



UNIVERSIDAD DE CUENCA

Facultad de Ciencias Químicas

Carrera de Ingeniería Ambiental

**Análisis multitemporal del cambio de uso de suelo e
identificación de la fragmentación del paisaje mediante
técnicas de percepción remota en el peri-urbano de la ciudad
Cuenca**

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

AUTOR:

Sandro Israel Astudillo Jara

CI: 0105823041

israel_23s@hotmail.com

DIRECTOR:

Ing. Aleksandr Khachatryan, MSc

CI: 1750967182

Cuenca – Ecuador

21-octubre-2020



Resumen

La ciudad Cuenca es cabecera cantonal y capital de la provincia del Azuay. La zona periurbana, considerada como zona de transición entre la ciudad y el área rural, está siendo afectada por el proceso de expansión de la ciudad hacia la zona rural por el crecimiento descontrolado de las urbanizaciones, perdiendo así: vegetación, bosques y actividades agrícolas propias de la zona. Esta realidad da paso a complicaciones en la cobertura y uso de suelo y alteraciones en el paisaje.

En el presente trabajo, se realizó la obtención y preprocesamiento de imágenes satelitales Landsat 7 ETM+ y Landsat 8 OLI/TIRS, posteriormente se efectuó la clasificación supervisada mediante un análisis espectral. Todos los resultados obtenidos fueron validados mediante el índice Kappa y un análisis de campo. Posteriormente se realizó el análisis de métricas del paisaje e índices de fragmentación para identificar las categorías dentro de la zona urbana y periurbana que han sido mayormente afectadas. Por último, se realizó la proyección espacio-temporal de los cambios en la cobertura, uso de suelo y fragmentación de paisaje para los años 2030 y 2050.

Se identificó que efectivamente la ciudad Cuenca se está propagando hacia las periferias a causa de la gran expansión urbana provocada principalmente por el crecimiento poblacional, ya que para el año 2016 la categoría de “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta” paso a representar el 49.95% de toda la superficie urbana y periurbana. Por ende, hubo un incremento en el área total de esta categoría del 16.79 %, la cual representa una tasa anual de crecimiento del 1.12%. Por otro lado, se dio la disminución considerable de las otras dos categorías con una tasa anual del 0.98% para la categoría “Cultivos/Vegetación/Pastos” y 0.21 % para la categoría “Bosques”.

Al realizar la proyección del cambio en la cobertura y uso de suelo para los años 2030 y 2050 se pudo identificar que la categoría “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta” continuará incrementando su superficie dentro del paisaje y por ende habrá una disminución en la superficie de las otras categorías.

Palabras Claves: Fragmentación del paisaje. Sensores remotos. Clasificación supervisada. Métricas del paisaje. Índices de fragmentación. Cobertura y uso de suelo. Proyección. Cuenca.



Abstract

The city of Cuenca is the cantonal capital and capital of the Azuay province. The peri-urban zone, considered as a transition zone between the city and the rural area, is being affected by the process of expansion of the city towards the rural area due to the uncontrolled growth of the urbanizations, thus losing: vegetation, forests and own agricultural activities of the area. This reality gives way to complications in the coverage and use of land and alterations in the landscape.

In this work, Landsat 7 ETM + and Landsat 8 OLI / TIRS satellite images were obtained and preprocessed, and then the supervised classification was performed using spectral analysis. All the results obtained were validated using the Kappa index and a field analysis. Subsequently, the analysis of landscape metrics and fragmentation indices was performed to identify the categories within the urban and peri-urban area that have been most affected. Finally, the spatio-temporal projection of the changes in coverage, land use and landscape fragmentation were carried out for the years 2030 and 2050.

It was identified that the city of Cuenca is indeed spreading towards the peripheries due to the great urban expansion caused mainly by population growth, since by 2016 the category of "Human Settlements / Uncovered Land" came to represent 49.95% of all urban and peri-urban surface. Therefore, there was an increase in the total area of this category of 16.79%, which represents an annual growth rate of 1.12%. On the other hand, there was a considerable decrease in the other two categories with an annual rate of 0.98% for the category "Crops / Vegetation / Pastures" and 0.21% for the category "Forests".

When projecting the change in land cover and use for the years 2030 and 2050, it was possible to identify that the category "Human Settlements / Open Land" will continue to increase its surface within the landscape and therefore there will be a decrease in the surface of other categories.

Key words: Landscape fragmentation. Remote sensing. Supervised classification. Landscape metrics. Fragmentation indexes. Land cover and use. Projection. Cuenca.



Índice de Contenido

Resumen	2
Abstract.....	3
1. Introducción	10
1.1. Objetivos	11
1.1.1. Objetivo General	11
1.1.2. Objetivos Específicos	11
2. Marco Teórico.....	11
2.1. Ecología del Paisaje.....	11
2.2. La Percepción Remota.....	12
2.2.1. Preprocesamiento de Imágenes Satelitales.....	13
2.2.2. Clasificación Supervisada.....	19
2.2.3. Métricas del Paisaje e Índices de Fragmentación.....	20
2.3. Prospectiva del fenómeno.....	21
2.4. Zona de Estudio.....	22
2.5. Legislación Ecuatoriana	24
3. Metodología	24
3.1. Localización y caracterización del área de estudio	24
3.2. Recopilación de la información y procesamiento de imágenes satelitales	25
3.2.1. Corrección geométrica.....	26
3.2.2. Corrección radiométrica	26
3.2.3. Corrección topográfica	P30
3.2.4. Clasificación supervisada	30
3.2.5. Validación de información	32
3.2.6. Análisis de fragmentación y cambio de uso de suelo.....	33
3.3. Prospectiva del fenómeno.....	35
4. Resultados	36
4.1. Proyección del cambio de cobertura y uso de suelo.....	48
5. Discusión.....	58
6. Conclusiones	59



7. Recomendaciones.....	60
8. Bibliografía	61

Índice de Ilustraciones

<i>Ilustración 1. Tasa de crecimiento anual de la Provincia Azuay y el Cantón Cuenca</i>	<i>23</i>
<i>Ilustración 2. Periurbano de la ciudad de Cuenca</i>	<i>25</i>
<i>Ilustración 3. Representación Cartográfica de las categorías de Cobertura y Usos de Suelo de los años 2001 y 2016.....</i>	<i>37</i>
<i>Ilustración 4. Porcentajes correspondientes a las categorías de coberturas y usos de suelo en los años 2001 y 2016</i>	<i>38</i>
<i>Ilustración 5. Errores de Omisión y Comisión en los años 2001 y 2016</i>	<i>40</i>
<i>Ilustración 6. Procesos de Cambio en la Cobertura y Uso de Suelos</i>	<i>42</i>
<i>Ilustración 7. Métricas del Paisaje para los años 2001 y 2016.....</i>	<i>43</i>
<i>Ilustración 8. Distribución espacial de la categoría "AS" en los años 2001 y 2016.....</i>	<i>45</i>
<i>Ilustración 9. Distribución espacial de la categoría "BQ" en los años 2001 y 2016.....</i>	<i>46</i>
<i>Ilustración 10. Distribución espacial de la categoría "CVP" en los años 2001 y 2016.....</i>	<i>47</i>
<i>Ilustración 11. Proyección de la Cobertura y Uso de Suelo para los años 2030 y 2050</i>	<i>49</i>
<i>Ilustración 12. Proyección porcentual de la Cobertura y Uso de Suelo para los años 2030 y 2050</i>	<i>50</i>
<i>Ilustración 13. Métrica "Número de Parches" de las categorías "AS", "BQ" y "CVP" para los años 2016, 2030 y 2050</i>	<i>51</i>
<i>Ilustración 14. Métrica "Área del media del parche" de las categorías "AS", "BQ" y "CVP" para los años 2016, 2030 y 2050</i>	<i>52</i>
<i>Ilustración 15. Métrica "Área más grande del Parche" de las categorías "AS", "BQ" y "CVP" para los años 2016, 2030 y 2050</i>	<i>53</i>
<i>Ilustración 16. Valores de los índices de fragmentación de las categorías "AS", "BQ" y "CVP" para los años 2016, 2030 y 2050.....</i>	<i>54</i>
<i>Ilustración 17. Distribución espacial de la categoría "AS" en los periodos de tiempo 2001-2016, 2016-2030 y 2030-2050.</i>	<i>55</i>
<i>Ilustración 18. Distribución espacial de la categoría "BQ" en los periodos de tiempo 2001-2016, 2016-2030 y 2030-2050.</i>	<i>56</i>
<i>Ilustración 19. Distribución espacial de la categoría "CVP" en los periodos de tiempo 2001-2016, 2016-2030 y 2030-2050.....</i>	<i>57</i>

Índice de Tablas

<i>Tabla 1. Código, Fecha y Nubosidad de Imágenes Satélites Landsat</i>	<i>26</i>
---	-----------



<i>Tabla 2. Valores ESUN para los sensores Landsat</i>	<i>29</i>
<i>Tabla 3. Coberturas y usos de suelo, definición y criterios de identificación</i>	<i>30</i>
<i>Tabla 4. Valoración del Coeficiente Kappa</i>	<i>33</i>
<i>Tabla 5. Superficies y porcentajes correspondientes a las categorías de cobertura y uso de suelo en los años 2001 y 2016</i>	<i>38</i>
<i>Tabla 6. Valores de precisión e índice Kappa</i>	<i>39</i>
<i>Tabla 7. Matriz de Confusión con respecto a las categorías de los años 2001 y 2016</i>	<i>41</i>
<i>Tabla 8. Valores de Índices de fragmentación calculados en los años 2001 y 2016</i>	<i>44</i>
<i>Tabla 9. Precisión General e Índice Kappa del año 2013</i>	<i>48</i>



Cláusula de licencia y autorización para publicación en el Repositorio
Institucional

Sandro Israel Astudillo Jara en calidad de autor/a y titular de los derechos morales y patrimoniales del trabajo de titulación “Análisis multitemporal del cambio de uso de suelo e identificación de la fragmentación del paisaje mediante técnicas de percepción remota en el peri-urbano de la ciudad Cuenca”, de conformidad con el Art. 114 del CÓDIGO ORGÁNICO DE LA ECONOMÍA SOCIAL DE LOS CONOCIMIENTOS, CREATIVIDAD E INNOVACIÓN reconozco a favor de la Universidad de Cuenca una licencia gratuita, intransferible y no exclusiva para el uso no comercial de la obra, con fines estrictamente académicos.

Asimismo, autorizo a la Universidad de Cuenca para que realice la publicación de este trabajo de titulación en el repositorio institucional, de conformidad a lo dispuesto en el Art. 144 de la Ley Orgánica de Educación Superior.

Cuenca, 21 de octubre de 2020

Sandro Israel Astudillo Jara

C.I: 0105823041



Cláusula de Propiedad Intelectual

Sandro Israel Astudillo Jara, autor/a del trabajo de titulación “Análisis multitemporal del cambio de uso de suelo e identificación de la fragmentación del paisaje mediante técnicas de percepción remota en el peri-urbano de la ciudad Cuenca”, certifico que todas las ideas, opiniones y contenidos expuestos en la presente investigación son de exclusiva responsabilidad de su autor/a.

Cuenca, 21 de octubre de 2020

A handwritten signature in purple ink, appearing to read 'Sandro', written over a horizontal line.

Sandro Israel Astudillo Jara

C.I: 0105823041



Agradecimiento

En primer lugar, quiero agradecer a Dios por haberme acompañado y guiado a lo largo de mi carrera, por ser mi fortaleza en los momentos difíciles y por brindarme una vida llena de aprendizajes, experiencias y felicidad.

Gracias a mi familia, en especial a mis padres Sandro y Sara, a mi hermano Daniel y a mi hermana Nube, porque con ellos compartí una infancia feliz, que guardo en el recuerdo y es un aliento para seguir creciendo en mi vida profesional.

Gracias a mi novia Karen por ser mi apoyo incondicional no solo dentro de mi vida académica sino en todos los sentidos posibles, eres y serás un pilar fundamental en mi vida. Gracias a mis amigos Kristi y Hermel ya que iniciaron siendo mis compañeros de carrera, pero con el tiempo se convirtieron en amigos para toda la vida, demostrándome que siempre podré contar con ellos.

Gracias a mis amigos David U., David M., Esteban Z., Willy C., Sebas C., Stalin B., David C., Cristian T., Santiago G., Sebastián T., por todos los momentos que vivimos juntos y por todos los que aún faltan.

Por último, con mucho respeto y admiración deseo expresar mi agradecimiento al director de esta tesis, Ing. Aleksandr Khachatryan, por la dedicación y apoyo que ha brindado a este trabajo, por el respeto a mis sugerencias e ideas y por la dirección y el rigor que ha facilitado a las mismas.

Sin su apoyo este trabajo nunca se habría escrito y, por eso, este trabajo es también el suyo. A todos, muchas gracias.



1. Introducción

Con el acelerado desarrollo tecnológico y de la economía mundial, han surgido problemas globales como el aumento de la urbanización y el cambio en la cobertura y uso de suelo, dando paso al fenómeno de la fragmentación en los paisajes naturales (Lv, Ma, Dong, Yao, & Yuan, 2018). El Ecuador, en los últimos años ha transitado un período de rápido desarrollo y cambios en su cobertura vegetal y uso de suelo. La presión, debido al crecimiento de las áreas urbanas hacia las áreas rurales colindantes, ha provocado que tierras agrícolas y bosques sean convertidos en suelos urbanizados e industrializados. El crecimiento de la población y la expansión industrial son unas de las principales razones que han hecho de la tierra un recurso escaso (Pinos, 2016).

La zona urbana y periurbana de la ciudad de Cuenca, en conjunto, comprenden un territorio que experimenta cambios acelerados intensa y extensamente en su cobertura y uso de suelo, principalmente debido al crecimiento de áreas destinadas a viviendas, infraestructuras de transporte y áreas productivas, así como también debido a incendios forestales que reducen las áreas de bosques naturales y áreas destinadas a la agricultura (Pinos, 2016). Con el paso del tiempo, las actividades agrícolas han sido sustituidas por proyectos residenciales, dada su rentabilidad, ya que se han transformado en un activo productivo clave para la sociedad (E. Moscoso, 2017).

Un estudio realizado en el año 2014 por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID), identificó que, durante los últimos 50 años, en el área de influencia inmediata a la ciudad de Cuenca, únicamente el área urbana experimentó un crecimiento aproximado de 120 hectáreas. Por otro lado, el BID realizó un análisis multitemporal en el periodo 1987-2010, tras el que demuestra la disminución del 30% de la cobertura vegetal y un incremento del 29,69% de las zonas urbanas y dispersas del cantón Cuenca (BID, 2015).

Estos aspectos conllevan, ineludiblemente, a cambios en el paisaje y en la cobertura y uso de suelo. Por lo tanto, se torna importante realizar un estudio espacio-temporal de la zona urbana y periurbana de Cuenca, a través de sensores remotos, ya que son una propuesta viable y económica (Marcillo, Mesía, & Osorio, 2016). Así también, evaluar las métricas del paisaje terrestre, favorece la capacidad de cuantificar el cambio en la cobertura y el uso del suelo a través del tiempo (Singh, Pandey, & Singh, 2014). Por lo cual, en la



presente investigación se identificó la situación y dinámicas, tanto espaciales como temporales, con respecto al cambio de cobertura y uso de suelo, así también la fragmentación del paisaje durante el periodo 2001-2016. Posteriormente se realizó la prospectiva y construcción de escenarios para predecir el fenómeno en los años 2030 y 2050.

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo General

Analizar espacio-temporalmente la cobertura y uso de suelo, y la fragmentación del paisaje en el periodo 2001-2016 en el periurbano de la ciudad de Cuenca.

1.1.2. Objetivos Específicos

- Generar mapas de cobertura vegetal y uso de suelo mediante técnicas de percepción remota correspondientes al periodo 2001-2016.
- Identificar y zonificar la fragmentación del paisaje.
- Realizar la proyección del cambio en la cobertura y uso de suelo para los años 2030 y 2050.

2. Marco Teórico

2.1. Ecología del Paisaje

A lo largo de la historia de la ecología, antes y después de su concepción, los científicos han observado variabilidad a través del tiempo y el espacio, en los componentes bióticos y abióticos de los ecosistemas. Los primeros ecólogos no disponían de la tecnología o bagaje teórico para tratar explícitamente la heterogeneidad espacial, por lo que hubo una tendencia a desarrollar varias explicaciones, agrupando organismos en unidades uniformes y reconocibles. La ecología del paisaje, como su nombre lo indica, es el estudio de los paisajes; específicamente, la composición, estructura y función de los paisajes. Así, un paisaje es simplemente un área de tierra (en cualquier escala) que contiene un patrón interesante, afectado por un proceso ecológico de interés. La ecología del paisaje tal vez se distingue mejor por su enfoque desde la heterogeneidad espacial, extensiones espaciales más amplias que las estudiadas tradicionalmente en ecología, y el papel de los humanos en el efecto de los patrones y procesos del paisaje (Kevin McGarigal, 2001).



La modificación y fragmentación del paisaje se han convertido en los principales temas de investigación en biología de la conservación (Haila, 2002). Ambas son consideradas amenazas graves para la biodiversidad global y se cree que afectan de manera negativa a prácticamente todos los grupos taxonómicos, incluidas aves, mamíferos, reptiles, invertebrados y plantas (Fischer & Lindenmayer, 2007). Aunque la "fragmentación" se ha convertido en un tema de interés a investigar, el progreso en el campo se ha visto obstaculizado por paradigmas conceptuales, excesivamente restrictivos y, el uso impreciso o inconsistente de terminología especializada (Fahrig, 2003).

Por esta razón, es importante definir el fenómeno de la fragmentación como un proceso continuo y dinámico, cuya influencia en la estructura del paisaje se puede describir utilizando indicadores como el porcentaje de hábitat natural, el número de fragmentos, etc. Las acciones antrópicas tienen consecuencias negativas que conducen a una modificación intensa del territorio y conducen a una pérdida significativa de hábitats naturales, reducción e incluso extinción de especies (Fischer & Lindenmayer, 2007). Los indicadores cuantitativos, capaces de medir los patrones y cambios del paisaje, se utilizan para examinar la fragmentación del paisaje y evaluar el impacto en el medio ambiente y la biodiversidad, estos procesos se ejecutan por medio de técnicas de percepción remota. Además, los indicadores cualitativos se utilizan para medir la dimensión social y la percepción de la fragmentación del paisaje por parte de los seres humanos (con poca conexión con los procesos ecológicos) (Llausàs & Nogué, 2012).

2.2. La Percepción Remota

La percepción remota, desde plataformas satelitales y aéreas, se utiliza para estimar el tipo y la extensión de la cobertura terrestre a través de paisajes naturales y dominados por humanos para relacionarlos con procesos ecológicos (Richards, 2013). La teledetección aborda una necesidad fundamental de ecólogos del paisaje para describir características fisiográficas de la superficie terrestre que van desde roca desnuda hasta bosques. Los datos ecológicos de campo tradicionales no proporcionan los datos ambientales oportunos; en cambio, mediante los sensores remotos se puede obtener información a gran escala y rentable para responder varias interrogantes ecológicas (Gergel, Stange, Coops, Johansen, & Kirby, 2007; Jeremy Kerr, 2003; Nagendra, 2001). El uso de mapas



de cobertura terrestre, derivados de la teledetección en la ecología del paisaje, ha sido un recurso ideal para los estudios sobre cambios de uso de suelo y fragmentación.

Los mapas de cobertura del suelo se utilizan para identificar tipos de vegetación y derivación de hábitats para análisis ecológicos, como: derivación de métricas de paisaje, detección de cambios, predicciones a largo plazo, análisis de viabilidad y planificación de la conservación (Margules & Pressey, 2000).

2.2.1. Preprocesamiento de Imágenes Satelitales

Las imágenes obtenidas por los sensores Landsat están, generalmente, sujetas a distorsión como resultado de efectos de sensores, solares, atmosféricos y topográficos. El preprocesamiento intenta minimizar estos efectos en la medida deseada para una aplicación en particular. Los pasos de preprocesamiento llevan mucho tiempo, abordan de manera imperfecta los artefactos que deben eliminarse y tienen la posibilidad de introducir fuentes de error adicionales.

Las imágenes satelitales Landsat pueden presentar diferentes niveles de preprocesamiento y precisión de localización, por lo que han sido divididas en tres clases: SPOTScene (Nivel 1 y 2), SPOTView Ortho (Nivel 3) y SPOTView Ortho Custom (Nivel 3). Varias aplicaciones ecológicas requieren un preprocesamiento mayor que el proporcionado por los productos de Nivel 1 antes de realizar un análisis; estos pasos de preprocesamiento pueden impactar significativamente los resultados del análisis y tienen un orden general en el que deben realizarse (Sundaresan, Varshney, & Arora, 2007).

