esto pone en evidencia ya que esta zona se fragmenta a una tasa anual de - 0.59 %.

En el estudio realizado por (Ishtiaque et al., 2017), el cual utiliza imágenes satelitales Landsat para las clasificación de las coberturas de uso de suelo, los hallazgos de este estudio revelan que existe una rápida expansión urbana desordenada en las cercanías de las vías principales, caminos vecinales y vías de servicio, también en este estudio se manifiestas que a medida que aumenta la distancia desde las vías, las zonas con fragmentación tienden a disminuir, por lo se concluye que las zonas con concentración de asentamientos se extiende lo largo de los 500 m de distancias desde las vías principales de acceso.

En la actualización del (PDOT/PUGS Cuenca, 2022) del cantón Cuenca indica que la zona urbana se expande a un ritmo de 120 hectáreas anuales, siendo las parroquias rurales como Baños, San Joaquín, Sayausí, Sidcay, Ricaurte y Turi, con un promedio de 12 % a 16 % anual en cada una de ellas entre los años 1987 y 2002. En este estudio se evidencio que la parroquia Baños se expande con un promedio de 22 ha anuales desde 1991 hasta 2021 es decir un 18 % de la expansión total del cantón Cuenca.

7. Conclusiones y Recomendaciones

Este estudio proporciona evidencia del impacto del cambio de uso de suelo en la parroquia Baños, por lo cual la parroquia tiene un gran desafío para equilibrar su desarrollo socioeconómico y la conservación de sus recursos. En la modelación se pudo observar que la fragmentación del suelo tendrá un grave impacto en los bosques. Por ello se resalta la importancia de una planificación sostenible a mediano y largo plazo.

Finalmente, para la anulación de los cambios de uso de suelo pronosticadas es vital crear políticas y regulaciones más estrictas que controlan el crecimiento desordenado de las zonas urbanas, también se debe optar por programas de reforestación en zonas afectadas con el fin de disminuir los impactos provocados por el cambio de uso de suelo.

Las recomendaciones de este estudio es la fomentación a la realización más estudios de evaluación y predicción de uso de suelo en las principales ciudades, con el fin de generar una mejora en las gestiones del uso de suelo y también para evaluar la efectividad de las medidas impuestas actualmente.

A los futuros investigadores se les recomienda usar otras variables geoespaciales como el coste del suelo, las distancias desde los centros urbanos entre otros para mejorar los resultados en las predicciones de uso de suelo.

8. Algunos lineamientos para la desaceleración de la expansión urbana

A pesar de tratarse de un área cuyo “Plan de ordenamiento territorial” cuenta con varios lineamientos institucionales es, la evidente la falta de control sobre la expansión urbanística, las cuales han sido insuficientes para ordenar y gestionar el territorio desde distintas escalas.

La presente propuesta de lineamientos para la gestión territorial de la parroquia Baños busca contribuir a la desaceleración de la expansión urbana en la parroquia. A continuación, se anuncia los siguientes lineamientos:

Limitación de la densidad y zonificación. Con el fin de evitar una expansión urbana discriminada hacia la parroquia Baños y fomentar la conservación de los usos tradicionales

de suelo, se debe establecer zonas específicas para el desarrollo urbano, dichas zonas urbanas deben cumplir la meta de 61 hab/ha que estipula el PDOT del cantón Cuenca(PDOT/PUGS Cuenca, 2022).

Mejorar la red de transporte público. La mejora del transporte público facilita el acceso a áreas urbanas ya desarrolladas fomentando a la densificación. Una buena red de transporte publico facilita la habitabilidad y el trabajo evitando así la expansión de la ciudad a áreas nuevas.

Revitalización de zonas urbanas. Generar programas de revitalización o renovación de edificio o infraestructura en abandono o subutilizados con el fin de promocionar viviendas asequibles en áreas urbanas consolidadas, para esto se deben generar incentivos que beneficien la rehabilitación o revitalización de las áreas urbanas existentes, en lugar de fomentar la expansión urbana.

