



ESPE
UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS
INNOVACIÓN PARA LA EXCELENCIA

**DEPARTAMENTO DE CIENCIAS DE LA TIERRA Y LA
CONSTRUCCIÓN**

**CARRERA DE INGENIERÍA GEOGRÁFICA Y DEL MEDIO
AMBIENTE**

**PROYECTO DE TITULACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL
TÍTULO DE INGENIERO GEÓGRAFO Y DEL MEDIO
AMBIENTE**

**TEMA: GENERACIÓN DE UN MODELO PREDICTIVO DE
CRECIMIENTO URBANO MEDIANTE LA TÉCNICA DE
AUTÓMATAS CELULARES. APLICACIÓN A LA ZONA
CONFORMADA POR LAS PARROQUIAS: CONOCOTO,
GUANGOPOLO, ALANGASÍ, LA MERCED Y SAN RAFAEL.**

AUTOR: LEÓN CADENA, PAUL DAVID

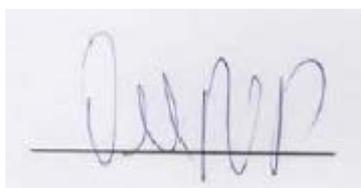
DIRECTOR: ING. PADILLA, OSWALDO

**SANGOLQUÍ
2015**

CERTIFICACIÓN

Certifico que el trabajo titulado **“GENERACIÓN DE UN MODELO PREDICTIVO DE CRECIMIENTO URBANO MEDIANTE LA TÉCNICA DE AUTÓMATAS CELULARES. APLICACIÓN A LA ZONA CONFORMADA POR LAS PARROQUIAS: CONOCOTO, GUANGOPOLO, ALANGASÍ, LA MERCED Y SAN RAFAEL”** fue realizado en su totalidad por el Sr. Paul David León Cadena y que ha cumplido con los requerimientos establecidos para un Proyecto de Investigación como documento previo a la obtención del Título de Ingeniero Geógrafo y del Medio Ambiente. El Trabajo en mención consta de dos empastados y dos discos compactos los cuales contienen el documento en formato portátil Acrobat (pdf).

Sangolquí, Agosto de 2015

A handwritten signature in blue ink, appearing to read 'Oswaldo Padilla', is written over a horizontal line. The signature is cursive and somewhat stylized.

Ing. Oswaldo Padilla

DIRECTOR

AUTORÍA DE RESPONSABILIDAD

Yo, Paul David León Cadena declaro que el proyecto de grado titulado **“GENERACIÓN DE UN MODELO PREDICTIVO DE CRECIMIENTO URBANO MEDIANTE LA TÉCNICA DE AUTÓMATAS CELULARES. APLICACIÓN A LA ZONA CONFORMADA POR LAS PARROQUIAS: CONOCOTO, GUANGOPOLO, ALANGASÍ, LA MERCED Y SAN RAFAEL”**, ha sido desarrollado con base a una investigación exhaustiva, respetando derechos intelectuales de terceros, conforme las citas que constan al pie de las páginas correspondientes, cuyas fuentes se incorporan en la bibliografía. Consecuentemente este trabajo es de mí autoría.

En virtud de esta declaración, me responsabilizo del contenido, veracidad y alcance científico del proyecto de grado en mención.

Sangolquí, Agosto de 2015



Paul David León Cadena

AUTORIZACIÓN DE PUBLICACIÓN

Paul David León Cadena

Autorizo la publicación de este Proyecto de Investigación llamado **“GENERACIÓN DE UN MODELO PREDICTIVO DE CRECIMIENTO URBANO MEDIANTE LA TÉCNICA DE AUTÓMATAS CELULARES. APLICACIÓN A LA ZONA CONFORMADA POR LAS PARROQUIAS: CONOCOTO, GUANGOPOLO, ALANGASÍ, LA MERCED Y SAN RAFAEL”**, en la biblioteca virtual de la UNIVERSIDAD DE LAS FUERZAS ARMADAS-ESPE; que es de mi autoría y responsabilidad.



Paul David León Cadena

DEDICATORIA

A mis padres que han trabajado conjuntamente conmigo para la consecución de esta meta, porque en cada reto que se me presenta los tengo en mi corazón y son el impulso para no rendirme, porque con mi esfuerzo quiero poder devolverles un poco de todo que me han dado.

A toda mi familia que ha sabido mantenerse unida y en cada uno de sus integrantes puedo encontrar a un amigo, una historia que escuchar, y cosas nuevas que aprender.

A mi sobrina Rosita quien llegó a mi vida recientemente para llenarme de sonrisas, porque una mirada suya llena de alegría y sentido a la vida.

A mi primo Kevin, mi compañero de aventuras en la infancia, sé que el lograr este objetivo me va a ayudar a reencontrarme contigo.

A todos quienes alguna vez fueron mis docentes, cada uno ha aportado para poder formar el profesional en el que me convierto, sé que su afán fue prepararme para llegar al menos a este punto, pero me dieron el impulso para ir por más.

AGRADECIMIENTO

A mis padres por todo su apoyo, por todos los esfuerzos que han hecho para que no me falte lo necesario y poder culminar esta etapa de mi vida de manera exitosa, porque siempre han confiado en mí y me han dado la fuerza y el ánimo para levantarme cada vez que caí.

A mis hermanos, que siempre me han acompañado, me han dado ánimos y deseado grandes cosas, junto a quienes cada día aprendo algo.

A mis abuelitos Alegría, Magdalena, Miguel y Segundo por el apoyo, por la comprensión y la atención que me han brindado; siempre aconsejándome que me esfuerce en mis estudios para conseguir mis objetivos y ser una persona de bien.

Agradezco también de manera muy profunda a mis fieles acompañantes en esta experiencia Cachi, Chino, Diego, Harry, Naty, Raúl y Raquel junto a quienes he vivido gratas experiencias y compartido mucho tiempo, ayudándome a aprender, entender y disfrutar más de la vida y se han convertido en una familia más para mí.

Además quiero agradecer a mis tutores Ing. Oswaldo Padilla e Ing. Eduardo Kirby por el tiempo dedicado y la confianza impuesta en mí al guiarme en el desarrollo de este proyecto.

Mi gratitud también para la Dra. Caterina Tuci, quien muy atentamente me ha impartido nociones de Geografía y Urbanismo desde la perspectiva social, dedicando tiempo y conocimientos valiosos para la consecución de este proyecto.

No puedo dejar de agradecer a profesionales e instituciones que me han ayudado con insumos o asesoría técnica como los ingenieros Lino Verduga y Ximena Verdugo del IEE, Ing. Rafael Castro de Consultgeo, Ing. Cesar Lescano del SigTierras e Ing. Ximena Herrera del MAE.

Muchas gracias a todos los amigos, docentes y personal de la CIGMA, que me han demostrado el potencial de los Geógrafos tanto en el campo profesional como en el personal y me han inculcado la pasión por esta profesión.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

1	CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN Y DESCRIPCIÓN DE LA ZONA DE ESTUDIO...1	1
1.1	Antecedentes.....	1
1.2	Justificación	4
1.3	Definición del problema.....	5
1.4	Objetivos.....	5
1.4.1	Objetivo general	5
1.4.2	Objetivos específicos	5
1.5	Metas	6
1.6	Descripción de la zona de estudio	6
2	CAPÍTULO II. MARCO TEORICO	8
2.1.	Desarrollo Urbano.....	8
2.1.1	Modelos urbanos.....	10
2.1.2	Tipos de crecimiento urbano.....	12
2.2	Imágenes Satelitales	13
2.2.1	Resolución de una imagen satelital.....	13
2.3	Tratamiento digital de imágenes satelitales.....	14
2.3.1	Corrección Radiométrica.....	14
2.3.2	Pan-sharpen.....	16
2.3.3	Corrección Geométrica	16
2.3.4	Corrección Topográfica.....	19
2.4	Cobertura y uso del Suelo.....	20
2.5	Sistemas de clasificación y leyenda temática para Cobertura del Suelo... 21	21
2.6	Unidad mínima de mapeo	24
2.7	Clasificación de imágenes satelitales	26
2.7.1	Clasificación por interpretación visual	26
2.7.2	Clasificación automática por el método de objetos.....	27

2.8	Matriz de confusión	27
2.9	Índice Kappa.....	28
2.10	Cadenas de Markov.....	29
2.11	Coeficiente de Correlación	30
2.12	Regresión Logística	30
2.13	Autómatas celulares	31
2.13.1	Elementos de un autómata celular.....	33
3	CAPÍTULO III. METODOLOGÍA	34
3.1	Recopilación de insumos	35
3.2	Escala de trabajo y unidad mínima de mapeo	36
3.3	Tratamiento de imágenes satelitales	37
3.3.1	Corrección Atmosférica	38
3.3.2	Pansharpening.....	38
3.3.3	Corrección Geométrica.....	39
3.3.4	Corrección Topográfica	41
3.4	Definición del área de análisis	42
3.5	Elaboración de las capas de información de cobertura del suelo.....	42
3.5.1	Definición de la leyenda temática.....	43
3.5.2	Elaboración de una máscara de clasificación	43
3.5.3	Clasificación Automática.....	47
3.5.4	Consolidación del archivo de Clasificación	50
3.5.5	Depuración Cartográfica.....	51
3.5.6	Validación de la clasificación.....	51
3.5.7	Elaboración de la información de cobertura del suelo para la segunda y tercera época	53
3.5.8	Nomenclatura de los archivos de información de cobertura del suelo ..	53
3.6	Generación del modelo predictivo de crecimiento urbano	54
3.6.1	Descripción de la herramienta de simulación e insumos necesarios..	54
3.6.2	Calibración del modelo	56

3.6.3	Etapa de Simulación.....	69
3.6.4	Validación del modelo.....	70
3.6.5	Flujo Cartográfico del proceso de obtención del modelo.....	71
3.7	Generación de capas de cobertura del suelo predichas.....	72
3.8	Análisis prospectivo del crecimiento urbano.....	73
4	CAPÍTULO IV. RESULTADOS	74
4.1	Resultados del tratamiento de imágenes satelitales	74
4.1.1	Resultados de la corrección atmosférica	74
4.1.2	Resultado del Pansharpening	75
4.1.3	Resultados de la Corrección Geométrica	76
4.1.4	Resultados de la corrección topográfica	77
4.2	Resultados de la máscara de clasificación.....	78
4.2.1	Resultado del enmascaramiento de nubes.....	78
4.2.2	Resultados de la aplicación de la máscara de clasificación.....	79
4.3	Clasificación supervisada por objetos.....	80
4.4	Imagen de clasificación consolidada	80
4.5	Capas de información de cobertura del suelo	81
4.5.1	Cobertura del suelo año 1999	82
4.5.2	Cobertura del suelo año 2007	83
4.5.3	Cobertura del suelo año 2014	84
4.6	Resultados del Análisis de Markov	84
4.6.1	Matriz de probabilidad de cambio	84
4.6.2	Matriz de áreas de transición	85
4.6.3	Conjunto de Imágenes de probabilidad condicional	86
4.7	Resultados del análisis de crecimiento urbano	87
4.7.1	Periodo 1999 – 2007	88
4.7.2	Periodo 2007 – 2014	89
4.8	Resultados del análisis estadístico.....	91

4.8.1	Variable dependiente.....	91
4.8.2	Tabulación de valores.....	91
4.8.3	Análisis de correlación de Spearman.....	92
4.8.4	Coeficientes de regresión logística binomial.....	93
4.8.5	Imagen de probabilidad de cambio a suelo urbano.....	94
4.9	Imagen de cobertura del suelo simulada para el año 2014	95
4.10	Resultados de la validación del modelo de predicción de crecimiento urbano con autómatas celulares	96
4.11	Imágenes de cobertura del suelo predichas para los años 2020 y 2025.....	97
4.12	Resultados del análisis prospectivo del crecimiento urbano	97
4.13	Urbanización de zonas de protección ecológica.....	98
5	CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	100
5.1	Conclusiones	100
5.2	Recomendaciones.....	102
6	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	104
7	ANEXOS.....	109

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.1 Aplicación de la metodología de Autómatas Celulares en trabajos relacionados.....	3
Tabla 1.2 Coordenadas aproximadas de los puntos más exteriores de la zona de estudio.....	7
Tabla 2.1 Características de los principales modelos urbanos de ciudad	11
Tabla 2.2 Leyenda Temática del Protocolo Metodológico para la generación del Mapa de Deforestación Histórica en el Ecuador Continental	23
Tabla 2.3 Definiciones operativas Nivel I	24
Tabla 2.4 Valores de calidad según índice Kappa.....	29
Tabla 3.1 Imágenes utilizadas para la generación de capas de cobertura del suelo	36
Tabla 3.2 Tratamientos aplicados a las imágenes de satélite utilizadas.....	37
Tabla 3.3 Valores de los parámetros utilizados en la corrección topográfica.....	41
Tabla 3.4 Leyenda temática para el estudio	43
Tabla 3.5 Matriz de confusión para la clasificación de cobertura del suelo del año 1999.....	52
Tabla 3.6 Indicadores de bondad de la matriz de confusión	53
Tabla 3.7 Variables condicionantes para la creación de nuevo suelo urbano.....	59
Tabla 3.8 Resumen de la regresión logística binomial	67
Tabla 4.1 Áreas de cobertura del suelo, años 1999, 2007 y 2014.....	82
Tabla 4.2 Matriz de probabilidad de transición	85
Tabla 4.3 Matriz de áreas de transición	86
Tabla 4.4 Áreas y porcentajes de aporte en el crecimiento del área urbana, por tipo de cobertura de origen.....	87
Tabla 4.5 Coeficientes de Correlación de Spearman para los pares de variables condicionantes	92
Tabla 4.6 Resumen de la regresión logística binomial con las variables normalizadas.....	94

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.1 Ubicación de la zona de estudio respecto al DMQ	6
Figura 1.2 Parroquias de la zona de estudio	7
Figura 2.1 Modelos urbanos clásicos	11
Figura 2.2 Tipos de Crecimiento Urbano	12
Figura 2.3 Ejemplos de cobertura del suelo	21
Figura 2.4 Ejemplos de uso del suelo	21
Figura 2.5 Desarrollo de los autómatas celulares y su aplicación a estudios urbanos	32
Figura 3.1 Diagrama de Procesos para la generación del Modelo de Predicción de Crecimiento Urbano mediante autómatas celulares	34
Figura 3.2 Selección de parámetros para la herramienta Dark Subtraction	38
Figura 3.3 Herramienta Pansharp del software PCI Geomatica	39
Figura 3.4 Barra de herramientas Georeferencing de ArcMap	39
Figura 3.5 Configuración para el remuestreo durante la corrección geométrica.....	41
Figura 3.6 Área de análisis.....	42
Figura 3.7 Flujo Cartográfico para la elaboración de la máscara de clasificación... 44	44
Figura 3.8 Delimitación de Zonas Urbanas en el Software ArcMap	45
Figura 3.9 Ubicación del flujo de trabajo utilizado en la caja de herramientas de ENVI	47
Figura 3.10 Valores utilizados en la segmentación para la imagen ETM99	48
Figura 3.11 Previsualización de la segmentación de la imagen ETM99	49
Figura 3.12 Selección de muestras de entrenamiento	50
Figura 3.13 Herramienta CA_MARKOV de Idrisi	54
Figura 3.14 Ubicación de la opción "Import" de Idrisi.....	55
Figura 3.15 Configuración operativa de la herramienta "MARKOV" del Software Idrisi	57
Figura 3.16 Herramienta Crosstab de Idrisi.....	57
Figura 3.17 Clasificación cruzada de los años 1999 y 2007	58
Figura 3.18 Obtención de la variable "Pendiente"	60
Figura 3.19 Obtención de la variable "Cuencas Visuales"	60
Figura 3.20 Obtención de la distancia a centros poblados con la herramienta "Euclidean Distance" de ArcMap	60
Figura 3.21 Flujo cartográfico para la obtención de la variable dependiente	61

Figura 3.22 Ingreso de parámetros en la herramienta "Sample"	62
Figura 3.23 Carga de datos en R commander	63
Figura 3.24 Parámetros para la importación de los datos.....	64
Figura 3.25 Interfaz de R Commander	65
Figura 3.26 Sintaxis del script utilizado para el análisis de correlación de Spearman en R statistics	65
Figura 3.27 Sintaxis del comando utilizado para la regresión logística binomial en R statistics.....	66
Figura 3.28 Introducción de la ecuación de regresión logística con sus respectivos coeficientes y variables en la herramienta "Raster Calculator"	68
Figura 3.29 Organización de las imágenes de probabilidad con la herramienta Collection Editor	69
Figura 3.30 Parámetros ingresados en la herramienta CA_Markov de Idrisi para la elaboración del modelo.....	69
Figura 3.31 Configuración operativa de la herramienta Validate	70
Figura 3.32 Flujo Cartográfico para la generación del modelo predictivo con AC ..	71
Figura 4.1 Imagen OLI14 antes y después de la corrección atmosférica.....	74
Figura 4.2 Firmas espectrales de una zona de vegetación natural en las 3 imágenes después de aplicada la corrección atmosférica	75
Figura 4.3 Resultados de la aplicación de la herramienta PCI PanSharp.....	75
Figura 4.4 Distribución de los puntos de control de la imagen Aster.....	76
Figura 4.5 Fragmento de la tabla de puntos utilizados para la corrección geométrica de la imagen Aster con sus respectivos residuales	76
Figura 4.6 Distribución de los GCP de la imagen OLI.....	77
Figura 4.7 Puntos y residuales para la corrección geométrica de la imagen Landsat8.....	77
Figura 4.8 Imagen del sensor OLI antes (izquierda) y después (derecha) de aplicarle la corrección topográfica	78
Figura 4.9 Enmascaramiento de nubes en la zona de análisis.....	79
Figura 4.10 Máscara de clasificación para la imagen ETM99	79
Figura 4.11 Resultado de la clasificación automática por objetos	80
Figura 4.12 Imagen preliminar de cobertura del suelo para el año 1999	81
Figura 4.13 Áreas (Ha.) y distribución porcentual de la cobertura del suelo, año 1999.....	83
Figura 4.14 Áreas (Ha.) y distribución porcentual de la cobertura del suelo, año 2007.....	83

Figura 4.15 Áreas (Ha.) y distribución porcentual de la cobertura del suelo, año 2014.....	84
Figura 4.16 Imagen de probabilidad de pertenencia a tipo urbano generada mediante la herramienta "MARKOV".....	87
Figura 4.17 Aporte en área (Ha.) y porcentaje, por cobertura en la creación de nuevas áreas urbanas. Periodo 1999 – 2007	88
Figura 4.18 Crecimiento urbano en el período 1999 - 2007.....	89
Figura 4.19 Aporte en área (Ha) y porcentaje, por cobertura en la creación de nuevas áreas urbanas. Periodo 2007 – 2014	90
Figura 4.20 Crecimiento urbano en el período 2007 - 2014.....	90
Figura 4.21 Raster correspondiente a la variable dependiente	91
Figura 4.22 Extracto de la tabla de valores de las variables utilizadas en el análisis estadístico	92
Figura 4.23 Imagen de probabilidad de pertenencia a tipo urbano obtenida mediante métodos estadísticos	95
Figura 4.24 Imagen de cobertura del suelo simulada para el año 2014.....	96
Figura 4.25 Resultados de la validación	96
Figura 4.26 Aporte acumulativo (Ha.) por tipo de cobertura en el total de nuevas áreas urbanas para los años 2020 y 2025	97
Figura 4.27 Simulación del crecimiento urbano para los años 2020 y 2025	98
Figura 4.28 Tendencia de urbanización en zonas de protección ecológica	99

RESUMEN

El gran dinamismo del DMQ ha inducido a la creación de nuevos espacios habitables en sus alrededores, siendo la zona del Valle de Los Chillos gran protagonista en este proceso, durante el cual ha presentado un notorio aumento en los cambios de cobertura y uso de su suelo, cediendo mayor espacio a las actividades antrópicas; sin embargo, este proceso no se ha alineado con los planes establecidos por las administraciones locales; no obstante, el correcto análisis pasado, presente y futuro de este fenómeno puede entregar herramientas de decisión para la correcta gestión del territorio y de los riesgos que su ocupación inadecuada puede conllevar. La finalidad del presente proyecto de investigación es la estructuración de un modelo que permita predecir de manera apropiada el fenómeno de expansión urbana, en base a su tendencia histórica, mediante el uso de la técnica de autómatas celulares, junto con las consideraciones de probabilidad de distribución espacial proporcionadas por las cadenas de Markov y análisis estadísticos que permitan determinar la influencia de variables físicas y logísticas. Para su consecución, inicialmente, se generaron capas de información de cobertura del suelo para tres distintos años, por medio de clasificación de imágenes satelitales. Una vez estructurado, el modelo fue validado mediante el índice kappa, categorizándolo como un modelo de excelente calidad, certificando su utilización para la posterior producción de capas de cobertura del suelo simuladas para los años 2020 y 2025. El análisis de resultados permitió identificar la dinámica de crecimiento, caracterizada principalmente por la transformación de zonas agrícolas en usos urbanos.

PALABRAS CLAVE:

CRECIMIENTO URBANO

AUTÓMATAS CELULARES

MODELO PREDICTIVO

COBERTURA DEL SUELO

IMAGEN SATELITAL

SUMMARY

The dynamism of the DMQ has led to the creation of new living spaces in their surroundings, with “El Valle de los Chillos” as a major player in this process, during which presented a marked increase on its land use and cover, giving more space to human activities; however, this process has not aligned with the plans established by local authorities; nonetheless, the right past, present and future analysis of this phenomenon can provide decision tools for the proper management of the territory and risks that the inadequate occupation can lead to. The purpose of this research project is the structuring of a model to properly predict the phenomenon of urban growth, based on its historical trend, using the technique of cellular automata, along with considerations of probability of the spatial distribution provided by Markov chains and statistical analysis to determine the influence of physical and logistical variables. To achieve it, initially, land coverage information layers for three different years were generated, through satellite image classification. Once structured, the model was validated using the kappa index, categorizing it as a model of excellent quality, certifying their use for the subsequent production of simulated land cover layers for the years 2020 and 2025. The analysis of the results identified the dynamic of growth, mainly characterized by the transformation of farmland into urban uses.

KEY WORDS:

URBAN GROWTH

CELLULAR AUTOMATA

PREDICTIVE MODEL

LAND COVER

SATELLITE IMAGE

CAPÍTULO I. INTRODUCCIÓN Y DESCRIPCIÓN DE LA ZONA DE ESTUDIO

En este capítulo se presentan las generalidades acerca del problema estudiado y los métodos que se utilizarán para conocerlo de manera más cercana y posteriormente obtener pautas que permitan confrontarlo, Además se realiza una corta descripción de la zona de estudio, así mismo se mencionan estudios afines o complementarios los cuales comprenden una referencia oportuna. También aquí se pueden encontrar los objetivos planteados en el proyecto y las metas que en base a ellos se espera alcanzar.

1.1 Antecedentes

Desde épocas remotas el hombre se ha movilizó y asociado buscando un territorio que le brinde oportunidades de una vida más cómoda, formando así áreas urbanas consolidadas con concentración de servicios. La existencia de condiciones favorables para el desarrollo de actividades de todo tipo vuelve al territorio atractivo para la llegada de nuevos habitantes. Como consecuencia de estos desplazamientos, las ciudades empiezan a tener un crecimiento desmedido complicando el cumplimiento de los planes de desarrollo.

Se han desarrollado guías e implementado normas buscando planificar y controlar la ocupación del territorio, pero generalmente dejando de lado el hecho de que las ciudades son estructuras vivas con un alto dinamismo que dificulta la previsión de escenarios futuros, con efectividad, para el caso de varios fenómenos como lo es el del proceso de urbanización, materia de interés de este estudio.

El núcleo que se ha establecido como centro de expansión para la creación y crecimiento de las parroquias de estudio es la ciudad de Quito, alrededor de este territorio se han ido implementando un sinnúmero de

nuevas manchas poblacionales de las cuales gran parte de sus habitantes frecuentan regularmente el hipercentro del Distrito por razones laborales o educativas.

Fernando Carrión (1989), realizó un estudio del Proceso Urbano del Distrito Metropolitano de Quito, en el cual analizó las diversas etapas históricas del desarrollo y crecimiento del territorio quiteño, señalando los sucesos que produjeron cambios importantes, así como también el papel de varias edificaciones para infraestructura de servicios dentro del proceso mencionado.

Mena Alexandra (s.f.) por su parte señala que el Distrito Metropolitano de Quito se compone de centralidades como su forma de organización territorial. Habla de una ciudad poli-céntrica compuesta por sub-centros dentro de los cuales se desarrollan actividades específicas. Su planteamiento esboza la existencia de diversos focos de concentración de la población dentro del territorio del DMQ, exponiendo de esta manera varias zonas que se pueden considerar como vértices de crecimiento. Uno de estos vértices es precisamente el Valle de los Chillos, zona a la que pertenecen las parroquias objeto de estudio.

La zona de Los Chillos empezó a poblarse de manera acelerada cuando los habitantes de Quito decidieron buscar opciones de domicilio lejos del asfixiante centro del distrito, lleno de ruido y contaminación principalmente causados por parte de los vehículos que abundantemente circulan por las arterias de la ciudad (Suasnavas, 2012). El territorio de este valle anteriormente estaba dominado por la presencia de grandes terrenos de uso agrícola por la gran productividad de su suelo, pero al crearse una gran demanda de espacios habitables su uso cambio rápidamente dando paso al avance de la mancha urbana, formando así áreas rururbanas debido a los usos combinados del suelo y volviendo necesaria la consideración de las zonas rurales densamente pobladas como potenciales núcleos generadores de nuevas zonas urbanas consolidadas.

Los Sistemas de Información Geográfica otorgan herramientas que agilitan el análisis de fenómenos dinámicos como es el caso del crecimiento urbano. Los fenómenos de tipo estocástico pueden ser bien modelados utilizando la técnica de autómatas celulares, la cual aporta una simulación de la situación futura, para darle mayor precisión a dicho modelo se incluirá a las cadenas de Markov, mismas que contribuyen con las consideraciones probabilísticas para el cambio de uso del suelo.

Ya se han realizado varios estudios relacionados utilizando los métodos aquí señalados (ver Tabla 1.1), comprobándose la confiabilidad en los resultados que aportan. Con esta base y un correcto análisis de las variables propias de la zona de estudio se auguran resultados óptimos para el estudio que se busca realizar en el presente trabajo.

Tabla 1.1

Aplicación de la metodología de Autómatas Celulares en trabajos relacionados.

Autor/es	Tema	Año de Publicación
Aguilera, F	Predicción del crecimiento urbano mediante sistemas de información geográfica y modelos basados en autómatas celulares	2006
Aguilera, F; Sória, J; Valenzuela, L.	Explorando el crecimiento en la aglomeración urbana de Granada: Un modelo basado en autómatas celulares.	2010
Astudillo T. & Huilcamaigua S.	Utilización de autómatas celulares para modelar el cambio de uso de suelo y cobertura vegetal y su comparación con técnicas alternativas. Caso de estudio: Sector comprendido entre agrícola Payamino y Callanayacu, provincia de Orellana.	2011
Linares, S; Del Fresno, M; Meliendrez, M.	Expansión urbana mediante tecnologías de la información geográfica y modelos emergentes: Aplicación a la ciudad Tandil (Buenos Aires, Argentina)	2011
García, A.	Simulación del crecimiento urbano en Galicia mediante modelos de autómatas celulares: aplicación en el núcleo de Ribadeo.	2011

1.2 Justificación

El Distrito Metropolitano de Quito por su condición de territorio cosmopolita, ha sido una ciudad en constante crecimiento, exigiendo así la atención de analistas del espacio urbano, quienes han analizado el territorio en épocas específicas, con la finalidad de establecer una planificación integral del territorio urbano; sin embargo los estudios afines únicamente han buscado dar soluciones para plazos cortos de tiempo.

Lo que se busca realizar en el proyecto propuesto es a partir del análisis del desarrollo histórico de una zona conurbada representativa del Distrito determinar la tendencia de crecimiento urbano que presenta. Para esto además se analizarán distintos modelos de crecimiento urbano propuestos por especialistas en el tema, posteriormente se determinará el modelo que mejor se adapte a las condiciones de la zona de estudio.

Conociendo bien el pasado de la ciudad, base de la conurbación de la que forman parte las parroquias objeto del presente estudio, y determinando su incidencia en el estado presente, se podrá realizar una previsión eficiente de la situación futura. Al poder prever de manera adecuada la dinámica expansionista del territorio, se podrán implementar planes y políticas que ayuden a corregir las falencias actuales que podrían ocasionar irregularidades en el estado futuro de las parroquias a analizar y la ciudad de Quito con la cual guardan una dinámica de influencia bilateral, y posteriormente fortalecer las potencialidades que devengan en condiciones favorables para la habitabilidad y uso ordenado del territorio.

Es por eso que el desarrollo de un modelo predictivo de crecimiento urbano en el cual se reconozcan las características propias de esta tipología de zonas, conferidas por sus distintos componentes y la correcta definición y ponderación de las variables que intervienen en su dinámica de crecimiento, se convierte en una herramienta que otorga grandes ventajas para la toma

de decisiones de carácter estratégico en pos de un desarrollo mejor planificado y controlado.

1.3 Definición del problema

El acelerado incremento en la población se ha traducido en una rápida y desordenada expansión de las zonas urbanas, incumpléndose la planificación establecida para el desarrollo de los territorios. La zona de los Chillos ha presentado un crecimiento urbano constante a lo largo de las últimas décadas, reduciendo las zonas de uso agrícola e incluso llegando a afectar a las áreas naturales junto con su flora y fauna y volviendo a todo el territorio y su población más vulnerables a las amenazas naturales. El correcto análisis de la expansión de su zona urbana, permitirá identificar la tendencia de su crecimiento y de esta manera obtener una mejor aproximación del futuro del mismo en base a la cual se podrán implementar acciones que corrijan los errores cometidos en la ocupación y gestión del territorio.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Generar un modelo de predicción del crecimiento urbano para la zona conformada por las Parroquias Conocoto, Guangopolo, Alangasí, La Merced y San Rafael utilizando el método de autómatas celulares (AC).

1.4.2 Objetivos específicos

- Elaborar información a escala 1:50000 acerca de la cobertura del suelo en la zona de estudio para 3 diferentes épocas.
- Aplicar Cadenas de Markov para generar información de áreas de transición y de probabilidad de cambio de cobertura del suelo.

- Analizar los factores condicionantes para la generación de nuevas zonas edificadas en el área de estudio.
- Validar el modelo de predicción generado.
- Realizar productos de prueba con el modelo validado para demostrar su aplicabilidad.

1.5 Metas

- Información a escala 1:50000 de cobertura del suelo en la zona de estudio para 3 épocas diferentes.
- Matrices de áreas de transición y probabilidad de cambio de cobertura del suelo, y grupo de imágenes de probabilidad condicional.
- Capa de información generada con el modelo, para la época más reciente con información disponible para validación del mismo.
- Mapa predictivo de cobertura del suelo del área de estudio para 2 diferentes épocas
- Artículo Científico publicable en revistas indexadas.