Antes de preprocesar imágenes Landsat, es importante comprender las unidades comúnmente asociadas con estos datos, las cuales son: número digital (DN), luminosidad y reflectancia para las bandas visibles a SWIR (vis-SWIR) y, para las bandas térmicas, DN, luminosidad, y temperatura. Las señales iniciales, grabadas en el sensor, se calibran a valores de luminosidad utilizando ganancias y compensaciones que difieren entre los sensores y con el tiempo debido a la degradación del sensor. La luminosidad ($\text{vatios} \cdot \text{steradian}^{-1} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \mu\text{m}^{-1}$) es la medida del flujo de energía registrada por el sensor. Luego, estos valores se redimensionan a números digitales como enteros sin signo de 6 bits o 7 bits (MSS), 8 bits (TM, ETM+) o 12 bits (OLI, TIRS) (Chander, Markham, & Helder, 2009). Los productos Landsat Nivel 1 se entregan como números digitales, que se pueden



convertir en unidades absolutas de luminosidad o reflectancia. La reflectancia es una medida sin unidad de la proporción de radiación reflejada por un objeto en relación con la radiación que incide sobre el objeto. Los estudios ecológicos más comúnmente utilizan DN y reflectancia; para las bandas térmicas, los estudios a menudo usan DN o temperatura (grados Kelvin) (Young et al., 2017).

El preprocesamiento de estas unidades específicas, junto con la corrección de artefactos radiométricos, generalmente sigue un flujo de trabajo general. La mayoría de los pasos a seguir se pueden clasificar en tres grupos: geométrico, absoluto y relativo. Algunos pasos convierten las imágenes de una unidad a otra (por ejemplo, la radiancia del sensor a la reflectancia de la parte superior de la atmósfera a través de la corrección solar), mientras que otros abordan específicamente artefactos potenciales (por ejemplo, la corrección topográfica) (Young et al., 2017).

Los pasos de preprocesamiento para imágenes satelitales pueden implementarse utilizando una variedad de paquetes de software que continúan desarrollándose y mejorando. Algunas opciones gratuitas incluyen los paquetes de R 'RStoolbox' y 'Landsat', así como QGIS, GRASS GIS, Google Earth Engine y MultiSpec. El software propietario incluye ENVI, ArcGIS, ERDAS IMAGINE, Geomática y MATLAB. Algunas de estas opciones de software proporcionan una interfaz gráfica de usuario, mientras que otras utilizan el procesamiento mediante líneas de comandos, que requiere la entrada de códigos en varios lenguajes de programación. De tal manera, la selección de software se debe, en gran medida, a la familiaridad del analista y sus colaboradores con el software, así como a las demandas y especificidades de un análisis determinado.

2.2.1.1. Corrección geométrica

Los procesos de georreferenciación (alineación de las imágenes en su ubicación geográfica correcta) y ortorectificación (corrección de los efectos del relieve y la dirección de la vista en la ubicación del píxel) son componentes de la corrección geométrica, necesarios para garantizar el posicionamiento exacto de una imagen. Las imágenes se pueden posicionar en relación con el dato, la topografía u otros tipos de datos, incluidos los datos de referencia y las capas geoespaciales adicionales que se pueden usar en los análisis. Los productos Landsat Nivel-1 están registrados con precisión y



ortorectificados a través de un proceso sistemático que involucra puntos de control terrestres y un modelo de elevación digital (DEM). Los productos Landsat Nivel-1 se denominan "corregidos por el terreno" y la mayoría de imágenes se pueden usar tal como fueron entregadas por el Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS). Las imágenes de la Colección 1 se clasifican en niveles, según la calidad y el nivel de procesamiento. Los productos de Nivel 1 se registran sistemáticamente dentro de un error de media cuadrática radial de ≤ 12 m, lo que los hace adecuados para el análisis de nivel de píxel en series temporales. Los otros niveles (actualmente Nivel 2 y Tiempo Real) pueden no ser necesariamente tan precisos y deben evaluarse caso por caso (Wulder, Masek, Cohen, Loveland, & Woodcock, 2012).

Las discrepancias deben corregirse antes del análisis mediante un proceso conocido como co-registro (a menudo denominado solo registro). El registro implica alinear las capas de datos entre sí, mientras que la georreferenciación implica alinear las capas con la ubicación geográfica correcta. El registro es un paso crítico en el procesamiento previo de imágenes Landsat para el análisis ecológico, un registro incorrecto puede entregar errores significativos en el resultado, especialmente en análisis de detección de cambios (Sundaresan et al., 2007).

2.2.1.2. Corrección radiométrica

La corrección radiométrica absoluta puede referirse a un solo paso de preprocesamiento o a una colección de pasos de preprocesamiento que tienen en cuenta los efectos de sensores solares, atmosféricos y topográficos. El término "absoluto" se usa para describir el proceso de obtención de valores "verdaderos" y comparables, aunque los valores corregidos aún son aproximaciones. Los valores obtenidos tras la corrección absoluta se pueden comparar (a través del tiempo, el espacio o el sensor) con imágenes que se han sometido al mismo nivel de corrección; algunos niveles de corrección absoluta son más adecuados para comparar imágenes (por ejemplo, reflectancia de la superficie / temperatura de la superficie terrestre) que otros (por ejemplo, la radiancia del sensor). El término "corrección absoluta" se usa mucho en literatura de preprocesamiento de Landsat para aclarar la interpretación de los valores resultantes (Young et al., 2017).



2.2.1.3. Conversión a resplandor

Se han realizado importantes esfuerzos para trasladar datos recopilados en las múltiples misiones de Landsat y fechas de adquisición a una escala común para un monitoreo constante de la Tierra a través del tiempo (Chander et al., 2009). Los números digitales no se pueden usar para comparar valores espectrales a lo largo del tiempo, debido a la degradación del sensor y las diferencias entre los sensores; si bien los DN se pueden usar de manera efectiva para muchos análisis de una sola imagen, se necesita una corrección absoluta para llevar los valores a una escala comparable. Los DN proporcionados en los productos de Nivel 1 son valores de luminosidad calibrados que se han escalado a diferentes profundidades de bits. La conversión a radiancia es el paso de preprocesamiento mediante el cual los DN se convierten nuevamente a radiancia (a menudo denominada radiancia del sensor) mediante el uso de factores de reescalado (es decir, coeficientes de calibración) asociados con cada banda para un sensor determinado. Los factores de reescalamiento se almacenan en el archivo de metadatos asociado con cada imagen; a menudo, este paso de preprocesamiento se describe como calibración del sensor, se refiere específicamente a la determinación de los coeficientes utilizados para realizar la conversión, no a la conversión en sí. El paso de conversión a radiancia es necesario antes de los pasos de corrección absoluta adicionales; sin embargo, este nivel de preprocesamiento solo rara vez debe usarse para el análisis porque la conversión es lineal y, por lo tanto, se obtiene poca información adicional en relación con el uso de DN. Varios programas de software disponibles realizan automáticamente esta conversión, así como una corrección solar adicional (Young et al., 2017).

2.2.1.4. Corrección solar

La corrección solar, explica las influencias solares en los valores de píxeles. La corrección solar convierte la radiancia del sensor en la reflectancia de la parte superior de la atmósfera (TOA) al incorporar la irradiación solar exoatmosférica (potencia del sol), la distancia Tierra-Sol y el ángulo de elevación solar. Estos valores varían con la fecha, la hora y la latitud, por lo que sus efectos deben ser considerados cuando se trabaja con varias imágenes, incluso dentro de una sola escena. La reflectancia en la parte superior de la atmósfera es una medida de la proporción de radiación entrante reflejada desde una superficie, cuando se detecta desde arriba de la atmósfera. El paso de corrección solar a



menudo se agrupa con la conversión a radiancia en la literatura. De manera similar a la conversión a radiancia, los valores de corrección solar para los datos de Landsat se pueden recuperar de los archivos de metadatos asociados con cada imagen o, en algunos casos, se encuentran en las tablas de búsqueda. Landsat 8 proporciona coeficientes para convertir directamente a un producto de reflectancia TOA de DN, pero esto no debe considerarse una reflectancia TOA ya que el proceso no proporciona una corrección para el ángulo de elevación solar (USGS, 2015).

2.2.1.5. Corrección atmosférica

La energía captada por los sensores Landsat está influenciada por la atmósfera de la Tierra; esto incluye la dispersión y absorción debido a las interacciones de la radiación electromagnética con las partículas atmosféricas (es decir: gases, vapor de agua, y aerosoles). La corrección atmosférica intenta dar cuenta de estos efectos; sin embargo, algunos efectos atmosféricos varían con mucha frecuencia sobre la superficie de la Tierra y pueden ser difíciles de corregir en las imágenes del Landsat. Si bien no siempre es necesario corregir atmosféricamente los datos de Landsat a los valores de la superficie, hay casos en que se necesita este nivel de corrección. En general, se necesitan correcciones atmosféricas absolutas cuando: (1) se está creando un modelo empírico para la aplicación más allá de los datos utilizados para desarrollarlo, (2) se está haciendo una comparación con los datos de reflectancia del suelo, como un espectroradiómetro basado en campo, o (3) una alternativa a la corrección relativa cuando se realizan comparaciones a través de múltiples imágenes. Todos los métodos de corrección atmosférica tienen supuestos asociados sobre el objetivo y la naturaleza de las partículas atmosféricas o la emisividad (para la temperatura de la superficie de la tierra). Existen numerosos métodos de corrección atmosférica disponibles, que van desde enfoques simples que precisan únicamente de información dentro de la imagen, como la sustracción de objetos oscuros (Chavez, 1988), hasta enfoques más complejos que requieren uso intensivo de datos, como el método utilizado para el Sistema de procesamiento adaptativo de perturbación del ecosistema Landsat (LEDAPS) o el Algoritmo 6s (Masek et al., 2006). Los métodos complejos son, generalmente, más precisos que aquellos más simples; igualmente, a menudo requieren datos complementarios sobre las condiciones atmosféricas en el momento de la recopilación de imágenes y su implementación suele ser difícil,



especialmente para quienes no poseen experticia en detección remota. Además, estas correcciones pueden introducir errores adicionales (Schroeder, Cohen, Song, Canty, & Yang, 2006).

2.2.1.6. Corrección topográfica

La corrección solar no considera los efectos de iluminación de pendiente, aspecto y elevación que pueden causar variaciones en los valores de reflectancia para características similares con diferentes posiciones de terreno (Riano, Chuvieco, Salas, & Aguado, 2003). La corrección topográfica es el proceso utilizado para explicar tales efectos; si bien esta corrección no siempre es necesaria, puede ser especialmente importante para aplicaciones en sistemas de montaña o en terrenos escarpados (Colby, 1991), son ajustes comunes para el monitoreo satelital debido a la dificultad de acceso a estos entornos para mediciones de campo. En este punto, es necesario distinguir la topografía y la corrección del terreno; la corrección topográfica es un proceso radiométrico, mientras que la corrección del terreno es de naturaleza geométrica. Aunque los productos Landsat Nivel-1 se corrigen en el terreno, esto no tiene en cuenta los mismos efectos que una corrección topográfica. La corrección del terreno garantiza que cada píxel se presente como tal y como se observa desde arriba, independientemente de la topografía o el ángulo de visión, y, si bien es importante, no tiene en cuenta los mismos efectos que la corrección topográfica.

Existen numerosos métodos para efectuar, correctamente, la corrección topográfica. Las relaciones de banda son una forma sencilla de reducir parcialmente los impactos de los efectos de iluminación sin el uso de un modelo de elevación digital (HOLBEN & JUSTICE, 1981). Este método supone que la reflectancia aumentará o disminuirá proporcionalmente en las dos bandas que se están utilizando, esta suposición es demostrablemente falsa para la radiación indirecta (Leprieur, 1988). A la inversa, se pueden usar enfoques más complejos con un DEM para modelar los efectos de iluminación, teniendo en cuenta la pendiente específica y el aspecto del terreno. Varios métodos se mencionan comúnmente en la literatura (Riano et al., 2003) y, se han publicado numerosos estudios que comparan estos métodos con resultados variables según la ubicación del estudio y la aplicación. Si bien ningún método de corrección topográfica específico es superior en todo aspecto, los métodos de corrección de Minnaert



y de corrección C han demostrado un buen desempeño para eliminar efectos topográficos en las imágenes de Landsat (Vanonckelen, Lhermitte, & Van Rompaey, 2013). Este paso de preprocesamiento puede ser más importante que la corrección atmosférica para algunas aplicaciones en regiones topográficamente complejas; aun así, este paso no es necesario para todos los escenarios (Riano et al., 2003).

2.2.2. Clasificación Supervisada

La clasificación supervisada consiste en agrupar los píxeles de un conjunto de datos en clases basadas en datos de entrenamiento que son definidos por el investigador. Los datos de capacitación pueden provenir de las siguientes fuentes:

- Polígonos, puntos o multipuntos de capas de vectores existentes, o archivos de forma.
- Puntos 3D o archivos de formas poligonales.
- Polígonos o puntos que se crean interactivamente en una imagen cargada.

Existen varios métodos de clasificación supervisada, entre los cuales se encuentran: probabilidad máxima, distancia mínima, distancia de Mahalanobis, mapeador de ángulo espectral (SAM), entre otros. A continuación, se describen brevemente algunos de ellos:

- **Máxima probabilidad:** Asume que las estadísticas, para cada clase y en cada banda, se distribuyen normalmente y calcula la probabilidad que un píxel dado pertenezca a una clase específica. Cada píxel se asigna a la clase que tiene la mayor probabilidad (es decir, la máxima probabilidad). Este es el valor predeterminado (Espín, García, Sarria, & Gomariz-Castillo, 2015).
- **Distancia mínima:** Utiliza los vectores medios, para cada clase, y calcula la distancia euclidiana desde cada píxel desconocido hasta el vector medio para cada clase. Los píxeles se clasifican a la clase más cercana (Sydow, 1977).
- **Distancia de Mahalanobis:** Un clasificador de distancia sensible a la dirección que utiliza estadísticas para cada clase. Es similar a la clasificación de máxima probabilidad, pero supone que todas las covarianzas de clase son iguales y, por lo

tanto, es un método más rápido. Todos los píxeles se clasifican según los datos de entrenamiento más cercanos (Richards, 2013).

- Mapeador de ángulo espectral (SAM): Es una clasificación espectral basada en la física que utiliza un ángulo n-D para unir píxeles con los datos de entrenamiento. Este método determina la similitud espectral entre dos espectros, calculando el ángulo entre los espectros y tratándolos como vectores en un espacio con una dimensionalidad igual al número de bandas. Esta técnica, cuando se usa en datos de reflectancia calibrados, es relativamente insensible a los efectos de iluminación y albedo. SAM compara el ángulo entre el vector medio de entrenamiento y cada vector de píxeles en el espacio n-D. Los ángulos más pequeños representan coincidencias más cercanas al espectro de referencia. Los píxeles se clasifican en la clase con el ángulo más pequeño (Kruse et al., 1993).

2.2.3. Métricas del Paisaje e Índices de Fragmentación

Los ecólogos del paisaje estudian la relación entre patrones y procesos ecológicos en una variedad de niveles espaciales y organizativos (Turner, 1989). Así, los paisajes se ven a menudo como mosaicos de parches de cubierta terrestre compuestos y estructurados de manera diferente, potencialmente conectados por dinámicas espaciales (Pickett & Cadenasso, 1995). La estructura del paisaje se puede cuantificar por: tamaño, forma, configuración, número y posición de parches de uso de la tierra dentro de un paisaje. Esos valores y métricas cuantificadas son importantes para varios campos de investigación ecológica (Jung, 2016).

Las métricas del paisaje generalmente derivan de conjuntos de datos clasificados de cobertura terrestre que utilizan software especializado y sistemas de información geográfica (SIG). De esos productos de software, FRAGSTAT es probablemente el paquete de software más comprensible para el cálculo de métricas de paisajes y parches (McGarigal & Marks, 1995). El análisis en FRAGSTAT está separado de la visualización en un programa SIG y no se ejecuta de forma nativa en todos los sistemas operativos como Mac-OS o aquellos derivados de Linux. Otros paquetes de software de código abierto, ampliamente utilizados, incluyen la extensión r.li para GRASS GIS y SDMTTools para el paquete de software (Jung, 2016); sin embargo, esas soluciones dependen del



formato y el recorte de ráster anteriores, de otra manera no se pueden usar en modelos jerárquicos complejos sin conocimiento de programación o secuencias de comandos.

El proyecto QGIS proporciona un entorno de escritorio y servidor de código abierto y gratuito, se entrega con todas las funcionalidades de un sistema SIG moderno (QGIS, 2016). Uno de sus complementos, LecoS (Landscape ecology Statistics), es capaz de analizar varias métricas de paisajes y parches dentro de un conjunto de SIG de código abierto de libre acceso y, por lo tanto, puede combinar la capacidad de calcular métricas de paisajes complejas dentro de sofisticados modelos de SIG.

LecoS hace un uso intensivo de las bibliotecas científicas de Python SciPy y Numpy (Oliphant, Oliphant, Oliphant, & Oliphant, 2007) para calcular métricas de paisaje básicas y avanzadas, proporciona varias funciones para realizar análisis de paisaje; hasta ahora se admiten más de 16 métricas de paisaje diferentes entre las cuales se encuentran los índices de fragmentación. LecoS se acompaña con dos interfaces diferentes con funciones centrales como el cálculo de métricas de paisaje, que tienen su propia interfaz gráfica, mientras que las funcionalidades más avanzadas solo son compatibles con la caja de herramientas de procesamiento de QGIS.

2.3. Prospectiva del fenómeno

Este procedimiento basa su desempeño en la utilización de secuencias temporales captadas en forma de imágenes por medio de satélites, como las series de datos de entrada para la utilización de modelos matemáticos que permitirán inferir la fragmentación del paisaje y el cambio en el uso de suelo en un periodo de tiempo establecido por el usuario (Temme, 2016).

Los modelos de proceso de cambio de la cobertura y uso de suelo se dividen en dos grupos: modelos basados en regresión y modelos basados en transición espacial (Baker, 1989). La mayoría de las investigaciones hace uso de un enfoque basado en la regresión, que relaciona las ubicaciones del cambio en la cobertura y uso de suelo con un conjunto de variables espacialmente explícitas y, utiliza modelos logísticos y de precios hedónicos (Landis, 1994). Los modelos basados en la transición espacial a menudo se refieren a modelos de simulación de autómatas celulares que, permiten predecir el desarrollo futuro de la tierra basado en estimaciones probabilísticas con Monte Carlo u otros métodos



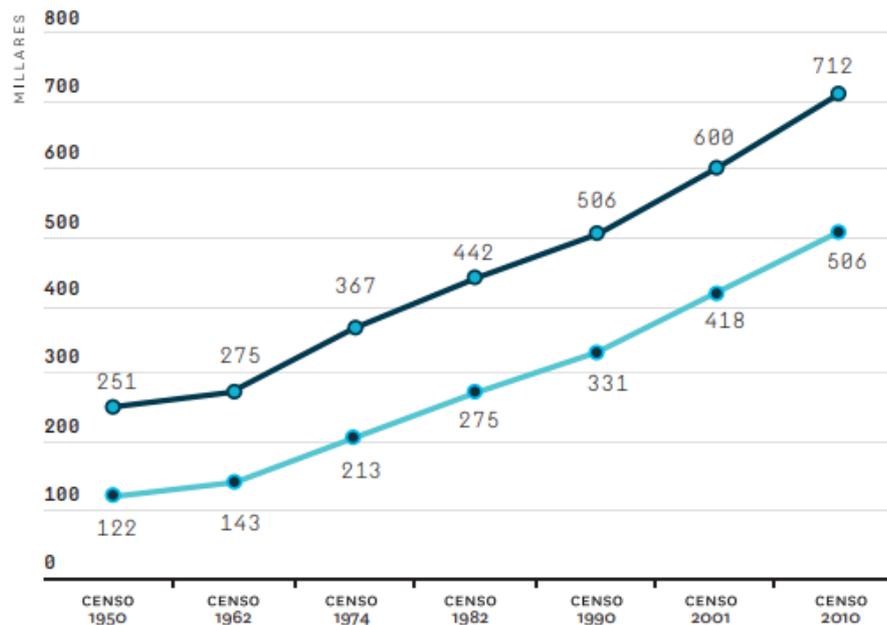
(CLARKE & GAYDOS, 1998). Un límite crucial para el desarrollo de los modelos de proceso es la deficiencia de herramientas de modelado explícito para procesos de cambio en la generación actual de sistemas de SIG y teledetección. También es importante evaluar la disponibilidad de datos (Baker, 1989); además, pocos estudios han intentado vincular la teledetección satelital y el SIG a los métodos de modelado estocástico, a pesar que las técnicas para tales enlaces han madurado en los últimos años gracias a los avances en tecnología de SIG y su integración con la teledetección (Weng, 2002).

Dentro de todos los modelos disponibles, el modelo de Markov se ha utilizado ampliamente para representar cambios en el uso y cobertura de suelo, incluidas áreas urbanas y no urbanas a grandes y medianas escalas espaciales. Markov estudia la ocupación inicial y las probabilidades de transición de diferentes estados, en consecuencia, para determinar la tendencia de desarrollo y predecir el estado del futuro. Su aplicabilidad y viabilidad han sido testificadas en muchos trabajos de investigación y sus resultados se ajustan aproximadamente a los resultados evidenciados (Zhang et al., 2011).