Referencias

- Abbas, Z., Yang, G., Zhong, Y., & Zhao, Y. (2021). Spatiotemporal Change Analysis and Future Scenario of LULC Using the CA-ANN Approach: A Case Study of the Greater Bay Area, China. *Land*, 10(6), 584. <https://doi.org/10.3390/land10060584>
- Alshari, E. A., & Gawali, B. W. (2022). Modeling Land Use Change in Sana'a City of Yemen with MOLUSCE. *Journal of Sensors*, 2022, 1–15. <https://doi.org/10.1155/2022/7419031>
- Arango Gutiérrez, C., Bedoya, B., William, J., & Fernández, B. (2005). Clasificación no supervisada de coberturas vegetales sobre imágenes: "LANDSAT - ETM+. *Revista Facultad Nacional de Agronomía-Medellín*, 58(1), 2611–2634. <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=179914238003>
- Baeza, S., Baldassini, P., Bagnato, C., Pinto, P., & Paruelo, J. (2014). Caracterización del uso/cobertura del suelo en Uruguay a partir de series temporales de imágenes MODIS. *Agrociencia Uruguay*, 18(2), 95–105. <http://www.scielo.edu.uy/pdf/agro/v18n2/v18n2a11.pdf>
- Baig, M. F., Mustafa, M. R. U., Baig, I., Takaijudin, H. B., & Zeshan, M. T. (2022). Assessment of Land Use Land Cover Changes and Future Predictions Using CA-ANN Simulation for Selangor, Malaysia. *Water*, 14(3), 402. <https://doi.org/10.3390/w14030402>
- Bounouh, O., Essid, H., & Farah, I. R. (2017). Prediction of land use/land cover change methods: A study. *2017 International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP)*, 1–7. <https://doi.org/10.1109/ATSIP.2017.8075511>
- Camacho, J. M., Pérez, J. I. J., Pineda, N. B., Cadena, E. G., Bravo, L. C., & Sánchez, M. (2015). Cambios de cobertura/uso del suelo en una porción de la Zona de Transición Mexicana de Montaña. *Madera y Bosque*, 1, 93–112. <https://doi.org/https://doi.org/10.21829/myb.2015.211435>
- Camargo, C., Pacheco, C., & López, R. (2021). Evaluación de métodos de corrección. *UD Y LA GEOMÁTICA*, 16, 23–39. <https://doi.org/10.14483/23448407.17040>
- Carreño, C., & Alfonso P, W. H. (2018). Relación entre los procesos de urbanización, el comercio internacional y su incidencia en la sostenibilidad urbana*. *Cuadernos de Vivienda y Urbanismo*, 11(22). <https://doi.org/10.11144/javeriana.cvu11-22.rpuc>
- Cartaya, S., Zurita, S., Montalvo, V., & Rodríguez Ríos, E. (2014). Comparación de técnicas para determinar cobertura vegetal y usos de la tierra en áreas de interés ecológico,

- Manabí, Ecuador. *UD Y LA GEOMÁTICA*, 9, 5–17. <https://doi.org/http://dx.doi.org/10.14483/udistrital.jour.udgeo>
- Chaminé, H. I., Pereira, A. J. S. C., Teodoro, A. C., & Teixeira, J. (2021). Remote sensing and GIS applications in earth and environmental systems sciences. *SN Applied Sciences*, 3(12), 870. <https://doi.org/10.1007/s42452-021-04855-3>
- Chuvieco, E. (2010). *Teledetección ambiental. La observación de la Tierra desde el Espacio*.
- Coluzzi, R., Imbrenda, V., Lanfredi, M., & Simoniello, T. (2018). A first assessment of the Sentinel-2 Level 1-C cloud mask product to support informed surface analyses. *Remote Sensing of Environment*, 217, 426–443. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2018.08.009>
- Congalton, R. G., & Green, K. (2019). *Assessing the Accuracy of Remotely Sensed Data Principles and Practices, Third Edition* (3rd ed., Vol. 3). Taylor & Francis Group. <https://doi.org/https://doi.org/10.1201/9780429052729>
- Congedo, L. (2021). Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS. *Journal of Open Source Software*, 6(64), 3172–3178. <https://doi.org/10.21105/joss.03172>
- Correa, E. M. (2016). Análisis crítico de la planificación urbana de la Ciudad de Cuenca. *MASKANA*, 7(1), 107–122. <https://doi.org/https://doi.org/10.18537/mskn.07.01.11>
- Correa, J. A. (2018). *Análisis multitemporal de coberturas y usos del suelo: transformaciones ambientales a través del tiempo en Armenia, Quindío*. [Universidad Tecnológica de Pereira]. <https://repositorio.utp.edu.co/server/api/core/bitstreams/9e1f6bb5-9e1a-469a-b21a-48f410f45fd9/content>
- De Alba Rosano, C. F., Ceccon, E., Romero-Calcerrada, R., & Rosete-Vergés, F. (2020). Revisión sistemática de cuarenta años de análisis de cambio de uso del suelo en México mediante sistemas de información geográfica. *Revista de Geografía Espacios*, 10(20). <https://doi.org/10.25074/07197209.20.1740>
- Dhingra, S., & Kumar, D. (2019). A review of remotely sensed satellite image classification. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*, 9(3), 1720–1731. <https://doi.org/10.11591/ijece.v9i3.pp.1720-1731>
- FAO. (2003). XXII World Forest Congress. In J. p Lanly (Ed.), *Los factores de la deforestación y de la degradación de los bosques*. <https://www.fao.org/3/xii/ms12a-s.htm>
- Ferrer, Y. R. (2015). Seguimiento en el tiempo de la evaluación de impacto ambiental en proyectos mineros. *Luna Azul*, 42, 256–269. <https://doi.org/10.17151/luaz.2016.42.16>