1.6 Descripción de la zona de estudio

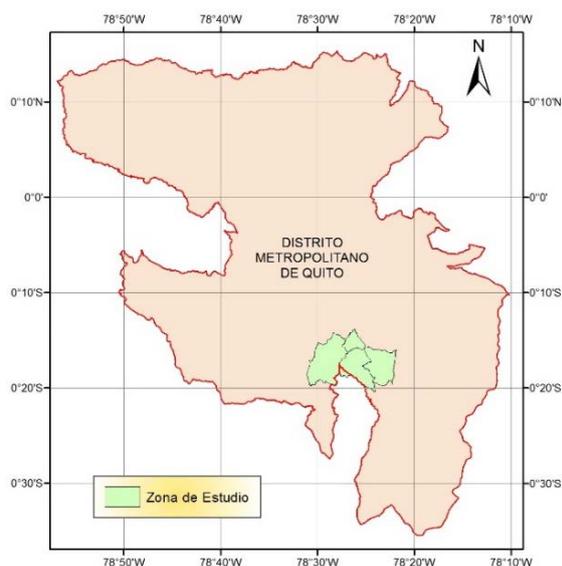


Figura 1.1 Ubicación de la zona de estudio respecto al DMQ

La zona de estudio se halla al centro - sur del Distrito Metropolitano de Quito, provincia de Pichincha (ver Figura 1.1), está conformada por las parroquias de Conocoto, Guangopolo, Alangasí, la Merced; pertenecientes al DMQ, y San Rafael, perteneciente al Cantón Rumiñahui (ver Figura 1.2); Estas parroquias se han establecido como la puerta de entrada al Valle de los Chillos para el DMQ y sus habitantes.

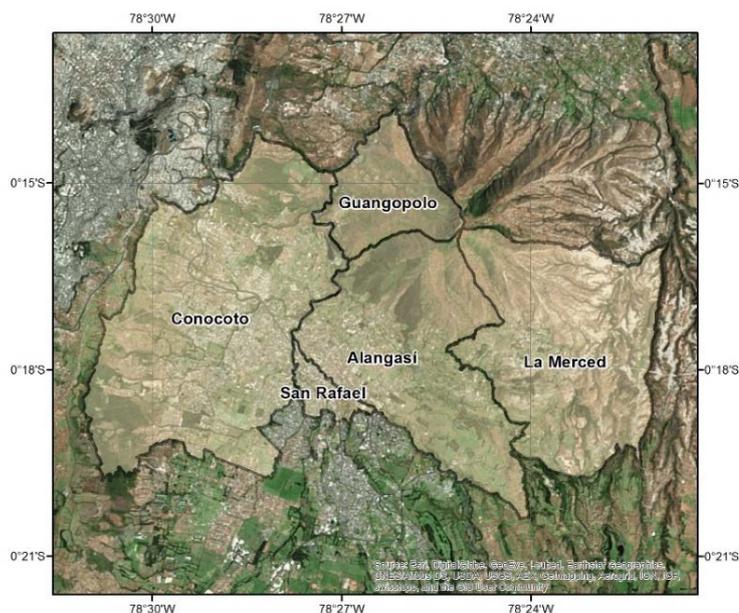


Figura 1.2 Parroquias de la zona de estudio

La zona que conforman se encuentra incrustada en un valle que llega hasta las estribaciones de conocidas elevaciones como el cerro Ilaló, el Pasochoa o el Antisana, así como las Lomas de Puengasí (Acosta, 2013). Tiene un clima cálido a lo largo de todo el año el cual oscila entre los 10° y 29°. La altura media de este territorio es de 2500 m. Según datos del Censo de Población y Vivienda del INEC realizado en el año 2010, para esa época las 5 parroquias juntas albergaban a una población de 127.728 habitantes. El área total de la zona de estudio es de 121,43 km², con sus puntos más salientes en las coordenadas aproximadas que se indican en la Tabla 1.2.

Tabla 1.2

Coordenadas aproximadas de los puntos más exteriores de la zona de estudio

Norte	Sur	Este	Oeste
0° 14' S	0° 20' S	78° 21' W	78° 31' W

CAPÍTULO II. MARCO TEORICO

Aquí se realiza una revisión de los conceptos que conciernen al tema de estudio del presente proyecto, también se analiza la aplicabilidad y concordancia de las metodologías seleccionadas con las características de la zona de estudio y las consideraciones que en base a estudios previos son recomendables para el presente caso.

2.1. Desarrollo Urbano

Las ciudades son escenarios propicios para la promoción del desarrollo económico y social. Las dinámicas sociales que se dan en estos entornos dan paso a la innovación y creatividad; las cuales, son precursoras de sistemas vanguardistas para la producción tecnológica y cultural. Todo este dinamismo comprende concentración de población; la cual por otro lado, genera una alta demanda de bienes y servicios, demanda que en muchas ciudades de América Latina y el Caribe llega a superar la oferta limitada por la insuficiente capacidad estatal de los gobiernos locales (BID, s.f.).

Es por eso que, en el desarrollo y crecimiento de las ciudades se requiere de una cuidadosa planificación ejecutada por un conjunto de especialistas de distintas ramas, buscando la sostenibilidad para dicho proceso; es ahí cuando se hace presente el desarrollo urbano, al cual se lo puede definir como un sistema de expansión residencial, del cual, resultan las ciudades o la extensión espacial de las mismas; dicha expansión puede darse por ocupación de zonas despobladas o por recuperación de regiones en declive (Bernardo, s.f.).

En el caso local, en el Plan Municipal de Ordenamiento Territorial (PMOT) del DMQ acerca de su desarrollo enuncia lo siguiente:

En un contexto geográfico irregular, heterogéneo, con una amplia diversidad de recursos naturales, pisos climáticos y ecosistemas, y

con un crecimiento demográfico importante, el desarrollo urbano de Quito, a partir de los años setenta del siglo pasado, ha observado un crecimiento físico expansivo, de baja densidad e inequitativo, que evidencia varias ineficiencias funcionales y ambientales (Municipio del Distrito Metropolitano de Quito, 2012).

Para poder estudiar debidamente el fenómeno de crecimiento urbano, es necesario tener una idea clara de cuáles son las características que distinguen a una zona urbana y a partir de ella poder establecer claramente sus límites espaciales, Capel (1975), expresa que: “Los rasgos que con más frecuencia se han considerado para caracterizar el hecho urbano han sido, fundamentalmente, el tamaño y la densidad, el aspecto del núcleo, la actividad no agrícola y el modo de vida, así como ciertas características sociales, tales como la heterogeneidad, la "cultura urbana" y el grado de interacción social.”

Dentro del contexto del País, se han formulado estudios, planes y propuestas en todos los niveles de gobierno, concernientes a la ocupación del territorio, buscando establecer y potenciar zonas con características específicas que se complementen para permitir una sincronía en el desarrollo de las actividades cotidianas llevadas a cabo en los espacios tanto urbanos como rurales.

De la normativa concerniente al tema y aplicable al área de estudio se pueden extraer expresiones como las que se citan a continuación:

El Código Orgánico de Organización Territorial, Autonomía y Descentralización - COOTAD (2011), en su artículo 501, menciona: “Para la demarcación de los sectores urbanos se tendrá en cuenta, preferentemente, el radio de servicios municipales y metropolitanos, como los de agua potable, aseo de calles y otros de naturaleza semejante; y, el de luz eléctrica.”(p. 189)

En el Plan de Uso y Ocupación del Suelo – PUOS del Distrito Metropolitano de Quito como parte del numeral 1.3.3 correspondiente a la Clasificación General Del Suelo, se define al suelo urbano como aquel que: “(...) cuenta con vías, redes públicas de servicios e infraestructura y ordenamiento urbanístico definido y aprobado. Este suelo por su uso genérico puede ser residencial, múltiple, comercial, industrial, de equipamiento y de protección especial del patrimonio edificado.” (p. 18)

Así mismo la Ordenanza de Zonificación, uso y ocupación del suelo del Cantón Rumiñahui (2014), dentro de su glosario de términos presenta una definición bastante completa la cual expresa:

Área urbana es el área habitada y urbanizada, tiene calles, servicios e infraestructura de carácter urbano, tiene área contigua edificada, con usos de suelo de naturaleza no agrícola y que, partiendo de un núcleo central, presenta continuidad física en todas direcciones hasta ser interrumpida, en forma notoria, por terrenos de uso no urbano como bosques, sembradíos o cuerpos de agua. Está implantada dentro del límite urbano, y la población que ahí se localiza es calificada como urbana. (p. 4)

2.1.1 Modelos urbanos

Las ciudades tienden a expandirse espacialmente, y la forma en que lo hacen depende de varios factores como su geografía, la cultura de sus habitantes y las estrategias y políticas de sus gobernantes, por nombrar los más evidentes. Todos estos factores determinan una tendencia o modelo espacial de crecimiento distinguible, dentro de estos los modelos mayormente aceptados y conocidos son los de ciudad compacta, ciudad dispersa y sistemas policéntricos (Department of Town & Country Planning, 2010) (ver Figura 2.1). Además, en la Tabla 2.1, se muestran las características más determinantes de los modelos antes mencionados.

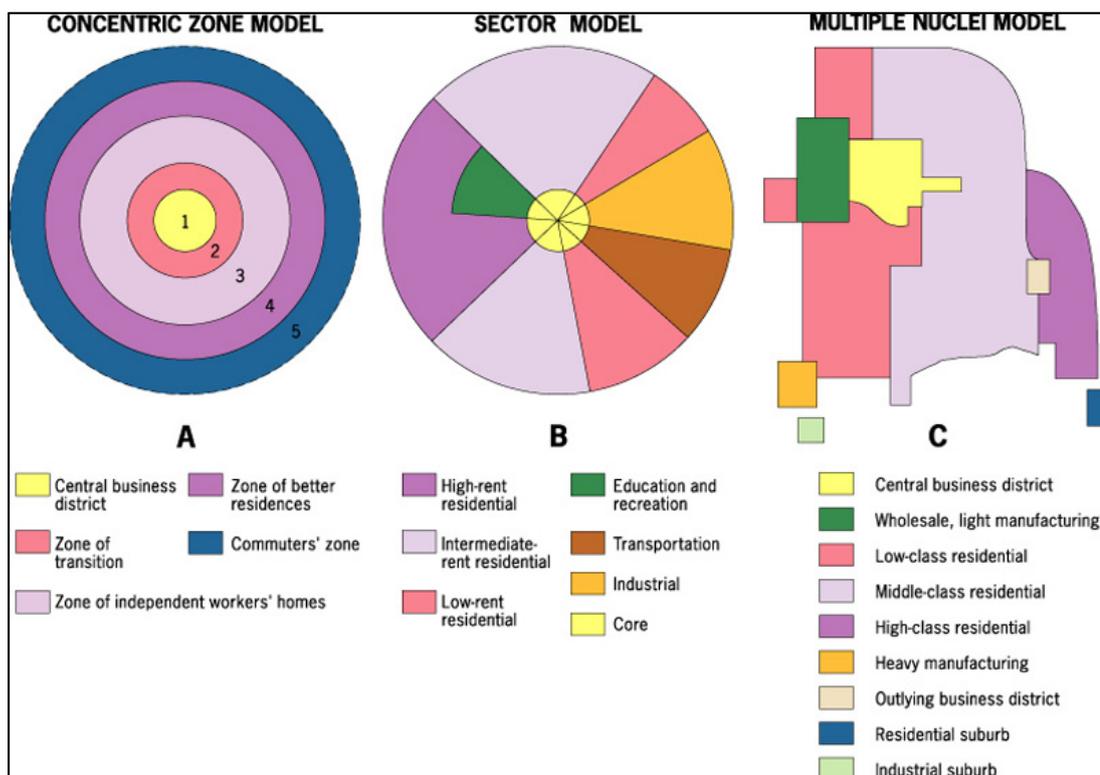


Figura 2.1 Modelos urbanos clásicos

Fuente: Sector Model (2013)

Tabla 2.1

Características de los principales modelos urbanos de ciudad

Ciudad Compacta	<ul style="list-style-type: none"> • Uso intensivo del espacio de la ciudad • Compacidad e integración (mezcla) de usos del suelo • Actividad centralizada • Crecimiento dentro de los límites de la ciudad • Generación de espacios de socialización • Cercanía a servicios
Ciudad Dispersa	<ul style="list-style-type: none"> • Descentralización • Prevalencia de la vivienda Unifamiliar • Movilidad a grandes distancias • Baja densidad poblacional • Mayor uso de extensiones de suelo • Polarización social
Ciudad Policéntrica	<ul style="list-style-type: none"> • Crecimiento económico descentralizado • Cohesión socio-espacial • Aparición de subcentros a lo largo de la historia • Se asocia a un salto de escala por el cual la ciudad supera su masa crítica.

Fuente: Modificado de Sandoval, M. (s.f.)

Nogués & Salas (2010), expresan al respecto que dichos modelos son de hecho teóricos y que se da una superposición entre ellos, con diferentes niveles de intensidad, generando sistemas urbanos híbridos y pudiendo variar de un modelo a otro a lo largo de su desarrollo histórico.

Cada modelo de crecimiento espacial, ha tenido una mayor presencia dentro de determinados escenarios geográficos y momentos históricos, buscando un mayor aprovechamiento del espacio y una dinámica más ágil para el acceso a los equipamientos y servicios.

2.1.2 Tipos de crecimiento urbano

Xu et. al. (2007), sugieren la existencia de tres tipos de crecimiento urbano principales: Relleno, Expansión de bordes y crecimiento nuevo o disperso (ver Figura 2.2). El primero de ellos hace referencia a las áreas no urbanas rodeadas por áreas urbanas, que están siendo o han sido convertidas a zonas urbanas. La expansión de bordes o zonas periféricas hace alusión a las nuevas áreas edificadas, fuera del anterior borde de manchas urbanas preexistentes y finalmente el crecimiento disperso lo conforman las nuevas zonas edificadas que no tienen una conexión espacial con las manchas urbanas preexistentes.



Figura 2.2 Tipos de Crecimiento Urbano

Fuente: Garcia, Santé, & Crecente, 2010

2.2 Imágenes Satelitales

Cuando se habla de imágenes satelitales es muy común que estas sean concebidas como fotografías de la Tierra captadas desde el espacio, pero la verdad es que éstas guardan una mayor complejidad. Los sensores montados sobre plataformas satelitales captan la información de la superficie, e incluso de la atmósfera terrestre y la almacenan en celdas conocidas comúnmente como píxeles, formando matrices ordenadas constituidas de filas y columnas, dicha información se capta a diferentes rangos de longitud de onda, organizándose en las llamadas bandas espectrales. Es decir, la imagen resultante es el producto de la captación y procesamiento de los datos crudos por parte del sensor (Egger & Carpi, 2008).

Las imágenes satelitales cubren un área regular, la cual depende del sensor y más precisamente de la resolución espacial del mismo, pero se puede decir como regla general, que a mayor resolución espacial, menor es el área cubierta por cada escena.

Según Peña (2007), las propiedades de las imágenes satelitales, las vuelven capaces de detectar, reconocer e identificar coberturas de suelo, y adicionalmente a partir de la información que estas captan es posible evaluar numerosas propiedades biofísicas y bioquímicas, todas estas características, permiten que el uso de imágenes satelitales se posicione como una mejor opción frente a los métodos in situ, para la obtención de información a grandes escalas, remediando las limitantes de accesibilidad, y optimizando tiempo y recursos.

2.2.1 Resolución de una imagen satelital

La resolución es la capacidad de diferenciación en base a la variación de alguna característica; Chuvieco (2008) formula que el concepto de resolución puede expresarse en al menos 4 parámetros distintos, refiriéndose así a las resoluciones: espacial, espectral, temporal y

radiométrica. Además añade a éstas, la resolución angular, a la cual define como la capacidad de un sistema para captar un mismo objeto desde distintas posiciones.

En términos simples, se puede definir dichas resoluciones de la siguiente manera:

La resolución espacial se determina en función del objeto más pequeño visualmente identificable, también suele medirse como la menor separación necesaria para que dos objetos se vean distintos y está directamente relacionada al tamaño del pixel. La resolución espectral viene determinada por el número de bandas espectrales que tiene el sensor y el rango del espectro electromagnético que cubre cada una de estas. La resolución temporal, también conocida como periodo de revisita, no es más que el tiempo que transcurre hasta que el sensor vuelve a pasar sobre una misma zona de la superficie terrestre. La resolución radiométrica, se expresa en bits e indica la cantidad de niveles de gris que se pueden registrar en las bandas espectrales del sensor, el valor registrado depende de la intensidad de energía captada (Chuvieco, 2008).

2.3 Tratamiento digital de imágenes satelitales

2.3.1 Corrección Radiométrica

Es un conjunto de técnicas utilizadas para la recuperación de píxeles perdidos, eliminación del efecto de bandeo o variación de los niveles digitales por dispersión atmosférica con la finalidad de convertir la información a condiciones de recepción ideales (Chuvieco, 2008; Mejía & Moncayo, 2012). En el presente estudio se tratará únicamente a la dispersión provocada por la atmósfera.

2.3.1.1 Corrección Atmosférica

La energía captada por los sensores satelitales tiene que recorrer un camino de ida y vuelta, durante el cual atraviesa los diversos estratos de la atmósfera, en este trayecto, las partículas y moléculas presentes en esta producen dispersión de la señal de energía ocasionando distorsiones en la información que el sensor capta.

Alonso (s.f.), al respecto expresa: “(...) la corrección atmosférica trata de evaluar y eliminar las distorsiones que la atmósfera introduce en los valores de radiancia que llegan al sensor desde la superficie terrestre.”

Durante este proceso, los niveles digitales captados por el sensor son convertidos a valores de radiancia o de reflectancia. Chuvieco (1996), enuncia que: los valores de radiancia son útiles para la generación de imágenes de reflectividad o temperatura de la superficie; además, los valores del nivel digital y de la reflectividad de un pixel guardan una proporción directa, pero tan solo la reflectividad entrega valores comparables para distintos lugares y fechas, otorgando mayor solidez a la interpretación de los datos y al análisis integrado de imágenes para distintos sensores y épocas.

Para estudios que requieran realizar comparaciones entre imágenes de distintas épocas cubriendo una misma área, resulta imperante la corrección de los datos con la finalidad de que sean comparables (Brizuela et. al., 2007).

La limitación más severa al momento de realizar la corrección radiométrica de la información captada por el satélite la constituyen la dispersión y absorción provocada por los aerosoles, debido a su variabilidad espacio temporal (Song et. al., 2001).

2.3.2 Pan-sharpen

Este término de origen anglosajón proviene de la abreviatura de “Panchromatic Sharpening” y describe el proceso de utilizar una imagen pancromática para mejorar la resolución espacial de una imagen multiespectral. El resultado de este proceso es una imagen en color con resolución realzada, producto de la fusión ambas imágenes (Rose, s.f.).

Las imágenes pancromática y multiespectral pueden pertenecer a diferentes sensores y fechas, sin embargo el uso de imágenes obtenidas simultáneamente por un mismo sensor presenta los mejores resultados (GeoSoluciones, s.f.).

2.3.3 Corrección Geométrica

De forma general la corrección geométrica de una imagen puede entenderse como cualquier cambio de posición de sus píxeles (Segarra, 1991). De acuerdo a Arozerena (2004) (citado en Kirby, 2012), este proceso tiene como finalidad modificar la geometría de los píxeles, para ajustarlos a un sistema de proyección preestablecido, buscando la menor alteración de la radiometría de la imagen inicial.

“Este procedimiento se usa para hacer ajustes entre dos o más imágenes de geometría similar que cubren la misma área geográfica para hacer coincidir los elementos geográficos existentes; esta condición es necesaria para obtener resultados comparables entre las imágenes usadas” (Valdez, Gonzáles & De los Santos, 2006, p. 389).

Según Ambrosio, Gonzáles & Arévalo (2002); el proceso de corrección geométrica, comprende las siguientes fases:

2.3.3.1 Localización de puntos de control

La bondad de la corrección guarda una estrecha relación con la localización de los puntos de control por lo cual en esta etapa se debe proceder de manera muy prolija (Ambrosio et. al., 2002). Para cumplir con este fin, Chuvieco (2008) sugiere tomar en cuenta los siguientes aspectos:

- Dichos puntos deben ubicarse en lugares que puedan identificarse con claridad tanto en la referencia como en la imagen que se está corrigiendo.
- Su cantidad debe estar acorde al área que cubre la imagen y principalmente a las exigencias del modelo de transformación que será utilizado.
- En cuanto a su distribución se busca que sea homogénea a lo largo y ancho de la imagen, además se deben considerar los cambios que se presenten en el relieve (zonas con pendientes altas requieren mayor densidad de puntos para un mejor ajuste).

Así mismo se puede adicionar que los puntos deben señalar lugares que prevalezcan en el tiempo, es decir que no vayan a cambiar o moverse y que de preferencia se encuentren a nivel del suelo.

2.3.3.2 Selección del modelo de transformación

Kirby (2012), señala que estos modelos pueden ser clasificados en tres grande grupos: Modelos Polinomiales, Modelos Paramétricos y Modelos de Cálculo Dinámico.

Normalmente se emplean modelos polinómicos, ya que estos conceden mayor flexibilidad en la modificación de las coordenadas de la

imagen, a su vez, dicha flexibilidad depende del orden del polinomio a utilizar. (Alonso, s.f.)

Generalmente se sugiere al modelo polinomial de segundo orden (ecuación cuadrática) como el más adecuado para ser aplicado en imágenes de satélite. Las expresiones utilizadas para el cálculo de las nuevas coordenadas de cada pixel con este modelo son:

$$X = Ac + Bf + Cc^2 + Df^2 + Ecf + F \quad [Ec. 2.1]$$

$$Y = Gc + Hf + Ic^2 + Jc^2 + Kcf + L \quad [Ec. 2.2]$$

Mediante el método de mínimos cuadrados pueden calcularse los valores de los coeficientes implicados en las expresiones anteriores, considerando las coordenadas tanto reales como referenciales de los puntos de control utilizados (Mejía & Moncayo, 2012).

Además, para la estimación de la concordancia de la transformación suele utilizarse el error cuadrático medio (ECM); Chuvieco (2007) (citado en Mejía & Moncayo, 2012), menciona que como norma general el valor del EMC no debe superar al valor del tamaño del pixel.

2.3.3.3 Transformación de los niveles de gris (Rectificación)

Chuvieco (2008), señala que en esta etapa se transfiere la información de los pixeles de la imagen original a los pixeles de la imagen transformada; para posibilitar este proceso habitualmente se emplean los siguientes métodos:

- Vecino más cercano: Asigna a cada pixel el valor del ND del pixel más cercano en la imagen original
- Interpolación Bilineal: Asigna el valor promediado del ND de los 4 pixeles más cercanos en la imagen original. Dicho promedio se

realiza de manera ponderada proporcionalmente a la distancia de los pixeles vecinos de la imagen original al pixel corregido.

- **Convolución Cúbica:** Promedia el valor de los ND de los 16 pixeles más cercanos.

La elección del método de transferencia de los niveles digitales está en función del objetivo con que se utilizara la imagen. Para el caso de imágenes clasificadas, la elección lógica es el método del vecino más cercano, ya que al no introducir promedios mantiene los valores originales de los ND (Chuvieco, 2008).

2.3.4 Corrección Topográfica

Con la finalidad de minimizar las diferencias de iluminación que causan la topografía y la ubicación del sol, las imágenes de satélite son sometidas al procedimiento de corrección del sombreado topográfico; su objetivo principal es la normalización visual de zonas de interés emplazadas en zonas de sombra o con poca iluminación, esta corrección es especialmente necesaria en zonas con relieve pronunciado como lo es en el caso de la cordillera andina (García E., 2006).

La orientación de algunas superficies respecto al vector solar, es altamente influyente en la determinación de la cantidad de radiación que estas reflejan hacia el sensor (Felicísimo & García, 1990).

En el desarrollo de este procedimiento es necesario contar como insumo de un Modelo Digital de Elevaciones (MDE), el mismo que debe presentar una resolución espacial compatible con la imagen que se desea corregir; también es necesario conocer los valores de acimut solar y elevación sobre el horizonte, para la hora y fecha en que la imagen fue captada, aunque existen varios modelos donde la información necesaria para la corrección puede variar, recurriendo a mapas de pendientes o de aspectos, los cuales se derivan de los datos anteriormente mencionados.

Las variaciones de iluminación debidas a la topografía pueden ser eliminadas aplicando una corrección ideal basada en la pendiente y el aspecto, como resultado dos objetos con las mismas propiedades de reflectividad presentaran un mismo valor de nivel digital, independientemente de que tengan distinta orientación respecto a la posición del sol en el momento de la captura de la imagen. La consecuencia más visible de la eliminación de sombras, es la pérdida del efecto tridimensional causado por el relieve, dándole una apariencia plana a la imagen (Ormeño V., 2006).

2.4 Cobertura y uso del Suelo

La cobertura y uso del suelo son dos características que se encuentran estrechamente relacionadas y se puede decir que la primera es condicionante de la segunda. Velázquez et. al., 2002a; 2002b; Bocco et. al., 2001; Lambin et. al., 2001; Vitousek et. al., 1997 (citados en Reyes et. al 2005) definen a la cobertura del suelo como la cubierta biofísica que se puede observar sobre la superficie terrestre (pastos, infraestructura antrópica, suelo desnudo, cuerpos de agua), mientras que del uso del suelo expresan que está caracterizado por las actividades o propósito con que la gente utiliza cierto tipo de cobertura (comercio, residencia, agricultura, ganadería); además plantean que estos dos elementos constituyen la mejor evidencia de los cambios en la superficie terrestre producidos por las actividades humanas desarrolladas a lo largo de los años.

Actualmente organizaciones como el IGN español sugieren que estas características se engloban en el término ocupación del suelo, presentándose más bien como dos puntos de vista distintos para su estudio. (IGN, s.f.). Las Figura 2.3 y Figura 2.4 muestran ejemplos de cada uno de ellos, clarificando su significado.



Figura 2.3 Ejemplos de cobertura del suelo



Figura 2.4 Ejemplos de uso del suelo

2.5 Sistemas de clasificación y leyenda temática para Cobertura del Suelo

Según Navarro & Pezzola, 2009 (citado en Valero, 2015), la clasificación es independiente de la escala de representación y de la forma de recolección de los datos mientras que la leyenda temática es específica para un área determinada y la información que esta contiene, por tanto es dependiente de la escala, el origen de los datos y el método de representación de los productos.

Una correcta caracterización de la cobertura del suelo junto con la habilidad para monitorear sus cambios, se constituyen en actividades primordiales para lograr sostenibilidad en el manejo de recursos naturales, salvaguardar al medioambiente, planificar el correcto uso del territorio, entre otros. Esto se puede lograr mediante el establecimiento de un sistema de clasificación estandarizado y completo, que considere todas las variables de análisis y que sea adaptable a las distintas finalidades de estudio; siguiendo estas directrices, varias instituciones han formulado diferentes sistemas de clasificación para el uso y cobertura del suelo. Ejemplos de estos sistemas son:

Sistema de Clasificación de la Cobertura de la Tierra (LCSS) desarrollada por la FAO, el cual cuenta con la aceptación como el estándar internacional otorgado por la ISO (FAO, 2005).

Otro de los Sistemas más populares es el CORINE Land Cover, creado por la Unión Europea como herramienta para la coordinación e implementación de soluciones para problemas ambientales, este sistema cuenta con un inventario de cobertura del suelo compuesto de 44 clases, además ha sido adaptado exitosamente para su uso en países latinoamericanos como es el caso de Colombia (CCE, 1995).

España, a partir del año 2005, desarrollo e implemento el Sistema de Información sobre Ocupación del Suelo de España (SIOSE), el cual está pensando para la generación de información a escala 1:25.000 (SIOSE, s.f.). Para la estructura de este modelo se han definido a gran detalle las clases de cobertura y uso, y también los parámetros geográficos para la recolección y manejo de la información, como lo son: Escala y sistema geodésico de referencia, metodología de clasificación, unidad mínima según tipo de cobertura, modelo de datos, entre otros; estableciéndolo como un referente en la producción de sistemas de clasificación para ocupación del suelo.

En el caso de nuestro país en el año 2010 como componente del “Protocolo metodológico para la generación del Mapa de Deforestación Histórica en el Ecuador continental”, un panel interinstitucional compuesto por delegados de las organizaciones públicas encargadas del manejo de información geográfica y uso del suelo encabezadas por el Ministerio del Ambiente (MAE), así como también por integrantes del Instituto Interamericano de Cooperación para la Agricultura (IICA); tomando como base las clases de uso y cobertura del suelo definidas por el Panel Intergubernamental de Cambio Climático (IPCC) en el año 2006, definieron una leyenda temática multinivel de orden jerárquico (ver Tabla 2.2); además para los niveles subsiguientes, se definieron clases más detalladas afines a las clases superiores (Mejía & Moncayo, 2012; Valero, 2015).

Tabla 2.2

Leyenda Temática del Protocolo Metodológico para la generación del Mapa de Deforestación Histórica en el Ecuador Continental

Código Nivel I	Nivel I	Código Nivel II	Nivel II	Código Nivel III	Nivel III
1	Bosque	7	Bosque Nativo	21	Bosque Nativo
		8	Plantaciones Forestales (Bosque Plantado)	22	Plantaciones Forestales
2	Áreas Agropecuarias	9	Piscícolas	23	Piscícolas
		10	Cultivos Anuales	24	Maíz
				25	Malanga
				26	Palmito
		11	Cultivos Permanentes	27	Café
				28	Cacao
				29	Frutales
30	Palma Africana				
12	Pasto Cultivado	31	Pasto Cultivado		
13	Mosaico Agropecuario (Asociaciones)	32	Mosaico Agropecuario (Asociaciones)		
3	Vegetación Arbustiva y Herbácea	14	Vegetación Arbustiva	33	Vegetación Arbustiva
		15	Herbazales Inundables	34	Herbazales Inundables
4	Cuerpos de Agua	16	Cuerpos de Agua Natural	35	Cuerpos de Agua Natural
5	Zonas Antrópicas	17	Zonas Pobladas	36	Zonas Pobladas
		18	Suelo Desnudo	37	Suelo Desnudo
		19	Infraestructura	38	Infraestructura Metálica (Material Metálico)
				39	Infraestructura Vial (Material de Lastre)
40	Infraestructura Vial (Material de Asfalto)				
6	Sin Información	20	Sin Información	41	Sin Información

Fuente: MAE (2010); modificado por Mejía y Moncayo (2012)

A continuación en la Tabla 2.3, se muestran las definiciones operativas para las categorías del Nivel I mostradas en la Tabla 2.2.