2.4. Zona de Estudio

Las trascendentales causas de la fragmentación en el periurbano de una ciudad son: procesos de industrialización, expansión de las ciudades, intensa agricultura, desarrollo de infraestructura vial e incendios forestales (E. Moscoso, 2017).

Con respecto al crecimiento poblacional, los datos censales muestran que la población de 2001 en el cantón Cuenca acogía 417.632 habitantes, lo que corresponde al 69% del total de la provincia Azuay. Para el año 2010, el cantón presentó una población de 505.585 habitantes, lo cual representaba el 71% del total de la provincia (BID, 2015). La tasa de crecimiento anual de la población de la Provincia del Azuay y el Cantón Cuenca, se muestran en la ilustración 1.

Ilustración 1. Tasa de crecimiento anual de la Provincia Azuay y el Cantón Cuenca

Fuente: Datos del Instituto Nacional de Estadísticas y Censos del Ecuador (INEC 2010)

Según el análisis de un estudio realizado por la Iniciativa de Ciudades Emergentes y Sostenibles (ICES), el crecimiento de la población en Cuenca será del 2% en los próximos años. Esto significa que la población urbana incrementará su número de 459.057 habitantes en el 2010 a 703.220 en el 2030 y a 901.499 en el 2050, un aumento del 96,4% en comparación con su población actual. Así también, debido a su posición geográfica, Cuenca enfrenta una gran limitación en términos de espacio físico disponible para la expansión de la ciudad. Estas proyecciones de crecimiento junto con las limitaciones físicas plantean un escenario futuro complejo desde el punto de vista de la competitividad y sostenibilidad de la ciudad (BID, 2015).

Por otra parte, al observar el centro histórico de Cuenca, se evidencia que muestra una fusión muy interesante entre los bienes culturales y el entorno natural. Desafortunadamente, se han hecho presentes cambios inapropiados debido a la introducción de una arquitectura que no se adapta al paisaje existente, falta de respeto por la escala construida y lo visual, nuevos focos de desarrollo hacia las laderas de las montañas, parcelación excesiva después de las reformas agrarias y la eliminación de la cubierta vegetal generan una degradación irreversible del suelo y el avance de la frontera agrícola a costa de los frágiles ecosistemas montañosos (S. Moscoso, 2015).



2.5. Legislación Ecuatoriana

La Ley Nacional de Patrimonio Cultural, en vigor desde 1979, no hace clara inclusión del paisaje como una categoría de patrimonio pero subraya la necesidad de establecer zonas de amortiguamiento, lo que significa proteger: “el hogar en sí mismo y su entorno ambiental y paisajístico necesario para proporcionar una visibilidad adecuada; así como para mantener el ambiente y la integridad en que se construyó” (Suárez & Sacoto, 2017). Durante muchos años, el paisaje en su dimensión cultural no ha sido un tema de interés; a pesar de esa realidad, la Constitución ecuatoriana de 2008 ha incluido algunos artículos relacionados con la protección del paisaje. Se presentó el concepto de “Buen Vivir”, que promueve el desarrollo junto con el imperativo respeto por las tradiciones y derechos de la naturaleza; así también, el Art. 3 de la Constitución establece la obligación del Estado de proteger el patrimonio natural y cultural del país (Suárez & Sacoto, 2017).

Dado que los Gobiernos Autónomos Descentralizados (GAD) municipales están a cargo de la administración de sus territorios, se les otorga una oportunidad para incluir tanto los derechos de la naturaleza como la importancia cultural que contemplan. En el cantón Cuenca, el gobierno local ha mostrado interés en incluir un enfoque de gestión del paisaje en su Plan Urbano 2013, mediante un estudio interdisciplinario del paisaje cultural de la ciudad. El objetivo es producir un documento que conste de un instrumento para la protección y gestión del paisaje de la ciudad y que establezca estrategias para la evaluación y protección de su valor. El borrador del documento es un buen punto de partida para la gestión futura del paisaje cultural de la ciudad de Cuenca. Para realizar el diagnóstico y la evaluación del valor paisajístico, los estudios operacionales deben complementarse con políticas y normas específicas en cuanto a intervención y construcción en unidades terrestres frágiles dentro de su territorio, que podrían afectar el paisaje histórico de la ciudad (S. Moscoso, 2015).

3. Metodología

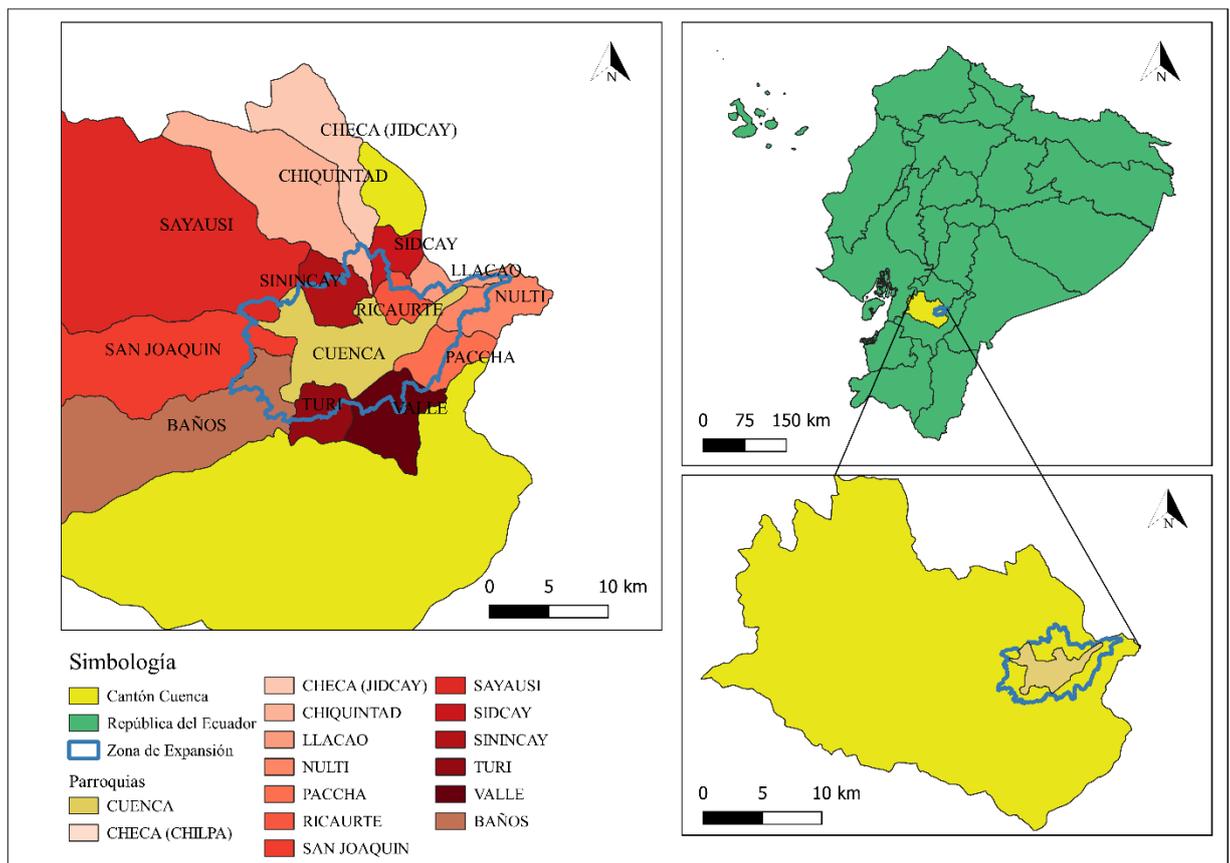
3.1. Localización y caracterización del área de estudio

La ciudad Cuenca, también conocida como “Atenas del Ecuador”, es la cabecera cantonal y capital de la provincia del Azuay. Se encuentra ubicada en un valle interandino de la sierra sur ecuatoriana, a una altitud promedio de 2560 m.s.n.m., en las coordenadas -

2,89733 latitud y -79,004430 longitud. El clima en Cuenca es cálido y templado, presenta precipitaciones durante todo el año, posee una precipitación media aproximada de 789 mm. La temperatura media anual es de 14.7°C (Climate-Data.org, 2018). Por otra parte, la ciudad posee una población de 385,456 habitantes y una densidad poblacional de 47.01 habitantes por hectárea (INEC, 2010).

El cantón se encuentra dividido en quince parroquias urbanas y veintidós rurales. Actualmente el periurbano de la ciudad abarca un área total de 18230.36 hectáreas y se desarrolla en diversos núcleos de población tales como: Baños, Chiquintad, El Valle, Nulti, Paccha, San Joaquín, Sayausí. En estas áreas se combinan actividades urbanas y rurales que combaten por el uso de suelo.

Ilustración 2. Periurbano de la ciudad de Cuenca



Fuente: SENPLADES (2014). Elaboración propia

3.2. Recopilación de la información y procesamiento de imágenes satelitales

Se adquirió una base de datos completa con 11 escenas del sensor Landsat 8 OLI/TIRS y 30 escenas del sensor Landsat 7 ETM, capturadas en el periodo de tiempo establecido



para el estudio. Para su selección se consideró y analizó que las imágenes presenten niveles de nubosidad inferiores al 50% en la escena (imagen completa) y menor al 10% en el área de estudio, de esta manera se obtuvo un total de 3 escenas para el sensor Landsat 8 OLI/TIRS y 6 escenas para el sensor Landsat 7 ETM+, de las cuales se eligió únicamente la mejor de cada sensor para realizar el estudio. Las imágenes se registraron utilizando sistemas de referencia de proyección Universal Transversal Mercator (UTM), ubicados en la zona horaria 17S, con un sistema geodésico de referencia y elipsoide 1984 y correspondientes en *path*: 10 y *raw*: 62. Las imágenes poseen una resolución espacial de 30m x 30m en formato Geotiff. El procesamiento digital de imágenes satelitales implica realizar operaciones de corrección geométricas de imagen y calibración para obtener una representación lo más realista posible de la superficie de la Tierra (JR Eastman, 2003). El listado de imágenes utilizadas y sus características se describen en la tabla a continuación.

Tabla 1. Imágenes Satélites Landsat

CÓDIGO	FECHA	NUBOSIDAD DE LA IMAGEN	NUBOSIDAD EN ÁREA DE ESTUDIO
LE70100622001307EDC00	03/11/2001	26%	0%
LC80100622013332LGN01	20/11/2013	37,96%	0%
LC80100622016325LGN01	20/11/2016	25,59%	0%

Fuente: UCGS (2019)

3.2.1. Corrección geométrica

Una vez obtenidas las imágenes satelitales, se aplicó el registro mediante el proceso de georreferenciación para asegurar que las imágenes se encuentren alineadas a su ubicación geográfica y zona horaria WGS-UTM 17S, posteriormente se ortorectificaron tomando 20 puntos de control terrestres (cruce de calles), con respecto al mapa base del periurbano de la ciudad de Cuenca otorgado por el PROMAS mediante la ortofoto que tiene una resolución de 0.6 metros, útil para corregir los efectos de relieve en la imagen, este proceso se realizó gracias a la herramienta Georreferenciador en el programa QGIS 3.4.

3.2.2. Corrección radiométrica

La corrección radiométrica de las imágenes satelitales Landsat 7 ETM+ y Landsat 8 OLI/TIRS se efectuó mediante el uso de la herramienta “Clasificación Semiautomática”

(SCP), la cual es complemento de código gratuito para QGIS, con el objetivo fundamental de eliminar o minimizar las distorsiones que podrían ocurrir durante el proceso de adquisición de imágenes y para facilitar la comparación de imágenes en diferentes periodos de tiempo. La corrección radiométrica se dividió en tres partes: corrección de radiancia, corrección de reflectancia y corrección atmosférica; estos tres pasos fueron realizados automáticamente mediante la opción “Corrección atmosférica Chaves DOS1” por la herramienta “Clasificación Semiautomática”, con la información que se encuentra en los metadatos de cada una de las imágenes. Cada paso se menciona con más a detalle a continuación:

3.2.2.1. Corrección Atmosférica DOS1

Para la investigación se utilizó la sustracción de objetos oscuros (DOS), la cual es una familia de correcciones atmosféricas basadas en imágenes. Chávez (1996) explica que “la suposición básica es que dentro de la imagen algunos píxeles están en completa sombra y sus radiaciones recibidas en el satélite se deben a la dispersión atmosférica (radiación de trayectoria). Esta suposición se combina con el hecho de que muy pocos objetos en la superficie de la Tierra son de color negro absoluto, por lo que una supuesta reflectancia mínima del uno por ciento es mejor que cero por ciento”.

La corrección DOS1 utiliza un enfoque simple, postulando que la bruma atmosférica incrementa los ND en áreas de las imágenes como el agua limpia, profunda y calma, donde por las características físicas deben presentar reflectancia nula. El valor representativo de esa diferencia se sustrae, en cada banda, en todos los píxeles de la escena. Así también el modelo DOS1 de Chávez compensa las variaciones en la radiación solar según el momento del año y el ángulo de elevación del sol. Debido a esto, todos los datos necesarios para estimar el ND que corresponde al objeto oscuro y representarlo en valores de reflectancia de 0 a 1, son obtenidos del metadato de la imagen satelital (Luca Congedo, 2015).

Es necesario señalar que, la precisión de las técnicas basadas en imágenes es generalmente menor que las correcciones físicas, pero son muy útiles cuando no hay mediciones atmosféricas disponibles; igualmente, pueden mejorar la estimación de la reflectancia de la superficie terrestre.



Matemáticamente, la luminosidad o resplandor viene dado por (José A.Sobrino, 2004):

$$L_p = L_{min} - LDO1\% \quad (1)$$

Dónde:

- *L_{min}*: resplandor que corresponde a un valor de conteo digital, para el cual la suma de todos los píxeles con conteos digitales menores o iguales a este valor es igual al 0.01% de todos los píxeles de la imagen considerada (José A.Sobrino, 2004).
- *LDO1%*: luminosidad del objeto oscuro, se supone que tiene un valor de reflectancia de 0.01

En particular para imágenes Landsat:

$$L_{min} = ML * DN_{min} + AL \quad (2)$$

Donde:

- *ML*: Factor de reescalamiento multiplicativo específico de banda de metadatos Landsat (RADIANCE_MULT_BAND_x, donde x es el número de banda).
- *AL*: Factor de reescalado aditivo específico de banda de metadatos Landsat (RADIANCE_ADD_BAND_x, donde x es el número de banda).
- *DN_{min}*: Valor de nivel digital mínimo de cada una de las bandas.

Por otra parte, el resplandor del objeto oscuro está dado por (Sobrino, 2004):

$$LDO1\% = 0.01 * [(ESUN\lambda * \cos\theta_s * T_z) + E_{down}] * T_v / (\pi * d^2) \quad (3)$$

Donde:

- *ESUN λ* : irradiaciones solares exo-atmosféricas medias.
- *θ_s* : ángulo cenital solar en grados, que es igual a $\theta_s = 90^\circ - \theta_e$ donde θ_e es la elevación del sol.
- *T_z*: es la transmitancia atmosférica en la dirección de iluminación.
- *E_{down}*: es la irradiancia descendente difusa.
- *T_v*: es la transmitancia atmosférica en la dirección de visualización
- *d*: Distancia Tierra-Sol en unidades astronómicas (provisto con el archivo de metadatos Landsat).

Por lo tanto, el resplandor es:

$$L_p = ML * DN_{min} + AL - 0.01 * [(ESUN\lambda * \cos\theta_s * T_z) + E_{down}] * T_v / (\pi * d^2) \quad (4)$$

Existen varias técnicas de DOS (por ejemplo, DOS1, DOS2, DOS3, DOS4), basadas en diferentes supuestos sobre T_v , T_z y E_{down} . La técnica más simple es el DOS1, donde se hacen los siguientes supuestos (Moran, Jackson, Slater, & Teillet, 1992):

$$\bullet T_v = 1$$

$$\bullet T_z = 1$$

$$\bullet E_{down} = 0$$

Por lo tanto, el resplandor es:

$$L_p = ML * DN_{min} + AL - 0.01 * ESUN\lambda * \cos\theta_s / (\pi * d^2) \quad (5)$$

Y la reflectancia resultante de la superficie terrestre viene dada por:

$$\rho = [\pi * (L\lambda - L_p) * d^2] / (ESUN\lambda * \cos\theta_s) \quad (6)$$

Donde:

• $L\lambda$: Radiancia espectral en la apertura del sensor (radiancia en el satélite).

• Los valores de ESUN [$W / (m^2 * \mu m)$] para los sensores Landsat se proporcionan en la siguiente tabla:

Tabla 2. Valores ESUN para los sensores Landsat

Band	Landsat 1 MSS*	Landsat 2 MSS*	Landsat 3 MSS*	Landsat 4 TM*	Landsat 5 TM*	Landsat 7 ETM+**
1				1983	1983	1970
2				1795	1796	1842
3				1539	1536	1547
4	1823	1829	1839	1028	1031	1044
5	1559	1539	1555	219.8	220	225.7
6	1276	1268	1291			
7	880.1	886.6	887.9	83.49	83.44	82.06
8						1369

Fuente: (Chander et al., 2009)

Para Landsat 8, ESUN puede calcularse como:

$$ESUN = (\pi * d^2) * RADIANCE_MAXIMUM / REFLECTANCE_MAXIMUM \quad (7)$$

Donde:

•RADIANCE_MAXIMUM y REFLECTANCE_MAXIMUM son proporcionados por los metadatos de la imagen.

Así, se obtuvo cada banda multiespectral corregida atmosféricamente tanto para Landsat7 ETM+ como para Landsat 8 OLI/TIRS.

3.2.3. Corrección topográfica

Se realizó un modelo de elevación digital para el área de estudio mediante el uso de curvas de nivel obtenidas de SENPLADES, en el cual se pudo observar que el periurbano de la ciudad es una zona que presenta altitudes similares a lo largo de su superficie (2500 m.s.n.m.), de tal forma que en las imágenes satelitales existe la presencia casi nula de sombras y, por ende, no es necesario realizar corrección topográfica, ya que al hacerlo se podría generar un error aún más grande, como lo estipula Vanonckelen (2013).

3.2.4. Clasificación supervisada

Con base en las estadísticas de cada categoría, se aplicó una categorización de máxima verosimilitud. Este método asume que todas las clases, en cada banda de un sensor multiespectral, tienen una distribución normal y calculan la probabilidad de que un píxel pueda pertenecer a cierta clase, según la información que se tiene de las imágenes satelitales (Richards, 2013). En primer lugar, se definieron las clases de cobertura y uso de suelo en la zona de estudio, las cuales se describen en la tabla a continuación:

Tabla 3. Coberturas y usos de suelo, definición y criterios de identificación.

Cobertura y Uso	Definición	Criterios de Identificación
Asentamiento Humano/Suelo Descubierto	Establecimiento de cualquier tipo o tamaño donde conviven los seres humanos. Se consideran todos los centros poblados, infraestructuras viales y suelo descubierto.	Combinación de bandas de falso color 342 y 543 con dos bandas de infrarrojo que permiten identificar con mayor precisión el suelo, además presentan formas poligonales debido a las carreteras aledañas (Alonso, 2019).



Cuerpo de Agua	Acumulación significativa de agua, generalmente en la superficie del planeta ya sea de carácter natural o antrópico. Se consideran ríos, zonas entrópicamente modificadas como las lagunas de oxidación.	Combinación de bandas 123, que permite identificar los cuerpos de agua con tonalidades azul oscura de forma particularmente alargada o rectangular en el caso de las lagunas de oxidación (Alonso, 2019).
Cultivos/Vegetación/Pastos	Superficie que es utilizada generalmente para la siembra de alimentos, o áreas agrícolas abandonas. Se consideran todos aquellos suelos utilizados para cultivo o vegetación herbácea, arbustiva o pastos.	Combinación de bandas 342, que permite identificar los cultivos, vegetación y pastos ya que presenta tonalidades verdes claras y formas irregulares (Alonso, 2019).
Bosque	Comunidad de Arboles ya sea naturales o introducidos que poseen una densidad variable. Se consideran bosques conformados por vegetación densa.	Combinación de bandas 123 y 342, que permite identificar la cobertura ya que presenta tonalidades verdes oscuras, texturas rugosas y de forma irregular (Alonso, 2019).

Fuente: Alonso (2019). Elaboración propia

Una vez definidas las categorías de cobertura y uso de suelo, se seleccionaron los ROIS (puntos o polígonos que representan un tipo de categoría) tanto de entrenamiento como de validación, en este caso se utilizaron 20 polígonos de entrenamiento y 15 de validación por cada una de las clases. Como siguiente paso, se identificó la separabilidad espectral de cada una de ellas en el programa ENVI 5.3 para comprobar que presenten una importante diferenciación en sus valores y, de esta forma, evitar que las clases se confundan entre sí al momento de iniciar el clasificador.

El clasificador utilizado fue el de Máxima verosimilitud disponible en el complemento SCP del software QGIS 3.14, es uno de los métodos más robustos para este tipo de estudio. La clasificación de máxima verosimilitud supone que las estadísticas para cada

clase, en cada banda, se distribuyen normalmente y calcula la probabilidad de que un píxel dado pertenezca a una clase específica. Cada píxel es debidamente asignado a la clase que tiene la mayor probabilidad (es decir, la máxima probabilidad).