- GAD parroquial de Baños. (2021). *Actualización del Plan De Ordenamiento Territorial*. www.parroquiabanos.gob.ec
- García, J. T., & Mas, F. J. (2008). Comparación de metodologías para el mapeo de la cobertura y uso del suelo en el sureste de México. *Instituto de Geografía, UNAM*, 67, 7–19.
- Gil, G. E., & Lobo, J. M. (2012). El uso de modelos predictivos de distribución para el diseño de muestreos de especies poco conocidas. *Mastozoología Neotropical*, 19(1), 47–62. <http://www.sarem.org.ar>
- Guevara, M. L. (2017). Impact of urban growth in agricultural zones: Territorial Reserve Atlixcáyotl, Puebla. *Estoa*, 6(11), 53–68. <https://doi.org/10.18537/est.v006.n011.a04>
- Hakim, A. M. Y., Baja, S., Rampisela, D. A., & Arif, S. (2021). Modelling land use/land cover changes prediction using multi-layer perceptron neural network (MLPNN): a case study in Makassar City, Indonesia. *International Journal of Environmental Studies*, 78(2), 301–318. <https://doi.org/10.1080/00207233.2020.1804730>
- Hasan, S., Shi, W., Zhu, X., Abbas, S., & Khan, H. U. A. (2020). Future simulation of land use changes in rapidly urbanizing South China based on land change modeler and remote sensing data. *Sustainability (Switzerland)*, 12(11). <https://doi.org/10.3390/su12114350>
- Hernández, E., García, J. G., Vázquez, G., & Cantellano de Rosas, E. (2022). Cambio de uso de suelo y fragmentación del paisaje en el centro de Veracruz, México (1989 – 2015). *Madera y Bosques*, 28(1), e2812294. <https://doi.org/10.21829/myb.2022.2812294>
- INEC. (2017, November 1). *Conozcamos Cuenca a través de sus cifras*. Instituto de Nacional de Estadística y Censos. <https://www.ecuadorencifras.gob.ec/conozcamos-cuenca-a-traves-de-sus-cifras/>
- IPCC. (2006). *IPCC Guidelines for National Greenhouse Gas Inventories*. https://www.ipcc-nggip.iges.or.jp/public/2006gl/pdf/4_Volume4/V4_03_Ch3_Representation.pdf
- Ishtiaque, A., Shrestha, M., & Chhetri, N. (2017). Rapid Urban Growth in the Kathmandu Valley, Nepal: Monitoring Land Use Land Cover Dynamics of a Himalayan City with Landsat Imageries. *Environments*, 4(4), 72. <https://doi.org/10.3390/environments4040072>
- Khan, F., Das, B., & Mohammad, P. (2022). Urban Growth Modeling and Prediction of Land Use Land Cover Change Over Nagpur City, India Using Cellular Automata Approach. In