Tabla 2.3

Definiciones operativas Nivel I

Nivel I	Definición operativa	Fuente
Bosque	Comunidad vegetal de por lo menos una hectárea, con árboles de 5 m de altura y con un mínimo de 30% de cobertura del dosel o capa aérea vegetal. - Incluye: las áreas cubiertas de bambú y palmas nativas, siempre que éstas alcancen el límite mínimo establecido en cuanto a altura y cubierta de copas - Excluye: las formaciones de árboles utilizadas en sistemas de producción agrícola, por ejemplo plantaciones frutales, plantaciones de palma africana y sistemas agroforestales. Excluye también los árboles que crecen en parques y jardines urbanos.	<i>MAE (2011)</i>
Vegetación arbustiva y Herbácea	Áreas cubiertas por arbustos y vegetación herbácea producto de un proceso biológico natural, que no incluye áreas agropecuarias.	<i>MAE, SINAGAP, CLIRSEN (2012)</i>
Tierras Agropecuarias	Área bajo cultivo agrícola y pastos plantados, o que se encuentran dentro de una rotación entre éstos	<i>SINAGAP, CLIRSEN (2012)</i>
Cuerpo de Agua	Área que se encuentra cubierta o saturada de agua estática o en movimiento, natural o artificial que reposa sobre la superficie terrestre por todo o una parte del año	<i>MAE, SINAGAP, CLIRSEN (2012)</i>
Zona Antrópica	Asentamiento humano y la infraestructura que lo complementa	<i>MAE, SINAGAP, CLIRSEN (2012)</i>
Otras Tierras	Áreas con poca o ninguna vegetación, afloramientos rocosos, glaciares y otras clases que no estén incluidas en ninguna de las otras categorías	<i>MAE, SINAGAP, CLIRSEN (2012)</i>
Sin Información	Corresponde a áreas que no han podido ser mapeadas	

Fuente: Ministerio del Ambiente (2010)

2.6 Unidad mínima de mapeo

Una unidad de mapeo es la entidad espacial con características similares, esta se relaciona directamente con la finalidad del mapeo por lo tanto varía según la escala y nivel de detalle seleccionados (Cruz, 2010).

La unidad mínima de mapeo, es la entidad más pequeña que puede ser claramente identificada en el mapa, está principalmente en función de la escala de trabajo, aunque también deben tomarse en cuenta factores como el objetivo de estudio, y métodos de obtención de la información.

Para evitar confusiones o saturación de información especialmente al trabajar en formato analógico, Salichev (1979) (citado en Mejía & Moncayo, 2012), sugiere realizar una generalización de los datos dentro de la unidad mínima de mapeo.

En el Ecuador, en el año 2008 el MAGAP determino la unidad mínima de mapeo para los productos cartográficos de su Programa de Regulación y Administración de Tierras Rurales (PRAT) empleando la ecuación 2.3. (Mejía & Moncayo, 2012).

[Ec. 2.3]

$$UMM = UMV \times ET$$

Donde:

UMM: Unidad mínima de mapeo

UMV: Unidad mínima visible (medida en mm)

ET: Escala de Trabajo para la generación de productos

Rossiter (2000) (citado en Mejía & Moncayo, 2012), define a la unidad mínima visible como: “la representación más pequeña en el mapa que puede ser legiblemente delineada”. En ese sentido, Salichev (1979) (citado en Valero, 2015), estableció que la UMV más utilizada a nivel internacional es de 5 x 5 mm, pero recomienda la utilización de un cuadrado de 4 x 4 mm, debido a que esta área garantiza operatividad cartográfica y legibilidad del mapa.

2.7 Clasificación de imágenes satelitales

La clasificación de imágenes es un proceso que se ejecuta con la finalidad de obtener información temática de un territorio de interés. Vincens (2009) (citado en Monterroso, 2013), expresa que las técnicas existentes para la ejecución de este proceso permiten transformar imágenes crudas en información temática que posteriormente puede ser presentada en mapas.

Yébenes & Giner (*s.f.*), indican que durante la clasificación los niveles digitales continuos medidos por los sensores, determinan la pertenencia de un pixel a una categoría previamente definida; además señalan que dichas categorías pueden representar variables nominales u ordinales.

Son diversas las técnicas tanto de tipo manual como automático que existen para la realización de este proceso, dependiendo la elección de el o los método(s) más adecuado(s) de factores como: la finalidad del estudio, los insumos con los que se cuenta y la experiencia del analista.

A continuación se realiza una breve descripción de los métodos que se utilizarán en el desarrollo del presente proyecto.

2.7.1 Clasificación por interpretación visual

Este es un método totalmente manual, utilizado principalmente para fotografías aéreas pero se lo puede aplicar de manera homologa a las imágenes de satélite, en este se toma en cuenta una serie de características como tamaño, forma, tono, textura y distribución de los elementos y en base al criterio del técnico se definen polígonos que contienen pixeles de iguales características y se los asigna a cada una de las clases establecidas en la leyenda temática.

Zapata (2003) (citado en Valero, 2015) describe a la interpretación como el análisis de imágenes obtenidas mediante sensores remotos, las

cuales son la base para la obtención de información cualitativa, que permitirá caracterizar el terreno de acuerdo a los objetivos perseguidos.

2.7.2 Clasificación automática por el método de objetos

Es una alternativa al tradicional método de clasificación de imágenes por píxeles, y a pesar de que también se basa en la información de los píxeles expresada como niveles digitales, toma en cuenta características adicionales como el tamaño, forma, textura y el contexto de la vecindad que rodea a cada píxel (Geoinformacion para entender los Recursos de la Tierra, 2011).

Guo et. al. (2007), enuncian que: idealmente un objeto debe representar una clase física o ecológicamente homogénea, mencionan además que existe una gran cantidad de algoritmos desarrollados para ejecutar la creación de objetos o segmentación y que estos pueden agruparse en dos grandes clases, la de métodos basados en bordes y métodos basados en crecimiento de regiones.

2.8 Matriz de confusión

Para la evaluación de la calidad de productos cartográficos se puede recurrir al uso de matrices de confusión, esta herramienta permite comparar la información que se pretende evaluar con información referencial. Las casillas de la diagonal principal de la matriz presentan el número de elementos para los cuales hay concordancia entre los datos a evaluar y los datos de referencia, estos valores expresan la confiabilidad del insumo evaluado, mientras que el resto de casillas indica los elementos con errores en la asignación (François, Reyes & Pérez, 2003). Además estas matrices permiten identificar dos tipos de errores: de omisión, que representa a la proporción de datos de la realidad no asignados a cierta categoría del producto evaluado, y de comisión, relativo a la proporción de

datos del producto evaluado erróneamente categorizados (Aronoff, 1982; Owe & Ormsby, 1984).

2.9 Índice Kappa

Es un indicador que mide la exactitud de datos espaciales utilizando como referencia datos reales recogidos en campo u obtenidos de alguna fuente confiable. Este índice toma valores entre 0 y 1, obteniendo una mayor exactitud o calidad mientras más próximo sea su valor a 1 (Cogalton & Mead, 1983).

Su cálculo a partir de los datos de una matriz de confusión puede realizarse utilizando la siguiente ecuación:

[Ec. 2.4]

$$k = \frac{(n * b) - q}{n^2 - q}$$

Donde:

n: Total de observaciones en la matriz

b: Total de observaciones que tiene correspondencia entre los datos evaluados y los de referencia (diagonal principal)

q: Producto de la multiplicación de los valores totales horizontales por los verticales de cada una de las clases

Landis y Koch (1977), propusieron una categorización de calidad de la concordancia en base al índice kappa ampliamente aceptada y utilizada; dicha categorización está estructurada según intervalos de valores como se muestra a continuación en la Tabla 2.4.

Tabla 2.4

Valores de calidad según índice Kappa

Valor de Kappa	Calidad
≤ 0	Pésima
0.00 – 0.20	Mala
0.20 – 0.40	Razonable
0.40 – 0.60	Buena
0.60 – 0.80	Muy Buena
0.80 – 1.00	Excelente

Fuente: Landis y Koch (1977)

2.10 Cadenas de Markov

Para poder entender adecuadamente en qué consisten las cadenas de Markov se debe tener un conocimiento de lo que es un proceso estocástico; este tipo de proceso es aquel en el cual el resultado de al menos uno de los eventos sucesivos que lo conforman depende del azar, es decir no se puede predecir un resultado y considerarlo como seguro, pero se lo puede inferir en base a los resultados de eventos anteriores.

“El caso más simple de un proceso estocástico, ocurre cuando el resultado en cada etapa sólo depende del resultado de la etapa anterior y no de cualquiera de los resultados previos. Tal proceso se denomina proceso de Markov o cadena de Markov (...) estas cadenas tiene memoria, recuerdan el último evento y eso condiciona las posibilidades de los eventos futuros.” (Métodos Estadísticos en ciencias de la vida, s.f.)

Esta herramienta de naturaleza matemática, resulta muy poderosa cuando se analizan y tratan problemas de características aleatorias en una inmensa variedad de disciplinas (Rojo & Miranda, 2009).

Eastman (2003), expresa que es posible predecir el estado de un sistema en un tiempo 2 a partir del estado del mismo en un tiempo 1 y

ayudados por una matriz de probabilidades de transición entre las clases de cobertura implicadas en el sistema.

2.11 Coeficiente de Correlación

“Un coeficiente de correlación, mide el grado de relación o asociación existente generalmente entre dos variables aleatorias” (Restrepo & González, 2007). Además estos autores advierten sobre la confusión entre correlación y dependencia causal, explicando que es posible que a pesar de que dos variables no tengan relación de causa o efecto, puede existir una alta correlación entre ellas, por ejemplo por tener ambas una causa común pero no ser una causa o efecto de la otra. Este tipo de coeficiente toma valores entre -1 y 1.

2.12 Regresión Logística

La regresión logística es una de las técnicas estadístico-inferenciales más utilizadas en estudios científicos, puede utilizarse tanto con variables dependientes dicotómicas (dos posibles valores), como politómicas (varios valores posibles) y un conjunto de n variables independientes que pueden ser cualitativas o cuantitativas (De la Fuente, 2011; SEQC, s.f.).

Según SEQC (s.f.), este análisis permite cumplir los siguientes propósitos:

- Predecir la probabilidad de ocurrencia de un evento
- Determinar la influencia de cada variable en la ocurrencia de dicho evento

La ecuación de partida en los modelos de regresión logística es:

$$P = \frac{e^{(b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_k * x_k)}}{1 + e^{(b_0 + b_1 * x_1 + b_2 * x_2 + \dots + b_k * x_k)}}$$

Fuente: Gómez (2009) (citado en Valero, 2015)

Donde:

P: es la probabilidad de que la variable dependiente tome el valor 1 (presencia de la característica estudiada), en presencia de las covariables x ;

x: es un conjunto de k covariables $\{x_1, x_2, \dots, x_k\}$ que forman parte del modelo;

b₀: Es la constante del modelo o término independiente;

b_i: Son los coeficientes de las covariables.

2.13 Autómatas celulares

Los autómatas celulares (CA) fueron plateados por Ulam e desarrollados por John Von Neumann en los años 40, su finalidad era la de proveer una teoría formal para la investigación del comportamiento de sistemas complejos. Al respecto Rovira & Lavanderos (2008), formulan:

Los “autómata celulares” son sistemas discretos dinámicos, es decir que en ellos no se presenta una variación continua de los parámetros. Pueden definirse como sistemas dinámicos espaciales muy simples, en que el estado de cada una de las celdas en una matriz, depende del estado previo de las celdas en su cercanía, siguiendo un conjunto de reglas de transición. Debido a que el sistema es discreto, opera iterativamente e implica interacciones al interior de áreas locales, antes que entre pares de celdas, resulta muy eficiente desde un punto de vista computacional. Por esta razón es posible aplicarlo a trabajos con grillas que contienen miles de celdas, como es el caso del trabajo con sistemas de información geográfica. (p. 31)

Puede simplificarse su definición diciendo que los autómatas celulares buscan replicar un modelo o fenómeno dado en base al estado anterior de este y considerando la incidencia que tienen sobre una entidad dada sus entidades vecinas.

Diversos estudios como los realizados por Garcia, Santé, & Crecente (2010); Aguilera, Valenzuela & Bosque (2010) o Barreira, Aguilera, & Gómez (2012); han demostrado ampliamente que los modelos basados en autómatas celulares tienen la capacidad de simular con gran precisión los cambios en la distribución espacial de un fenómeno a lo largo del tiempo.

La aplicación de esta herramienta al estudio de fenómenos de urbanización y de tipo geográfico en general ha sido posible gracias a una serie de etapas claves, las cuales se puede observar en la Figura 2.5.

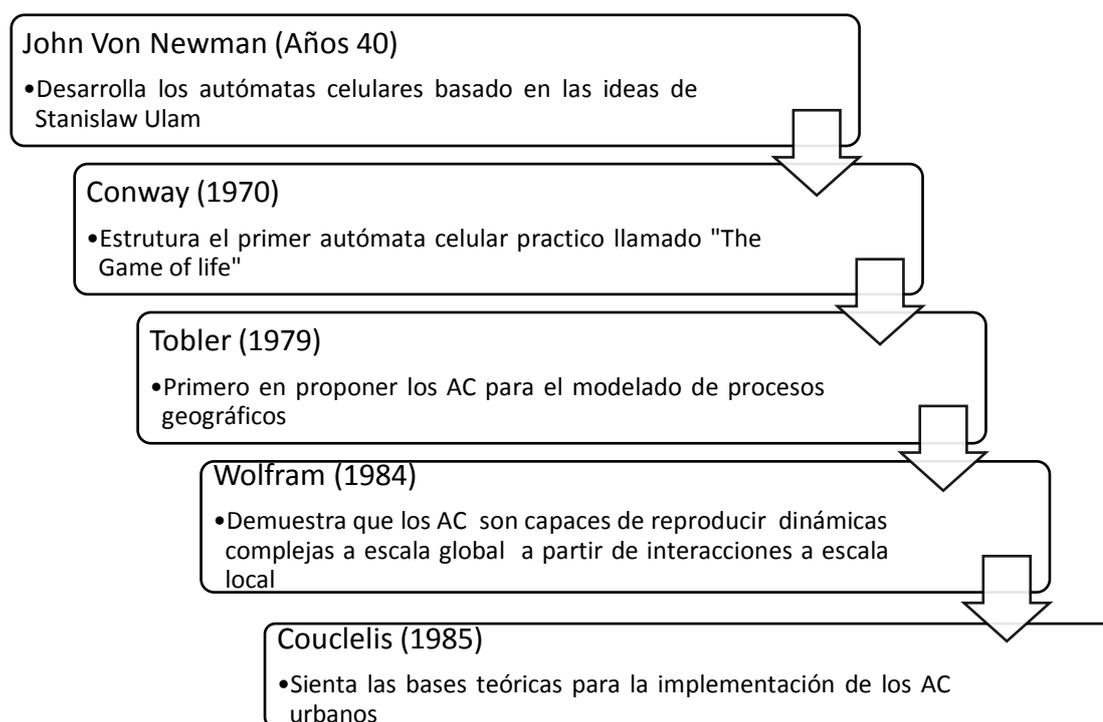


Figura 2.5 Desarrollo de los autómatas celulares y su aplicación a estudios urbanos

Fuente: Garcia, Santé, & Crecente (2010)

Al trabajar con esta técnica, ejecutar un proceso de calibración del modelo, asegura un correcto funcionamiento del mismo, y a su vez permite

realizar una valoración de su capacidad operativa en cuanto a la simulación de datos actuales en función de su pasado (Barreira et. al., 2012).

2.13.1 Elementos de un autómata celular

Reyes (2011), ha establecido como componentes básicos de un Modelo de autómata celular a los siguientes elementos:

- **Arreglo Regular:** Es un espacio n-dimensional en el cual se efectúan las dinámicas evolutivas, cada división homogénea que forma dicho espacio son las llamadas células. En el caso de la información geográfica las células corresponderían a los pixeles.
- **Conjunto de Estados:** Es un conjunto finito cuyos valores son asignados a cada una de las células. Para el ámbito de estudio de este proyecto correspondería al conjunto conformado por las clases de cobertura del suelo.
- **Configuración inicial:** Es el estado inicial de cada una de las células que conforman el sistema.
- **Vecindades:** Son cada uno de los conjuntos de células junto con la información de su posición relativa respecto a los otros conjuntos. Cada una de las vecindades es asignada a uno de los tipos o elementos del conjunto de estados.
- **Función Local:** Es la regla o el conjunto de reglas que determinan el comportamiento del Autómata Celular. Se estructura tomando como núcleo una célula central y considerando además sus vecindades. Para la célula central se define su dinámica de cambio tomando en cuenta los estados previos de sus vecinas. Esta función se puede expresar a manera de función algebraica.

CAPÍTULO III. METODOLOGÍA

La finalidad del presente capítulo, es realizar una descripción y justificación de los procesos ejecutados, siguiendo los principios del método científico para lograr cada una de las metas propuestas en el proyecto. A continuación en la Figura 3.1, se ilustra de forma general la metodología utilizada.

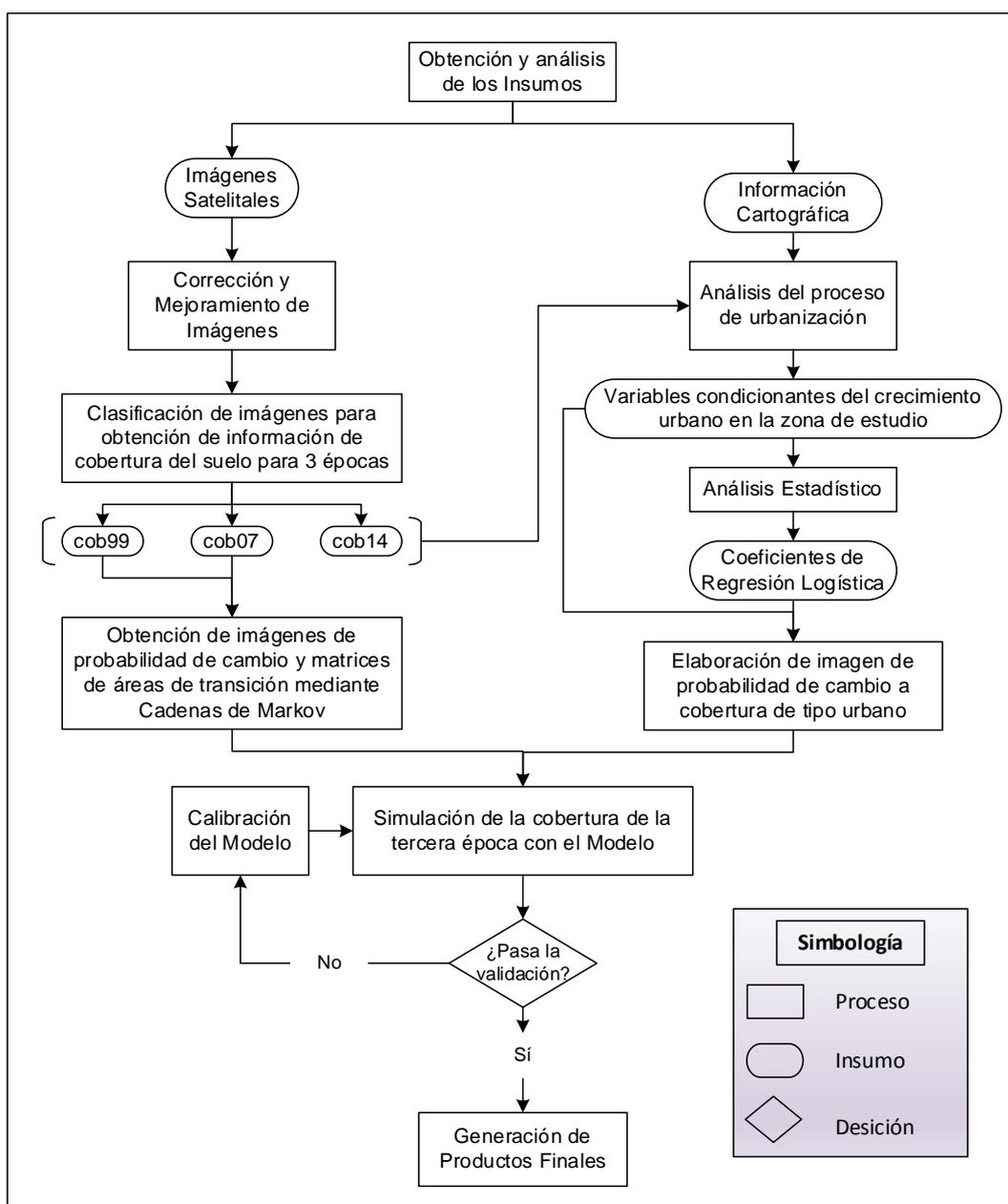


Figura 3.1 Diagrama de Procesos para la generación del Modelo de Predicción de Crecimiento Urbano mediante autómatas celulares

3.1 Recopilación de insumos

El insumo de entrada para la generación del modelo predictivo, lo comprenden las capas de información de cobertura del suelo para tres épocas distintas de la zona de interés, dichos archivos deben haber sido elaborados usando los mismos criterios y parámetros de trabajo, y obviamente, el mismo sistema de clasificación. Al no poder contar con cartografía que cumpla con estas características, fue necesario generar dicha información. Se utilizaron técnicas de teledetección y sistemas de información geográfica para a partir de imágenes satelitales obtener dichas coberturas de información.

Inicialmente, se procedió a realizar una investigación de las imágenes de la zona de estudio disponibles tanto en fuentes abiertas, como en instituciones gubernamentales, y para la selección de las imágenes a utilizar, se tomaron en cuenta las siguientes consideraciones:

- Presentar el mayor detalle posible.
- Tener características semejantes entre sí (resoluciones, estación climática, entre otras), de tal manera que la información extraída de cada una de ellas pudiera ser comparable con la de los otros años.
- Los intervalos entre las épocas sucesivas de las imágenes debían ser similares. Es decir, el intervalo de tiempo transcurrido desde la primera hasta la segunda época, debía ser similar al transcurrido entre la segunda y la tercera.
- La cobertura de nubes en la zona de interés, debía ser lo más baja posible para evitar la pérdida de información.

Las imágenes seleccionadas (ver Tabla 3.1), son del sensor Aster, con 15 metros de resolución espacial en la zona del espectro electromagnético

correspondiente al visible e infrarrojo cercano, y de los satélites Landsat con 30 metros de resolución espacial en las bandas multispectrales y 15 metros en la pancromática; por lo cual, esta última banda posteriormente se utilizaría para realizar una sinergia, que permita mejorar la resolución espacial de dichas imágenes, dejándola en 15 metros para poder ser compatible con la imagen Aster.

Tabla 3.1

Imágenes utilizadas para la generación de capas de cobertura del suelo

Plataforma Satelital	Sensor	Fecha de captura
Landsat 7	ETM+	1999/11/14
Terra	Aster	2007/05/02
Landsat 8	OLI	2014/10/30

Las imágenes Aster fueron facilitadas por el Ministerio del Ambiente (MAE) y las Landsat fueron descargadas mediante registro de uso a través de la utilidad Global Visualization Viewer (GLOVIS), de la página del Servicio Geológico de los Estados Unidos (USGS).

Además de las mencionadas, se utilizaron las ortofotos de los cantones Quito y Rumiñahui y un MDT de 5 m. de resolución, realizados por el SigTierras, y cartografía base y temática de uso y cobertura del suelo y de infraestructura y servicios a escala 1:25.000 generada por el Instituto Espacial Ecuatoriano (IEE), como parte del proyecto “Generación de geoinformación para la gestión del territorio a nivel nacional escala 1:25000”, esta información fue parte esencial para el correcto cumplimiento de los procesos que se describen más adelante.

3.2 Escala de trabajo y unidad mínima de mapeo

La escala de trabajo, se definió en base a la resolución de las imágenes satelitales obtenidas para el estudio, al tener estas una resolución espacial de 15 m., se estableció la escala de trabajo en 1:50000.

Se determinó la unidad mínima de mapeo, considerando una unidad mínima visible de 4 mm. x 4 mm., y tomando en cuenta que para la escala 1:50.000, 1 mm. en el mapa representa 50 metros en la realidad.

Reemplazando los datos anteriores en la ecuación 2.3 se obtiene:

$$\text{UMM} = (4 \text{ mm} \times 4 \text{ mm}) \times [(50 \text{ m} \times 50 \text{ m}) / (1 \text{ mm} \times 1 \text{ mm})]$$

$$\text{UMM} = 16 \text{ mm}^2 \times 2500 \text{ m}^2 / \text{mm}^2$$

$$\text{UMM} = 40.000 \text{ m}^2$$

El cálculo anterior arroja un resultado de 40.000 m², equivalente a 4 Ha, como valor de la Unidad Mínima de Mapeo para el presente proyecto.

3.3 Tratamiento de imágenes satelitales

A fin de obtener imágenes más tratadas, se les aplicaron una serie de mejoras, interviniendo en las características geométricas, radiométricas y espectrales de las mismas, buscando también estandarizar dichas características, para poder realizar una comparación más adecuada entre la información obtenida a partir de ellas, considerando que cada imagen corresponde a un sensor distinto. La Tabla 3.2 muestra los tratamientos aplicados, junto con el software utilizado y la herramienta correspondiente; el orden de los tratamientos se estableció de tal manera, que cada proceso favorezca a la obtención de mejores resultados en el proceso siguiente.

Tabla 3.2

Imágenes utilizadas para la generación de capas de cobertura del suelo

Tratamiento	Software	Herramienta
1. Corrección atmosférica	ENVI	Dark Subtraction
2. Pansharpening	PCI Geomatica	Pansharp
3. Corrección Geométrica	ArcMap	Georeferencing
4. Corrección Topográfica	ENVI	C-Correction

En los numerales sucesivos se realiza una descripción más detallada de los procesos aplicados durante el tratamiento de las imágenes de satélite.

3.3.1 Corrección Atmosférica

Para realizar la corrección atmosférica se utilizó la herramienta *Dark Subtraction* (ver Figura 3.2) del software ENVI; esta herramienta elimina los efectos de la dispersión atmosférica en una imagen, sustrayendo el valor de pixel que represente una firma de fondo para cada banda. Este valor puede ser el mínimo de banda, un promedio basado en una región de interés (ROI), o el valor que el usuario especifique (ENVI, s.f.). Para este proyecto, se utilizó el método de mínimo de banda, ya que este proporciona una mayor homogeneidad entre bandas, volviéndolo más apto para estudios multitemporales. Los resultados de este proceso se pueden observar en el numeral 4.1.1.

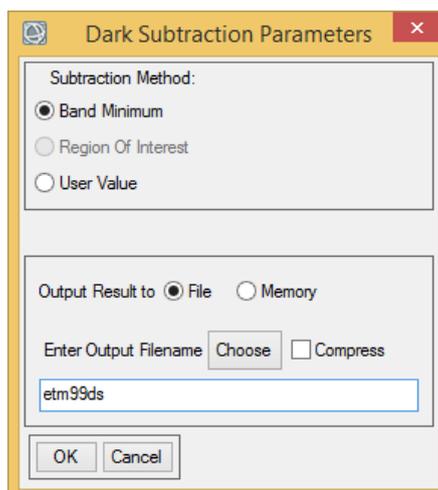


Figura 3.2 Selección de parámetros para la herramienta Dark Subtraction

3.3.2 Pansharpening

Las imágenes Landsat con resolución espacial de 30 metros en las bandas multiespectrales y 15 metros en la banda pancromática, fueron sometidas a este proceso, buscando unificar la resolución espacial de las imágenes de las 3 épocas y alcanzar la escala 1:50000 para la producción de las capas de información de cobertura del suelo.

Se realizaron pruebas con distintas herramientas de diversos programas, obteniendo el mejor producto resultante (ver apartado 4.1.2)

las Ortofotos de Quito y de Rumiñahui. Además, se utilizó información vectorial de vías para escala 1:25.000 con la finalidad de supervisar el ajuste de las imágenes durante la etapa de rectificación. Este proceso se compone de los siguientes pasos:

3.3.3.1 Selección del modelo de transformación

Se optó por una transformación polinómica de segundo orden, la cual es la más utilizada para este proceso; Kirby (2012), indica que el uso de un polinomio de primer orden trata con mucha simpleza la transformación, mientras que los polinomios de orden mayor a dos son susceptibles a la introducción de deformaciones no concordantes con la topografía del terreno y además, requieren de una alta cantidad de puntos de control para su resolución.

3.3.3.2 Toma de puntos de control

Para la toma de puntos de control, se utilizaron distintos tipos de realces visuales (enhancements) y así mismo, se probaron distintas combinaciones de bandas para resaltar objetos específicos de las imágenes como: vías y quebradas; permitiendo así, una toma más cómoda y precisa de puntos de ajuste. Debe tomarse en cuenta, que la transformación seleccionada requiere al menos de 6 puntos de control para el cálculo de sus coeficientes.

3.3.3.3 Rectificación

Se procedió a realizar la rectificación de las imágenes con su tamaño de celda original (15 metros), se asignó un valor de 0 a las zonas sin datos. El algoritmo utilizado para el remuestreo, fue el Vecino más Cercano, por ser este el método más rápido y el que provoca los menores cambios en los valores originales de radiometría de los pixeles (ver Figura 3.5). Los resultados de este proceso se presentan en la sección 4.1.3

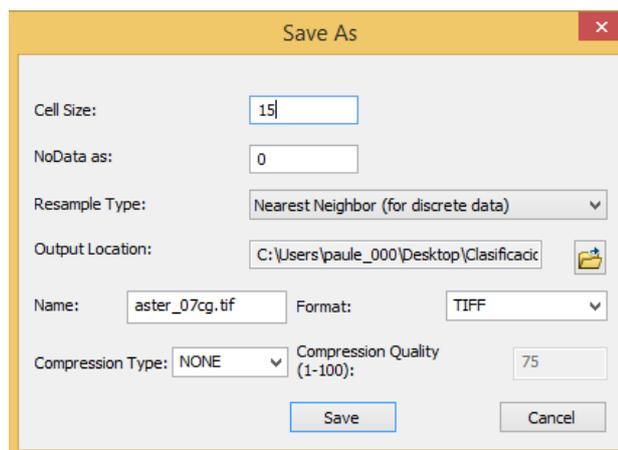


Figura 3.5 Configuración para el remuestreo durante la corrección geométrica

3.3.4 Corrección Topográfica

Este proceso se efectuó mediante la extensión C-Correction, desarrollada por el Dr. Morton J. Canty¹, en el software ENVI + IDL; la mencionada extensión trabaja con modelos digitales de elevación, para este caso, se utilizó uno elaborado por el SigTierras originalmente con pixel de 5 m., resampleado a un tamaño de pixel de 15 m., para tener una resolución concordante con las imágenes; además, se deben ingresar los datos de azimuth y elevación del sol para el momento de captación de las imágenes; esta información fue extraída de los archivos de metadatos de las imágenes, y se la puede observar a continuación en la Tabla 3.3.

Tabla 3.3

Valores de los parámetros utilizados en la corrección topográfica.

Imagen	Azimuth del Sol	Elevación del Sol
Etm99	128,075356°	59,537682°
Aster07	123,404385°	60,331024°
Oli14	122,577812°	63,522916°

¹ Científico investigador del Julich Research Center de Alemania, con aportes en las ramas de estadística, sensores remotos, análisis de imágenes y aprendizaje de máquina.

Los efectos de la aplicación de este tratamiento se pueden apreciar en el numeral 4.1.4.