La clasificación de máxima verosimilitud se calcula mediante las siguientes funciones discriminantes para cada píxel en la imagen (Richards, 2013):

$$g_i(x) = \ln p(\omega_i) - \frac{1}{2} \ln |\Sigma_i| - \frac{1}{2} (x - m_i)^T \Sigma_i^{-1} (x - m_i) \quad (8)$$

Dónde:

- i : clase
- x : datos n -dimensionales (donde n es el número de bandas)
- $p(\omega_i)$: probabilidad de que la clase ω_i ocurra en la imagen y se asume lo mismo para todas las clases
- $|\Sigma_i|$: determinante de la matriz de covarianza de los datos en la clase ω_i
- Σ_i^{-1} : su matriz inversa
- m_i : vector medio

Posteriormente se evalúan y analizan los resultados de los mapas temáticos generados para el año 2001 y 2016.

3.2.5. Validación de información

Para validar la información obtenida, se utilizaron los ROIS de validación y de entrenamiento, se utiliza como datos de entrada para el complemento “Confusion Matrix Using Ground Truth ROIS” del software ENVI 5.3, dando como resultado la precisión general, el índice kappa y los errores de omisión y comisión. La precisión general se halla sumando el número de píxeles clasificados correctamente y dividiéndolos por el número total de píxeles (Jensen, 2005). Los ROIS de validación de cada una de las clases del terreno definen la verdadera clase de los píxeles.

El coeficiente kappa (κ) mide la concordancia entre la clasificación y los píxeles de verdad básica. Un valor kappa de 1 representa una concordancia “casi perfecta”, mientras que un valor de 0 refleja un grado de concordancia “malo” (Cerdeira L & Villarroel Del P, 2008), esto se puede observar en la tabla 4.

Tabla 4. Valoración del Coeficiente Kappa

Coeficiente kappa	Fuerza de la concordancia
0,00	Pobre (<i>Poor</i>)
0,01 - 0,20	Leve (<i>Slight</i>)
0,21 - 0,40	Aceptable (<i>Fair</i>)
0,41 - 0,60	Moderada (<i>Moderate</i>)
0,61 - 0,80	Considerable (<i>Substantial</i>)
0,81 - 1,00	Casi perfecta (<i>Almost perfect</i>)

Fuente: (Cerde L & Villarroel Del P, 2008)

El índice Kappa se halla mediante la siguiente ecuación:

$$K = (N \sum_{i=1}^n m_{i,i} - \sum_{i=1}^n (G_i C_i)) / (N^2 - \sum_{i=1}^n (G_i C_i)) \quad (9)$$

Dónde:

- i : es el número de clase
- N : es el número total de píxeles clasificados que se comparan con la verdad básica.
- $m_{i,i}$: es el número de píxeles que pertenecen a la clase de verdad fundamental i , que también se han clasificado con una clase i (es decir, valores encontrados a lo largo de la diagonal de la matriz de confusión).
- C_i : es el número total de píxeles clasificados que pertenecen a la clase i .
- G_i es el número total de píxeles de verdad básica que pertenecen a la clase i .

Para tener mayor certeza sobre los resultados obtenidos, estos fueron validados mediante el trabajo de campo, por lo cual se eligieron 20 puntos al azar dentro de la zona de estudio, como se puede observar en el Anexo 1, y, con la ayuda del software GPS&Maps instalado en un dispositivo móvil, se verificó que las categorías de cobertura y uso de suelo obtenidas en los resultados correspondan a las categorías identificadas en el sondeo de campo mediante sus coordenadas.

3.2.6. Análisis de fragmentación y cambio de uso de suelo

Una vez procesadas y generadas las clases de cobertura y usos de suelos para las áreas de interés, se importaron al software QGIS 3.14 y, mediante la herramienta LANDSCAPE ECOLOGY, que implementa metodologías de FRAGSTATS sugeridas por McGarigal y Marks (1995), permitió generar métricas del paisaje para relacionarlas con los índices de fragmentación y de esta manera identificar la fragmentación en la zona de estudio.

Las métricas de paisaje son útiles para determinar con precisión las áreas fragmentadas de las zonas evaluadas, se hallaron las siguientes: Número de parches (NP), Medias de tamaño de parche, Área del parche más grande, y malla efectiva. Por otro lado, también se hallaron los índices de división y cohesión. Esta información brinda las pautas para evaluar de forma adecuada cómo ha evolucionado el proceso de fragmentación en el área de estudio (McGarigal & Marks, 1995).

El número de parches, a menudo tiene un valor interpretativo limitado por sí solo porque no transmite información sobre el área, la distribución o la densidad de los parches; sin embargo, el número de parches es probablemente el más valioso como base para calcular otras métricas más interpretables. Así, la métrica “Área del parche más grande” es automáticamente calculada por el complemento Landscape Ecology.

El tamaño medio de parche (MN), en el nivel de clase, es una función del número de parches en la clase y el área total de la clase. Es importante destacar que, aunque el tamaño medio del parche se deriva de la cantidad de parches, no transmite ninguna información sobre cuántos parches están presentes (Jung, 2016). El MN se halla mediante la siguiente ecuación:

$$MN = \sum_{j=1}^n X_{ij}/n_i \quad (10)$$

Donde:

- X_{ij} : Numero de parches en la clase.
- N_i : Área total de la clase.

El índice de fragmentación se basa en la distribución acumulativa del área del parche y se interpreta como la probabilidad de que dos píxeles elegidos al azar en el paisaje no estén situados en el mismo parche del tipo de parche correspondiente (Jung, 2016). Matematicamente se representa mediante la siguiente ecuación:

$$IF = A^2 / \sum_{j=1}^n a_{ij}^2 \quad (11)$$

Donde:

- A : Área total del paisaje.
- a : Área del parche ij .



Si la fragmentación = 1 significa que dentro de todo el paisaje existe un solo parche. La fragmentación aumenta a medida que el tipo de parche focal se reduce cada vez más en el área y se subdivide en parches más pequeños (Jung, 2016).

3.3. Prospectiva del fenómeno

Para la investigación se utilizó el módulo MARKOV mediante el software Idrisi Selva 17.0, su función es analizar un par de imágenes de cobertura terrestre y generar una matriz de probabilidad de transición, una de áreas de transición y un conjunto de imágenes de probabilidad condicional.

También de forma complementaria con la información obtenida en el módulo MARKOV y para generar el mapa temático para el año 2030, se utilizó el módulo CA_MARKOV de Idrisi Selva 17.0 que utiliza un procedimiento combinado de predicción de cobertura terrestre de Autómata Celular, Cadenas de Markov, Multi-Criterio y Asignación de Tierra Multi-Objetivo (MOLA), que agrega un elemento de contigüidad espacial, así como el conocimiento de la probable distribución espacial de las transiciones al análisis de la cadena de Markov.

En un primer momento, fue necesario transformar el formato de las clasificaciones anteriormente generadas para los años 2001 y 2016 de formato .TIF a formato .RST, ya que ese es el formato con el que el software puede reconocer las imágenes y procesarlas. Luego, se abrió el módulo MARKOV, en el cual se ingresan como datos de entrada las dos clasificaciones y se especifica el periodo de tiempo en años entre las dos fechas (15 años) y, también, el periodo de tiempo en el que se quiere generar la predicción (14 años). Así, el módulo MARKOV se ejecuta de la siguiente manera:

1. Primero realiza una tabulación cruzada entre los mapas de cobertura del suelo durante dos fechas. A partir de eso, la matriz de probabilidad de transición básica (x) se calcula utilizando las entradas de la tabla y los totales marginales.
2. Si la fecha que se proyecta hacia adelante es un múltiplo par del período de entrenamiento, entonces la nueva matriz de probabilidad de transición se calcula a través de una simple potencia de la matriz base. Por ejemplo, si el período de capacitación es de 1992 a 2001 (9 años), entonces la matriz de probabilidad de transición para 2010 desde 2001 (9 años en adelante) es x^1 , para 2019 (18 años en adelante) es x^2 , para 2037 (36 años en adelante) es x^4 , y así sucesivamente.



3. Si el período de tiempo proyectado está entre múltiplos pares del período de entrenamiento, entonces la regla de potencia se usa para generar 3 matrices de transición que envuelven el período de tiempo de proyección (si los 3 períodos de tiempo son tiempos A, B y C, el período para ser interpolado será entre A y B). Los tres valores de cada celda en la matriz de probabilidad de transición se introducen en una regresión cuadrática (por lo tanto, habrá una regresión separada para cada celda). Dado que una regresión cuadrática ($Y = a + b1X + b2X^2$) tiene 3 incógnitas y se tienen tres puntos de datos, produce un ajuste perfecto. Esta ecuación se usa para interpolar la probabilidad de transición desconocida.

4. La aproximación utilizada en esta instancia es rápida y simple, produce un único resultado inequívoco que debería ser una aproximación muy cercana al valor verdadero (y dentro de los límites de error esperados en cualquier proyección de cambio de cobertura del suelo).

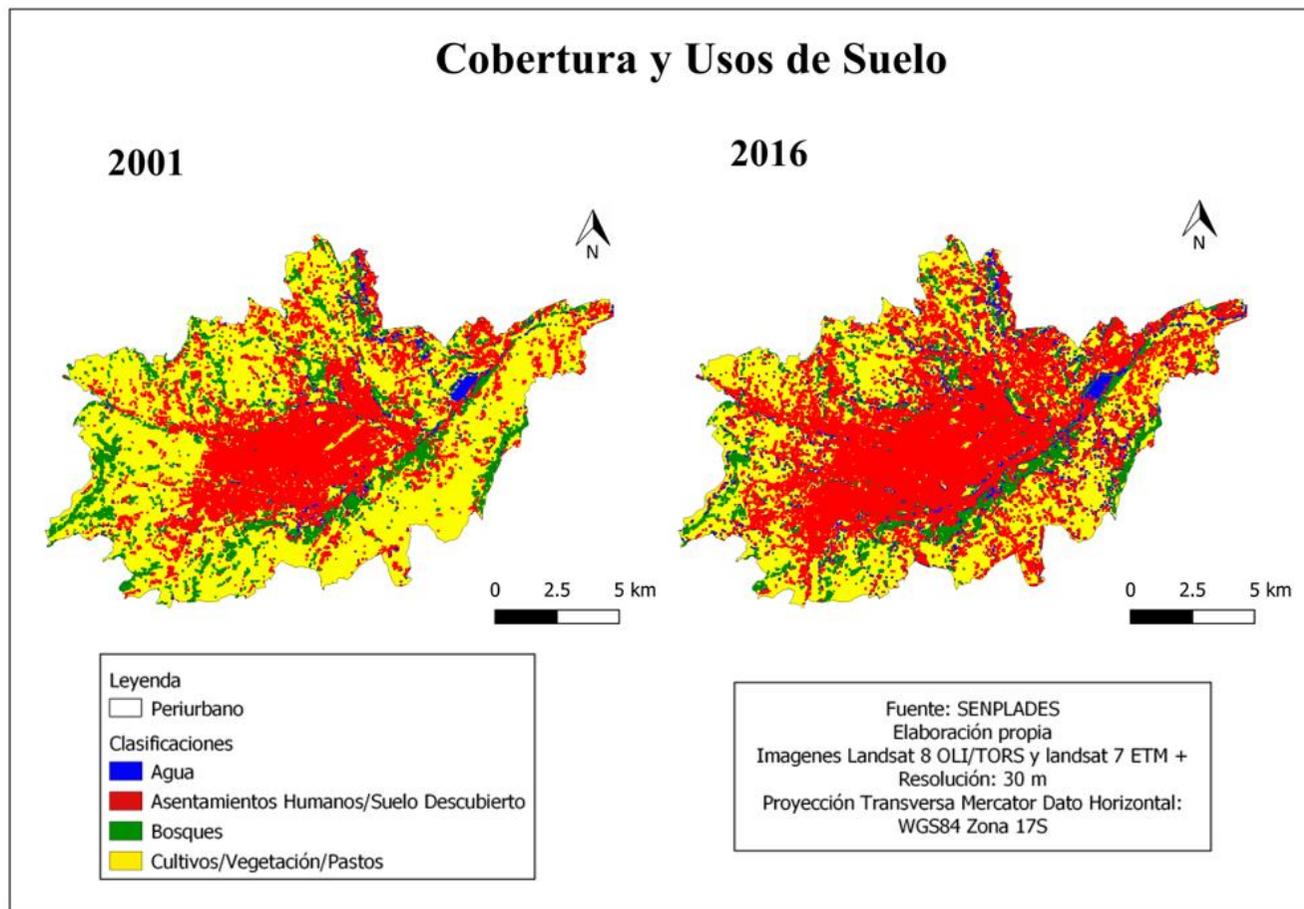
Una vez obtenidos los resultados del módulo MARKOV, se utiliza el módulo CA_MARKOV en el que se ingresa, como dato de entrada, la imagen base de cobertura de suelo con respecto al tiempo al cual se va proyectar, en este caso se utilizó la clasificación del año 2016, también ingresan las áreas de transición en formato .txt y las imágenes de adecuación creadas por MARKOV. Por último, se ingresa el nombre del archivo de salida, el número de iteraciones (periodos de tiempo) entre el inicio y final de la proyección, en este caso fue de 14 iteraciones, y el tipo de filtro predeterminado de contigüidad para los autómatas celulares fue de 5x5.

Este procedimiento da como resultado un mapa temático de cambio de uso y cobertura de suelo para el año 2030 y otro para 2050, ambos serán analizados posteriormente.

4. Resultados

Los resultados obtenidos en la clasificación supervisada de las imágenes satelitales de los años 2001 y 2016, lograron identificar cuatro tipos de categorías: “Cuerpos de Agua (CA)”, “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta (AS)”, “Bosques (BQ)” y “Cultivos/Vegetación/Pastos (CVP)”. Esto se puede observar en la siguiente ilustración:

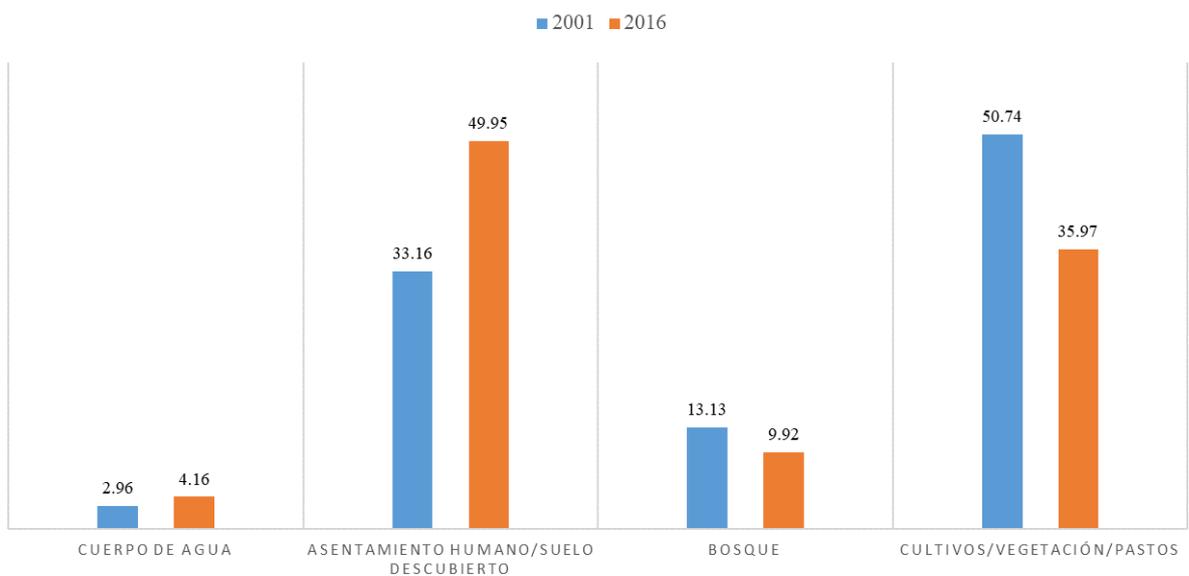
Ilustración 3. Representación Cartográfica de las categorías de Cobertura y Usos de Suelo de los años 2001 y 2016



Fuente: SENPLADES (2014). Elaboración propia

En la ilustración 3 y 4 se puede observar que existe un cambio importante en cuanto al área que ocupan los “Asentamientos humanos/Suelo descubierto” dentro de la zona urbana y periurbana de la ciudad, se evidenció un aumento del 16.79% para el año 2016. Por otra parte, la categoría de “Cultivos/Vegetación/Pastos” tuvo el segundo cambio más significativo ya que disminuyó un 14.77% para el año 2016. De igual forma, la categoría de “Bosques” también redujo su superficie en un 3,21% para el año 2016. Por último, se pudo observar que la categoría de “Cuerpos de Agua” no presenta cambios muy significativos, esto se debe, principalmente, a que tanto los ríos como las lagunas de oxidación se han mantenido sin ningún cambio durante este periodo.

Ilustración 4. Porcentajes correspondientes de coberturas y usos de suelo en los años 2001 y 2016



Fuente: Elaboración propia

La tabla 5 muestra los valores en hectáreas y los porcentajes correspondientes a cada una de las categorías identificadas en la zona de estudio.

Tabla 5. Superficies correspondientes a las categorías de cobertura y uso de suelo en los años 2001 y 2016

Código	Clase	2001		2016	
		Hectáreas	%	Hectáreas	%
1	Cuerpos de Agua	539.91	2.96	757.67	4.16
2	Asentamiento Humano/Suelo Descubierto	6045.75	33.16	9106.2	49.95
3	Bosque	2394.18	13.13	1809	9.92
4	Cultivos/Vegetación/Pastos	9250.52	50.74	6557.49	35.97
Total		18230.36	100	18230.36	100

Fuente: Elaboración propia

Es de vital importancia la validación de los resultados; de acuerdo con la tabla 6, los datos evaluados mediante la matriz de confusión para el año 2001 y 2016 presentaron valores altos de exactitud, con un total del 91,62% y 92,92% respectivamente. También presentaron resultados categorizados como “muy buenos” con respecto al índice kappa, con un total de 0.86 para el año 2001 y 0.89 para el año 2016. Se evaluó también la exactitud particular de cada una de las clases, en la cual presentó mayor exactitud los “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta” con 95,9% para el año 2001 y 97,21% para el año 2016, seguido por “Bosques” con 93.2% para el año 2001 y 97,2 % para el año 2016, en tercer lugar “Cuerpos de agua” con 91,51% de exactitud tanto para los dos años, y por último, con la menor exactitud, se encuentran “Cultivos/Vegetación/Pastos” con un valor de 82,47% para el 2001 y 83,45% para el 2016.

Es importante mencionar que, en el trabajo de campo para la validación de los resultados, los 20 puntos elegidos correspondieron exactamente a la categoría de cobertura y uso de suelo categorizado en los resultados, lo que verifica con mayor fiabilidad la precisión de los resultados obtenidos.

Tabla 6. Valores de precisión e índice Kappa

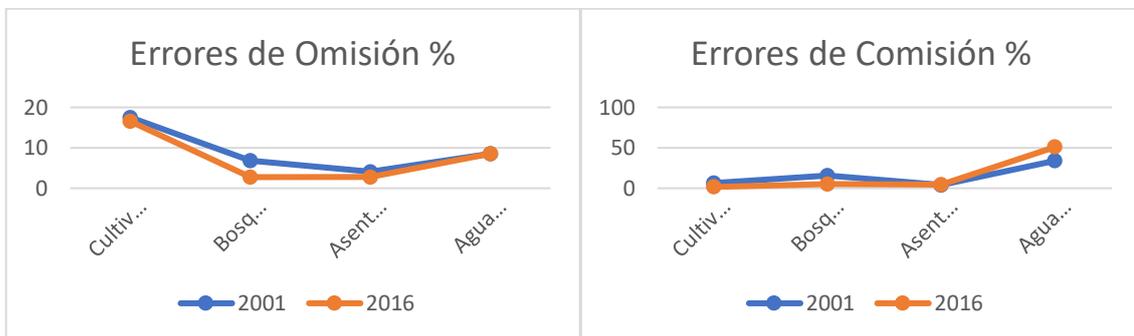
2001					2016			
Precisión General = (2601/2839) 91.6168%					Precisión General = (2742/2951) 92.9177%			
Coefficiente Kappa = 0.8677					Coefficiente Kappa = 0.8895			
Precisión por cada clase					Precisión por cada clase			
Clase	Agua test	Asentamiento	Bosque test	Cultivo Test	Agua test	Asentamiento	Bosque test	Cultivo Test
Agua Train	91.51	1.85	3	1.04	91.51	2.45	0.8	6.96
Asentamiento	5.66	95.9	1.2	6.23	5.66	97.21	0	7.42
Bosque Train	1.89	0.27	93.2	10.26	2.83	0.2	97.2	2.17
Cultivos Train	0.94	1.98	2.6	82.47	0	0.14	2	83.45
Total	100	100	100	100	100	100	100	100

Fuente: Elaboración propia

Por otra parte, se hallaron errores de omisión y comisión con respecto a cada uno de los años evaluados. Los errores de omisión representan píxeles que pertenecen a la clase de verdad, pero la técnica de clasificación no ha podido clasificarlos en la clase adecuada y se muestran en las columnas de matriz de confusión mientras que, los errores de comisión representan píxeles que pertenecen a otra clase y que están etiquetados como pertenecientes a la clase de interés, estos se muestran en las filas de la matriz de confusión.