- Geospatial Technology for Landscape and Environmental Management* (Springer, pp. 261–282). https://doi.org/10.1007/978-981-16-7373-3_13
- King, R. L., & Jianwen, W. (2001). A wavelet based algorithm for pan sharpening Landsat 7 imagery. *IEEE*, 849–851. <https://doi.org/10.1109/IGARSS.2001.976657>
- Lárraga, H. R., Piedad, A. M., Hernández, D. R., & Espinosa, O. (2020). Clasificación de coberturas terrestres: métodos supervisados y no-supervisados aplicados a cultivos de caña de azúcar. *TECTZAPIC Revista Académico-Científica*, 6(6), 59–70. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8504958>
- Leija, E. G., & Mendoza, M. E. (2021). Estudios de conectividad del paisaje en América Latina: retos de investigación. *Madera y Bosques*, 27(1), 1–21. <https://doi.org/10.21829/myb.2021.2712032>
- Li, G., Peng, R., Zheng, Y., & Zhao, J. (2010). Spatial Data Mining and its application in Marine Geographical Information System. *2010 The 2nd Conference on Environmental Science and Information Application Technology*, 514–516. <https://doi.org/10.1109/ESIAT.2010.5568881>
- Liang, S., & Wang, J. (2020). A systematic view of remote sensing. In *Advanced Remote Sensing* (pp. 1–57). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-815826-5.00001-5>
- Lukas, P., Melesse, A. M., & Kenea, T. T. (2023). Prediction of Future Land Use/Land Cover Changes Using a Coupled CA-ANN Model in the Upper Omo–Gibe River Basin, Ethiopia. *Remote Sensing*, 15(4), 1148. <https://doi.org/10.3390/rs15041148>
- MAATE. (2017). *Protocolo metodológico para la generación de mapas de deforestación del ecuador continental*. http://190.152.46.74/documents/10179/2731380/PROTOCOLO_METODOLOGICO_GENERACION_M%20APAS_DEFORESTACION_ECUADOR_CONTINENTAL.pdf/b332c0e0-44f5-4630-a5d9-2645ce3a8a9a
- Moine, C., & Balzarini, M. A. Y. (2019). Gestión de datos espacio-temporales de imágenes satelitales. In *AGRISCIENTIA* (Vol. 36, Issue 2).
- Molina, J. P., Paz, B., Elizondo, J., & Sánchez, M. Á. (2019). Acoplamiento de estimaciones de precipitación basadas en imágenes satelitales, con registros pluviométricos. *AQUALAC*, 11(1), 77–92. <https://doi.org/10.29104/phi-aqualac/2019-v11-1-06>

- Montero, A., & Viales, R. (2015). La Teoría Del Cambio En El Paisaje A Partir Del Cambio Del Uso De La Tierra Y La Cobertura Del Suelo (Enfoque Lucc). Su Utilidad Para La Historia Ambiental. *Rev. Reflexiones*, 94(2), 25–33. <http://www.igbp-es.org/>
- Moreno, J., Espinosa, J., & Bernal, G. (2022). *Suelos del ecuador clasificación, uso y manejo* (Vol. 1). <https://www.researchgate.net/publication/360783766>
- Odion, D., Shoji, K., Evangelista, R., Gajardo, J., Motmans, T., Defraeye, T., & Onwude, D. (2023). A GIS-based interactive map enabling data-driven decision-making in Nigeria's food supply chain. *MethodsX*, 10, 102047. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2023.102047>
- Omrani, H., Tayyebi, A., & Pijanowski, B. (2017). Integrating the multi-label land-use concept and cellular automata with the artificial neural network-based Land Transformation Model: an integrated ML-CA-LTM modeling framework. *GIScience & Remote Sensing*, 54(3), 283–304. <https://doi.org/10.1080/15481603.2016.1265706>
- Ortiz, P. (2020). Análisis de los patrones morfológicos de urbanización en la gradiente urbano-rural de Cuenca: El rol de las cabeceras parroquiales en la conformación del territorio. In *Recomendaciones de Proceso de urbanización en Cuenca*. <https://www.researchgate.net/publication/343682131>
- Parra, G. (2010). Sistemas de información geográfica y sensores remotos. Aplicaciones en enfermedades transmitidas por vectores. *Revista CES MEDICINA*, 24(2), 75–10. http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-87052010000200007
- Passy, P., & Théry, S. (2018). The Use of SAGA GIS Modules in QGIS. In *QGIS and Generic Tools* (pp. 107–149). John Wiley & Sons, Inc. <https://doi.org/10.1002/9781119457091.ch4>
- Patil, M., Desai, C. G., & Umrikar, B. (2012). Image classification tool for land use / land cover analysis: a comparative study of maximum likelihood and minimum distance method. *International Journal of Geology, Earth and Environmental Sciences*, 2(3), 189–196. https://www.researchgate.net/publication/281118125_IMAGE_CLASSIFICATION_TOOL_FOR_LAND_USE_LAND_COVER_ANALYSIS_A_COMPARATIVE_STUDY_OF_MAXIMUM_LIKELIHOOD_AND_MINIMUM_DISTANCE_METHOD
- PDOT/PUGS Cuenca. (2022). *Anexo 2. Plan de Desarrollo y Ordenamiento Territorial del cantón Cuenca actualización 2022*. <https://www.cuenca.gob.ec/content/pdot-pugs-2022>
- Perea, A. J. ;, Meroño, J. E. ;, & Aguilera, M. J. (2009). Clasificación orientada a objetos en fotografías aéreas digitales para la discriminación de usos del suelo. *Interciencia*, 34(9),