3.4 Definición del área de procesamiento

Considerando la naturaleza altamente dinámica del fenómeno estudiado, en el cual las relaciones de vecindad juegan un papel vital en la determinación de la probabilidad de cambio de tipo de cobertura, se estableció un área de procesamiento conformada por la zona de estudio y un área de influencia de 1 km alrededor de esta (ver Figura 3.6), con el fin de obtener resultados adecuados en las zonas ubicadas en el límite de la zona de estudio.

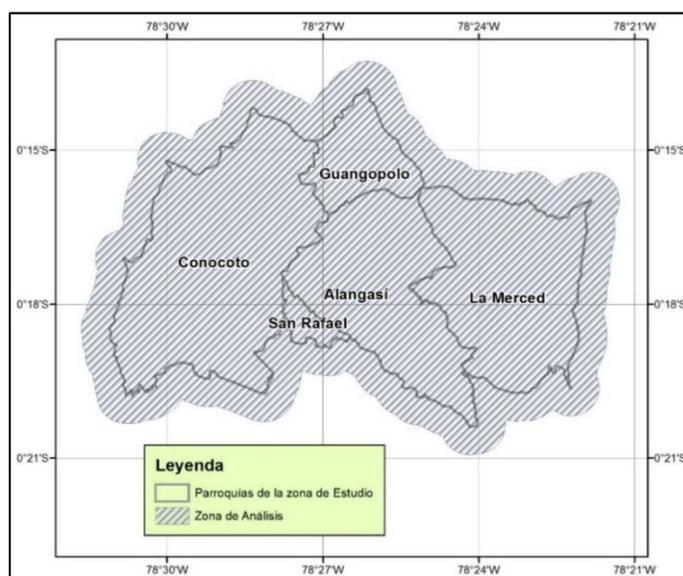


Figura 3.6 Área de análisis

A partir de este punto, la información de todos los insumos necesarios se redujo únicamente a la mencionada área de análisis, para de esta manera agilizar los procesos, minimizando los tiempos de análisis y procesamiento, y el excesivo uso de memoria, tanto virtual como física del computador.

3.5 Elaboración de las capas de información de cobertura del suelo

En esta sección se elabora el insumo base del modelo predictivo deseado, por lo cual la prolijidad en su preparación y la aptitud que se

adjudique a estas capas de información influirán directamente en la calidad de los productos que se generen con el modelo. Los subprocesos necesarios se describen en las secciones siguientes:

3.5.1 Definición de la leyenda temática

Inicialmente, se comprobaron los tipos de cobertura presentes en la zona de análisis por medio de las capas de información de uso y cobertura del suelo generadas por el IEE en el año 2011; posteriormente, se tomó como referencia la leyenda elaborada por el MAE (2012) y se la adaptó a las condiciones de la zona de interés (ver Tabla 3.4). Debido a la escala de trabajo y la finalidad del presente proyecto, se estableció que la clasificación de las capas de cobertura del suelo se realizaría en base a las categorías del Nivel I de la mencionada leyenda referencial.

Tabla 3.4

Leyenda temática para el estudio

Código	Nivel I
1	Bosques
2	Vegetación Arbustiva y Herbácea
3	Pastos y Cultivos
4	Cuerpos de Agua
5	Urbano
6	Suelo Desnudo
7	Sin Información

Fuente: Modificado de Ministerio del Ambiente (2012).

3.5.2 Elaboración de una máscara de clasificación

Para obtener mejores resultados en el proceso de elaboración de los archivos de cobertura del suelo, se aplicó una máscara de clasificación a la imagen ETM99, dicha máscara inicialmente se estructuró como un archivo shape conformado por los polígonos generados en los subprocesos

descritos en los numerales siguientes y que se pueden observar de manera resumida en el diagrama (ver Figura 3.7) a continuación:

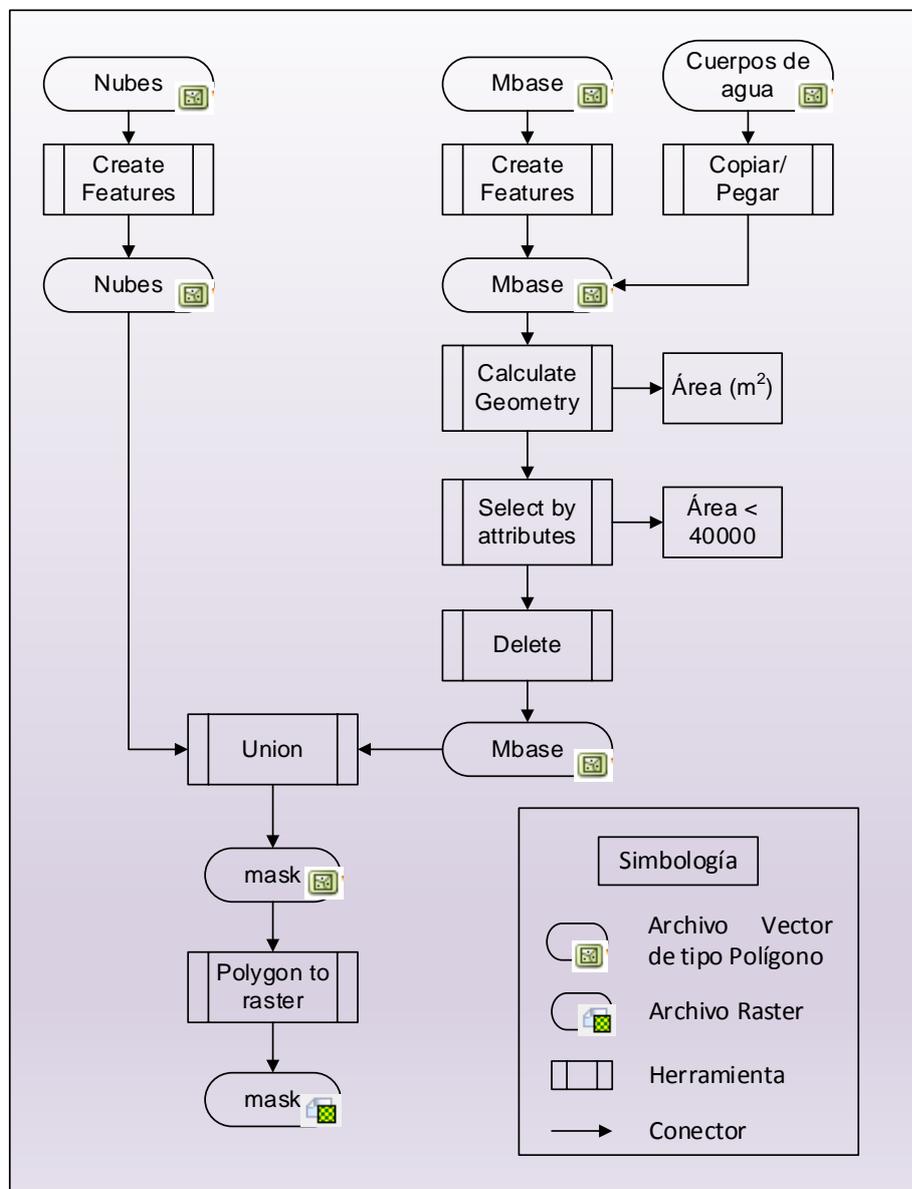


Figura 3.7 Flujo Cartográfico para la elaboración de la máscara de clasificación

3.5.2.1 Enmascaramiento de Nubes

Se creó un nuevo archivo vectorial de tipo polígono, y en este, por medio de interpretación visual, se digitalizaron las nubes y sus respectivas sombras; este proceso únicamente fue necesario para el caso de la imagen Aster, ya que en el caso de las Landsat dentro de la zona de

interés no se encontró presencia de nubes. Finalmente los polígonos generados se asignaron a la clase “Sin Información”. El resultado obtenido se describe en la sección 4.2.1.

3.5.2.2 Mapa base temático para clasificación

Para la conformación de este insumo, se realizó una delimitación de las zonas correspondientes a cobertura antrópica y cuerpos de agua.

Para el primer tipo de cobertura, al igual que en el caso de las nubes, mediante interpretación visual, se delimitaron las zonas con predominancia de cobertura de uso antrópico (viviendas, infraestructura, comercio, etc.), eliminando los polígonos que no alcanzaban la Unidad Mínima de Mapeo establecida de 4 Ha. (ver Figura 3.8).

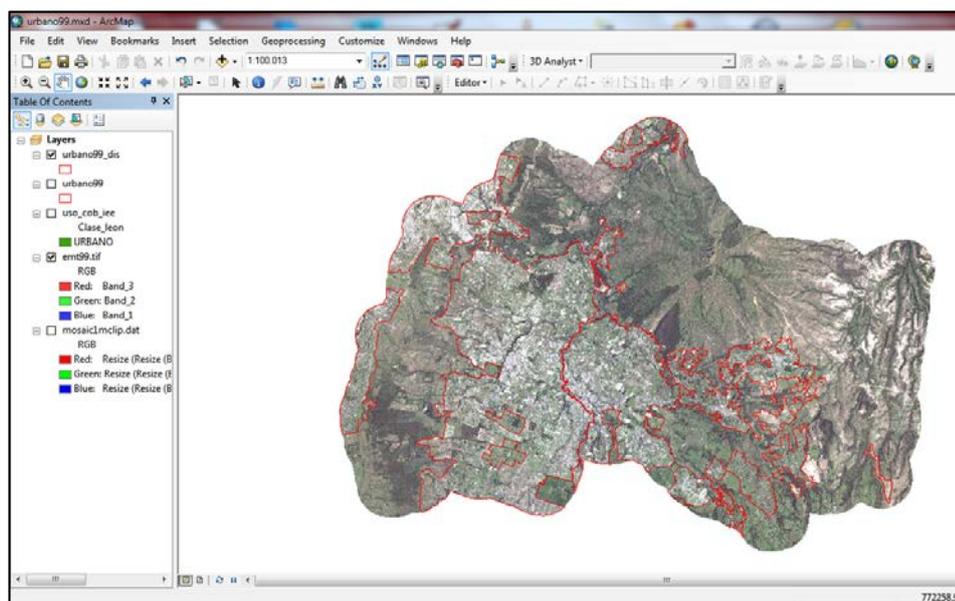


Figura 3.8 Delimitación de Zonas Urbanas en el Software ArcMap

Cabe indicar que se decidió obtener esta clase mediante interpretación visual por las siguientes razones:

- Al ser esta precisamente la clase de mayor interés para el presente estudio se requiere tener la mayor prolijidad posible en su demarcación, y a favor de este fin, el mencionado método exige una

mayor intervención humana, otorgando más control sobre el proceso de clasificación.

- Las distintas tipologías de construcción y acabados de las estructuras artificiales dan una gran variedad de respuestas espectrales que pueden llegar a presentar grandes diferencias entre ellas.
- La presencia de jardines o pequeñas áreas verdes dentro de áreas urbanas puede ocasionar que posteriormente zonas de vegetación sean clasificadas como antrópicas y viceversa. Para ejemplificar lo expresado, suponga un caso muy común en el que, dentro de un terreno, se tiene una casa y un patio trasero con pasto y árboles, la necesidad de realizar una generalización cartográfica² en base a la escala de trabajo provoca que las características de todos estos objetos de distinta clase se agrupen como representativas de una misma clase, pudiendo confundir al algoritmo de clasificación.

En cuanto a los cuerpos de agua, se utilizó de la capa de información respectiva producida por el IEE, de esta se extrajeron los polígonos representativos para el estudio; es decir, aquellos que fuesen mayores a la unidad mínima de mapeo. En el caso específico de los ríos, se incluyeron solamente aquellos que a lo largo de toda su trayectoria sean claramente identificables a la escala de trabajo.

Posteriormente, ambos archivos vectoriales fueron unidos en uno solo, el cual fue convertido a formato raster para permitir su aplicación como máscara en el proceso de clasificación automática, de esta manera, únicamente se consideraron para dicho proceso las coberturas de tipo natural (Bosques; Tierra Agropecuaria; Vegetación Arbustiva y Herbácea y Suelo Desnudo. La máscara resultante se muestra en el numeral 4.2.2.

² Reducción del contenido del mapa en función de los elementos necesarios y posibles de representar, para atribuirle legibilidad, priorizando en los componentes que aportan información relativa a la temática del mapa.

3.5.3 Clasificación Automática

Se desarrolló utilizando el flujo de trabajo “Example based feature extraction” (Extracción de objetos basado en ejemplos) del software ENVI (ver Figura 3.9). Esta herramienta utiliza un enfoque basado en objetos para clasificar imágenes, donde un objeto (también llamado segmento) es un grupo de píxeles con similares atributos espectrales, espaciales, o de textura.

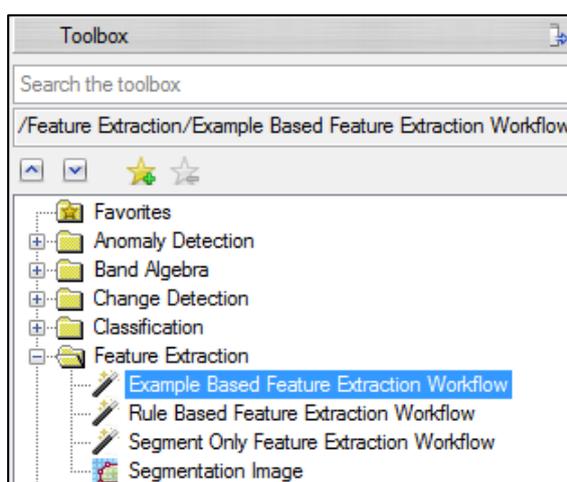


Figura 3.9 Ubicación del flujo de trabajo utilizado en la caja de herramientas de ENVI

Una de las mayores ventajas que presenta ENVI, es la capacidad de previsualización de resultados en cada uno de los subprocessos de sus flujos de trabajo, con la cual, se agilitan las pruebas y se puede verificar de manera inmediata la incidencia de los ajustes y valores ingresados, facilitando así la elección de las mejores condiciones para conseguir los resultados más adecuados.

El flujo de trabajo utilizado comprende los siguientes pasos:

3.5.3.1 Selección de la imagen a clasificar y aplicación de la máscara

Se seleccionó la imagen etm99 y se aplicó como máscara al archivo raster generado anteriormente; cabe mencionar que el uso de la máscara es opcional, y que además su uso permite establecer si el área que esta

cubre va a ser excluida o incluida en el proceso de clasificación. Para este caso se utilizó la primera de estas opciones.

3.5.3.2 Segmentación de la Imagen

Los segmentos en la imagen ideal se corresponden con las características del mundo real. Una segmentación efectiva asegura que los resultados de la clasificación sean precisos.

Se debe cerciorar que: los objetos de interés no se agrupen en segmentos representados por otras características, también que un objeto de interés no se divida en demasiados pequeños segmentos (sobre-segmentación, por lo general el resultado de un nivel de escala bajo). Si no se puede evitar este problema, entonces se puede utilizar posteriormente una agrupación o edición manual de los objetos para mejorar el trazado de límites de clases.

Para este caso se lograron resultados razonables con los ajustes mostrados a continuación en la Figura 3.10.

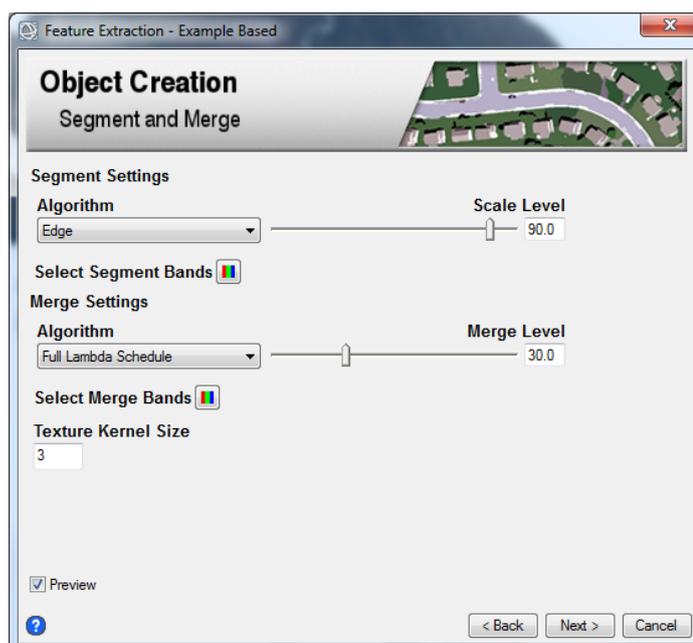


Figura 3.10 Valores utilizados en la segmentación para la imagen ETM99

En la Figura 3.11 se ilustra la segmentación preliminar usando dichos valores; esta última figura, muestra cómo se delimita correctamente a la clase “Bosques”, la cual presenta una tonalidad verde oscura en la imagen segmentada y es tomada como referencia por ser fácilmente identificable.

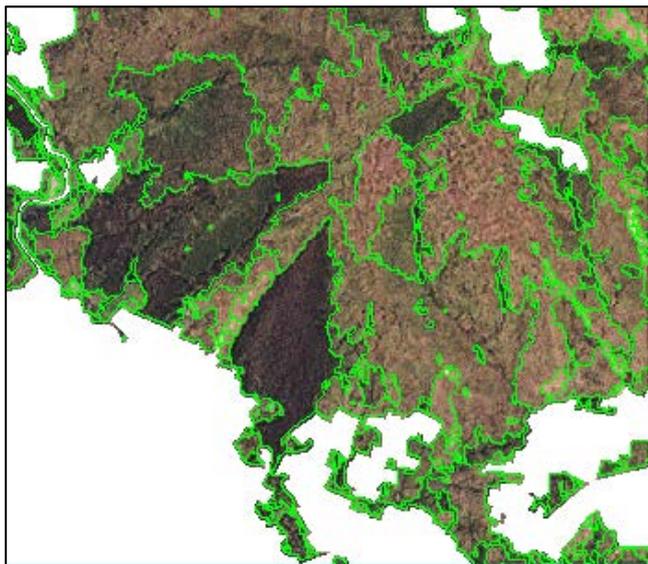


Figura 3.11 Previsualización de la segmentación de la imagen ETM99

3.5.3.3 Selección de muestras de entrenamiento

Para asegurar resultados concordantes con la realidad del terreno, inicialmente, se importó un archivo de datos reales de campo, conformado por una muestra generada con polígonos representativos de la capa de información generada por el IEE, y puntos extraídos visualmente a partir del ortofotomosaico de la zona.

Además, se seleccionaron manualmente más muestras representativas de diferentes características para cada una de las clases, con la finalidad de asegurar la obtención de mejores resultados. (ver Figura 3.12).

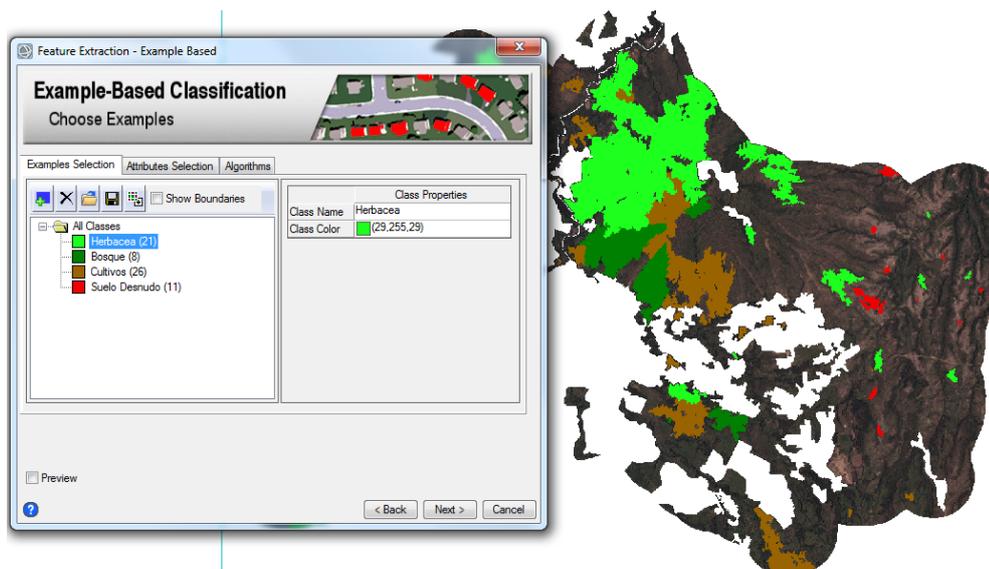


Figura 3.12 Selección de muestras de entrenamiento

3.5.3.4 Selección del método de clasificación

Esta herramienta ofrece tres métodos para la clasificación supervisada: K Nearest Neighbor (KNN), Support Vector Machine (SVM), o Análisis de Componentes Principales (PCA). Para este caso, se utilizó KNN, que clasifica los segmentos en función de su proximidad a las regiones de entrenamiento vecinas.

Dentro de las opciones del algoritmo se estableció que no se permitían segmentos sin clasificar y que el número de vecinos a considerarse para la asignación de clase fuera de 1.

3.5.4 Consolidación del archivo de Clasificación

El archivo raster generado en el proceso de clasificación automática fue convertido a formato shape y se realizó una unión de este archivo con el de máscara creado anteriormente para crear uno nuevo que contenga información de clases de toda la zona de análisis

3.5.5 Depuración Cartográfica

Utilizando el programa ArcMap, el archivo de clasificación fue sometido a un procedimiento de edición, para dar estructura a la delimitación de los polígonos que lo requerían; en ese sentido, se le aplicaron reglas topológicas para evitar solapamientos (must not overlap) y zonas huecas (must not have gaps); y finalmente, se utilizó la herramienta “eliminate” para evitar la existencia de polígonos menores a la unidad mínima de mapeo.

Como resultado se obtuvo la capa de información de cobertura del suelo del año 1999 para la zona de análisis (ver sección 4.5.1) con su respectiva tabla de atributos utilizando las categorías y codificación ya indicadas en la Tabla 3.4.

3.5.6 Validación de la clasificación

La clasificación fue validada utilizando como estimador de calidad el índice kappa, éste se obtuvo a partir de una matriz de confusión creada al comparar una muestra de 25 elementos de la imagen clasificada, con la información obtenida por medio de toma de puntos GPS en campo (ver Anexo A), previa planificación, utilizando un equipo marca Garmin; para esto, únicamente se consideraron las clases que participaron en la etapa de clasificación automática, registrando puntos pertenecientes tanto a zonas en las cuales no se tenía completa certeza de la cobertura mostrada en la imagen, como a zonas cuya cobertura era claramente identificable en la misma.

A continuación, en la Tabla 3.5, se puede observar la matriz de confusión realizada, en esta se representan las clases codificadas. Recordando que: 1 representa a los Bosques, 2 - Vegetación Arbustiva y Herbácea, 3 - Pastos y cultivos y 6 - Suelo Desnudo. Además, los valores ubicados en la diagonal principal (bien estimados) se muestran sombreados. En esta tabla también se incluyen los elementos totales de cada una de las clases tanto en las filas

(imagen clasificada), como en las columnas (realidad) y el resultado de su multiplicación en la última columna.

Tabla 3.5

Matriz de confusión para la clasificación de cobertura del suelo del año 1999

		Realidad					
		1	2	3	6	Total	Total Fila i x Total Columna i
Clasificación	1	7	2	0	0	9	63
	2	0	4	0	0	4	24
	3	0	0	5	0	5	30
	6	0	0	1	6	7	42
Total		7	6	6	6	25	$\Sigma = 159$

La matriz de confusión permite observar por ejemplo que 7 entidades clasificadas como bosques, pertenecen efectivamente al tipo bosque, 2 entidades clasificadas como bosque son en realidad vegetación arbustiva y herbácea, y que no se encontraron zonas de pastos y cultivos, ni suelo desnudo, que fueran clasificadas erróneamente como bosques

A partir de la matriz anterior se pudieron obtener los datos para la realización de los siguientes cálculos:

$$Fiabilidad\ estimada\ (\%) = \frac{Clases\ bien\ estimadas}{Puntos\ de\ validación\ totales} * 100 = \frac{22}{25} = 88\%$$

Utilizando la ecuación 2.4 se obtuvo el valor del índice kappa para la clasificación, cuyo cálculo se observa a continuación:

$$k = \frac{(25 * 22) - 159}{25^2 - 159} = 0,84$$

La Tabla 3.6 presenta un resumen de los indicadores de la validación, así como el índice resultante del análisis de la clasificación:

Tabla 3.6

Indicadores de bondad de la matriz de confusión

Clases bien estimadas	22
Puntos de validación	25
Fiabilidad estimada (%)	88,00%
Kappa	0,84

Se observa que el valor obtenido para el índice kappa es de 0,84, el cual al compararlo con las categorías propuestas por Landis & Koch (1977) (ver Tabla 2.4), determina que la clasificación es de excelente calidad.

3.5.7 Elaboración de la información de cobertura del suelo para la segunda y tercera época

En cuanto a las capas de información de las épocas restantes, estas fueron elaboradas por medio de interpretación visual. Este proceso se realizó en orden cronológico; para el caso de la imagen del año 2007, se partió con el archivo generado para el año 1999 y se fueron modificando los polígonos en función de los cambios notables en la imagen correspondiente. Para el año 2014, se siguió un proceso homologo, tomando como base la información del año 2007; además, en ambos casos se realizó una depuración cartográfica de la manera descrita en el numeral 3.5.5. Los productos obtenidos se presentan en el apartado 4.5.

3.5.8 Nomenclatura de los archivos de información de cobertura del suelo

Las capas de información, fueron nombradas utilizando el prefijo “cob” y los dos últimos dígitos del año al que pertenecía la información; por ejemplo: el nombre de la capa de información de cobertura del suelo para el año 99 se nombró como “cob99”.

3.6 Generación del modelo predictivo de crecimiento urbano

3.6.1 Descripción de la herramienta de simulación e insumos necesarios

Para generar el modelo predictivo mediante la técnica de autómatas celulares, se utilizaron herramientas de modelamiento del software Idrisi, enfocadas al ámbito ambiental y de simulación.

La herramienta que permite producir las capas de información simuladas es la llamada “CA_MARKOV” (ver Figura 3.13).

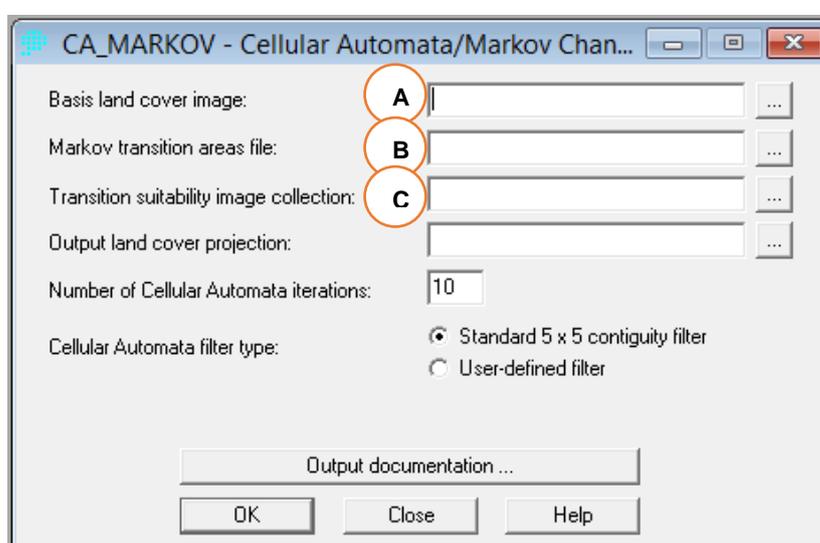


Figura 3.13 Herramienta CA_MARKOV de Idrisi

Esta herramienta trabaja con datos raster y solicita los siguientes insumos:

- **A:** Imagen base de cobertura del suelo: Es la imagen de clasificación a partir de la cual se realizará la proyección.
- **B:** Áreas de transición de Markov: Es un grupo de imágenes que establecen la cantidad de cobertura del suelo que se espera cambien de una categoría dada a cada una de las demás categorías en el periodo de tiempo entre la imagen base y la proyectada.

- **C:** Grupo de imágenes de probabilidad de transición: Lo comprenden las imágenes que contienen la probabilidad de que un pixel pertenezca a una clase de cobertura, otorgándole mayor ponderación a los pixeles cercanos a pixeles de esa clase, en la imagen de base de la proyección.

El primero de los insumos, se lo obtuvo a partir de las capas de cobertura del suelo generadas previamente, mientras que el proceso de obtención del segundo y tercer insumo necesario, se detalla más adelante. Hay que mencionar, que los insumos deben estar en formato raster con extensión “.rst” de Idrisi, para poder ser utilizados en este software; por lo cual, para todos los casos que lo requirieron, se realizó una importación desde dicho programa (ver Figura 3.14).

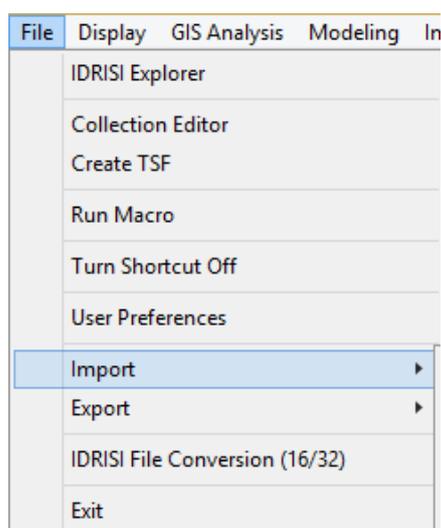


Figura 3.14 Ubicación de la opción "Import" de Idrisi

La estructuración del modelo de predicción, se efectuó en tres etapas, la primera de ellas, corresponde a la etapa de calibración, la segunda, es la de simulación y finalmente, la de validación; en la cual, se establece su calidad. Dichas etapas y sus correspondientes subprocesos, se describen a continuación.

3.6.2 Calibración del modelo

En esta etapa, se ingresan las variables y parámetros que le asignan al modelo características y reglas que le permitan adaptar sus estimaciones a la realidad de la zona y el fenómeno estudiado, para lograrlo, se deben llevar a cabo los pasos intermedios que se puntualizan en los siguientes apartados.

3.6.2.1 Obtención de áreas de transición e imágenes de probabilidad de cambios mediante Cadenas de Markov

Para este fin, se utilizó la herramienta “MARKOV” del software Idrisi, esta analiza un par de imágenes de clase de cobertura del suelo dando como resultado, una matriz de probabilidad de transición, una matriz de áreas de transición y un grupo de imágenes de probabilidad condicional (ver numeral 4.6).

Para esta etapa, la primera imagen correspondiente a la cobertura del suelo de la época más temprana la constituyo la imagen del año 1999 y la segunda imagen, la constituyo la del año 2007, se estableció “markov” como el prefijo para las imágenes de probabilidad condicional, el número de periodos entre las dos imágenes de cobertura del suelo fue de 8 años, y el número de periodos a proyectar a partir de la segunda imagen fue de 7 años (puesto que se desea proyectar al año 2014); cabe mencionar, que no importa cuál sea la unidad que se utilice para los periodos de tiempo (décadas, años, meses, entre otros), pero es necesario que, siempre que se solicite este tipo de datos, todos ellos estén en las mismas unidades; finalmente, se asignó un valor de probabilidad 0 para las celdas de fondo, ya que la zona de análisis, ya contempla pixeles adicionales a la zona de estudio, evitando así, resultados erróneos en las zonas de bordes.