En el año 2001, se identificaron errores de omisión por debajo del 9% para todas las clases identificadas, excepto para “Cultivos/Vegetación/Pastos” que presentó un valor de 17.53%. Se identificaron errores de comisión por debajo del 7% para las clases “Cultivos/Vegetación/Pastos” y “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierto”, mientras que la clase “Cuerpos de Agua” presentó un valor del 34.01%, seguida por “Bosques” con un 15.43%. En 2016 se identificaron errores de omisión por debajo del 9% para todas las clases identificadas, excepto para “Cultivos/Vegetación/Pastos” que presentó un valor de 16.55%. Así también, se identificaron errores de comisión por debajo del 5% para todas las clases, excepto para “Cuerpos de Agua” que presentó un valor del 51.01%. Todo lo mencionado con anterioridad se puede observar en la ilustración 5, a continuación:

Ilustración 5. Errores de Omisión y Comisión en los años 2001 y 2016



Fuente: Elaboración propia

Al realizar la matriz de confusión, presente en la tabla 7, se identificó que 3252.96 ha de la categoría “Cultivos/Vegetación/Pastos”, 289.77 ha. de “Bosques” y 4,08 ha. de “Cuerpos de Agua” pasaron a ser parte de la categoría “Asentamientos Humanos/Suelo descubierto” para el año 2016, mientras que 5559.39 ha. permanecieron sin cambio alguno. Por otro lado, se pudo evidenciar que 577.04.96 ha. de la categoría “Bosques”, 358.04 ha. de “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierto” y 7.32 ha. de “Cuerpos de Agua” pasaron a ser parte de la categoría “Cultivos/Vegetación/Pastos”, mientras que 5615.09 ha. permanecieron sin alteración alguna. Con respecto a la categoría “Bosques” 1428.11 ha. permanecieron sin cambio, 304.49 ha. de la categoría “Cultivos/Vegetación/Pastos”, 61.67 ha. de “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierto” y 14.73 ha. de “Cuerpos de Agua” pasaron a ser parte de “Bosques”. Por último, los “Cuerpos de Agua” presentaron 513,78 ha. sin ninguna alteración.

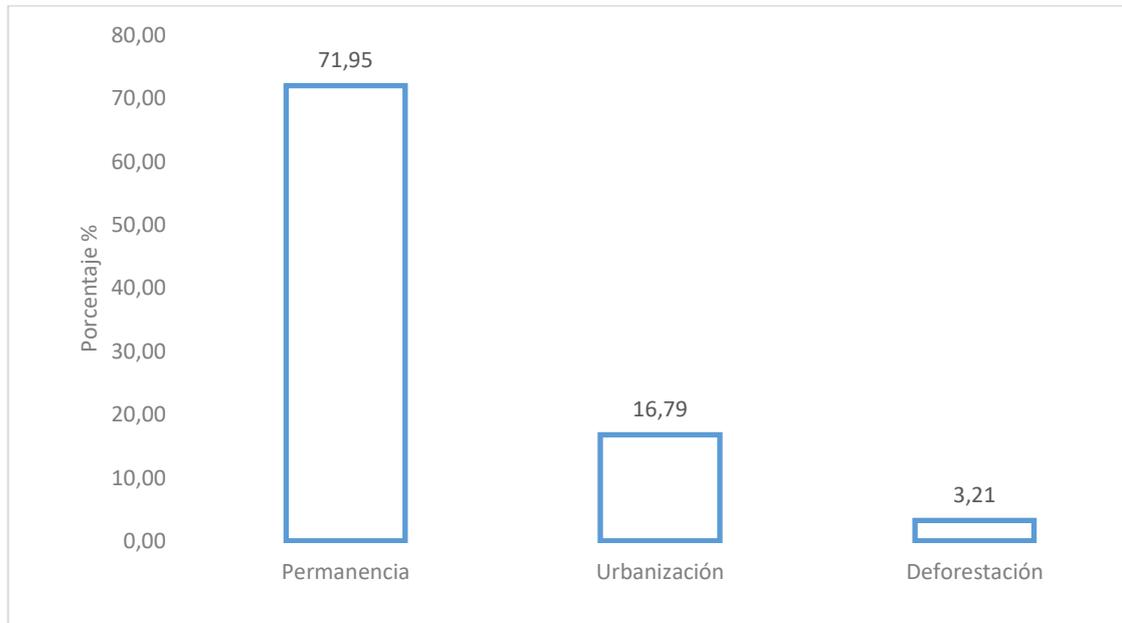
Tabla 7. Matriz de Confusión en hectáreas con respecto a las categorías de los años 2001 y 2016

2001	2016					Total
	Clases	Cuerpo de Agua	Asentamiento Humano/Suelo Descubierto	Bosque	Cultivos/Vegetación/Pastos	
	Cuerpo de Agua	513.78	4.08	14.73	7.32	539.91
	Asentamiento Humano/Suelo Descubierto	66.65	5559.39	61.67	358.04	6045.75
	Bosque	99.26	289.77	1428.11	577.04	2394.18
	Cultivos/Vegetación/Pastos	77.98	3252.96	304.49	5615.09	9250.52
	Total	757.67	9106.2	1809	6557.49	18230.36

Fuente: Elaboración propia

Al analizar la matriz de confusión, se identificaron 3 procesos de cambio importantes durante el periodo 2001-2016, fueron clasificados como procesos de permanencia, urbanización, y deforestación. En la ilustración 6 se puede observar que el proceso de permanencia representa el mayor porcentaje con un 71,95% debido, principalmente, a que el área de la mayoría de las clases se ha mantenido sin ningún cambio durante el periodo analizado. Posteriormente, se encuentra el proceso de urbanización con un valor de 16.79%, esto consecuencia de que gran parte del área que antes pertenecía a otras categorías como “Bosques” o “Cultivos/Vegetación/Pastos” fueron urbanizadas, ya sea para nuevas edificaciones o para el uso antrópico de la población. Por último, se identificó el proceso de Deforestación, que refiere la diferencia entre la superficie de “Bosques” que existía inicialmente en el año 2001 y la superficie que existe para el año 2016, reflejando un valor del 3.21%.

Ilustración 6. *Procesos de Cambio en la Cobertura y Uso de Suelos*



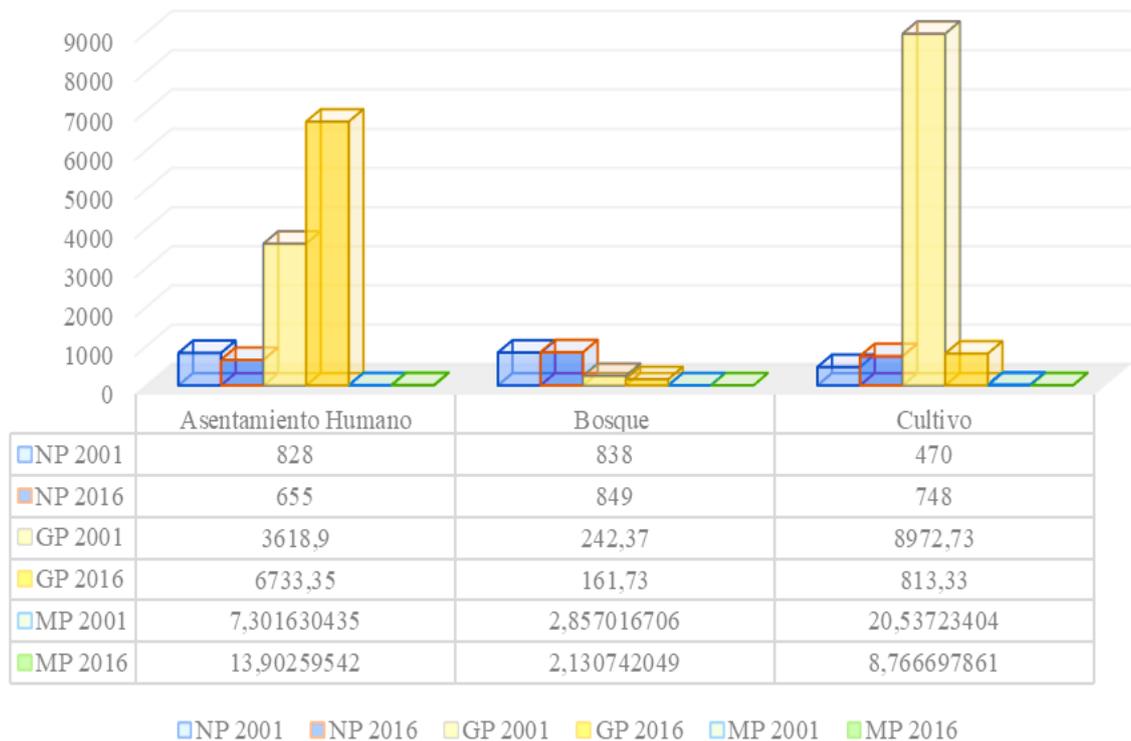
Fuente: Elaboración propia

Derivado de los resultados obtenidos, gracias al software Qgis 3.14, se obtuvieron métricas del paisaje y los índices de fragmentación para cada una de las clases. Es evidente el aumento en el número de fragmentos totales en función del tiempo, corroborando que existe un proceso de fragmentación o división de los “Cultivos/Vegetación/Pastos”, para el año 2001 obtuvieron un total de 470 fragmentos y para el año 2016 alcanzaron un total de 748, casi duplicando la cantidad de fragmentos totales. De igual manera, los “Bosques” aumentaron la cantidad de fragmentos en el periodo de tiempo establecido de 838 a 849 fragmentos. Por otro lado, los “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta” disminuyeron con respecto a la cantidad de fragmentos de 828 a 655, esto porque la zona periurbana y urbana de la ciudad han experimentado un proceso extenso de urbanización, lo cual evidencia la precisión de los resultados.

También es notoria la disminución del tamaño promedio de los parches, tanto para los “Cultivos/Vegetación/Pastos” así como para los “Bosques”, este resultado indica que los parches más grandes fueron fragmentados debido a diversas causas propias de las actividades antrópicas; en contraste, el aumento en el tamaño promedio del parche para “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta” indica que hubo cohesión de fragmentos más pequeños debido, principalmente, a la urbanización de la ciudad.

Con respecto a la métrica del tamaño más grande de parche, los “Cultivos/Vegetación/Pastos”, que en el año 2001 poseían un área de 8972.79 Ha disminuyeron drásticamente para en el año 2016 tan solo presentar 813.33 Ha. La clase de “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta” aumentó de 3618.90 Ha en el año 2001 a 6733.35 Ha para el año 2016. Es importante mencionar que los resultados de esta métrica tiene notable relación con la del número de fragmentos debido a que mientras más fragmentos existan es posible que el tamaño de los parches disminuya. Todos los resultados con respecto a métricas explicadas anteriormente, se pueden observar en la ilustración, a continuación:

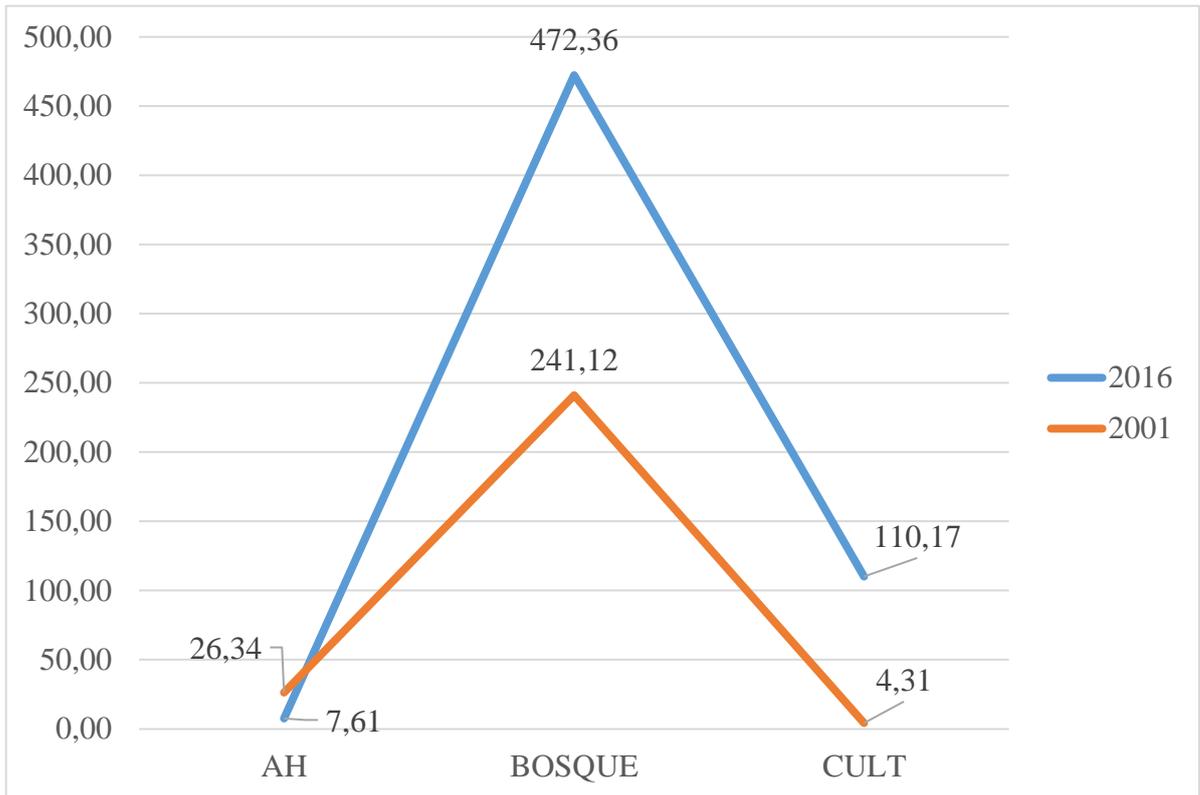
Ilustración 7. Métricas del Paisaje para los años 2001 y 2016



Fuente: Elaboración propia

Por último, se hallaron índices de fragmentación que se pueden observar en la tabla 8; se pudo verificar su relación directa con todas las métricas del paisaje, se mira un aumento en los valores de fragmentación para las clases de “Bosques” y “Cultivos/Vegetación/Pastos”; también se observó la disminución de valores del índice de fragmentación para los “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta”.

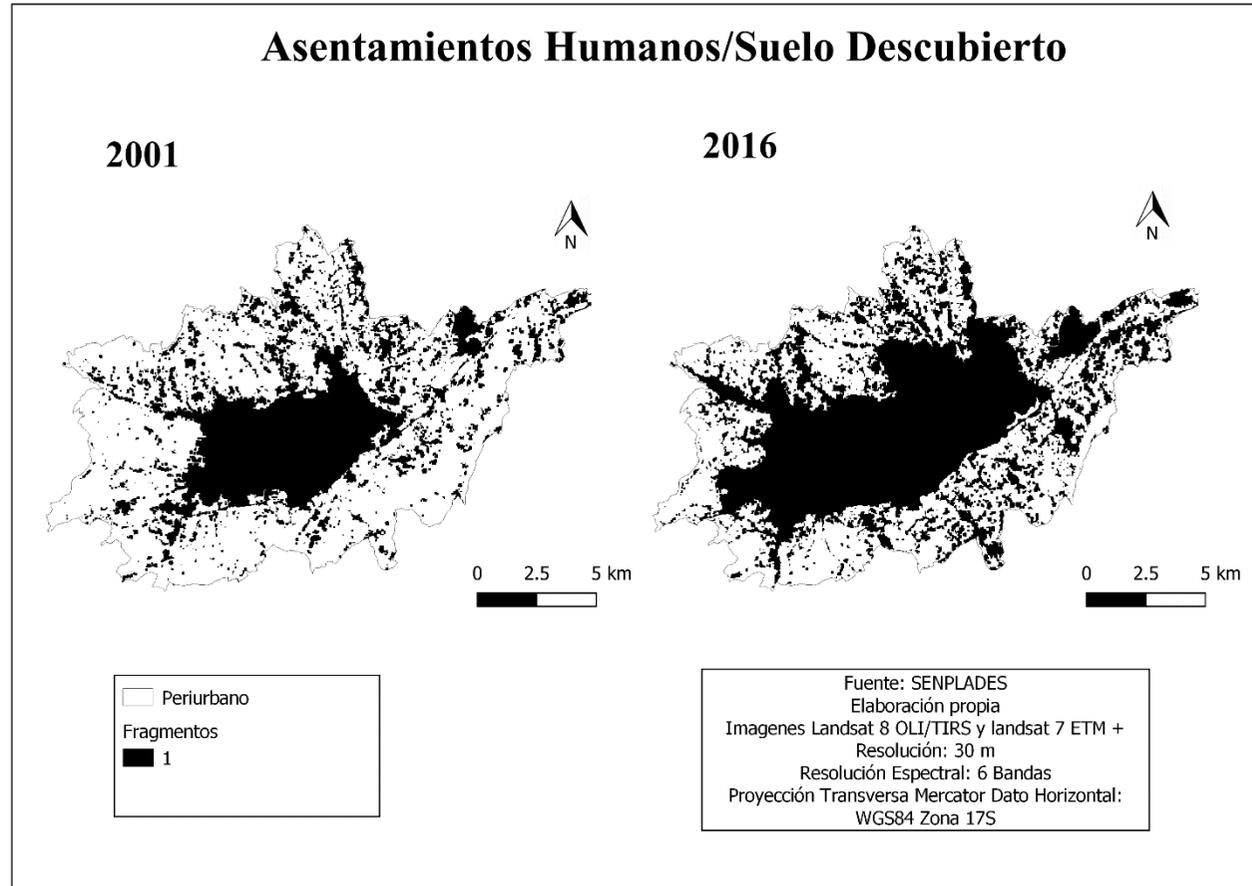
Tabla 8. Valores de Índices de fragmentación calculados en los años 2001 y 2016



Fuente: Elaboración propia

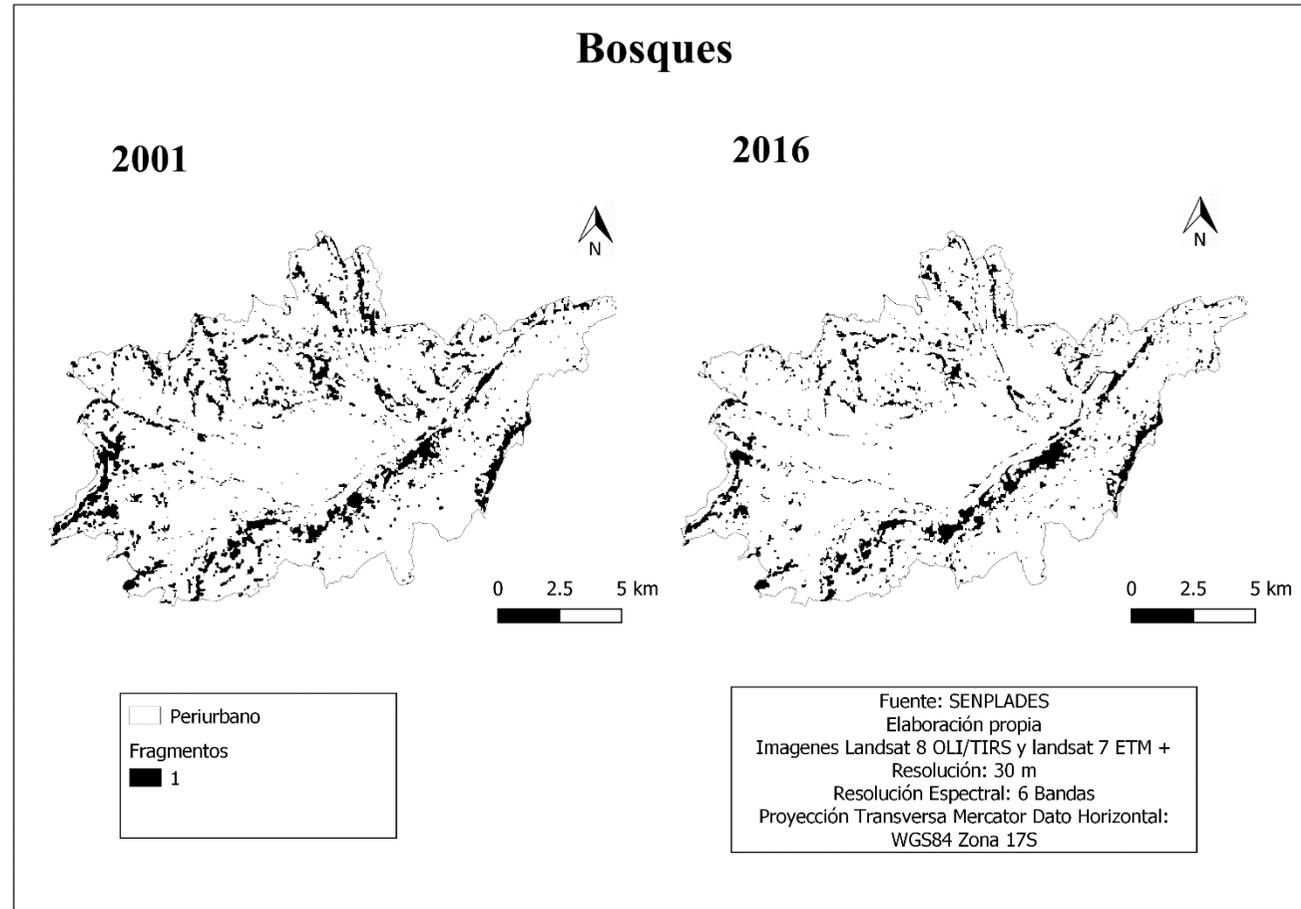
A continuación, se presentan las ilustraciones cartográficas con respecto a los resultados obtenidos de distribución espacial de las categorías de uso en los años 2001 y 2016, se puede observar con claridad el aumento o disminución de la superficie en cada una de las categorías analizadas. Todos los mapas fueron creados en el programa QGIS 3.14.