612–619. http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0378-18442009000900005

Pérez, G. A., Ivett, F., Machado, N., & Ruiz, M. E. (2022). SIG, características, relación con las bases de datos espaciales y su uso en la agricultura. *Revista Ciencia Universitaria*, 20. <https://ojs.edicionesescervantes.com/index.php/ACUNAH/article/view/1652/3243>

Pesantez, P. G. (2015). *Clasificación y predicción de cambio de cobertura de suelo de la cuenca del río paute utilizando herramientas geoinformáticas*. [Tesis de doctorado, Universidad de Cuenca]. <http://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/21445>

Prenzel, B. (2004). Remote sensing-based quantification of land-cover and land-use change for planning. *Progress in Planning*, 61(4), 281–299. [https://doi.org/10.1016/S0305-9006\(03\)00065-5](https://doi.org/10.1016/S0305-9006(03)00065-5)

Rivera, M. A., & De Meulder, B. (2018). Effects of Migration and Mobility: Mapping Spatial Transformation in the Peri-urban Settlements of Cuenca, Ecuador. *Geography Research Forum*, 38, 17–42. <http://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/35710>

Saha, P., Mitra, R., Chakraborty, K., & Roy, M. (2022). Application of multi layer perceptron neural network Markov Chain model for LULC change detection in the Sub-Himalayan North Bengal. *Remote Sensing Applications: Society and Environment*, 26, 100730. <https://doi.org/10.1016/j.rsase.2022.100730>

Salinas, L. C., Rodríguez Laguna, R., René Valdez Lazalde, J., Beltrán Hernández, R. I., Abelardo González Ramírez, C., Arturo, O., & Sandoval, A. (2016). Perspectiva del diseño cartográfico para estudios de uso del suelo y ordenamiento territorial: una revisión internacional, técnica y normativa. *Terra Latinoamericana*, 34(4), 410–417. https://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0187-57792016000400409

Sandoval, M., Johnston, M. P., Drozd, A., & Derguy, M. R. (2016). Estimación de la superficie forestada en los departamentos de colón, concordia y federación, entre ríos en el periodo 1985 – 2015 con imágenes landsat 5 y 8. *XXX Jornadas Forestales de Entre Ríos (Concordia, Entre Ríos, 2016)*, XXX, 1–5. https://www.researchgate.net/publication/309784573_ESTIMACION_DE_LA_SUPERFICIE_FORESTADA_EN_LOS_DEPARTAMENTOS_D_E_COLON_CONCORDIA_Y_FEDERACION_ENTRE_RIOS_EN_EL_PERIODO_1985_-_2015_CON_IMAGENES_LANDSAT_5_Y_8