La mencionada configuración operativa de la herramienta “Markov” se puede observar en la Figura 3.15:

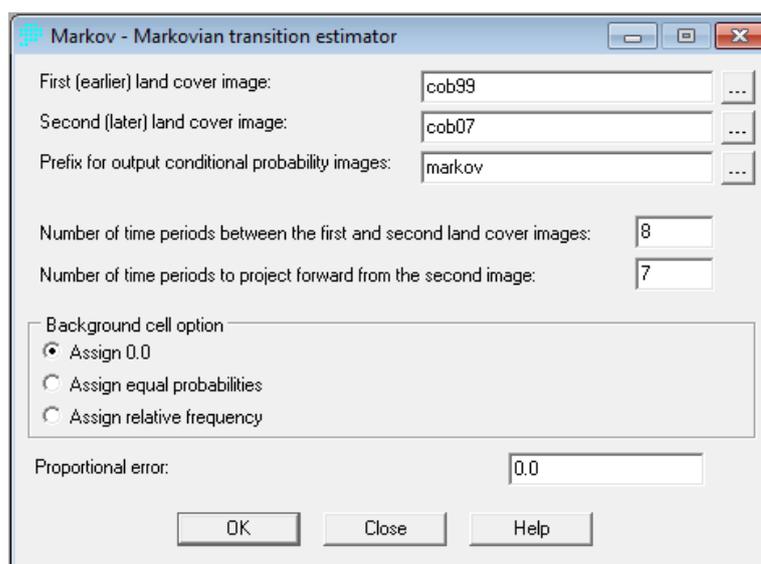


Figura 3.15 Configuración operativa de la herramienta "MARKOV" del Software Idrisi

3.6.2.2 Análisis de crecimiento urbano

Utilizando la herramienta Crosstab (ver Figura 3.16) de Idrisi, se obtuvieron tablas que permiten notar como las diferentes categorías han cedido o ganado área entre ellas, dicha área es presentada en número de pixeles, por lo cual, para convertir este valor a unidades métricas únicamente es necesario multiplicarlo por el área del pixel (225 m² para el caso del presente estudio).

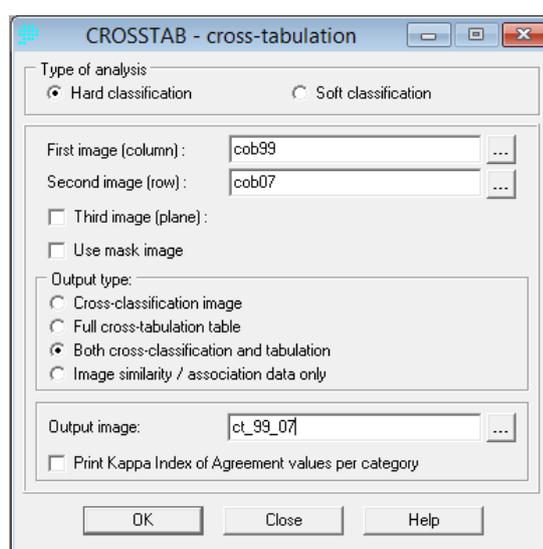


Figura 3.16 Herramienta Crosstab de Idrisi

Además, esta herramienta permite obtener una imagen que agrupa los polígonos según su categoría en la primera y segunda época, volviendo más visible los resultados que presenta la tabla. En la Figura 3.17 se muestra un ejemplo de imagen de clasificación cruzada, esta presenta el título auto asignado en la parte superior, y en el margen derecho despliega la leyenda de representación de clases con el formato: *clase en la primera época | clase en la segunda época*, utilizando la codificación de la Tabla 3.4; el valor de 0, no incluido en la mencionada tabla, corresponde al valor de los pixeles de fondo.

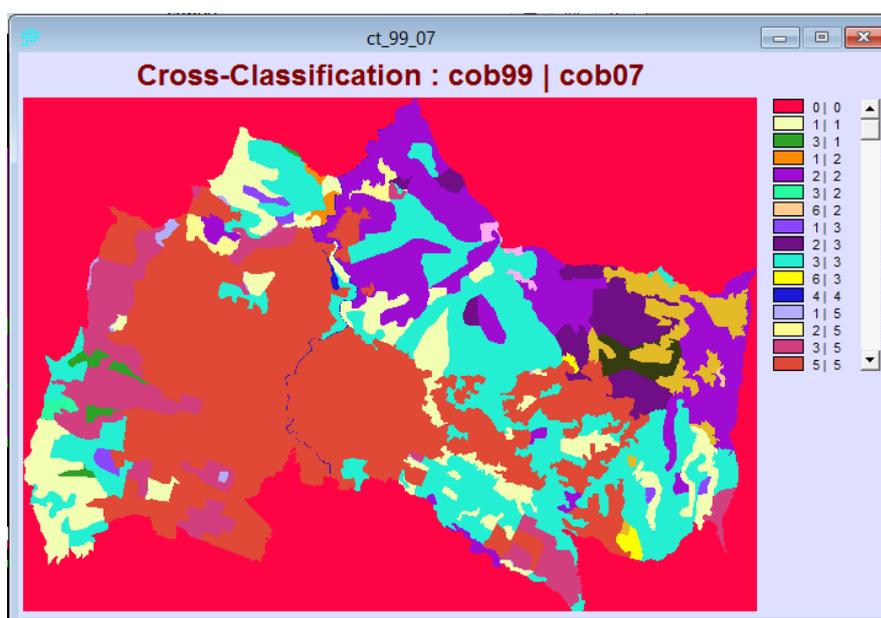


Figura 3.17 Clasificación cruzada de los años 1999 y 2007

La imagen anterior muestra por ejemplo que la categoría etiquetada como 1| 2, y mostrada en color anaranjado, representa a las zonas que en el año 1999 tenían cobertura boscosa, pero para el año 2007, pasaron a estar cubiertas de vegetación arbustiva y herbácea.

3.6.2.3 Factores condicionantes de la creación de suelo urbano

Para una mayor exactitud en el modelo de predicción, se realizó un análisis de los factores que podrían incidir en la creación de nuevo suelo urbano, la determinación de las variables consideradas en este análisis se

realizó en base a estudios previos como los de: García, Santé y Crecente (2010), Álvarez (2010), Plata et. al. (2013), entre otros; también se consideró la disponibilidad de información, y el patrón de desarrollo de la zona de análisis, correspondiente al modelo de crecimiento policéntrico. En la Tabla 3.7, se enuncian las variables elegidas junto con su descripción y fuente de obtención.

Tabla 3.7

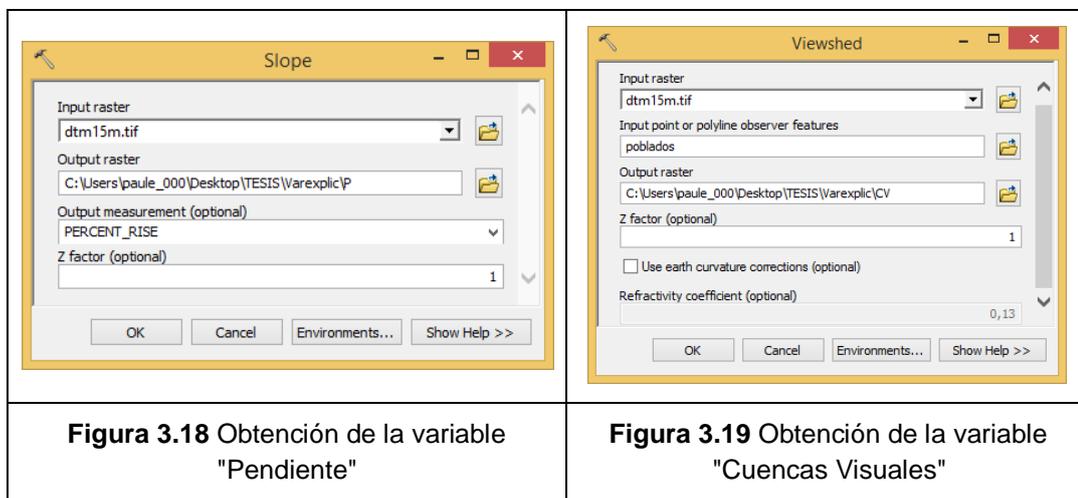
Variables condicionantes para la creación de nuevo suelo urbano

Variable explicativa	Descripción	Fuente
Altitud (A)	Altitud en metros	MDT generado por SigTierras con pixel de 5 m.
Cuencas Visuales (CV)	Zonas con mayor visibilidad hacia los alrededores	Elaboración propia a partir del MDT
Distancia a áreas recreativas (DAR)	Se consideraron canchas, parques, piscinas	Elaboración propia a partir de cobertura IEE 1:25000
Distancia a centros educativos (DCE)	Centros educativos de todos los niveles y tipos de administración	Elaboración propia a partir de cobertura IEE 1:25000
Distancia a Poblados (DP)	Zonas habitadas	Elaboración propia a partir de cobertura IEE 1:25000
Distancia a centros de salud (DCS)	Infraestructura de salud, tanto pública como privada.	Elaboración propia a partir de cobertura IEE 1:25000
Distancia a vías principales (DVP)	Autopistas	Elaboración propia a partir de cobertura IEE 1:25000
Distancia a vías secundarias (DVS)	Vías perimetrales o aquellas que unen núcleos poblacionales	Elaboración propia a partir de cobertura IEE 1:25000
Pendiente (P)	Pendiente en %	Elaboración propia a partir del MDT

Las variables pendiente y cuencas visuales, se obtuvieron por medio de herramientas de la extensión “3d analyst” de ArcMap, a partir del MDT del SigTierras resamplado a 15 m. de tamaño de celda.

La pendiente fue calculada en porcentaje utilizando la herramienta “slope” (ver Figura 3.18); mientras que la variable cuencas visuales se

generó con la herramienta "viewshed" (ver Figura 3.19), utilizando como puntos de observación a las ubicaciones de los asentamientos de población.



En el caso de las variables relacionadas a distancias, estas fueron elaboradas utilizando la herramienta "Euclidean distance" e ingresando como datos de entrada, archivos vectoriales con la información correspondiente a cada variable (ver Figura 3.20), cabe mencionar, que se utilizaron entidades ubicadas fuera de la zona de análisis para obtener valores más acertados.

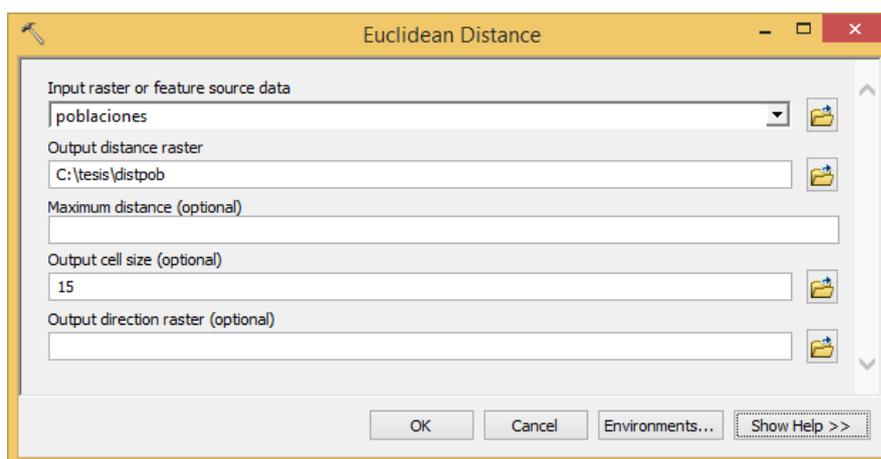


Figura 3.20 Obtención de la distancia a centros poblados con la herramienta "Euclidean Distance" de ArcMap

Como resultado, se obtuvieron archivos raster con 15 m. de tamaño de celda, para cada una de las variables condicionantes (ver Anexo B).

3.6.2.4 Análisis estadístico de las variables condicionantes

Mediante este proceso se busca establecer cuáles son las variables que tienen una influencia significativa en la creación de nuevo suelo urbano y cuál es el aporte ponderado de cada una de ellas, este análisis se divide en los siguientes pasos:

3.6.2.4.1 Obtención de la variable dependiente

Dado el hecho de que se estudia el crecimiento urbano, la variable dependiente para el presente proyecto la comprenden las nuevas zonas urbanas, el periodo considerado para este análisis fue el 1999 – 2007.

El proceso para la extracción de esta variable se describe a continuación en la Figura 3.21.

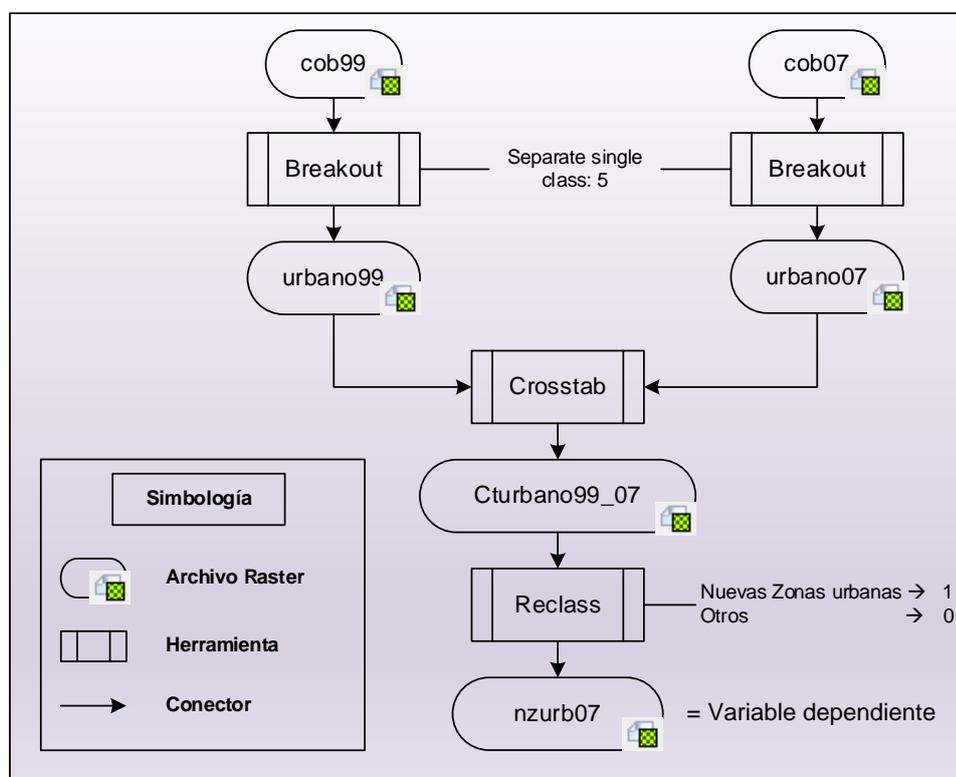


Figura 3.21 Flujo cartográfico para la obtención de la variable dependiente

3.6.2.4.2 Tabulación de datos

Una vez obtenida la variable dependiente, esta fue exportada a formato TIFF y desplegada en ArcMap junto con las variables condicionantes, y por medio de la herramienta "Sample", se creó una tabla conteniendo los valores de cada variable, para cada uno de los pixeles que conforman la zona de análisis.

En la mencionada herramienta, se ingresó como rasters de entrada a todas las variables, tanto la dependiente como las independientes, con sus nombres codificados; las celdas de muestreo correspondieron a todos los pixeles de la zona de estudio y para esta consideración, se utilizó a la variable dependiente, y finalmente, la técnica de remuestreo fue la del vecino más cercano, puesto que se necesita el valor real de cada uno de los pixeles para todas las variables; con este método, se evita el cálculo de promedios obteniendo los valores originales para cada ubicación (ver Figura 3.22)

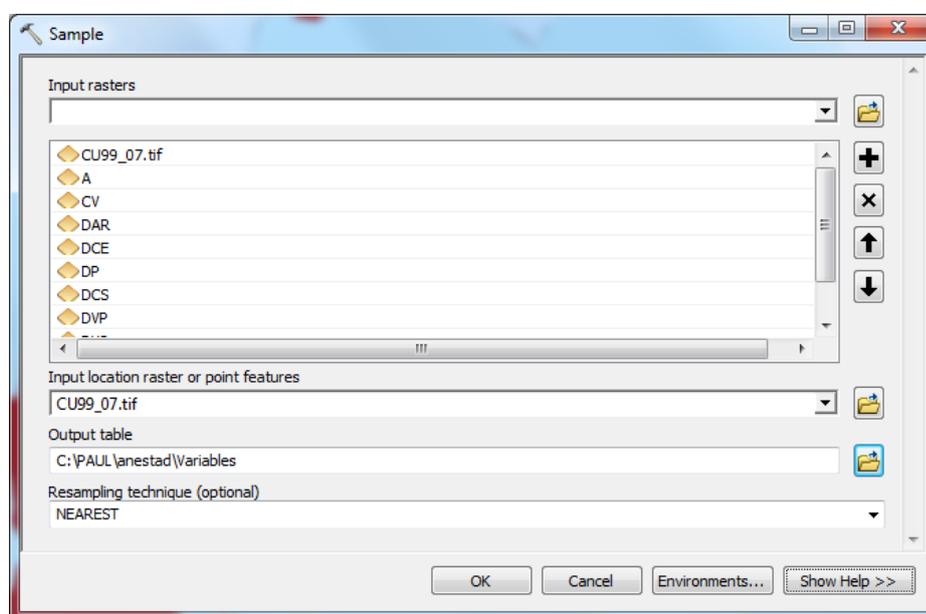


Figura 3.22 Ingreso de parámetros en la herramienta "Sample"

Posteriormente, esta tabla fue exportada a formato ".dbf" y depurada en el programa Microsoft Excel. Finalmente, la hoja de datos se almacenó

como un archivo de texto delimitado por tabulaciones (para facilitar su manejo en el software estadístico). Un extracto de la tabla obtenida se puede observar en la Figura 4.22, descrita en el capítulo de resultados.

3.6.2.4.3 Prueba de correlación

Unas tabulados y depurados los datos, se realizó una prueba de correlación en el software R Statistics, bajo la interfaz de usuario R Commander, utilizando el método de Spearman, para determinar la existencia o no de variables que aporten información redundante en la probabilidad de cambio a suelo urbano.

Inicialmente, se cargaron los datos en el programa, importándolos desde un archivo de texto, como se muestra en la Figura 3.23:

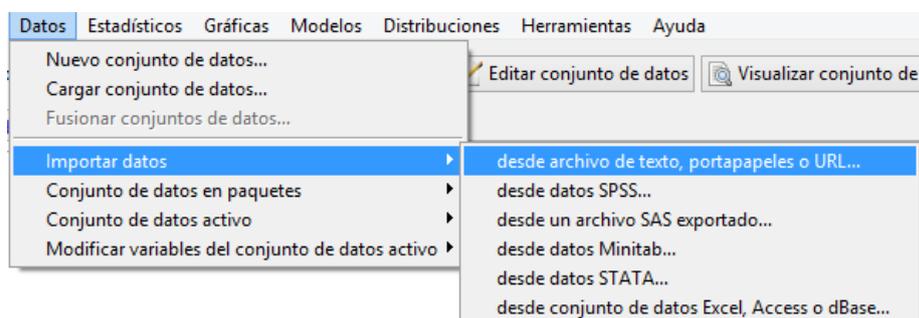


Figura 3.23 Carga de datos en R commander

Al seleccionar, la mencionada opción se despliega una nueva ventana (ver Figura 3.24), en la cual, se asignó un nombre al conjunto de datos; para este caso se usó el nombre “var”, se indicó además, que los datos se encontraban en un archivo local, que dicho archivo contenía los nombres de las variables, que los campos estaban separados por tabulaciones y que el carácter decimal era la coma “,”. Por último se dio clic en aceptar y se seleccionó el archivo de datos originado en el numeral anterior.

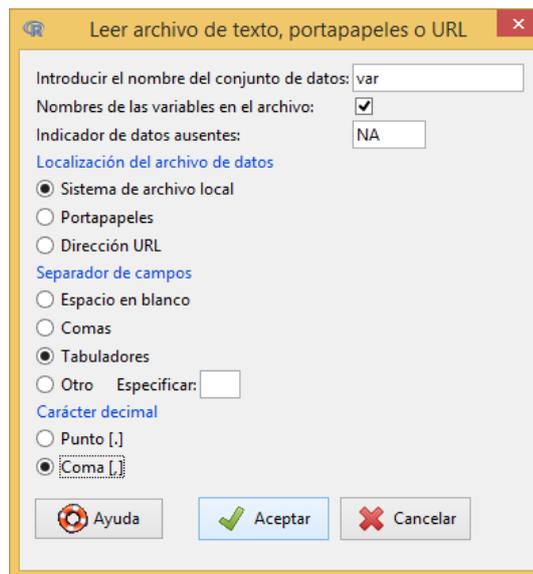


Figura 3.24 Parámetros para la importación de los datos

El siguiente paso fue la utilización del comando “names” para poder identificar el orden en el que estaban desplegadas las variables y de esta manera poder establecer el rango de filas que participarán en el análisis de correlación. El script ingresado fue el siguiente:

names(var)

La primera parte “names”, corresponde al nombre del comando, mientras que el texto entre paréntesis (var) corresponde al conjunto de datos previamente cargados en el programa.

La imagen presentada a continuación (ver Figura 3.25) muestra la interfaz de R commander; en la parte superior se observa una ventana que muestra los scripts de las operaciones y comandos ejecutados, y en la parte inferior otra ventana con los resultados de la ejecución de cada una de dichas operaciones. Por ejemplo se observa que para el caso del comando names, el programa arroja una lista horizontal con los nombres de las variables que contiene el archivo de datos. La primera de las variables “CU” es la variable dependiente por lo cual está no es considerada en el análisis de correlación, definiéndose el rango de análisis entre las variables 2 y 10.

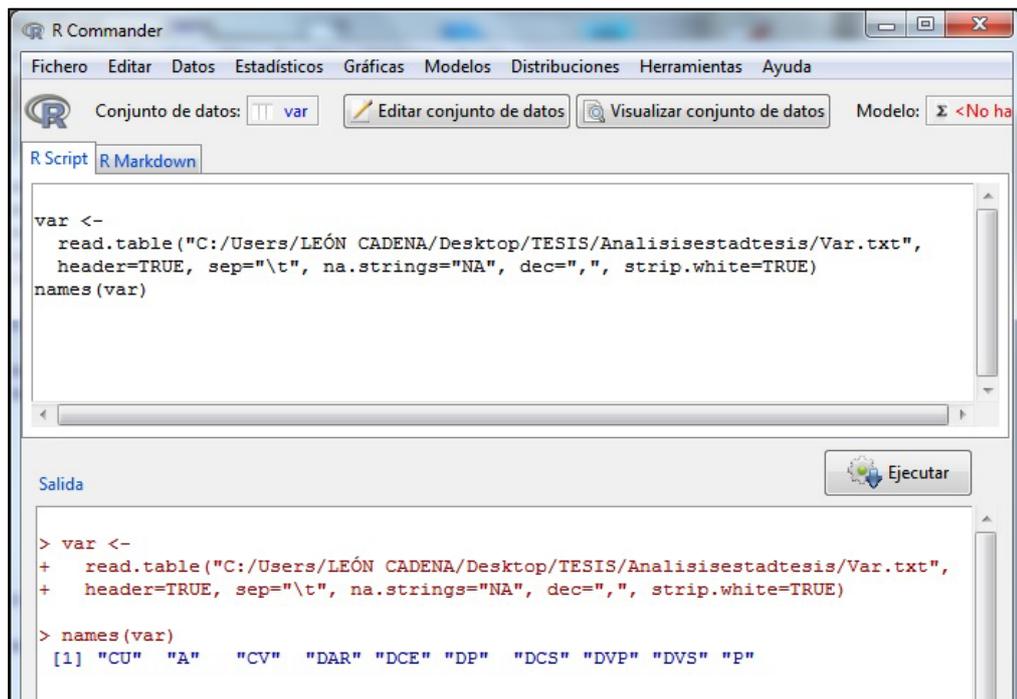


Figura 3.25 Interfaz de R Commander

A continuación se usó el comando “cor”, con la sintaxis que se ilustra en la Figura 3.26 :

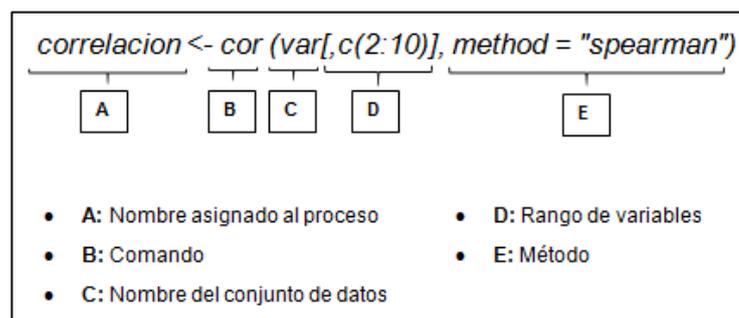


Figura 3.26 Sintaxis del script utilizado para el análisis de correlación de Spearman en R statistics

De los valores de los componentes identificados en la sintaxis del script anterior, únicamente los de los designados con las letras: A, C y D, varían en función de los datos y el criterio del usuario, mientras que los del resto de componentes (B y D), son fijos para cualquier análisis de este tipo. Los resultados del análisis de correlación se pueden ver en la sección 4.8.3.

3.6.2.4.4 Regresión Logística

Con la finalidad de determinar el aporte de cada una de las variables explicativas, se procedió a efectuar una regresión logística. Para ello, García et. al. (2010), mencionan que la probabilidad de que el cambio se produzca por casualidad ($\Pr(>|z|)$) es uno de los indicadores que ayudan a establecer dicho aporte, considerando que mientras menor sea esta probabilidad, mayor será la incidencia de dicha variable en la predicción del cambio.

Para llevar a cabo este proceso, se utilizó el script que se ilustra en la Figura 3.27, identificando cada uno de sus componentes.

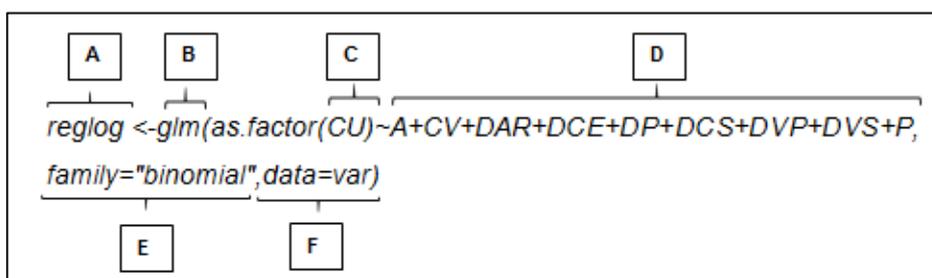


Figura 3.27 Sintaxis del comando utilizado para la regresión logística binomial en R statistics

En la figura anterior:

- **A:** corresponde al nombre que el usuario asigna al proceso.
- **B:** Es el comando que el programa asigna para la regresión logística.
- **C:** Indica cuál es la variable dependiente, para este caso crecimiento urbano (CU)
- **D:** Son los nombres de las variables independientes (condicionantes), separadas por un signo + entre cada una de ellas.
- **E:** Determina el tipo de valores que puede tomar la variable dependiente (binomial o multivariante)

- **F:** Especifica el nombre del conjunto de datos de origen.

Como se puede observar a continuación, en la Tabla 3.8, para este caso, todas las variables obtuvieron un valor muy bajo en el campo ($\text{Pr}(>|z|)$), lo cual permite identificarlas como muy significativas.

Tabla 3.8

Resumen de la regresión logística binomial

Variable	Estimado	Error Std.	Valor Z	$\text{Pr}(> z)$
Constante	-8,65E+03	7,34E+01	-117.84	<2e-16***
A	2,32E+00	2,69E-02	86.14	<2e-16***
CV	5,73E+01	7,95E-01	72.04	<2e-16***
DAR	1,33E-01	7,64E-03	17.45	<2e-16***
DCE	1,64E-01	1,05E-02	15.71	<2e-16***
DP	-1,81E+00	1,81E-02	-99.86	<2e-16***
DCS	2,84E-01	5,15E-03	55.12	<2e-16***
DVP	-6,78E-02	4,10E-03	-16.52	<2e-16***
DVS	-2,14E-01	9,22E-03	-23.23	<2e-16***
P	-1,04E+01	2,80E-01	-37.16	<2e-16***

***Muy significativa $\text{Pr}= 0-0,001$, ** Poco significativa $\text{Pr}= 0,001-0,01$, * No significativa $\text{Pr}=0,01-0,1$

A continuación, se normalizaron los valores de estas variables y se volvió a realizar la regresión, para obtener los coeficientes ponderados que se utilizaran en la elaboración de la imagen de probabilidad de cambio de cobertura del suelo a la de tipo urbano. Su resultado se puede observar en el numeral 4.8.4.

3.6.2.5 Generación de la imagen de probabilidad de cambio de cobertura a tipo urbano

Fue producida mediante la herramienta “Raster Calculator”, y utilizando la ecuación de función logística (ver ecuación 2.5) con los coeficientes obtenidos en el proceso de regresión logística (ver Tabla 4.6).

La Figura 3.28, muestra la sintaxis de la ecuación ingresada en la mencionada herramienta; en la misma podemos observar, bajo la sección layers los nombres codificados de las variables independientes consideradas en el análisis.

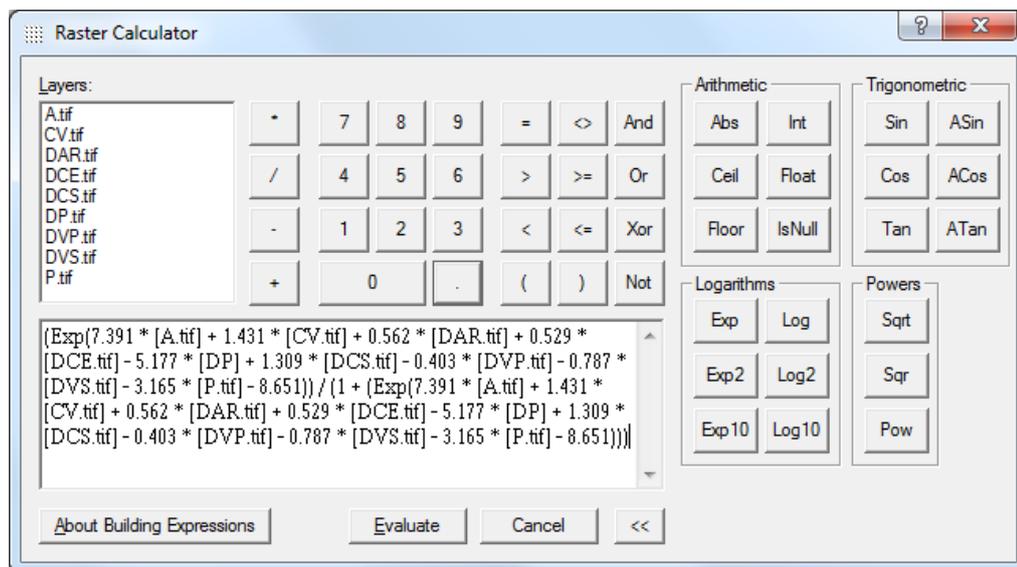


Figura 3.28 Introducción de la ecuación de regresión logística con sus respectivos coeficientes y variables en la herramienta "Raster Calculator"

3.6.2.6 Inclusión de la imagen de probabilidad generada en el conjunto de imágenes de probabilidad de Markov

A continuación, utilizando la herramienta "Collection Editor" (ver Figura 3.29), se reorganizó el grupo de imágenes de probabilidad, reemplazando la imagen de probabilidad de pertenencia a tipo urbano generada mediante la herramienta "Markov" (ver Figura 4.16), por la imagen obtenida mediante consideraciones estadísticas (ver Figura 4.23), el grupo de imágenes reestructurado se almacenó con el nombre "markovexp". Es necesario cerciorarse de que las imágenes de probabilidad estén en el mismo orden en que se encuentran las clases en las imágenes de cobertura del suelo.