Ilustración 8. Distribución espacial de la categoría "AS" en los años 2001 y 2016



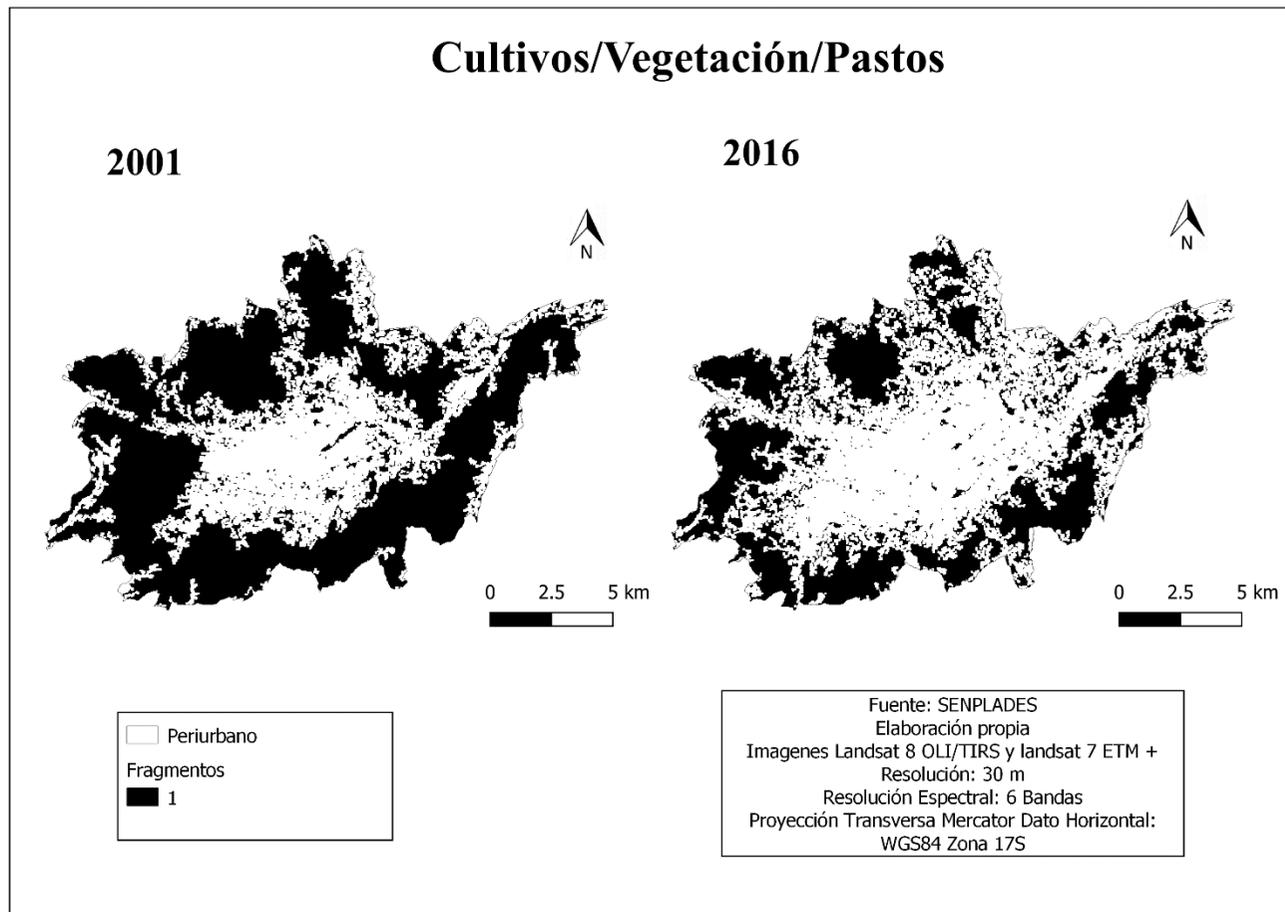
Fuente: SENPLADES (2014). Elaboración propia

Ilustración 9. Distribución espacial de la categoría "BQ" en los años 2001 y 2016



Fuente: SENPLADES (2014). Elaboración propia

Ilustración 10. Distribución espacial de la categoría "CVP" en los años 2001 y 2016



Fuente: SENPLADES (2014). Elaboración propia

4.1. Proyección del cambio de cobertura y uso de suelo

Los resultados obtenidos fueron validados mediante el índice kappa al comparar la imagen satelital preprocesada (imagen observada) del año 2013 con la proyectada mediante el uso de los complementos MARKOV y CA_MARKOV para el mismo año, se obtuvo un índice Kappa de 0.8317 y una precisión general de 87.6 %. También se recibió, como resultado, la precisión por cada una de las categorías identificadas con un valor de 91.25% para “Asentamientos humanos/Suelo Descubierto”, 89.75% para “Bosques”, 89.18% para “Cuerpos de Agua” y, por último, 88.85% para “Cultivos/Vegetación/Pastos”. Estos resultados facilitan la interpretación como válida de la proyección para los años 2030 y 2050. Lo mencionado se puede observar en la tabla 8, a continuación.

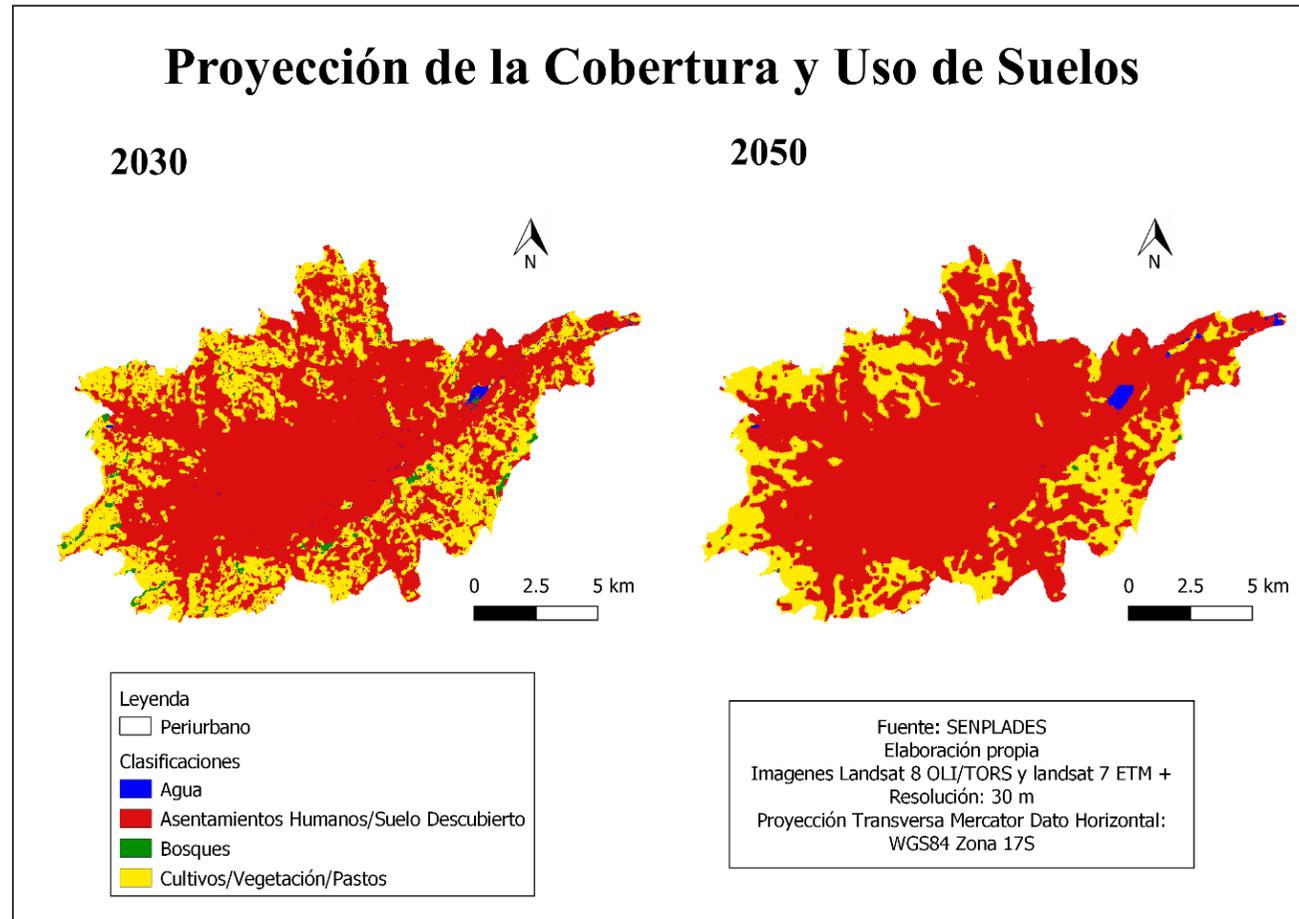
Tabla 9. Precisión General e Índice Kappa del año 2013

2013	Precisión General = (2487/2839) 87.6012%				
	Coeficiente Kappa = 0.8317				
	Precisión por cada clase				
	Clase	Agua test	Asentamiento Humano test	Bosque test	Cultivo Test
	Agua Train	89.18	2.9	4	3.92
	Asentamiento	7.17	91.23	1.2	0.4
Bosque Train	2.53	0.89	89.75	6.83	
Cultivos Train	1.12	4.98	5.05	88.85	
Total	100	100	100	100	

Fuente: Elaboración propia

Los resultados validados fueron utilizados en el complemento CA_MARKOV dando como resultado dos mapas temáticos de cobertura y uso de suelo para el año 2030 y 2050 como se puede observar en la ilustración 11.

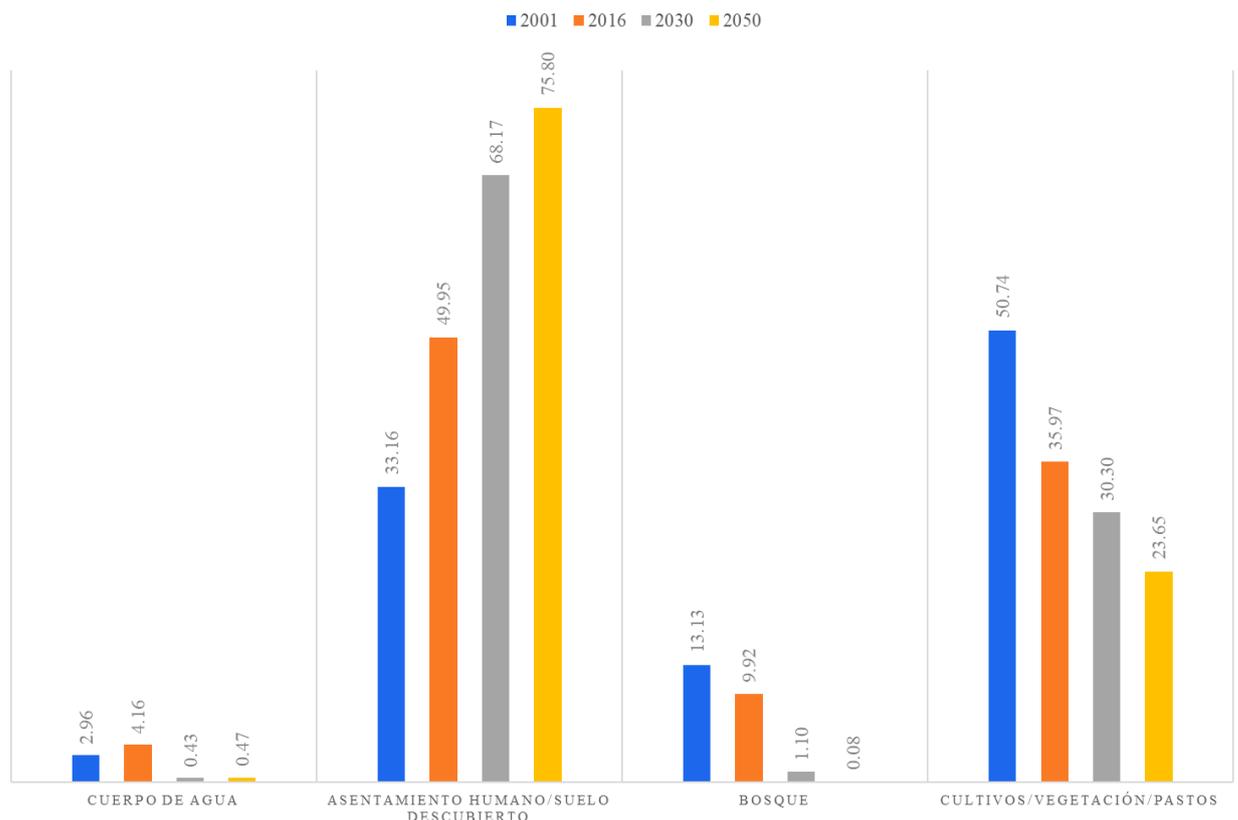
Ilustración 11. Proyección de la Cobertura y Uso de Suelo para los años 2030 y 2050



Fuente: Elaboración propia

Los resultados del mapa generado reflejan la existencia de un incremento en el área urbana del 18.22% para el año 2030 y 25.85% para el año 2050 con respecto a la categoría de “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierto”. En cambio, sobre la categoría “Bosques”, existe una disminución del 8.82% para el año 2030 y 9.84% para el año 2050. Finalmente, también existe disminución del 5.67% para el año 2030 y 12.32% para el año 2050 en la categoría de “Cultivos/Vegetación/Pastos”. Las proyecciones de cambio en la cobertura y uso de suelo se dan en un periodo de tiempo de 14 y 34 años respectivamente. Todo lo anteriormente mencionado se puede visualizar en la ilustración 12.

Ilustración 12. Proyección porcentual de la Cobertura y Uso de Suelo para los años 2030 y 2050



Fuente: Elaboración propia

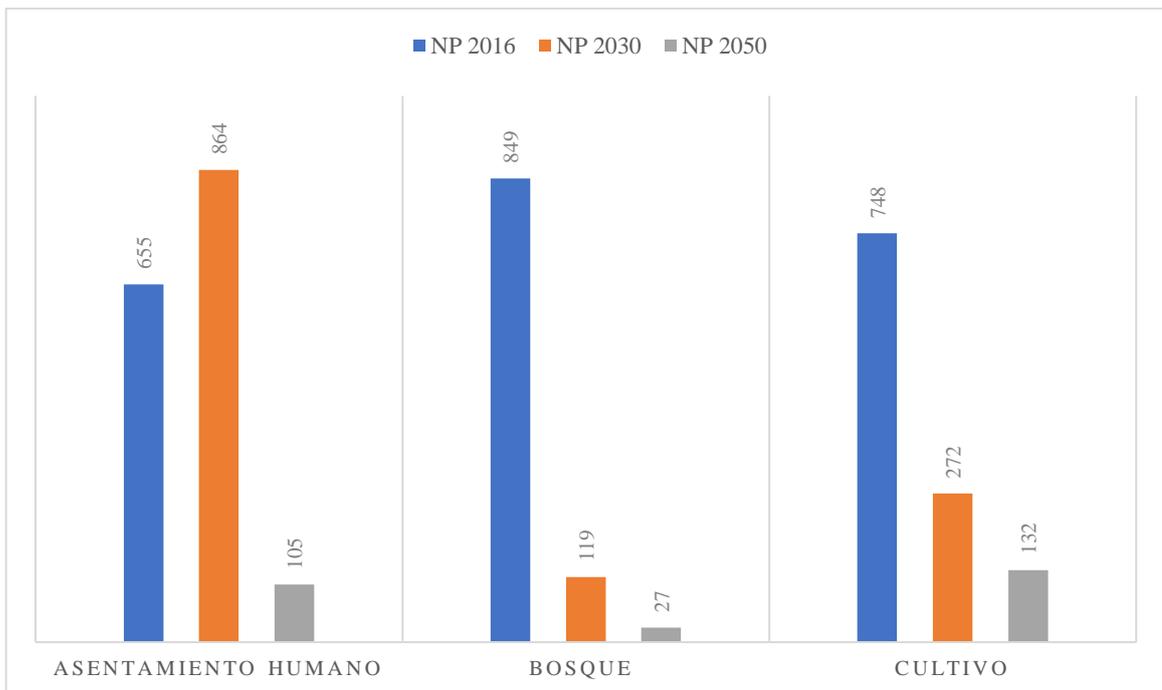
Los resultados obtenidos fueron procesados en el software QGIS 3.14 para obtener las métricas del paisaje y los índices de fragmentación para cada una de las proyecciones. Se evidenció claramente el cambio del número de fragmentos totales en función del tiempo, con respecto a la categoría de “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierto” acrecentando 209 fragmentos para el año 2030, esto puede explicarse en base a la expansión de la urbanización en pequeños fragmentos hacia otras coberturas. En cuanto

a la proyección para el año 2050, para esta categoría, se dio la disminución del número de fragmentos a tan solo 105, debido a que muchos de los pequeños fragmentos tienden a juntarse y formar uno solo, por lo que esta métrica tiene relación con el área media de los parches.

La categoría “Cultivos/Vegetación/Pastos” presentó la disminución de 476 fragmentos para el año 2030, y 616 fragmentos para el año 2050; esto encuentra explicación en la urbanización de gran parte de su superficie, adoptada por la categoría “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta”.

En cuanto a la categoría “Bosques”, hubo una disminución de 730 fragmentos para el año 2030 y 822 fragmentos para el año 2050, ya que las categorías de “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta” y “Cultivos/Vegetación/Pastos” pasaron a ocupar gran parte de su territorio dentro del paisaje urbano y periurbano de la ciudad.

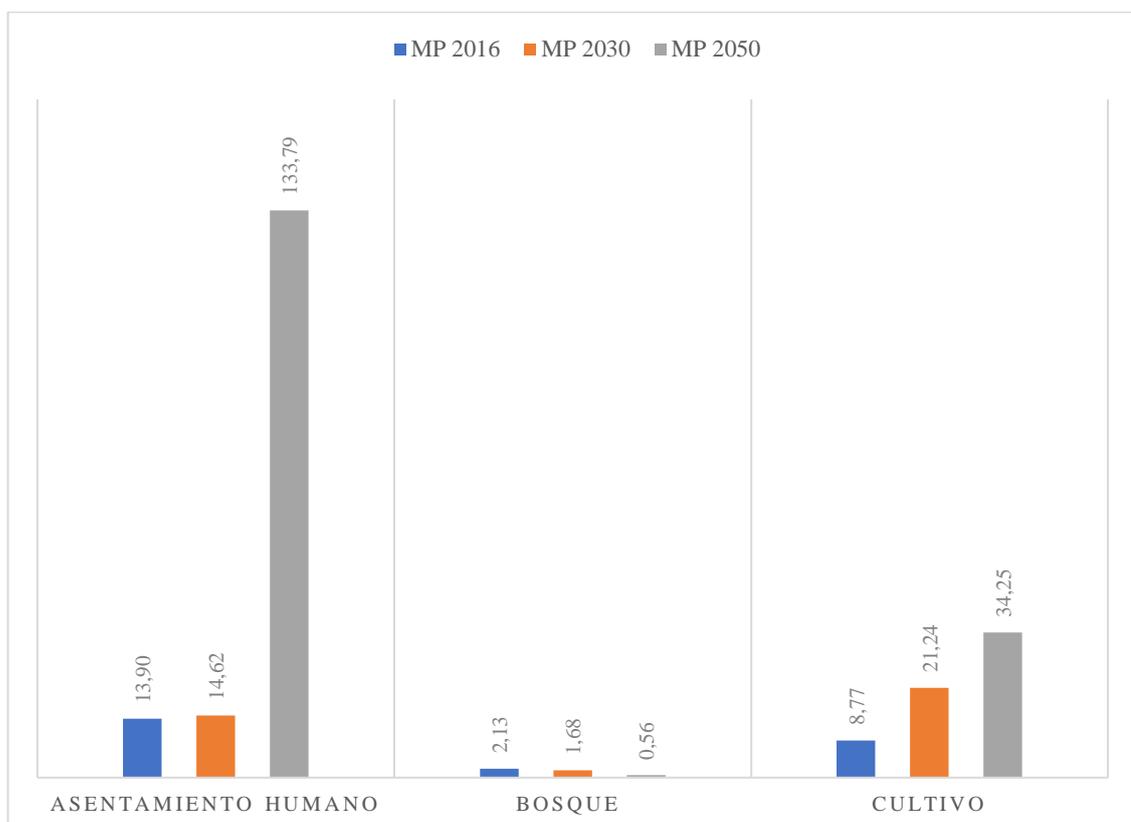
Ilustración 13. Métrica “Número de Parches” de las categorías “AS”, “BQ” y “CVP” para los años 2016, 2030 y 2050



Fuente: Elaboración propia

Como se mencionó anteriormente, el área media de los parches se encuentra en función del área de cobertura terrestre y el número de los parches. Así, la disminución en el área de cobertura terrestre y el número de fragmentos provoca que disminuya el área media de los parches, esto ocurre en la proyección de la categoría “Bosques” que pasó de 2.13 ha. en el año 2016 a 1.68 ha. para 2030 y 0.56 ha. para 2050. La disminución exagerada del número de parches y, no tan elevada, en el área de cobertura terrestre de la categoría “Cultivos/Vegetación/Pastos” provocó el aumento en el área media de los parches, de 8.77 ha. en el año 2016 a una proyección de 21.24 ha. para 2030 y 34.25 ha. para 2050. Por último, la categoría “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierto” presenta un aumento, no tan significativo, en el área media del parche de 14.62 ha. para 2030, sin embargo, debido al incremento en el área de cobertura terrestre y la disminución significativa de número de parches para 2050, el valor del área media del parche asciende considerablemente hasta 133.79 ha.