- Santi, P., Colombi, C. E., Rodríguez-Posatini, N. G., Rothlis, L. M., & Limarino, C. O. (2018). Caracterización sedimentológica de un Sistema Fluvial Distributivo de clima árido: arroyo Papagayos, en el piedemonte oriental de las Sierras La Huerta-Imanas, San Juan, Argentina. *Andean Geology*, 45(2), 186. <https://doi.org/10.5027/andgeoV45n2-3022>
- Santos, T., & Tellería, J. L. (2006). Pérdida y fragmentación del hábitat: efecto sobre la conservación de las especies. *Ecosistemas*, 3–12. http://www.revistaecosistemas.net/articulo.asp?Id=423&Id_Categoria=2&tipo=portada
- Silva, S. M., Rodríguez, M. H., & Polanco, S. (2021). Implementación de una red neuronal artificial como módulo de dominio de un sistema de tutoría inteligente. *Dilemas Contemporáneos: Educación, Política y Valores*. <https://doi.org/10.46377/dilemas.v9i.2930>
- Silvestre, V., Chacchoben, C., Roo, Q., Osvaldo Martínez Manzano, M., Lozano Trejo, S., & en AEG José Alberto Alcántara Maya Especialista en Percepción Remota -CONABIO Biól Berenice Vázquez Balderas, M. (2018). Identificación del uso de suelo y vegetación (mediante clasificación no supervisada/supervisada) de la Unidad de Manejo para la Conservación de la. *CONABIO*, 17–25.
- Singh, S. K., Mustak, Sk., Srivastava, P. K., Szabó, S., & Islam, T. (2015). Predicting Spatial and Decadal LULC Changes Through Cellular Automata Markov Chain Models Using Earth Observation Datasets and Geo-information. *Environmental Processes*, 2(1), 61–78. <https://doi.org/10.1007/s40710-015-0062-x>
- Sleeter, B. M., Loveland, T., Domke, G., Herold, N., Wickham, J., & Wood, N. J. (2018). *Land cover and land use change*. <https://doi.org/10.7930/NCA4.2018.CH5>
- Tempfli, K., Huurneman, G. C., Bakker, W. H., Janssen, L. L. F., Feringa, W. F., Gieske, A. S. M., Grabmaier, K. A., Hecker, C. A., & Horn, J. A. van der. (2009). *Principles of remote sensing : an introductory textbook*. ITC.
- Thiery, W., Davin, E. L., & Seneviratne, S. I. (2018). Land Use, Land Cover and Land Management Change: Definitions, Scenarios, and Role in the Climate System. *ENVIRONMENTAL SCIENCE*. <https://doi.org/10.1093/OBO/9780199363445-0103>
- USGS. (2022, February 28). *Land Change Science*. GEOSCIENCES AND ENVIRONMENTAL CHANGE SCIENCE CENTER. <https://www.usgs.gov/centers/geosciences-and-environmental-change-science-center/science/land-change-science#overview>

- Veldkamp, A., & Lambin, E. F. (2001). Predicting land-use change. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 85(1–3), 1–6. [https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(01\)00199-2](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(01)00199-2)
- Veneros, J., García, L., Morales, E., Gómez, V., Torres, M., & López-Morales, F. (2020). Aplicación de sensores remotos para el análisis de cobertura vegetal y cuerpos de agua. *Idesia (Arica)*, 38(4), 99–107. <https://doi.org/10.4067/S0718-34292020000400099>
- Villada, F., Muñoz, N., & García-Quintero, E. (2016). Redes Neuronales Artificiales aplicadas a la Predicción del Precio del Oro. *Información Tecnológica*, 27(5), 143–150. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642016000500016>
- Wu, W., Luo, J., Hu, X., Yang, H., & Yang, Y. (2018). A Thin-Cloud Mask Method for Remote Sensing Images Based on Sparse Dark Pixel Region Detection. *Remote Sensing*, 10(4), 617. <https://doi.org/10.3390/rs10040617>
- Yelsin, J., Malpartida, R., Alexander, H., & Mamani, A. (2022). Análisis de imágenes satelitales Landsat 8 por componentes principales y MNF para la detección de zonas del derrame de petróleo Repsol en la Costa Peruana. *TecnoHumanismo*, 2(2), 172–189. <https://dialnet.unirioja.es/descarga/articulo/8326418.pdf>