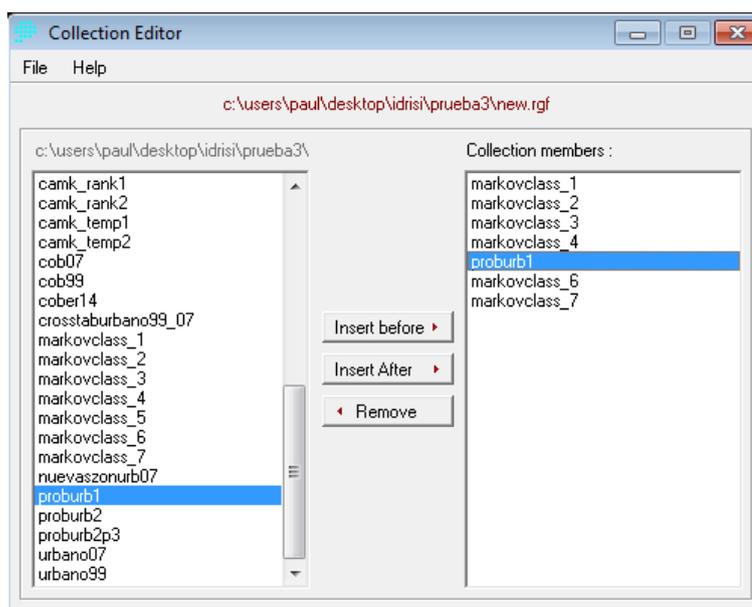


Figura 3.29 Organización de las imágenes de probabilidad con la herramienta Collection Editor

3.6.3 Etapa de Simulación

Una vez elaborados todos los insumos, se configuro la herramienta CA_MARKOV (ver Figura 3.30).

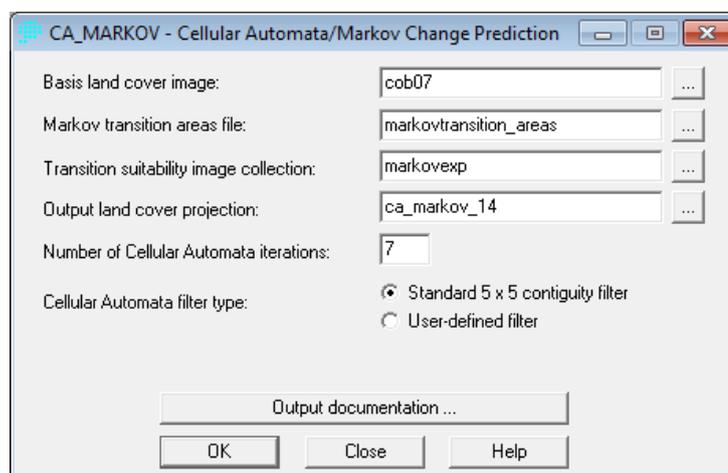


Figura 3.30 Parámetros ingresados en la herramienta CA_Markov de Idrisi para la elaboración del modelo

Dentro de la mencionada herramienta se utilizó como imagen de cobertura base, la correspondiente al año 2007; también se emplearon las áreas de transición de Markov generadas previamente, y el conjunto de

imágenes anteriormente adecuado. El número de iteraciones se estableció en 7 para que los pasos se den en intervalos de un año.

Como resultado de este proceso se obtuvo la imagen de cobertura del suelo predicha para el año 2014 (ver Figura 4.24), la cual además es el insumo principal para la validación del modelo generado.

3.6.4 Validación del modelo

Antes de realizar nuevos productos con el modelo generado, se debe analizar su coherencia en la generación de las predicciones. Para esto, se utilizó la herramienta “Validate” del Software Idrisi (ver Figura 3.31); misma que, a través del índice Kappa mide la concordancia de dos imágenes categóricas, en este caso, la imagen predicha (imagen para validar) y la imagen clasificada previamente (imagen de referencia).

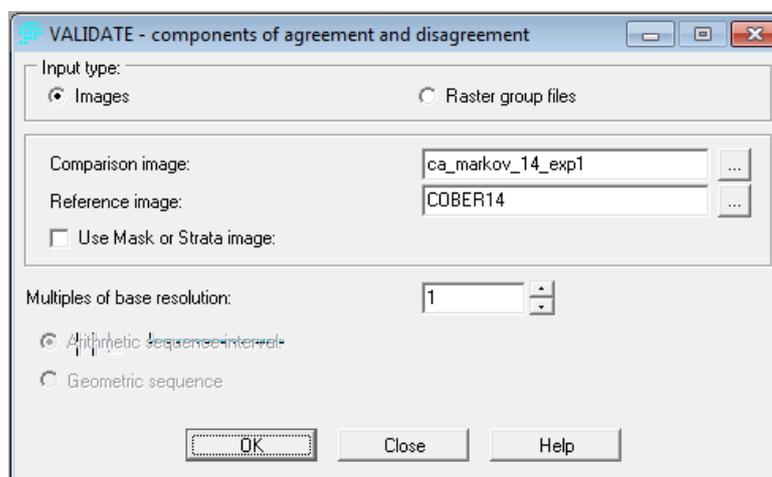


Figura 3.31 Configuración operativa de la herramienta Validate

Entre los resultados que el modulo presenta, se destacan los índices kappa de cantidad y ubicación, y el kappa global, los mismos se comparan con rangos preestablecidos, para calificar la calidad del objeto evaluado con respecto a este índice (ver Tabla 2.4). Para poder observar estos indicadores se debe dar clic sobre la opción “More”, en el primer cuadro de dialogo que aparece tras ejecutar la herramienta Validate. Los resultados de este proceso se analizan en el numeral 4.10.

3.6.5 Flujo Cartográfico del proceso de obtención del modelo

En el diagrama que se presenta a continuación (ver Figura 3.32), se muestra un resumen del proceso de generación del modelo predictivo.

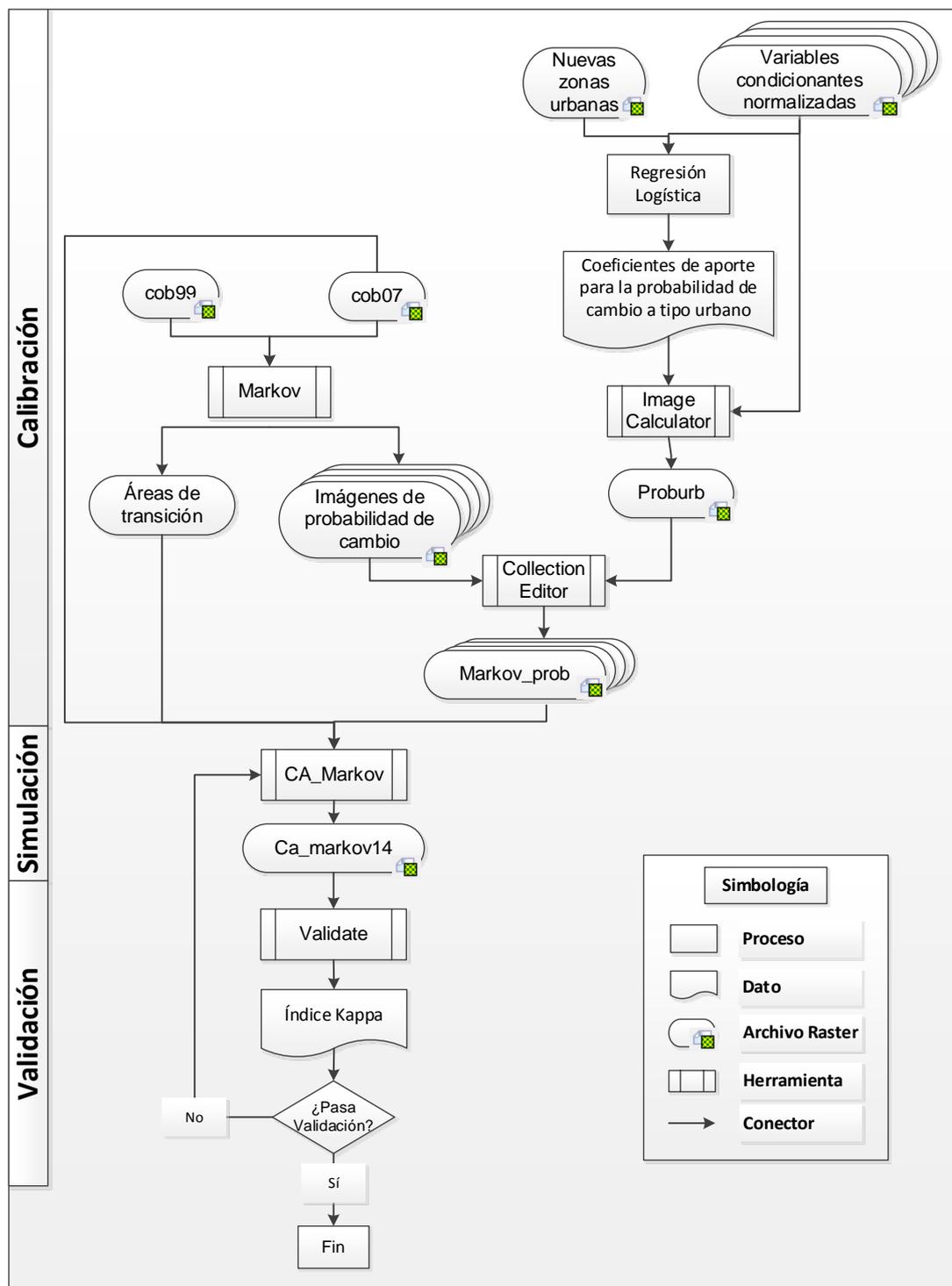


Figura 3.32 Flujo Cartográfico para la generación del modelo predictivo con AC

En la figura anterior se especifican los insumos y herramientas utilizados durante las etapas de calibración, simulación y validación del modelo; en dicho diagrama se puede notar que el proceso se desarrolló utilizando la información del periodo 1999 – 2007 para la calibración y del año 2014 para la validación.

3.7 Generación de capas de cobertura del suelo predichas

Finalmente, una vez comprobada la fiabilidad del modelo, se aceptaron como válidas: las consideraciones, procesos y variables que intervinieron en su generación, permitiendo su aplicación para la simulación del fenómeno de estudio en años futuros.

Con este antecedente, se realizaron imágenes de cobertura del suelo proyectadas para los años 2020 y 2025. Los pasos necesarios durante este proceso fueron:

- 1. Generación de imágenes de probabilidad condicional y áreas de transición con cadenas de Markov:** Esta información fue obtenida, según la dinámica del periodo 2007 – 2014, siguiendo la metodología descrita en el numeral 3.6.2.1.
- 2. Inclusión de la imagen de probabilidad de cambio a tipo urbano, generada mediante análisis estadísticos en el modelo:** De manera similar a como se describe en la sección 3.6.2.6, la imagen de probabilidad de cambio a tipo urbano obtenida mediante métodos estadísticos (ver Figura 4.16), fue incluida dentro de los conjuntos de imágenes de probabilidad de cambio de ambos intervalos de análisis (2014 - 2020 y 2014 - 2025).
- 3. Simulación:** Utilizando la herramienta “CA_Markov”, con los insumos y consideraciones, mencionadas en los puntos anteriores, se generaron las imágenes de cobertura de suelo proyectadas.

El Anexo C muestra los parámetros ingresados en las herramientas Markov y CA_Markov, para la obtención de cada una de las mencionadas imágenes de cobertura proyectadas.

3.8 Análisis prospectivo del crecimiento urbano

A partir de las capas de información de cobertura del suelo predichas mediante el modelo de autómatas celulares, de los años 2020 y 2025, por medio de la herramienta crosstab, se obtuvieron datos que permiten obtener una idea aproximada del estado futuro de las zonas urbanizadas para dichos años; en caso de mantenerse la tendencia de crecimiento del último periodo analizado (2007 - 2014).

CAPÍTULO IV. RESULTADOS

En esta sección se describen los productos obtenidos durante el desarrollo del presente proyecto de investigación, además, se realiza un análisis de la información obtenida a partir de estos, y se estructura dicha información estructura de manera que resulte más fácil de asimilar.

4.1 Resultados del tratamiento de imágenes satelitales

4.1.1 Resultados de la corrección atmosférica

La aplicación de este proceso permitió obtener imágenes sin afectaciones atmosféricas, y a pesar de que no se distinguen cambios visuales (ver Figura 4.1), su principal ventaja es la conversión de los niveles digitales a valores de reflectividad, volviendo comparables a las imágenes utilizadas, a pesar de proceder de diferentes sensores; prueba de ello es la similitud de los perfiles espectrales de las imágenes tratadas mostrada en la Figura 4.2.



Figura 4.1 Imagen OLI14 antes y después de la corrección atmosférica

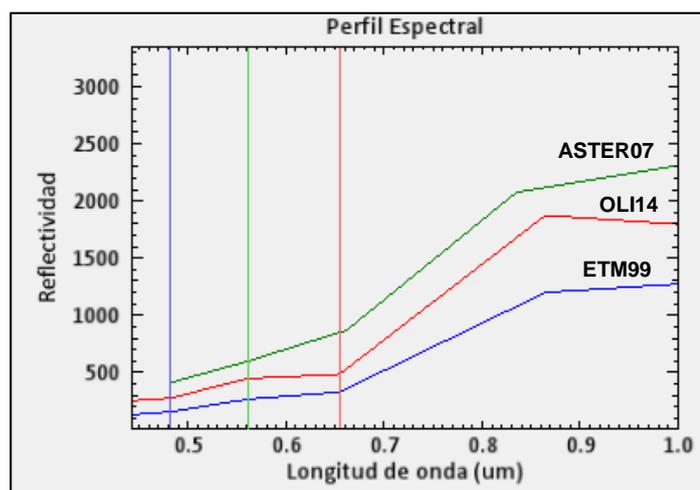


Figura 4.2 Firmas espectrales de una zona de vegetación natural en las 3 imágenes después de aplicada la corrección atmosférica

4.1.2 Resultado del Pansharpening

Producto de este proceso se obtuvieron imágenes con tamaño de pixel de 15 m., en las cuales se mantuvieron casi inalteradas las características espectrales de cada una de sus bandas (ver Figura 4.3)

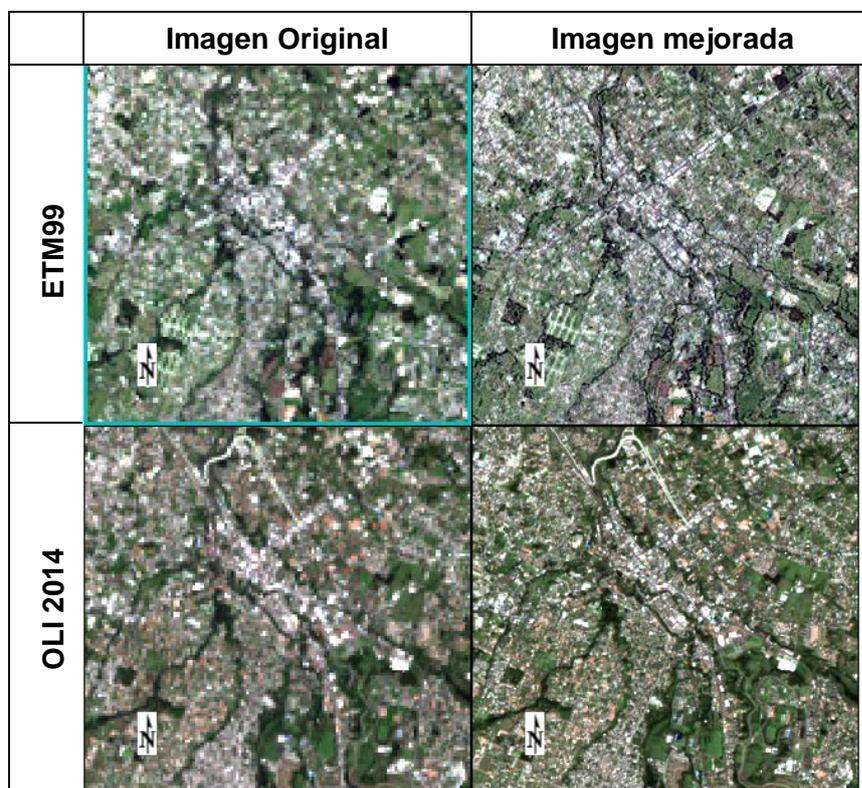


Figura 4.3 Resultados de la aplicación de la herramienta PCI PanSharp

4.1.3 Resultados de la Corrección Geométrica

En el caso de la imagen correspondiente al sensor ETM+ del año 1999 no fue necesario llevar a cabo este proceso, ya que su georreferenciación respecto a la cartografía base para escala 1:25.000 demostró estar correcta.

La imagen Aster del año 2007, presento una geometría muy distorsionada por lo cual se colocaron 30 puntos de control (ver Figura 4.4), obteniendo un EMC de 14,10 m., equivalente a 0,94 de pixel (ver Figura 4.5).

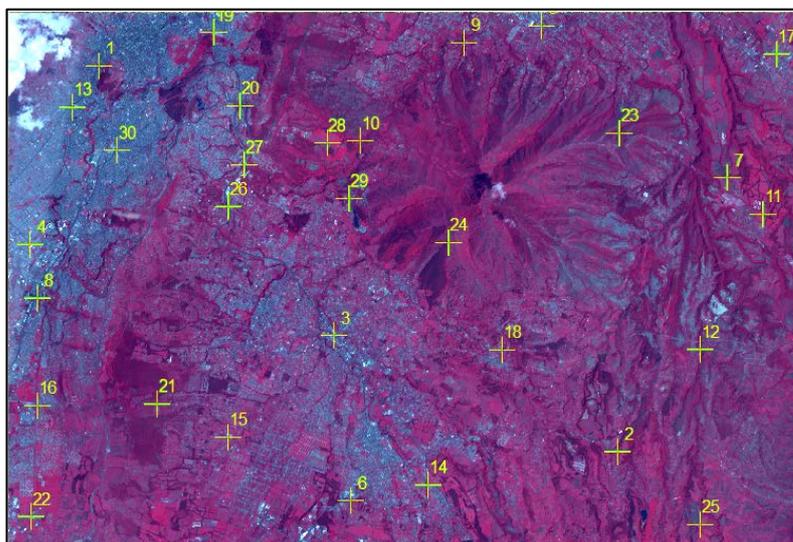


Figura 4.4 Distribución de los puntos de control de la imagen Aster

Link								
Total RMS Error: Forward: 14,0963								
<L...	X Source	Y Source	X Map	Y Map	Residual_x	Residual_y	Residual	
<input checked="" type="checkbox"/>	1	775828,321249	9974968,197595	775834,101033	9974921,004537	5,03018	7,86965	9,33992
<input checked="" type="checkbox"/>	2	791175,842998	9963461,168291	791241,637087	9963378,581866	16,2492	-10,883	19,5569
<input checked="" type="checkbox"/>	3	782765,661747	9966916,447650	782809,382462	9966847,099914	-2,49708	-2,58866	3,59675
<input checked="" type="checkbox"/>	4	773745,439928	9969643,813393	773779,820828	9969569,852106	10,9584	-11,5823	15,9449
<input checked="" type="checkbox"/>	5	788930,475113	9976161,986039	788967,340231	9976108,976122	6,07369	4,36763	7,48104
<input checked="" type="checkbox"/>	6	783264,807981	9961990,696769	783310,404959	9961914,617146	-2,33473	-5,77964	6,23339
<input checked="" type="checkbox"/>	7	794428,785759	9971629,162820	794499,095265	9971567,257821	17,1277	4,3352	17,6679
<input checked="" type="checkbox"/>	8	773952,145840	9968040,536214	773989,799477	9967969,209151	7,43781	-7,07376	10,2645
<input checked="" type="checkbox"/>	9	786648,588920	9975663,332930	786670,175116	9975604,739307	-5,76538	-1,40923	5,93511

Auto Adjust Transformation: 2nd Order Polynomial
 Degrees Minutes Seconds Forward Residual Unit : Unknown

Figura 4.5 Fragmento de la tabla de puntos utilizados para la corrección geométrica de la imagen Aster con sus respectivos residuales

La imagen del sensor OLI del año 2014 requirió únicamente de 9 puntos de ajuste (ver Figura 4.6), obteniendo un EMC de 3,13 m., lo cual equivale a 0,21 de pixel (ver Figura 4.7).

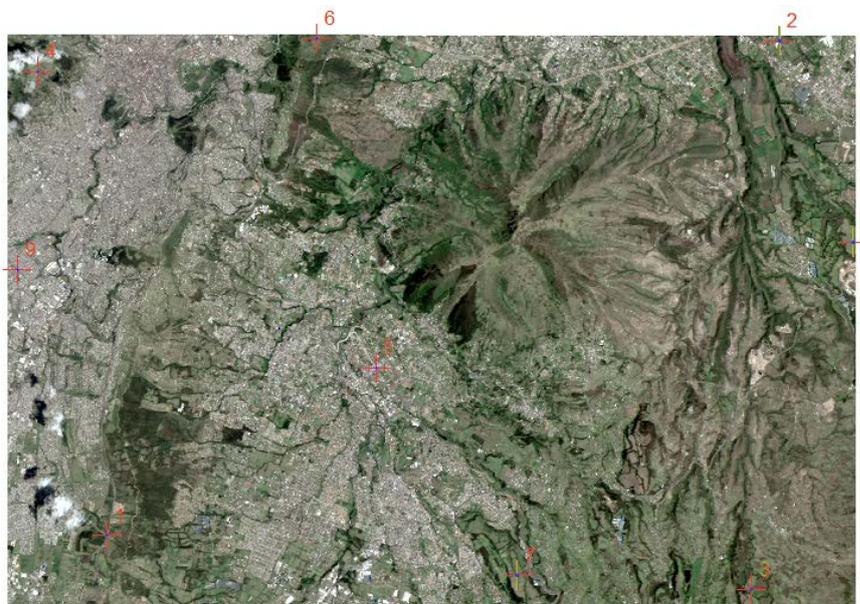


Figura 4.6 Distribución de los GCP de la imagen OLI

Link								
Total RMS Error: Forward:3,1278								
	<L...	X Source	Y Source	X Map	Y Map	Residual_x	Residual_y	Residual
<input checked="" type="checkbox"/>	1	773431,591151	9969994,817423	773442,804543	9969948,608775	-2,2357	1,35317	2,61331
<input checked="" type="checkbox"/>	2	781727,160549	9976446,472578	781751,346011	9976398,324174	1,39752	4,74515	4,94667
<input checked="" type="checkbox"/>	3	787473,692676	9961529,060260	787486,783315	9961477,037071	-3,58072	-1,3814	3,83794
<input checked="" type="checkbox"/>	4	773979,788483	9975523,480830	773995,185489	9975461,924874	0,126516	-3,3369	3,3393
<input checked="" type="checkbox"/>	5	775907,247294	9962557,843800	775921,716724	9962513,608686	2,16046	1,24388	2,49295
<input checked="" type="checkbox"/>	6	783366,270072	9967243,086857	783388,085924	9967199,730150	1,10215	-2,74847	2,96122
<input checked="" type="checkbox"/>	7	794566,472981	9976396,682242	794585,881310	9976334,631814	-1,28535	-2,6179	2,91642
<input checked="" type="checkbox"/>	8	796620,283475	9970753,591187	796638,131111	9970699,114280	0,822566	1,96882	2,13375
<input checked="" type="checkbox"/>	9	793807,171217	9961067,300347	793821,498531	9961005,542406	1,49255	0,773661	1,68114

Auto Adjust Transformation: 2nd Order Polynomial
 Degrees Minutes Seconds Forward Residual Unit : Unknown

Figura 4.7 Puntos y residuales para la corrección geométrica de la imagen Landsat8

4.1.4 Resultados de la corrección topográfica

Como resultado de este proceso, se eliminaron las sombras causadas por el relieve, obteniendo así, imágenes en las cuales un mismo tipo de

cobertura presenta un aspecto visual muy similar a lo largo de toda la imagen (ver Figura 4.8).

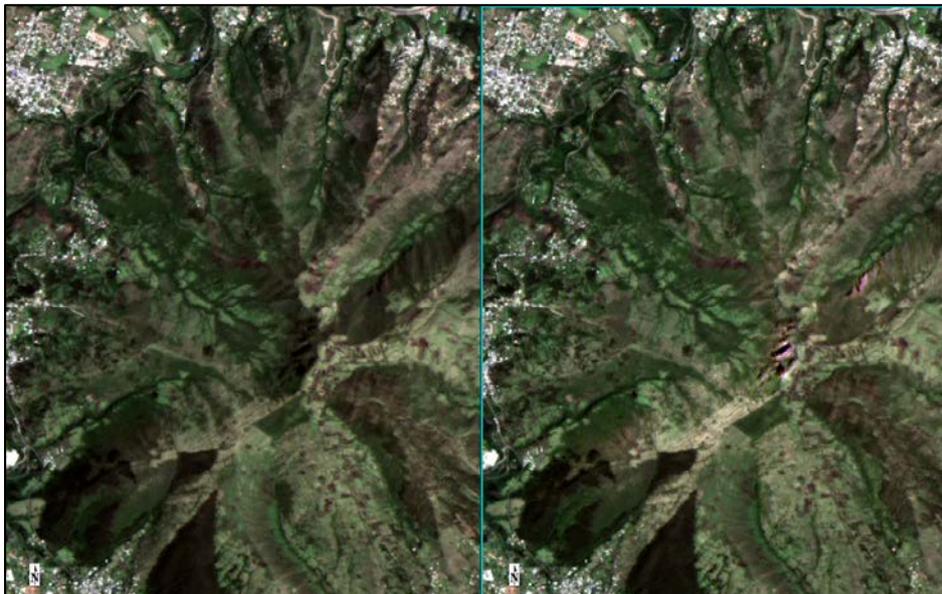


Figura 4.8 Imagen del sensor OLI antes (izquierda) y después (derecha) de aplicarle la corrección topográfica

En las imágenes anteriores, se observa parte del cerro Ilaló, al comparar ambas imágenes, se puede notar claramente el cambio visual que se produce entre ellas, especialmente, en los flancos oeste de las laderas ubicadas al norte del cerro (parte superior de las imágenes).

4.2 Resultados de la máscara de clasificación

4.2.1 Resultado del enmascaramiento de nubes

A continuación en la Figura 4.9, se muestran en color rojo los polígonos que representan a zonas sin información por cobertura de nubes y sus sombras, también se evidencia que estas zonas ocupan un área mínima, por lo cual, la pérdida de información no llega a ser considerable.

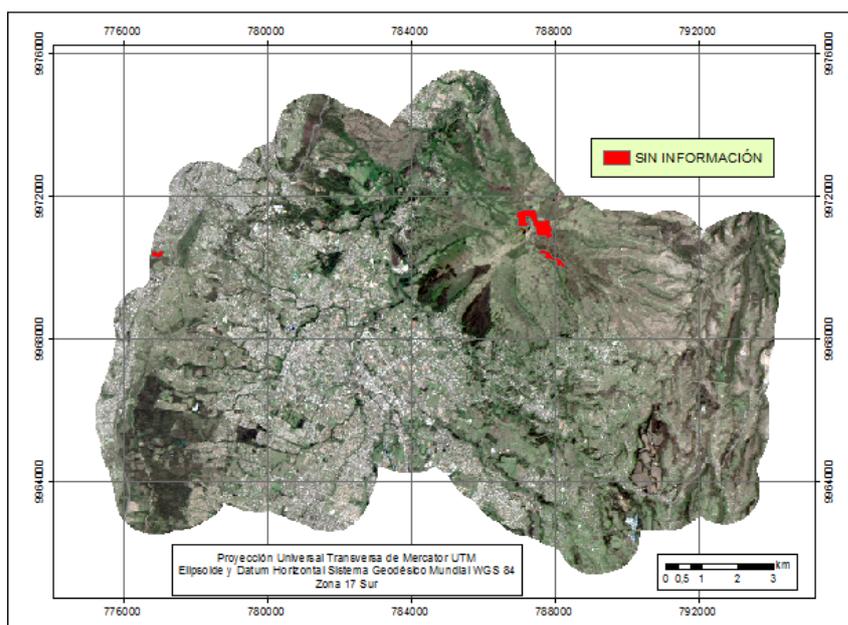


Figura 4.9 Enmascaramiento de nubes en la zona de análisis

4.2.2 Resultados de la aplicación de la máscara de clasificación

Como resultado de la unión de la máscara de nubes, sombras y el mapa base temático, se obtuvo la máscara utilizada para la clasificación automática. El área cubierta por la máscara se presenta en color rojo en la Figura 4.10, a continuación:

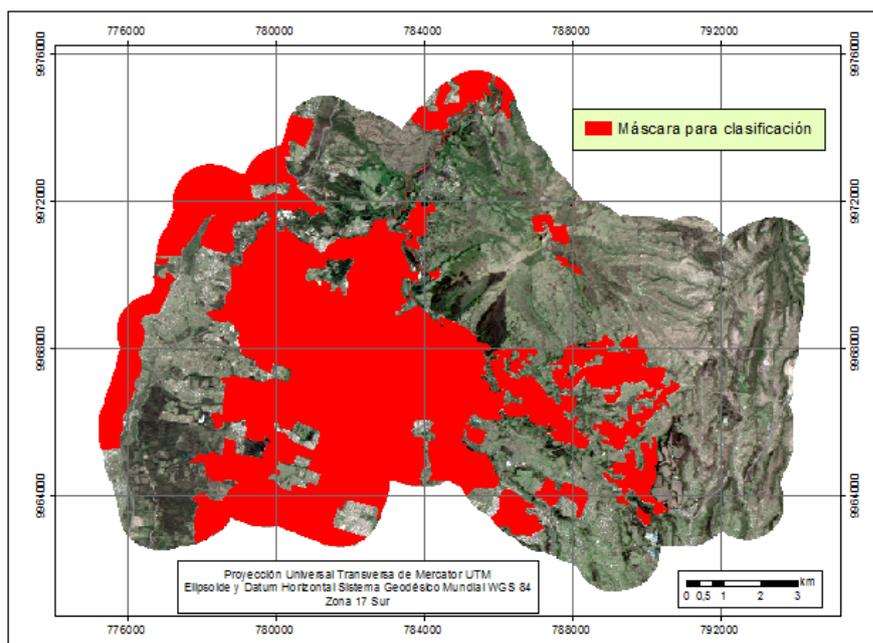


Figura 4.10 Máscara de clasificación para la imagen ETM99

4.3 Clasificación supervisada por objetos

La Figura 4.11, muestra el resultado obtenido al finalizar el flujo de trabajo de clasificación automática basada en objetos; en la esquina superior de la misma se puede observar la respectiva leyenda de clases.