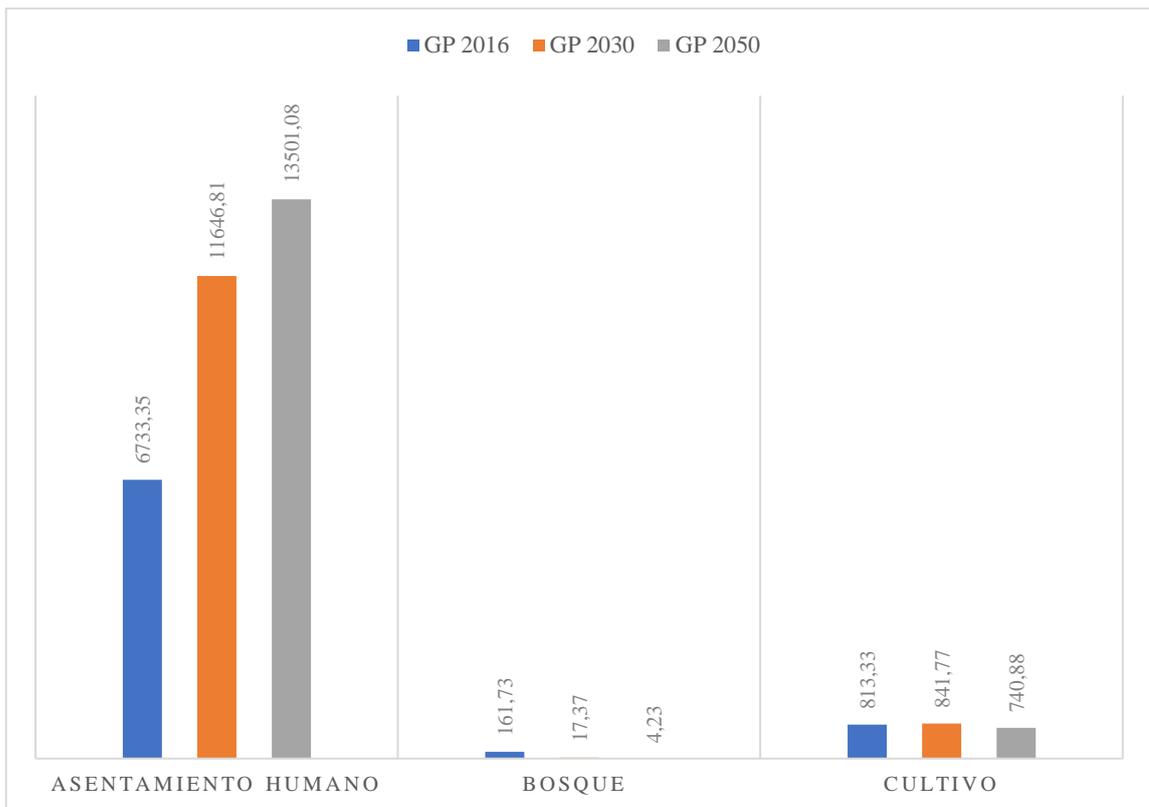
Ilustración 14. Métrica “Área media del parche” de las categorías “AS”, “BQ” y “CVP” para los años 2016, 2030 y 2050



Fuente: Elaboración propia

La métrica del “área más grande del parche” presenta el mismo comportamiento que la antes mencionada; por lo tanto, existe disminución periódica en la categoría “Bosques”, aumento y disminución periódica en la categoría “Cultivos/Vegetación/Pastos y, aumento periódico en cuanto a la categoría “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierto”. Todo lo anteriormente mencionado se puede observar detalladamente en la ilustración 15.

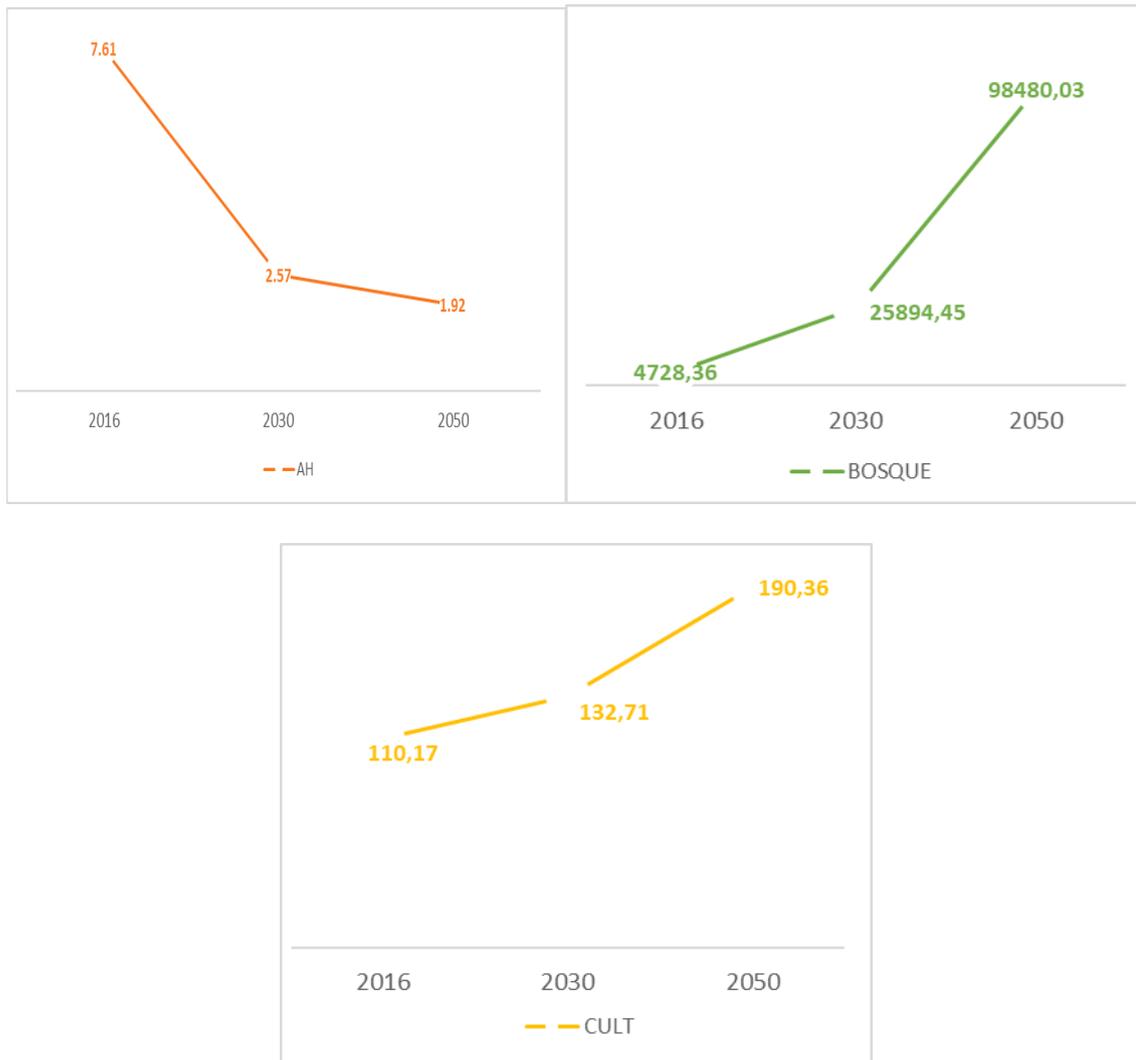
Ilustración 15. Métrica “Área más grande del Parche” de las categorías “AS”, “BQ” y “CVP” para los años 2016, 2030 y 2050



Fuente: Elaboración propia

Por último, se identificaron los índices de fragmentación para las dos proyecciones, los mismos se pueden observar en la ilustración 16, se verifica su relación directa con todas las métricas del paisaje, también los valores de fragmentación aumentaron para las clases de “Bosques” y “Cultivos/Vegetación/Pastos”, se observó la disminución en valores del índice de fragmentación para los “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierto” casi llegando a 1 en el año 2050.

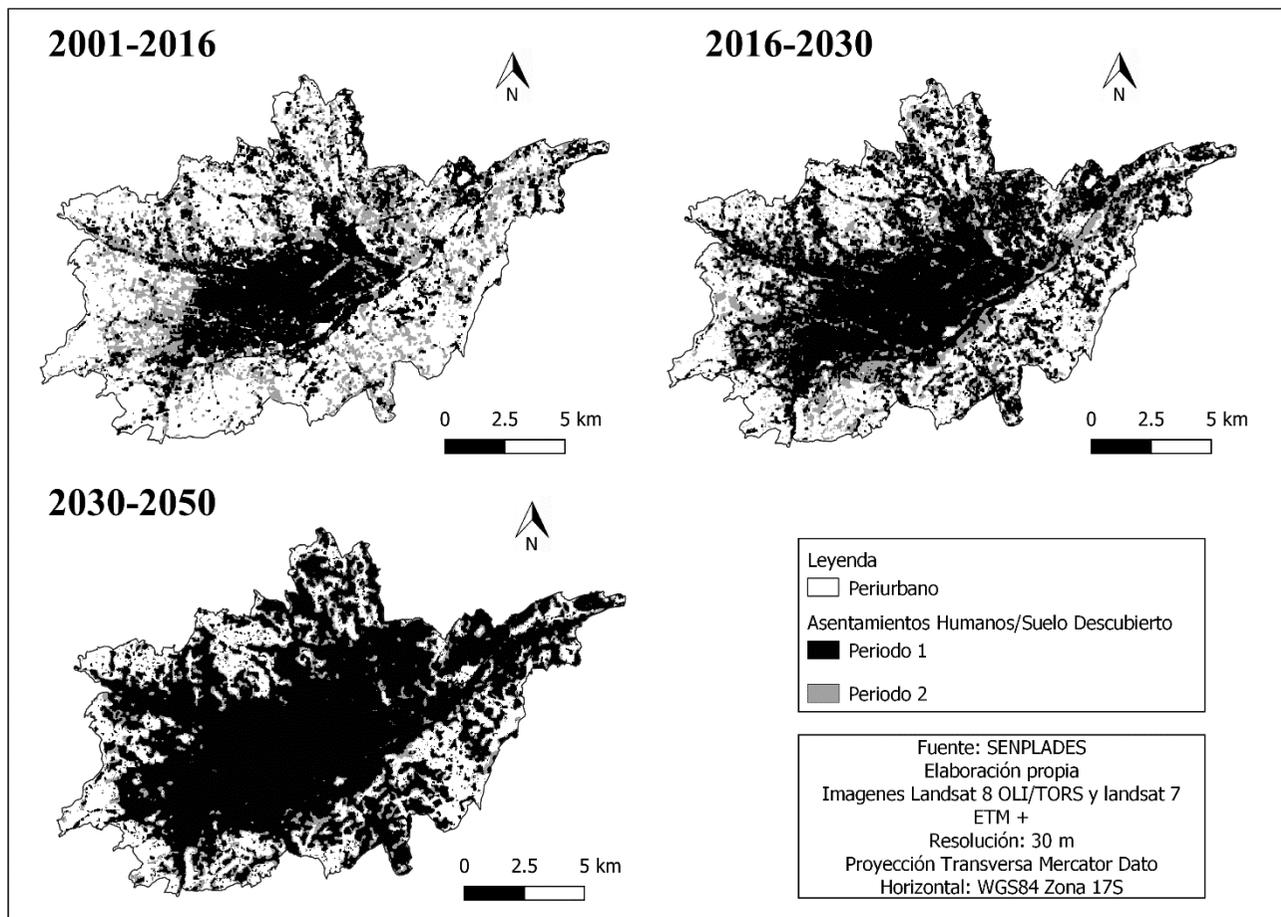
Ilustración 16. Valores de los índices de fragmentación de las categorías “AS”, “BQ” y “CVP” para los años 2016, 2030 y 2050



Fuente: Elaboración propia

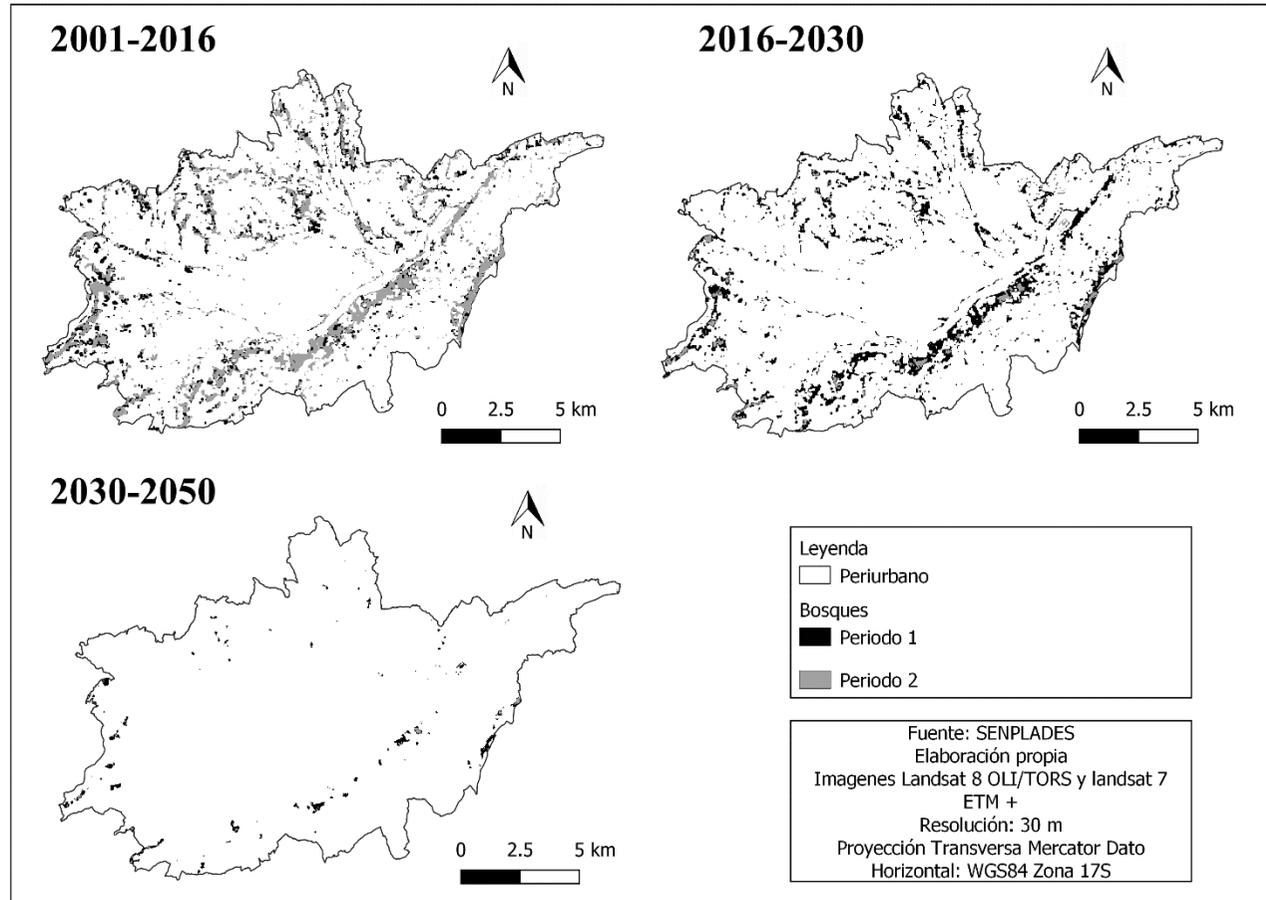
En las ilustraciones 17, 18 y 19, se presenta la proyección cartográfica de los cambios en cada una de las categorías para cada periodo de tiempo: 2001-2016, 2016-2030 y 2030-2050. Es evidente el cambio en la cobertura y uso de suelo y, en la cantidad y tamaño de los fragmentos de cada categoría.

Ilustración 17. Distribución espacial de la categoría "AS" en los periodos de tiempo 2001-2016, 2016-2030 y 2030-2050.



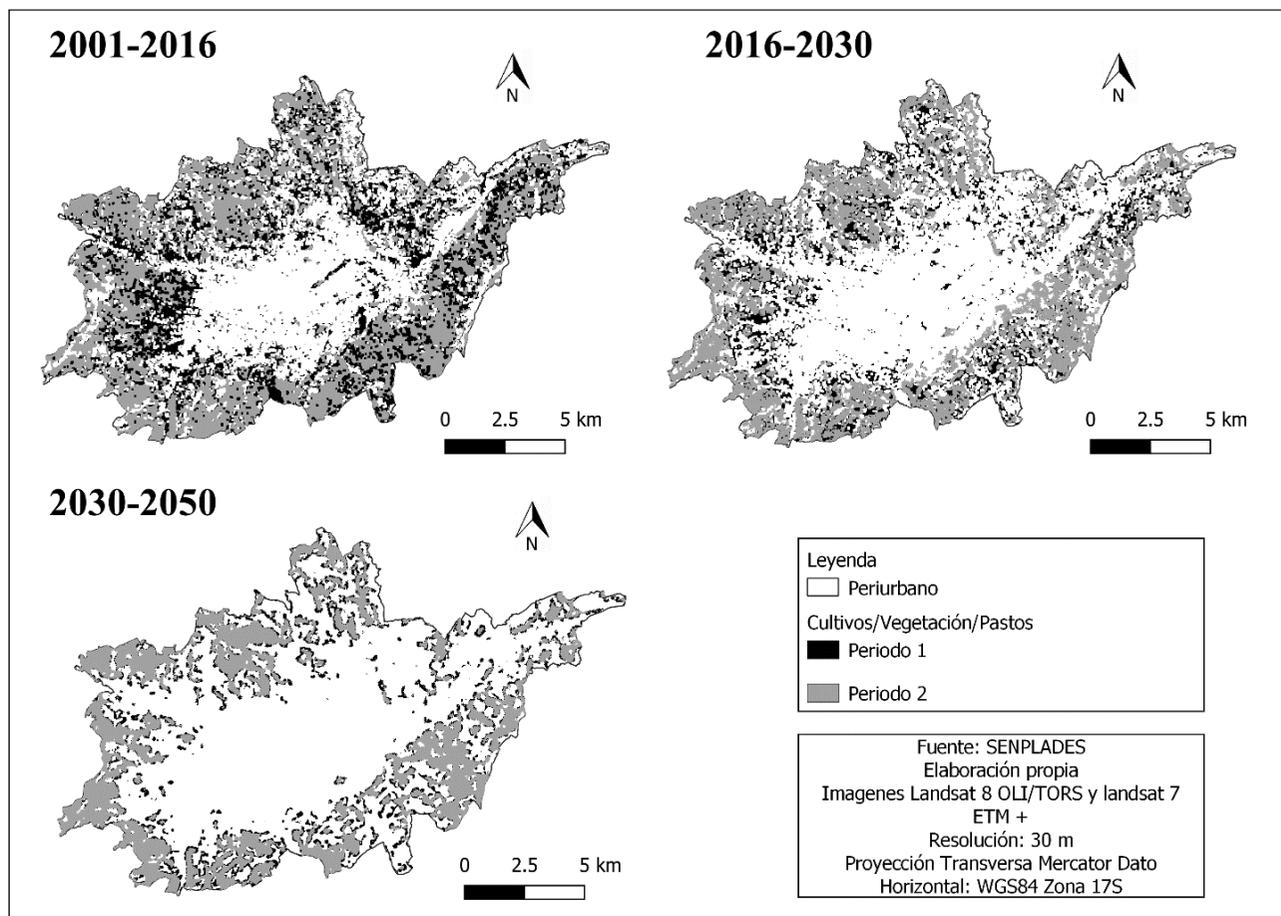
Fuente: SENPLADES (2014). Elaboración propia

Ilustración 18. Distribución espacial de la categoría "BQ" en los periodos de tiempo 2001-2016, 2016-2030 y 2030-2050.