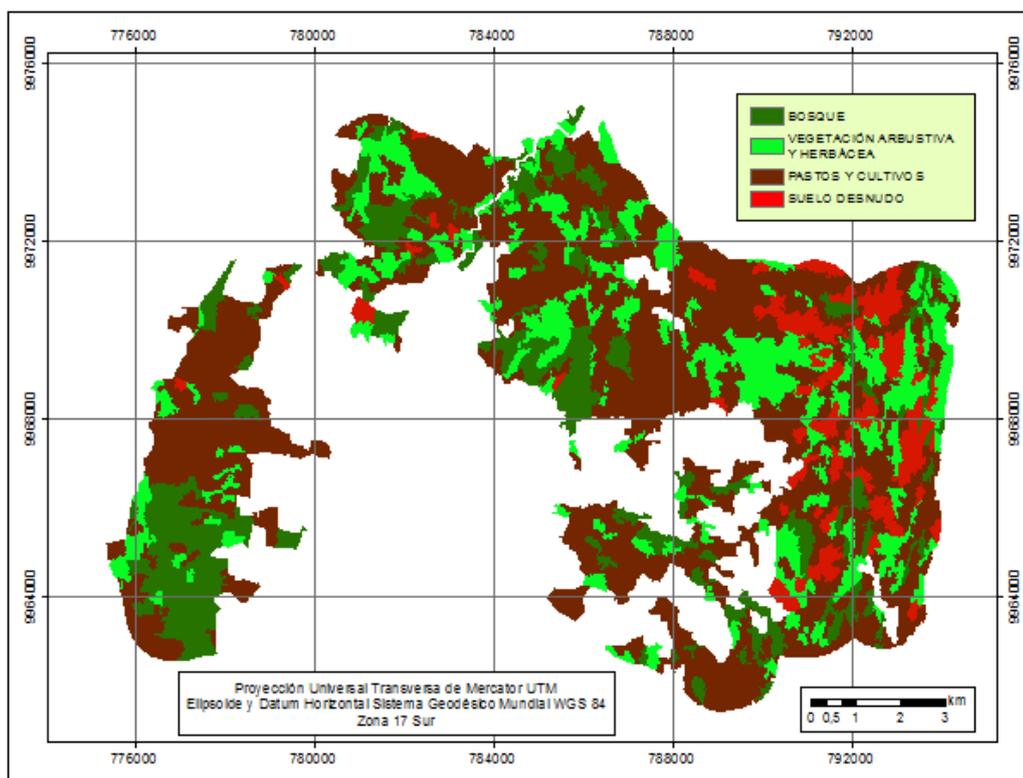


Figura 4.11 Resultado de la clasificación automática por objetos

4.4 Imagen de clasificación consolidada

Como resultado de la unión de la máscara de clasificación y el archivo de clasificación automática, se obtuvo la imagen preliminar de cobertura del suelo, para el año 1999, que se muestra con su respectiva leyenda a continuación en la Figura 4.12.

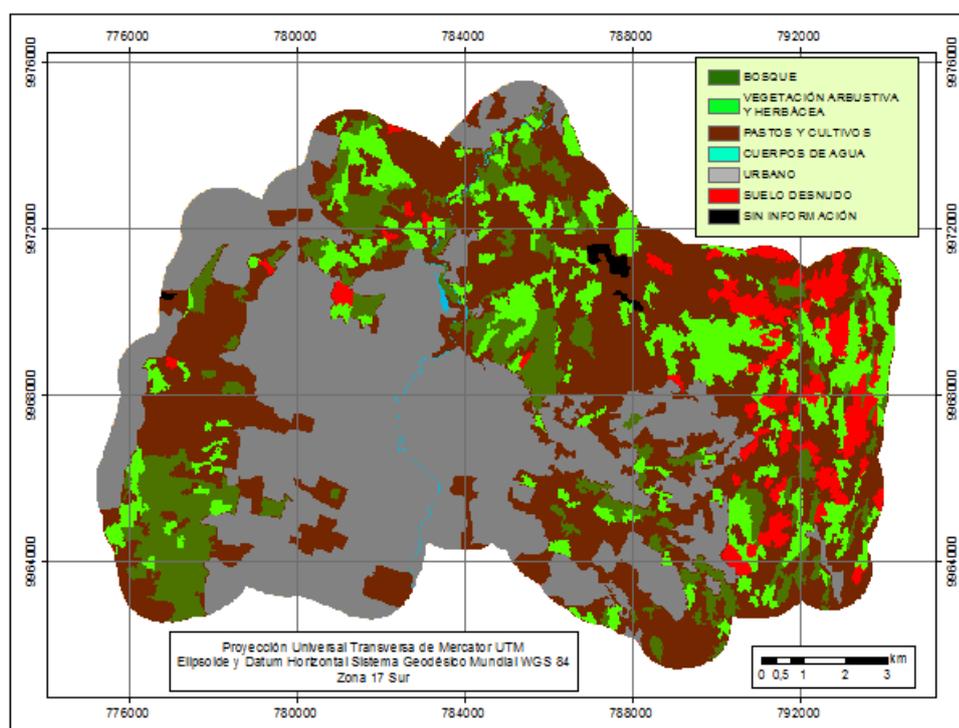


Figura 4.12 Imagen preliminar de cobertura del suelo para el año 1999

4.5 Capas de información de cobertura del suelo

La primera meta alcanzada la constituyen las capas de información de cobertura del suelo para los años 1999 (ver 4.5.1), 2007 (ver 4.5.2) y 2014 (ver 4.5.3) de las parroquias que conforman la zona de estudio.

Hay que mencionar que 32,84 Ha. del área de estudio, equivalente al 0,27% correspondieron a zonas sin información, a causa de la presencia de nubes y sus sombras, no llegando a ser un porcentaje representativo para los fines y escala de trabajo del estudio.

Además, la clase “cuerpos de agua”, que contiene únicamente a los polígonos correspondientes al Río San Pedro y a la represa de la Central Hidroeléctrica de Guangopolo, resulto estática, es decir no sufrió variaciones durante las épocas analizadas, ocupando un área de 27,88 Ha., lo que representa al 0,23% del área de la zona de estudio.

En la Tabla 4.1, se pueden revisar los valores antes mencionados, en ésta se presentan las áreas y porcentajes correspondientes de cada una de las clases consideradas, para los tres años de los cuales se obtuvo la información.

Tabla 4.1

Áreas de cobertura del suelo, años 1999, 2007 y 2014

Cobertura	Año 1999		Año 2007		Año 2014	
	Área (ha)	%	Área (ha)	%	Área (ha)	%
Bosque	1276,05	10,51%	1217,16	10,02%	1047,81	8,63%
Vegetación arbustiva y herbácea	2182,33	17,97%	1621,47	13,35%	1535,52	12,64%
Pastos y cultivos	3717,00	30,61%	3176,33	26,16%	2954,03	24,33%
Cuerpos de agua	27,88	0,23%	27,88	0,23%	27,88	0,23%
Urbano	4496,15	37,03%	5597,75	46,10%	6047,07	49,80%
Suelo desnudo	411,10	3,39%	469,91	3,87%	498,21	4,10%
Sin información	32,84	0,27%	32,84	0,27%	32,84	0,27%
TOTAL	12143,35	100%	12143,35	100%	12143,35	100%

En los numerales siguientes, se realiza un análisis y descripción más detallada de estos resultados, para cada una de las épocas consideradas.

4.5.1 Cobertura del suelo año 1999

El mapa correspondiente a esta información, se muestra en el Anexo D. Además de este se puede extraer que para el año 1999 la cobertura con mayor presencia ya era la de tipo urbano con 4496,15 Ha. (37,03%), a continuación vienen los pastos y cultivos con 3717,00 Ha. (30,61%); posteriormente, la vegetación arbustiva y herbácea con 2182,33 Ha. (17,97%), la cobertura de tipo bosque cubría 1276,05 Ha. (10,51%), y finalmente, el tipo de cobertura con menor representación fue el suelo desnudo, el cual alcanzó 411,10 Ha. (3,39 %) (Ver Figura 4.13).

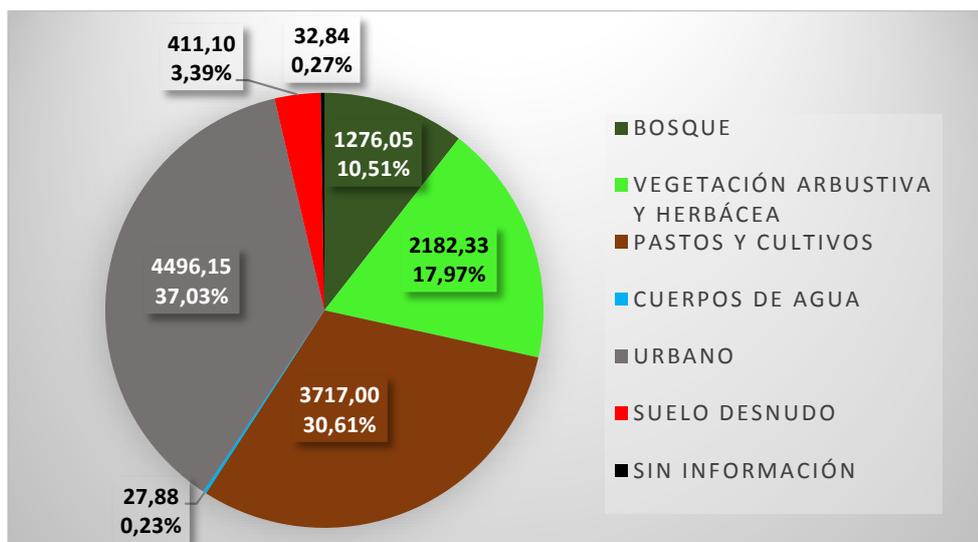


Figura 4.13 Áreas (Ha.) y distribución porcentual de la cobertura del suelo, año 1999

4.5.2 Cobertura del suelo año 2007

El Anexo E muestra el mapa temático concerniente a este año; en el que, la cobertura de tipo urbano llegó a ocupar 5597,75 Ha. (46,10%), los pastos y cultivos redujeron su presencia a 3176,33 Ha. (26,16%), la vegetación arbustiva y herbácea cubría 1621,47 Ha. (13,35%), 1217,16 Ha. (10,02%) estaban cubiertas por bosques, y se registró un ligero incremento en la cantidad de suelo desnudo 469,91 Ha. (3,87%) (Ver Figura 4.14).

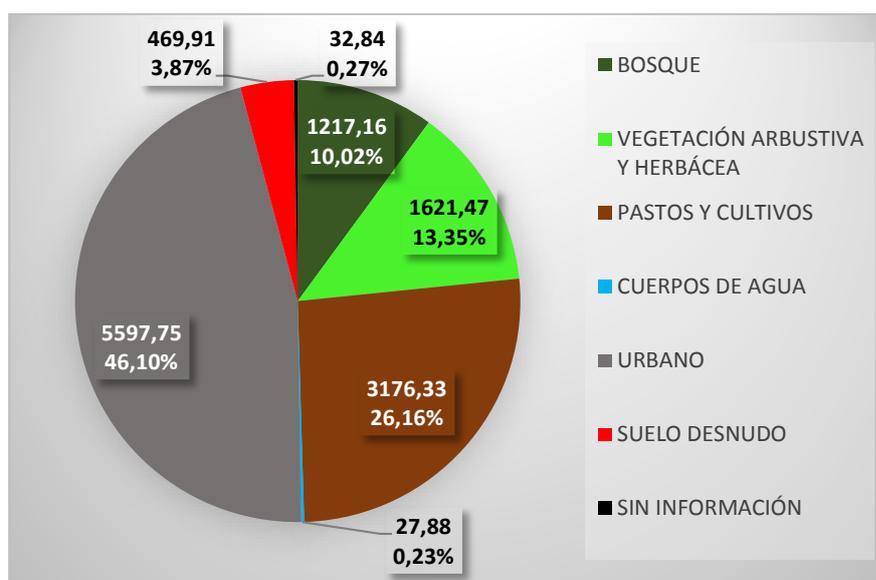


Figura 4.14 Áreas (Ha.) y distribución porcentual de la cobertura del suelo, año 2007

4.5.3 Cobertura del suelo año 2014

El Anexo F exhibe el mapa elaborado con la información aludida, y con respecto a su análisis se puede decir que: la cobertura de tipo urbano ocupó 6047,07 Ha., prácticamente la mitad del territorio estudiado (49,80%); los pastos y cultivos nuevamente disminuyeron, extendiéndose por encima de 2954,03 Ha. (24,33%); la vegetación arbustiva y herbácea cubrió 1535,52 Ha. (12,64%), los bosques ocuparon 1047,81 Ha. (8,63%); y el suelo desnudo, se hizo presente en 498,21 Ha. (4,10%) (Ver Figura 4.15).

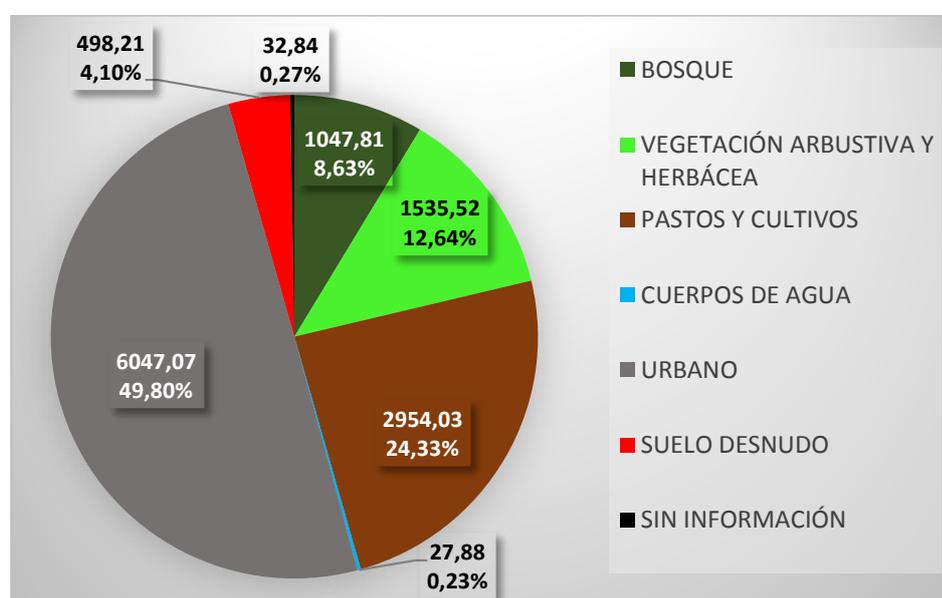


Figura 4.15 Áreas (Ha.) y distribución porcentual de la cobertura del suelo, año 2014

4.6 Resultados del Análisis de Markov

En esta sección se describen los resultados obtenidos durante la aplicación de las cadenas de Markov.

4.6.1 Matriz de probabilidad de cambio

A continuación, en la Tabla 4.2 se exhibe una matriz, en la cual dada una clase en las filas, se muestra la probabilidad respectiva de que se convierta en cada una de las clases dadas en las columnas.

Tabla 4.2

Matriz de probabilidad de transición

	Probabilidad de que cambie a:						
Dado	1	2	3	4	5	6	7
1	0,937	0,018	0,031	0	0,015	0	0
2	0	0,754	0,179	0	0,035	0,031	0
3	0,003	0	0,778	0	0,219	0	0
4	0	0	0	1	0	0	0
5	0	0	0	0	1	0	0
6	0	0,019	0,107	0	0	0,874	0
7	0	0	0	0	0	0	1

Por ejemplo: para el caso de pastos y cultivos (clase 3), se muestra una probabilidad de 0,003 de convertirse a bosque, 0 de cambiar a vegetación arbustiva y herbácea, 0,778 de mantenerse como pastos y cultivos, 0 de tornarse cuerpo de agua, 0,219 de volverse de tipo urbano, 0 de transformarse a suelo desnudo y lógicamente 0 de cambiar a sin información.

Complementariamente, la tabla puede ser leída de manera inversa para determinar cuál es la probabilidad que cada una de las clases de origen, se transforme a una específica de las de destino; por ejemplo la probabilidad de transformarse a tipo urbano es de 0,015 para los bosques, 0,035 para la vegetación arbustiva y herbácea, 0,219 para los pastos y cultivos, 0 para los cuerpos de agua, 1 de que las zonas urbanas se mantengan como tal, 0 para el suelo desnudo y 0 para las zonas sin información.

4.6.2 Matriz de áreas de transición

En la Tabla 4.3, se presenta la matriz de áreas de transición; esta indica el área que circunstancialmente cederá una clase, a cada una de las clases implicadas en el análisis.

Tabla 4.3

Matriz de áreas de transición

	Se espera que cambien a							
Dadas	1	2	3	4	5	6	7	
1	1655,64	31,23	54,00	0,00	27,00	0,00	0,00	Hectáreas
2	0,00	1861,81	442,10	0,00	87,03	77,31	0,00	
3	17,15	0,54	4059,72	0,00	1140,08	0,00	0,00	
4	0,00	0,00	0,00	39,04	0,00	0,00	0,00	
5	0,00	0,00	0,00	0,00	8272,01	0,00	0,00	
6	0,00	12,96	72,23	0,00	0,00	590,40	0,00	
7	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	56,03	

Por ejemplo se esperaría que 27 Ha. de bosque, 87,03 Ha. de vegetación arbustiva y herbácea, 1140,08 Ha. de pastos y cultivos, 8272 Ha. de suelo urbano, y ninguna Ha. de cuerpos de agua, suelo desnudo y tampoco zonas sin información, pasen a formar parte del suelo urbano, en el año al que se proyectara el análisis; en este caso el año 2014.

4.6.3 Conjunto de Imágenes de probabilidad condicional

Está conformado por el conjunto de imágenes de probabilidad de pertenecer a cada una de las clases consideradas en la leyenda temática.

A continuación en la Figura 4.16 se muestra la imagen de probabilidad condicional correspondiente a la clase 5 (urbano); la cual, es la de mayor interés para el presente estudio.

La leyenda, ubicada en el margen derecho de la mencionada figura, indica que: las zonas con tonalidad más oscura tienen una mayor probabilidad de pertenecer a este tipo de cobertura, y que por otro lado, mientras más claras sea la tonalidad de un área, menor será la probabilidad de que pase a ser de tipo urbano.

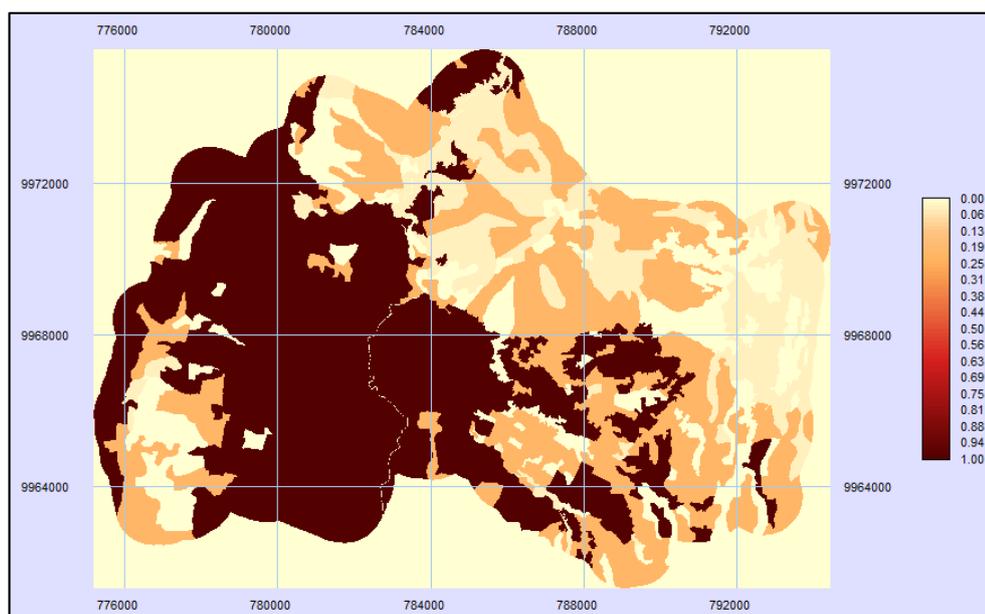


Figura 4.16 Imagen de probabilidad de pertenencia a tipo urbano generada mediante la herramienta "MARKOV"

4.7 Resultados del análisis de crecimiento urbano

Por medio de una comparación entre la cobertura inicial y final de cada periodo de análisis, es posible detectar los cambios que tomaron lugar en estos, permitiendo también identificar tendencias de cambio y la existencia de zonas más dinámicas. Al respecto, la Tabla 4.4, muestra la cantidad de área cedida por cada tipo de cobertura que se vio afectada por el crecimiento urbano.

Tabla 4.4

Áreas y porcentajes de aporte en el crecimiento del área urbana, por tipo de cobertura de origen.

Cobertura Inicial	Período 1999 - 2007		Período 2007 - 2014	
	Área (Ha.)	%	Área (Ha.)	%
Bosque	34,74	3,15%	63,47	14,14%
Vegetación arbustiva y herbácea	79,67	7,23%	32,22	7,18%
Pastos y cultivos	987,41	89,62%	353,32	78,69%
TOTAL	1101,83	100,00%	449,01	100,00%

En los numerales siguientes, a partir de los datos exhibidos en la tabla anterior, se describe, de forma cualitativa y cuantitativa, el crecimiento urbano de la zona de estudio durante dos épocas, y su distribución en cada una de las parroquias implicadas.

4.7.1 Periodo 1999 – 2007

En este periodo, 1101,82 Ha. pasaron a ser de tipo urbano, la gran mayoría de ellas, casi el 90%, pertenecientes inicialmente a la clase “pastos y cultivos”; también fueron absorbidas por el crecimiento de zonas urbanas, en menor medida, zonas anteriormente cubiertas por bosques y vegetación arbustiva y herbácea (ver Figura 4.17).

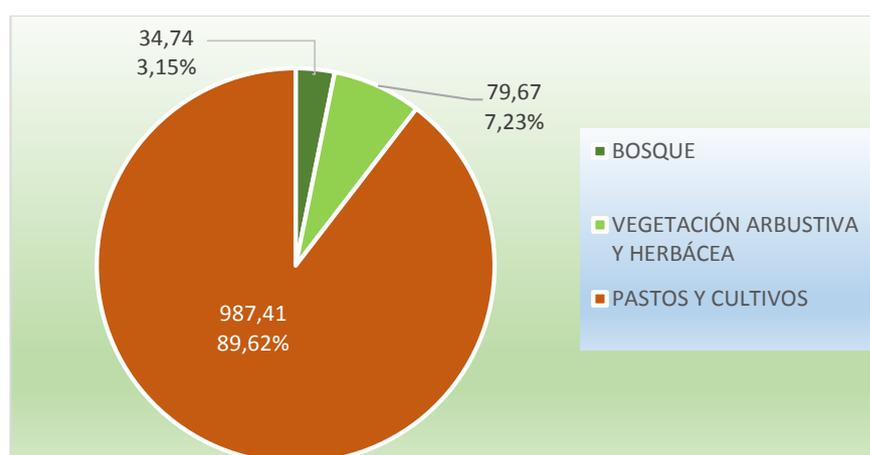


Figura 4.17 Aporte en área (Ha.) y porcentaje, por cobertura en la creación de nuevas áreas urbanas. Periodo 1999 – 2007

Como se puede ver, el crecimiento en este periodo es muy significativo, obteniendo un incremento neto de áreas urbanas del 24,47%. En la Figura 4.18 se puede notar, que la parroquia con mayor crecimiento fue Conocoto; en el caso de Alangasí, Guangopolo y La Merced, se consolidaron nuevas áreas de tamaño considerable, finalmente, San Rafael ya se hallaba prácticamente saturada desde el inicio del periodo de análisis y únicamente, se observa un polígono de crecimiento, correspondiente a la construcción del centro comercial “San Luis Shopping” con su infraestructura complementaria.

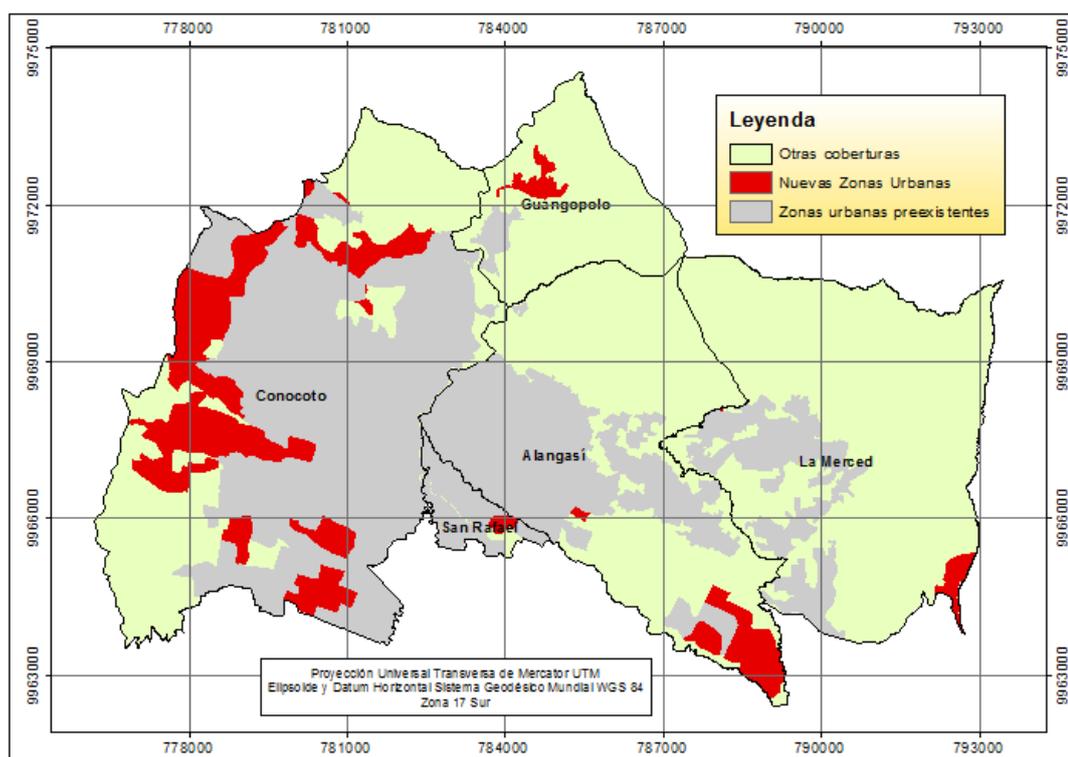


Figura 4.18 Crecimiento urbano en el período 1999 - 2007

Al clasificar el tipo de crecimiento según, las categorías propuestas por Xu et. al. (2007), (ver apartado 2.1.2), se obtuvo que el 14,92% correspondió a crecimiento de relleno, 7,68% fue disperso y 77,40% de borde.

4.7.2 Período 2007 – 2014

Durante este periodo 449,01 Ha. se incorporaron a la cobertura de tipo urbano, cerca del 80% provenientes de la clase “pastos y cultivos”, la cobertura boscosa cedió 63,47 Ha; (14,14%) del total de nuevas áreas urbanas, y el restante 7,18% (32,22 Ha.) de las nuevas áreas urbanas, inicialmente se hallaba cubierto por vegetación arbustiva y herbácea. (ver Figura 4.19).

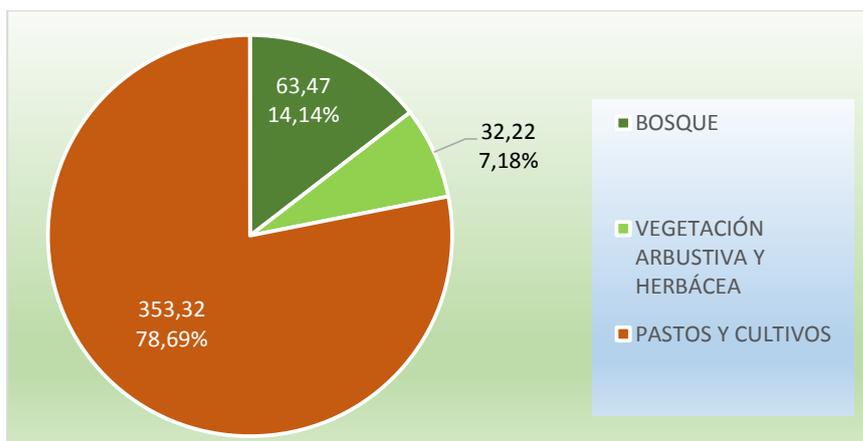


Figura 4.19 Aporte en área (Ha) y porcentaje, por cobertura en la creación de nuevas áreas urbanas. Periodo 2007 – 2014

En el caso del presente periodo, el crecimiento neto de áreas urbanas fue de 7,81%. La Figura 4.20, ilustra que las zonas que pasaron al tipo urbano se distribuyeron mayoritariamente entre las parroquias de Conocoto y La Merced; la parroquia de Alangasí, tuvo también una cantidad importante de nuevas áreas urbanizadas; en la parroquia de Guangopolo se observa un crecimiento menor, concentrado en una única zona, y para el caso de San Rafael, no se observan cambios.