Fuente: SENPLADES (2014). Elaboración propia

Ilustración 19. Distribución espacial de la categoría "CVP" en los periodos de tiempo 2001-2016, 2016-2030 y 2030-2050.



Fuente: SENPLADES (2014). Elaboración propia



5. Discusión

A partir de este análisis y de la metodología realizada, queda demostrado que la expansión urbana de la ciudad Cuenca se encuentra en pleno desarrollo, teniendo tasas de crecimiento cada vez mayores, proceso de expansión que igual como señala Pinos et al (2016), ha reemplazado y reemplazará progresivamente mayores cantidades de terrenos ocupados anteriormente por coberturas vegetales.

Estudios realizados por Moscoso et al (2017), reafirman que las actividades agrícolas y ganaderas dentro de la zona urbana y periurbana de la ciudad han sido sustituidas por proyectos residenciales, dada su rentabilidad, ya que como menciona en su estudio representa un activo productivo para la sociedad. Esto se evidencia en la investigación realizada ya que existe un incremento en el porcentaje de área con respecto a los “Asentamientos Humanos/ Suelo Descubierta” y una disminución importante en la categoría de “Cultivos/Vegetación/Pastos”.

Esta progresiva expansión física del área urbana y periurbana de Cuenca, registrada y proyectada en esta investigación, se ve complementada por lo señalado por el Banco Interamericano de Desarrollo (BID) en el año 2015, donde demuestra la disminución del 30% de la cobertura vegetal y un incremento del 29,69% de las zonas urbanas y periurbanas. Ello también se relaciona directamente con lo señalado por la Iniciativa de Ciudades Emergentes y Sostenibles (ICES) en el año 2015 ya que menciona un crecimiento demográfico importante dentro de la población cuencana en los próximos años.



6. Conclusiones

La ciudad de Cuenca se está propagando hacia su periferia a causa de la gran expansión urbana provocada principalmente por el crecimiento poblacional, para el año 2016 la categoría “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta” pasó a representar, aproximadamente, la mitad de toda la superficie urbana y periurbana. Hubo un incremento en el área total de esta categoría del 16,79 %, lo que representa una tasa anual de crecimiento del 1,12%. Por otro lado, se dio la disminución considerable de las otras dos categorías con una tasa anual del 0,98% para la categoría “Cultivos/Vegetación/Pastos” y 0,21 % para la categoría “Bosques”. Los mapas analizados fueron validados mediante la implementación del índice Kappa, el cual valoró como “excelente” la precisión de los resultados.

Indudablemente, se logró identificar la fragmentación del paisaje durante el periodo analizado en la zona urbana y periurbana de la ciudad de Cuenca, las categorías más afectadas por el fenómeno fueron “Bosques” y “Cultivos/Vegetación/Pastos”, se reflejó un aumento en su número total de fragmentos, seguido de la disminución en su superficie, esto debido a que la categoría “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta” incrementó su área, provocando así la mayor fragmentación de estas categorías dentro del paisaje. Por otra parte, es notoria la densificación de la categoría “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta”, información confirmada en la disminución del número de fragmentos y el incremento en su área total.

Al realizar la proyección del cambio en la cobertura y uso de suelo para los años 2030 y 2050, se identificó que la categoría “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta” seguirá incrementando su superficie dentro del paisaje y por ende todos los fragmentos pequeños se irán cohesionando entre sí, disminuirá el número total de fragmentos, se incrementará el área del fragmento más grande y el área media de los fragmentos. En contraste, para las categorías “Bosques” y “Cultivos/Vegetación/Pastos”, habrá disminución en el área total del paisaje, área media del parche y área del parche más grande, así como en el número total de los fragmentos. Por último, los valores más altos de índice de fragmentación hallados correspondieron a los “Bosques”, seguidos por “Cultivos/Vegetación/Pastos” y, por último, los “Asentamientos Humanos/Suelo Descubierta”.



7. Recomendaciones

Para el preprocesamiento de las imágenes satelitales se pueden utilizar otros programas que pueden aportar diversos métodos o algoritmos que presenten similares o mejores resultados. De igual manera, se pueden utilizar imágenes de otros satélites como Sentinel, MODIS o ASTER. Es posible realizar esta investigación a escala cantonal, provincial o nacional, con diversas categorías de uso y cobertura terrestre.

Para la validación de los resultados obtenidos, es factible utilizar imágenes tomadas por drones y LIDAR ya que tienen una resolución menor o aproximada a 1 metro, también se puede utilizar el programa Google Earth pues permite acceder a imágenes satelitales de muy buena resolución y en diferentes periodos de tiempo.

El programa IDRISI Selva presenta otras opciones, con varios algoritmos, herramientas que pueden ser usadas en futuras investigaciones para obtener mejores resultados o para realizar una comparación entre metodologías de predicción e identificar cuál es la mejor o la más recomendada.

La información obtenida en esta investigación puede ser de gran utilidad para la planificación, desarrollo y ejecución de planes, programas o políticas públicas orientadas al crecimiento organizado de la ciudad y su población.



8. Bibliografía

- Alonso, D. (2019, mayo 15). Combinación de bandas en imágenes de satélite Landsat y Sentinel. Recuperado 16 de diciembre de 2019, de MappingGIS website:
<https://mappinggis.com/2019/05/combinaciones-de-bandas-en-imagenes-de-satelite-landsat-y-sentinel/>
- Baker, W. L. (1989). A review of models of landscape change. *Landscape Ecology*, 2(2), 111-133. <https://doi.org/10.1007/BF00137155>
- BID. (2015). Cuenca Sostenible. Recuperado 29 de mayo de 2019, de Cuenca Ciudad Sostenible website: <http://propone.net/cccv.ec/docs/cuenca-cuidad-sostenible.pdf>
- Cerda L, J., & Villarroel Del P, L. (2008). Evaluación de la concordancia inter-observador en investigación pediátrica: Coeficiente de Kappa. *Revista chilena de pediatría*, 79(1), 54-58. <https://doi.org/10.4067/S0370-41062008000100008>
- Chander, G., Markham, B. L., & Helder, D. L. (2009). Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+, and EO-1 ALI sensors. *Remote Sensing of Environment*, 113(5), 893-903. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.01.007>
- Chavez, P. S. (1988). An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. *Remote Sensing of Environment*, 24(3), 459-479. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(88\)90019-3](https://doi.org/10.1016/0034-4257(88)90019-3)
- CLARKE, K. C., & GAYDOS, L. J. (1998). Loose-coupling a cellular automaton model and GIS: Long-term urban growth prediction for San Francisco and Washington/Baltimore. *International Journal of Geographical Information Science*, 12(7), 699-714. <https://doi.org/10.1080/136588198241617>
- Climate-Data.org. (2018). *CLIMA CUENCA*.
- Colby, J. D. (1991). Topographic Normalization in Rugged Terrain. *PHOTOGRAMMETRIC ENGINEERING*, 8.



- Espín, N. del T., García, F. C., Sarria, F. A., & Gomariz-Castillo, F. (2015). Comparación de métodos de clasificación de imágenes de satélite en la cuenca del río Argos (Región de Murcia). *BAGE: Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, (67 (1^o Cuatrimestre)), 327-347.
- Fahrig, L. (2003). Effects of Habitat Fragmentation on Biodiversity. *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 34(1), 487-515.
<https://doi.org/10.1146/annurev.ecolsys.34.011802.132419>
- Fischer, J., & Lindenmayer, D. B. (2007). Landscape modification and habitat fragmentation: A synthesis. *Global Ecology and Biogeography*, 16(3), 265-280.
<https://doi.org/10.1111/j.1466-8238.2007.00287.x>
- Gergel, S. E., Stange, Y., Coops, N. C., Johansen, K., & Kirby, K. R. (2007). What is the Value of a Good Map? An Example Using High Spatial Resolution Imagery to Aid Riparian Restoration. *Ecosystems*, 10(5), 688-702. <https://doi.org/10.1007/s10021-007-9040-0>
- Haila, Y. (2002). A Conceptual Genealogy of Fragmentation Research: From Island Biogeography to Landscape Ecology*. *Ecological Applications*, 12(2), 321-334.
[https://doi.org/10.1890/1051-0761\(2002\)012\[0321:ACGOFR\]2.0.CO;2](https://doi.org/10.1890/1051-0761(2002)012[0321:ACGOFR]2.0.CO;2)
- HOLBEN, B., & JUSTICE, C. (1981). An examination of spectral band ratioing to reduce the topographic effect on remotely sensed data. *International Journal of Remote Sensing*, 2(2), 115-133. <https://doi.org/10.1080/01431168108948349>
- INEC. (2010). Instituto Nacional de Estadística y Censos – Ecuador. Recuperado 29 de mayo de 2019, de <http://www.ecuadorencifras.gob.ec/institucional/>
- Jensen, J. R. (2005). *Introductory Digital Image Processing: A Remote Sensing Perspective*. Prentice Hall.
- Jeremy Kerr, M. O. (2003). (2) From space to species: Ecological applications for remote sensing | Request PDF. Recuperado 29 de mayo de 2019, de ResearchGate website:



https://www.researchgate.net/publication/292704267_From_space_to_species_Ecological_applications_for_remote_sensing

José A. Sobrino. (2004). Land surface temperature retrieval from LANDSAT TM 5—
ScienceDirect. Recuperado 1 de diciembre de 2019, de

<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0034425704000574>

JR Eastman. (2003). IDRISI Kilimanjaro: Guide to GIS and image... - Google Académico.

Recuperado 29 de mayo de 2019, de

https://scholar.google.com/scholar_lookup?title=IDRISI%20Kilimanjaro%3A%20Guide%20to%20GIS%20and%20image%20processing&author=J.R.%20Eastman&publication_year=2003

Jung, M. (2016). LecoS — A python plugin for automated landscape ecology analysis.

Ecological Informatics, 31, 18-21. <https://doi.org/10.1016/j.ecoinf.2015.11.006>

Kevin McGarigal. (2001). *Introduction to Landscape Ecology*. Recuperado de

<http://www.umass.edu/landeco/about/landeco.pdf>

Kruse, F. A., Lefkoff, A. B., Boardman, J. W., Heidebrecht, K. B., Shapiro, A. T., Barloon, P.

J., & Goetz, A. F. H. (1993). The spectral image processing system (SIPS)—Interactive visualization and analysis of imaging spectrometer data. *Remote Sensing of*

Environment, 44(2), 145-163. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(93\)90013-N](https://doi.org/10.1016/0034-4257(93)90013-N)

Landis, J. D. (1994). The California Urban Futures Model: A New Generation of Metropolitan

Simulation Models. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 21(4), 399-420. <https://doi.org/10.1068/b210399>

Leprieur, C. E. (1988). Influence of Topography on Forest Reflectance Using Landsat Thematic

Mapper and Digital Terrain Data. *PHOTOGRAMMETRIC ENGINEERING*, 6.

Llausàs, A., & Nogué, J. (2012). Indicators of landscape fragmentation: The case for combining

ecological indices and the perceptive approach. *Ecological Indicators*, 15(1), 85-91.

<https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2011.08.016>



- Luca Congedo. (2015). (5) (PDF) Semi-Automatic Classification Plugin Documentation. Release 6.0.1.1. Recuperado 11 de noviembre de 2019, de ResearchGate website: https://www.researchgate.net/publication/307593091_Semi-Automatic_Classification_Plugin_Documentation_Release_6011?channel=doi&linkId=57cb03bd08ae3ac722b1ec30&showFulltext=true
- Lv, J., Ma, T., Dong, Z., Yao, Y., & Yuan, Z. (2018). Temporal and Spatial Analyses of the Landscape Pattern of Wuhan City Based on Remote Sensing Images. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 7(9), 340. <https://doi.org/10.3390/ijgi7090340>
- Marcillo, J. L. M., Mesía, M. A., & Osorio, B. G. (2016). Cambio Multitemporal De La Cobertura Vegetal Y Fragmentación En La Reserva Ecológica “Mache- Chindul” Ecuador. *European Scientific Journal, ESJ*, 12(30), 152. <https://doi.org/10.19044/esj.2016.v12n30p152>
- Margules, C. R., & Pressey, R. L. (2000). Systematic conservation planning. *Nature*, 405(6783), 243. <https://doi.org/10.1038/35012251>
- Masek, J. G., Vermote, E. F., Saleous, N. E., Wolfe, R., Hall, F. G., Huemmrich, K. F., ... Teng-Kui Lim. (2006). A Landsat surface reflectance dataset for North America, 1990-2000. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 3(1), 68-72. <https://doi.org/10.1109/LGRS.2005.857030>
- McGarigal, K., & Marks, B. J. (1995). FRAGSTATS: Spatial pattern analysis program for quantifying landscape structure. *Gen. Tech. Rep. PNW-GTR-351. Portland, OR: U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Pacific Northwest Research Station. 122 p, 351.* <https://doi.org/10.2737/PNW-GTR-351>
- Moran, M. S., Jackson, R. D., Slater, P. N., & Teillet, P. M. (1992). Evaluation of simplified procedures for retrieval of land surface reflectance factors from satellite sensor output.



Remote Sensing of Environment, 41(2-3), 169-184. [https://doi.org/10.1016/0034-4257\(92\)90076-V](https://doi.org/10.1016/0034-4257(92)90076-V)

Moscoso, E. (2017). *Estudio del uso de suelo en el peri-urbano de la ciudad de Cuenca, desde las estructura urbana, zona de expansión del sector Machángara hacia la parroquia Ricaurte*. Recuperado de <http://dspace.ucuenca.edu.ec/handle/123456789/27202>

Moscoso, S. (2015). Ecuadorian Landscape National legislation contrasted to regional and international landscape policies. <https://doi.org/10.18537/est.v004.n007.06>

Nagendra, H. (2001). Using remote sensing to assess biodiversity. *International Journal of Remote Sensing*, 22(12), 2377-2400. <https://doi.org/10.1080/01431160117096>

Oliphant, T. E., Oliphant, T. E., Oliphant, T. E., & Oliphant, T. (2007). *SciPy: Open source scientific tools for Python*. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2007.58>

Pickett, S. T. A., & Cadenasso, M. L. (1995). Landscape Ecology: Spatial Heterogeneity in Ecological Systems. *Science*, 269(5222), 331-334. <https://doi.org/10.1126/science.269.5222.331>

Pinos, N. (2016). Prospective land use and vegetation cover on land management—Case canton Cuenca. *Estoa*, 5(9), 7-19.

QGIS. (2016). Bienvenido al proyecto QGIS! Recuperado 28 de noviembre de 2019, de <https://qgis.org/es/site/>

Riano, D., Chuvieco, E., Salas, J., & Aguado, I. (2003). Assessment of different topographic corrections in Landsat-TM data for mapping vegetation types (2003). *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 41(5), 1056-1061. <https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.811693>

Richards, J. A. (2013). *Remote Sensing Digital Image Analysis: An Introduction* (5.^a ed.). Recuperado de <https://www.springer.com/gp/book/9783642300615>

Schroeder, T. A., Cohen, W. B., Song, C., Canty, M. J., & Yang, Z. (2006). Radiometric correction of multi-temporal Landsat data for characterization of early successional



- forest patterns in western Oregon. *Remote Sensing of Environment*, 103(1), 16-26.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.03.008>
- Singh, S. K., Pandey, A. C., & Singh, D. (2014). Land Use Fragmentation Analysis Using Remote Sensing and Fragstats. En P. K. Srivastava, S. Mukherjee, M. Gupta, & T. Islam (Eds.), *Remote Sensing Applications in Environmental Research* (pp. 151-176).
https://doi.org/10.1007/978-3-319-05906-8_9
- Suárez, J. J. Z., & Sacoto, L. A. B. (2017). LA CONSTITUCIÓN ECUATORIANA DE 2008 Y EL PRECEDENTE CONSTITUCIONAL. *Revista Iuris*, 2(16), 203-223.
- Sundaresan, A., Varshney, P. K., & Arora, M. K. (2007, abril). Robustness of Change Detection Algorithms in the Presence of Registration Errors [Text].
<https://doi.org/info:doi/10.14358/PERS.73.4.375>
- Sydow, A. (1977). Tou, J. T./Gonzalez, R. C., Pattern Recognition Principles, London-Amsterdam-Dom Mills, Ontario-Sydney-Tokyo. Addison-Wesley Publishing Company.
1974. 378 S., \$ 19,50 . *ZAMM - Journal of Applied Mathematics and Mechanics / Zeitschrift Für Angewandte Mathematik Und Mechanik*, 57(6), 353-354.
<https://doi.org/10.1002/zamm.19770570626>
- Temme, A. (2016). Predicting the effect of changing climate on landscapes with computer based landscape evolution models. Recuperado 29 de mayo de 2019, de Vignette Collection website: <https://serc.carleton.edu/vignettes/collection/37800.html>
- Turner, M. G. (1989). Landscape Ecology: The Effect of Pattern on Process. *Annual Review of Ecology and Systematics*, 20(1), 171-197.
<https://doi.org/10.1146/annurev.es.20.110189.001131>
- USGS. (2015). *Landsat Missions: Frequently Asked Questions About the Landsat Missions*.
- Vanonckelen, S., Lhermitte, S., & Van Rompaey, A. (2013). The effect of atmospheric and topographic correction methods on land cover classification accuracy. *International*



Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 24, 9-21.

<https://doi.org/10.1016/j.jag.2013.02.003>

Weng, Q. (2002). Land use change analysis in the Zhujiang Delta of China using satellite remote sensing, GIS and stochastic modelling. *Journal of Environmental Management*, 64(3), 273-284. <https://doi.org/10.1006/jema.2001.0509>

Wulder, M. A., Masek, J. G., Cohen, W. B., Loveland, T. R., & Woodcock, C. E. (2012). Opening the archive: How free data has enabled the science and monitoring promise of Landsat. *Remote Sensing of Environment*, 122, 2-10.

<https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.01.010>

Young, N. E., Anderson, R. S., Chignell, S. M., Vorster, A. G., Lawrence, R., & Evangelista, P. H. (2017). A survival guide to Landsat preprocessing. *Ecology*, 98(4), 920-932. <https://doi.org/10.1002/ecy.1730>

Zhang, R., Tang, C., Ma, S., Yuan, H., Gao, L., & Fan, W. (2011). Using Markov chains to analyze changes in wetland trends in arid Yinchuan Plain, China. *Mathematical and Computer Modelling*, 54(3), 924-930. <https://doi.org/10.1016/j.mcm.2010.11.017>



9. Anexos

Anexo I. Puntos de validación tomados en el análisis de campo y sus coordenadas XY

Código	Clase	Coordenada X	Coordenada Y
1	Cuerpos de Agua	728897.72	9682602.82
1	Cuerpos de Agua	728871.46	9682113.92
1	Cuerpos de Agua	721938.45	9677514.58
1	Cuerpos de Agua	717968.22	9678758.15
1	Cuerpos de Agua	712992.37	9677235.5
2	Asentamiento Humano/Suelo Descubierta	725220.94	9679288.56
2	Asentamiento Humano/Suelo Descubierta	724245.06	9678109.8
2	Asentamiento Humano/Suelo Descubierta	722061.73	9677783.23
2	Asentamiento Humano/Suelo Descubierta	721381.47	9679913.12
2	Asentamiento Humano/Suelo Descubierta	722129.66	9682237.41
3	Bosque	722967.69	9682653.01
3	Bosque	720514.68	9681611.59
3	Bosque	714931.93	9679659.29
3	Bosque	724029.79	9677605.53
3	Bosque	729324.64	9682397.19
4	Cultivos/Vegetación/Pastos	724222.36	9675687.74
4	Cultivos/Vegetación/Pastos	718589.72	9673797.24
4	Cultivos/Vegetación/Pastos	715727.26	9680145.64
4	Cultivos/Vegetación/Pastos	719980.74	9684354.96
4	Cultivos/Vegetación/Pastos	721078.82	9683972.24

Fuente: Elaboración propia



Anexo 2. Valores de las métricas de fragmentación para los años 2016, 2030 y 2050

Año	Asentamientos Humanos			Bosques			Cultivos/Vegetación/Pastos		
	2016	2030	2050	2016	2030	2050	2016	2030	2050
Cobertura de suelo (Ha)	9106.2	12427.65	13818.01	1809	200.43	15.03	6557.49	5523.26	4311.51
Número de parches	655	864	105	849	119.00	27	748	272.00	132
Área del parche más grande (Ha)	6733.35	11646.81	13501.08	161.73	17.37	4.23	813.33	841.77	740.88
Área media del parche (Ha)	13.90	14.62	133.79	2.13	1.68	0.56	8.77	21.24	34.25
Índice de fragmentación	7.61	2.57	1.92	4728.36	258948.45	9848028.03	110.17	132.71	190.36

Fuente: Elaboración propia