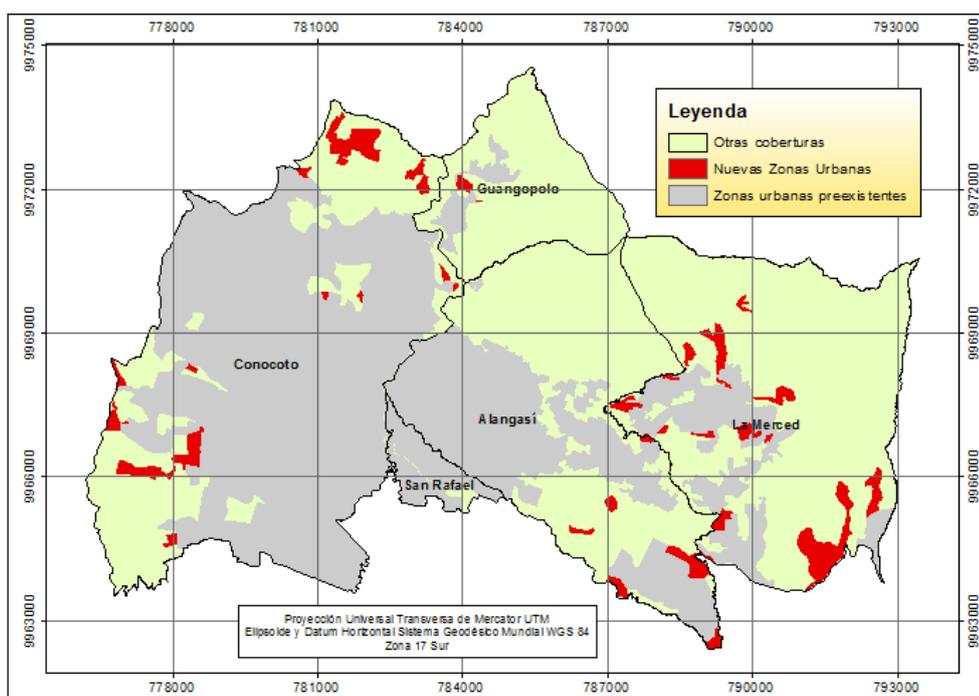


Figura 4.20 Crecimiento urbano en el período 2007 - 2014

De las 449 Ha. incorporadas al tipo urbano en este periodo, 18,08% correspondieron a zonas de relleno; el crecimiento disperso se incrementó, alcanzando un 41,49% del aporte, y el crecimiento de borde, disminuyó su ocurrencia, representando el 40,42% de las nuevas áreas urbanas.

4.8 Resultados del análisis estadístico

4.8.1 Variable dependiente

En la Figura 4.21 se muestra la representación espacial de la variable dependiente binaria, utilizada en el análisis estadístico; los píxeles en rojo corresponden a zonas de ocurrencia de la variable “nuevas áreas urbanas” (1), mientras que los píxeles en color crema, corresponden a zonas de no ocurrencia de la misma (0).

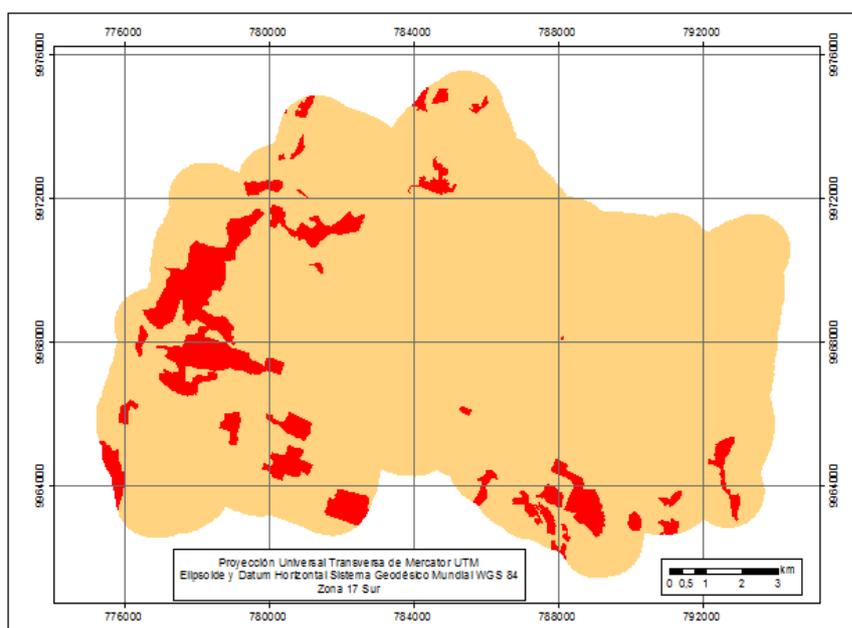


Figura 4.21 Raster correspondiente a la variable dependiente

4.8.2 Tabulación de valores

La Figura 4.22 muestra un extracto de la tabla de valores obtenida en el numeral 3.6.2.4.2, en ella se pueden observar como encabezados a las variables codificadas, además, se puede notar que las dos primeras

columnas contienen las coordenadas planas x e y del centroide de la celda correspondiente.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L
1	X	Y	CU	A	CV	DAR	DCE	DP	DCS	DVP	DVS	P
2	785322,786	9975537,500	0,000	2392,000	2,000	1080,104	1030,643	0,000	831,926	2918,069	916,474	1,179
3	785337,786	9975537,500	0,000	2391,000	2,000	1071,004	1016,686	0,000	825,545	2903,963	920,883	1,667
4	785352,786	9975537,500	0,000	2391,000	2,000	1062,038	1002,759	0,000	819,390	2889,866	906,229	1,179
5	785367,786	9975537,500	0,000	2391,000	2,000	1053,209	988,863	0,000	813,465	2875,778	891,586	0,000
6	785382,786	9975537,500	0,000	2391,000	2,000	1044,521	975,000	0,000	807,775	2861,700	876,955	0,000
7	785397,786	9975537,500	0,000	2390,000	2,000	1035,978	961,171	0,000	802,325	2847,631	862,337	1,667
8	785412,786	9975537,500	0,000	2390,000	1,000	1027,582	947,378	0,000	797,120	2833,571	847,732	3,333
9	785427,786	9975537,500	0,000	2390,000	2,000	1019,338	933,622	0,000	792,165	2819,521	833,142	1,667
10	785442,786	9975537,500	0,000	2390,000	2,000	1011,249	919,905	0,000	787,464	2805,481	818,566	0,000
11	785457,786	9975537,500	0,000	2389,000	2,000	1003,320	906,229	0,000	783,023	2791,451	804,006	0,000
12	785472,786	9975537,500	0,000	2389,000	2,000	995,553	892,595	0,000	778,845	2777,431	789,462	2,635
13	785487,786	9975537,500	0,000	2389,000	1,000	987,953	879,005	0,000	774,936	2763,422	774,936	3,727
14	785502,786	9975537,500	0,000	2389,000	2,000	980,523	865,462	0,000	771,298	2749,423	760,428	3,727
15	785517,786	9975537,500	0,000	2389,000	1,000	973,268	851,968	0,000	767,936	2735,434	745,939	3,536
16	785217,786	9975522,500	0,000	2392,000	2,000	1136,145	1124,200	0,000	895,237	3022,007	825,545	0,000
17	785232,786	9975522,500	0,000	2392,000	2,000	1126,099	1110,000	0,000	887,539	3007,865	839,196	1,179
18	785247,786	9975522,500	0,000	2392,000	2,000	1116,165	1095,822	0,000	880,028	2993,731	852,892	3,333
19	785262,786	9975522,500	0,000	2392,000	2,000	1106,345	1081,665	0,000	872,711	2979,606	866,631	5,000
20	785277,786	9975522,500	0,000	2392,000	2,000	1096,643	1067,532	0,000	865,592	2965,489	880,412	4,249
21	785292,786	9975522,500	0,000	2392,000	2,000	1087,060	1053,423	0,000	858,676	2951,381	894,232	3,333

Figura 4.22 Extracto de la tabla de valores de las variables utilizadas en el análisis estadístico

4.8.3 Análisis de correlación de Spearman

Durante esta etapa se obtuvieron los coeficientes de correlación para los pares de variables que se presentan a continuación en la Tabla 4.5.

Tabla 4.5

Coefficientes de Correlación de Spearman para los pares de variables condicionantes

	A	CV	DAR	DCE	DP	DCS	DVP	DVS	P
A	1,00	0,30	0,31	0,19	0,27	0,17	-0,22	0,42	0,38
CV	0,30	1,00	0,03	-0,14	-0,14	-0,10	-0,06	-0,11	-0,06
DAR	0,31	0,03	1,00	0,44	0,43	0,38	0,15	0,47	0,29
DCE	0,19	-0,14	0,44	1,00	0,71	0,50	0,28	0,45	0,42
DP	0,27	-0,14	0,43	0,71	1,00	0,40	0,39	0,57	0,52
DCS	0,17	-0,10	0,38	0,50	0,40	1,00	0,23	0,35	0,12
DVP	-0,22	-0,06	0,15	0,28	0,39	0,23	1,00	0,13	0,15
DVS	0,42	-0,11	0,47	0,45	0,57	0,35	0,13	1,00	0,35
P	0,38	-0,06	0,29	0,42	0,52	0,12	0,15	0,35	1,00

En la primera fila de la tabla anterior se presentan nombres codificados, recordando que corresponden a las siguientes variables:

- A: Altura
- CV: Cuencas Visuales
- DAR: Distancia a área recreativas
- DCE: Distancia a centros educativos
- DP: Distancia a poblados
- DCS: Distancia a centros educativos
- DVP: Distancia a vías principales
- DVS: Distancia a vías secundarias
- P: Pendiente

García et. al. (2010), indican que se necesita un valor de correlación mayor a 0,6 para eliminar una variable; al respecto solo se encontró un caso que excedía dicho valor (celda con relleno de color amarillo), correspondiente al par comprendido por las variables de distancia a poblados y distancia a centros educativos. Finalmente, al determinar la inexistencia de variables redundantes, no se eliminó ninguna.

4.8.4 Coeficientes de regresión logística binomial

Por medio de este proceso, se pudieron obtener los coeficientes de aporte de cada variable, mismos que se utilizaran en la elaboración de la imagen de probabilidad de cambio a suelo urbano; dichos coeficientes, con sus correspondientes errores estándar y niveles de significancia, pueden verse a continuación en la Tabla 4.6.

Tabla 4.6

Resumen de la regresión logística binomial con las variables normalizadas

	Estimado	Error Std.	Valor Z	Pr(> z)
(Intercepción)	-8,651	0,073	-117,840	<2e-16***
A	7,391	0,086	86,140	<2e-16***
CV	1,431	0,020	72,040	<2e-16***
DAR	0,562	0,032	17,450	<2e-16***
DCE	0,529	0,034	15,710	<2e-16***
DP	-5,177	0,052	-99,860	<2e-16***
DCS	1,309	0,024	55,120	<2e-16***
DVP	-0,403	0,024	-16,520	<2e-16***
DVS	-0,787	0,034	-23,230	<2e-16***
P	-3,165	0,085	-37,160	<2e-16***

***Muy significativa Pr= 0–0,001, ** Poco significativa Pr= 0,001–0,01, * No significativa Pr=0,01–0,1

Se puede apreciar, que la variable altura tiene una alta incidencia positiva en la explicación del fenómeno de urbanización; esto se debe al hecho de, que las zonas más bajas y planas fueron las primeras en habitarse dentro de la zona de análisis, por lo que, la tendencia es de expandirse hacia las zonas más altas; así mismo, las variables: cuenca visual, distancia a áreas recreativas, distancia a centros educativos y distancia a centros de salud, tienen un impacto positivo, mientras que las distancias al centro de las zonas pobladas, a las vías principales y secundarias, y la pendiente, tienen un efecto negativo en el proceso de urbanización. Esta dinámica permite notar, que además, las nuevas áreas urbanas, se implantan mayormente, en zonas donde la presencia de infraestructura de servicios es rudimentaria o incluso inexistente.

4.8.5 Imagen de probabilidad de cambio a suelo urbano

La Figura 4.23; muestra la imagen obtenida a partir del proceso descrito en la sección 3.6.2.4, en su costado derecho, se puede observar

la leyenda, mostrando una escala cromática que parte de un color amarillo claro, y llega a uno rojo oscuro, ésta indica que las zonas con un tono más intenso de rojo representan a los lugares más propensos para la creación de nuevas edificaciones, y mientras más se acerca el color al amarillo blanquecino, menor será la probabilidad de futura pertenencia a tipo urbano para la zona que presente dicho color.

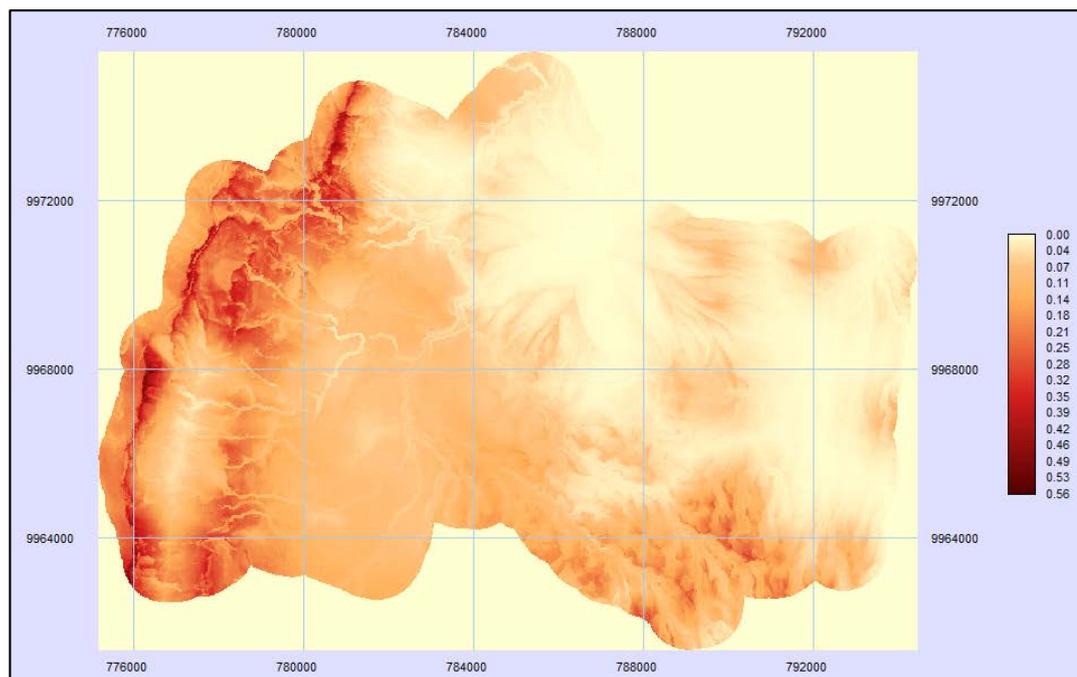


Figura 4.23 Imagen de probabilidad de pertenencia a tipo urbano obtenida mediante métodos estadísticos

4.9 Imagen de cobertura del suelo simulada para el año 2014

La Figura 4.24 presenta la imagen de cobertura del suelo para el año 2014 obtenida mediante el modelo de simulación con autómatas celulares; en el margen derecho, se puede observar la leyenda de las clases de cobertura, codificada según la Tabla 3.4. Este insumo se utilizó, además, para la validación del modelo de predicción.

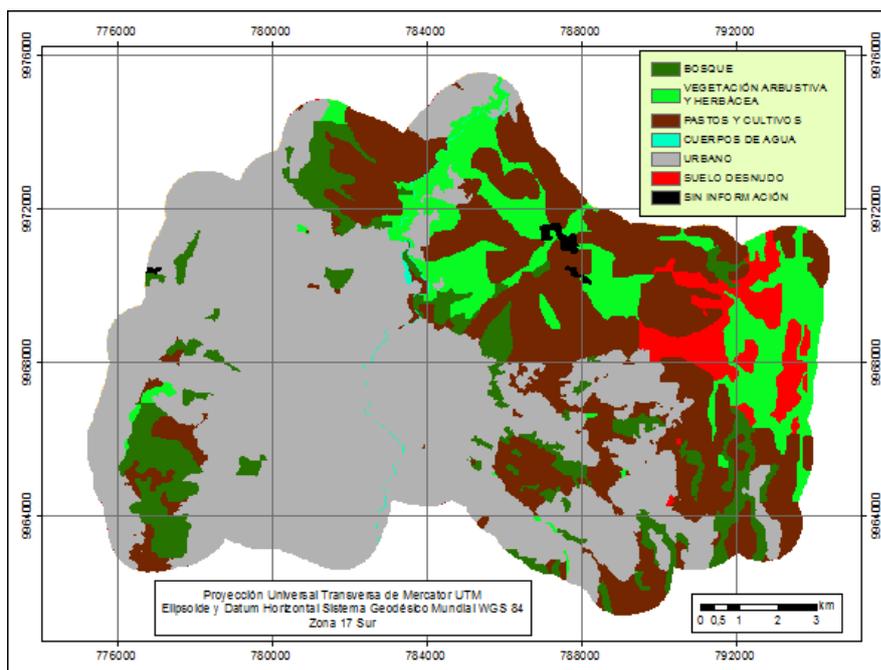


Figura 4.24 Imagen de cobertura del suelo simulada para el año 2014

4.10 Resultados de la validación del modelo de predicción de crecimiento urbano con autómatas celulares

Para el modelo evaluado se obtuvieron valores kappa de ubicación de 92%, de cantidad de 90% y global de 89% (ver Figura 4.25), permitiendo asignarle al modelo elaborado una valoración de calidad excelente.

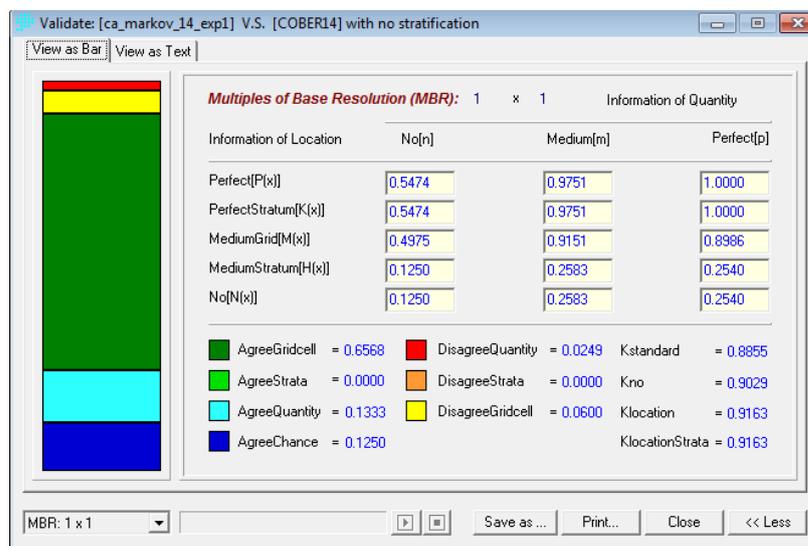


Figura 4.25 Resultados de la validación

4.11 Imágenes de cobertura del suelo predichas para los años 2020 y 2025

Con el modelo predictivo generado se produjeron imágenes de cobertura del suelo proyectadas para los años 2020 y 2025, a partir de estas se elaboraron los mapas temáticos respectivos presentados en los Anexo G y Anexo H, respectivamente.

4.12 Resultados del análisis prospectivo del crecimiento urbano

En la Figura 4.26 se observa la procedencia de las nuevas zonas urbanas para los años 2020 y 2025; se nota que la mayoría de estas corresponden a zonas de pastos y cultivos; la cobertura boscosa cede también áreas importantes en cada uno de los periodos estudiados; de igual manera, la vegetación arbustiva y herbácea se ve reducida considerablemente por el crecimiento urbano; además se prevé, que zonas de suelo desnudo o erosionado cercanas a las zonas pobladas actuales serán utilizadas para la construcción de infraestructura antrópica.

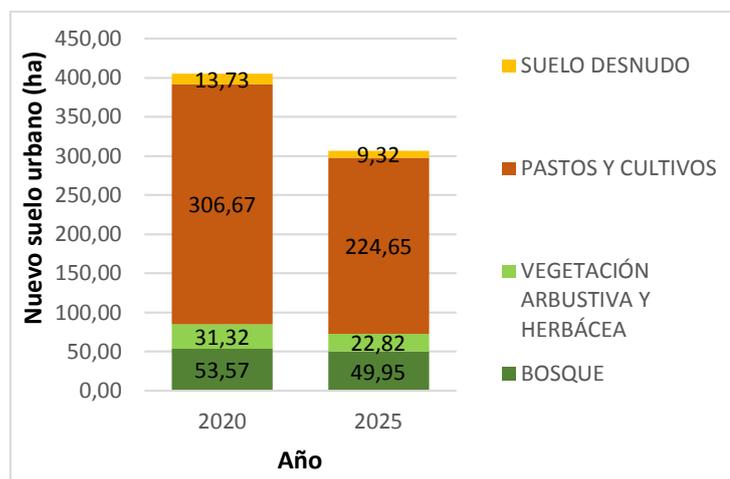


Figura 4.26 Aporte acumulativo (Ha.) por tipo de cobertura en el total de nuevas áreas urbanas para los años 2020 y 2025

Acumulando los aportes de cada uno de los tipos de cobertura dinámicos de la zona de estudio, se obtuvo: que durante el periodo 2014 – 2020 se incrementarían 405,28 Ha. a la categoría de cobertura urbana;

mientras que, para el periodo 2020 – 2025, el incremento sería de 306,73 Ha.

A continuación en la Figura 4.27, se puede observar la ubicación probable de las nuevas zonas urbanas, tanto para el año 2020, como para el año 2025; notando: que la mayoría de crecimiento ocurriría en los bordes de las zonas ya establecidas, y en menor proporción como el producto de ocupación urbana de zonas internas.

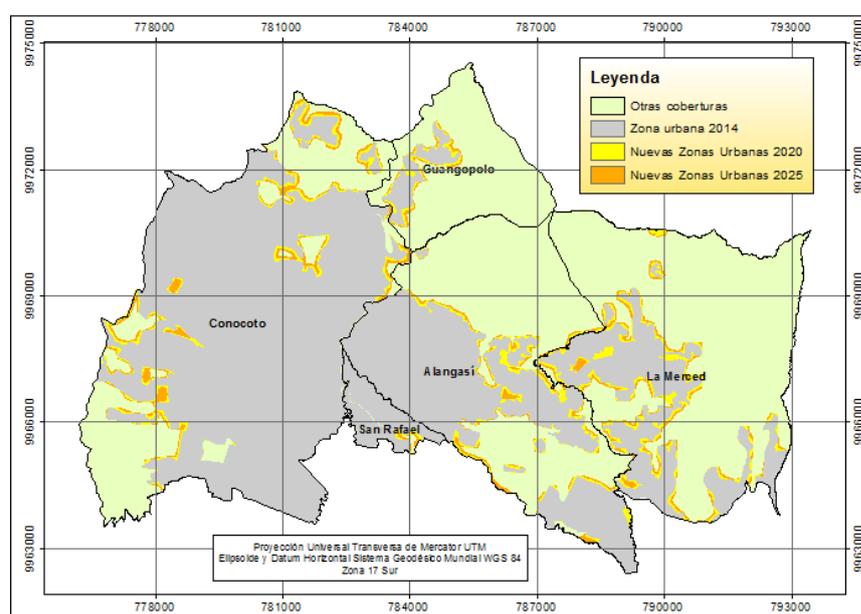


Figura 4.27 Simulación del crecimiento urbano para los años 2020 y 2025

4.13 Urbanización de zonas de protección ecológica.

En las ordenanzas que norman el uso y ocupación del suelo, en los cantones a los cuales pertenecen las parroquias de la zona de estudio, se establecen zonas no urbanizables considerando factores como: la importancia ecológica, cultural, histórica o económica, y poniendo principal atención en las zonas denominadas de protección especial. Las zonas de este tipo, que se encuentran dentro del área de estudio son principalmente el cerro Ilaló y el Parque Metropolitano del Sur; aunque también se incluyen en esta categoría, a los ríos y quebradas.

En la Figura 4.28, se puede observar que la cantidad de hectáreas de zonas de protección ecológica, en donde se han desarrollado procesos de ocupación antrópica, han ido en aumento. En el año 1999 existían 44,87 Ha. de tipo urbano dentro de zonas de protección ecológica, posteriormente, en el año 2007 el número llegó a 147,08 Ha., y para el año 2014 ya se habían ocupado ilegalmente 302,73 Ha. De continuar dicha tendencia de crecimiento, podrían llegarse a alcanzar casi 552 Ha. para el año 2025, lo cual equivaldría a más de 12 veces la cantidad presentada en el año 1999.

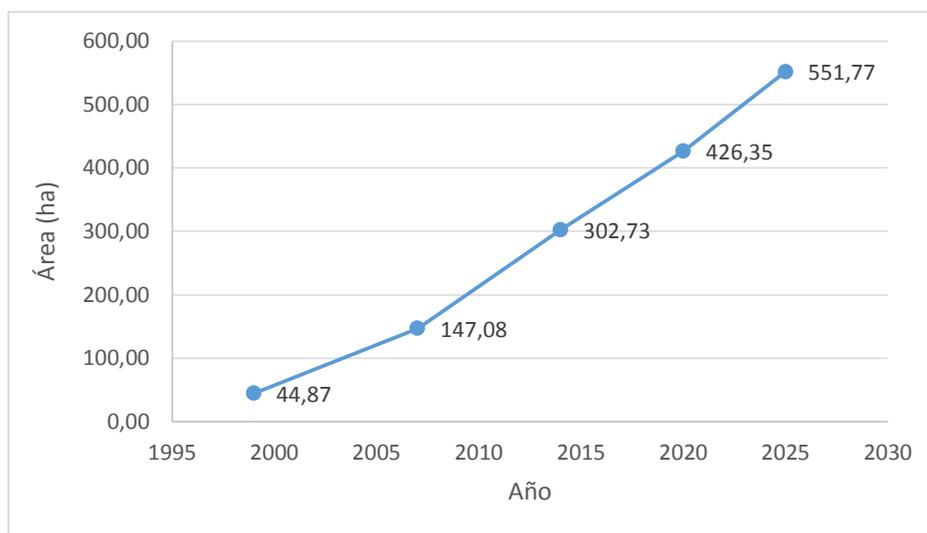


Figura 4.28 Tendencia de urbanización en zonas de protección ecológica

En el Anexo I se puede encontrar un mapa en el que se observan las zonas conflictivas aquí mencionadas y su evolución en el tiempo.

CAPÍTULO V. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1 Conclusiones

- El modelo obtenido presenta un buen nivel de confiabilidad, permitiendo asegurar que las técnicas y consideraciones aplicadas al presente estudio han sido adecuadas para el modelamiento de la evolución del suelo urbano; Además a lo largo del proceso de calibración, se logró conocer de mejor manera las dinámicas propias de pequeñas zonas anexas a grandes ciudades, aportando bases para el análisis de áreas similares en otras partes del país; conjuntamente la información generada en base a la naturaleza de expansión de la zona estudiada puede convertirse en sustento para la toma de decisiones que encaminen a una ocupación más apropiada y eficiente del territorio y observar los posibles escenarios que a partir de la materialización de dichas decisiones puedan establecerse en un futuro.
- Tras la obtención y análisis de las capas de información de cobertura del suelo a escala 1:50000 para los años 1999, 2007 y 2014 de la zona de estudio, se pudo notar que el suelo urbano fue el predominante en todas estas épocas, cubriendo un 37,03%, 46,06% y 49,80 %, respectivamente, en cada uno de los años analizados; y la cobertura que más área ha cedido fue la de pastos y cultivos (762,97 Ha. en total desde 1999 hasta el 2007). Además durante esta etapa la resolución de las imágenes y la consecuente escala de trabajo utilizadas fue una de las mayores limitantes para la consideración de mayor número de entidades, que hubieran permitido que los cambios sean más detallados y observables, con lo cual en estudios futuros gracias al avance tecnológico de los nuevos sensores se puede contrarrestar esta limitación.

- Todos los factores considerados inicialmente como condicionantes del fenómeno de crecimiento urbano, mostraron ser significativos en dicho proceso, pudiendo además determinar que los aspectos geográficos naturales de la zona, encabezados por la altura, son los que tienen mayor incidencia.
- Las matrices de probabilidad de cambio y áreas de transición mostraron que la cobertura de pastos y cultivos era la más propensa a cambiar al tipo urbano, adjudicándole una probabilidad de cambio de 0,219; además, las probabilidades nulas atribuidas a los tipos de cobertura no dinámicos (cuerpos de agua y sin información) muestran la aptitud de las cadenas de Markov para este tipo de análisis.
- Durante la etapa de validación se obtuvo un alto nivel de concordancia entre el producto simulado y el referencial, con un índice kappa de 0,89; demostrando la capacidad que tiene esta herramienta para modelar adecuadamente la expansión espacial de zonas urbanas en periodos relativamente cortos de tiempo.
- Por medio de la información que las imágenes proyectadas de cobertura del suelo exhiben, se pueden prever problemas de urbanización de zonas incompatibles, o dificultades para la cobertura de servicios básicos.
- Las parroquias más desarrolladas de la zona de estudio prácticamente han agotado su capacidad de crecimiento horizontal, pero la demanda de infraestructura residencial y comercial se ha mantenido en altos niveles, por lo cual se prevé que en un futuro cercano la tipología de viviendas unifamiliares, que domina actualmente el territorio, cambiara para dar paso hacia la construcción de edificios de apartamentos, que permitan el aprovechamiento del espacio vertical.

- Las zonas de protección ecológica presentes en las parroquias estudiadas se han visto claramente afectadas de manera progresiva por el fenómeno de crecimiento urbano y actividades agrícolas, pudiendo llegar a degradar 552 Ha. de estas zonas, para el año 2025; tema que requiere la atención prioritaria de las autoridades encargadas.

5.2 Recomendaciones

- Una vez que se ha comprobado la idoneidad de la técnica de autómatas celulares para la simulación de eventos futuros en el ámbito geográfico urbano, se recomienda su aplicación en el modelamiento de cambios generados a partir de sucesos que impulsen su desarrollo, como por ejemplo la aplicación de políticas públicas o creación de infraestructura complementaria.
- Para un mejor tratamiento de las zonas dispersas en estudios futuros, se recomienda la consideración dentro de la leyenda temática, de un tipo de cobertura que represente a manchas urbanas incipientes, a las cuales naturalmente se les debería asignar una mayor probabilidad de convertirse en tipo urbano consolidado.
- El método de clasificación por objetos se recomienda cuando se trabaja con imágenes de alta resolución, grandes áreas de estudio, y una leyenda temática con muchas clases, mientras que para áreas pequeñas, pocas clases y resoluciones bajas, la clasificación por interpretación visual resulta un proceso más ágil.
- En el fenómeno de crecimiento urbano intervienen variables de tipo, físico, biológico, social y económico, por lo cual la conformación de un equipo multidisciplinario que sea capaz de interpretar de manera correcta la incidencia y comportamiento de

cada una de las variables implicadas en este proceso y de traducir esta información de tal forma que pueda ser utilizada en un sistema de información geográfica, puede asegurar excelentes resultados en la predicción de escenarios urbanos futuros.

- El periodo de tiempo entre la imagen base y la imagen proyectada que se desea generar no debe ser muy dilatado, ya que el crecimiento urbano cambia su tendencia de distribución espacial en periodos relativamente cortos de tiempo, además mientras mayor sea la diferencia temporal, más iteraciones serán necesarias durante la aplicación de los autómatas celulares, pudiendo llegar a causar demoras durante el procesamiento de la información.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Acosta, V. (2013). *Aspiracional de muchas familias*. Obtenido de Revista Clave: http://www.clave.com.ec/1125-Aspiracional_de_muchas_familias.html
- Aguilera Benavente, F. (2006). Predicción del crecimiento urbano mediante sistemas de información geográfica y modelos basados en autómatas celulares. *Geofocus*, 81-112.
- Aguilera, F., Soria, J., & Valenzuela, L. (2006). XII Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica. *Explorando el crecimiento en la aglomeración urbana de Granada: un modelo basado en autómatas celulares*. Granada, España.
- Alonso Sarria, F. (s.d.). Sistemas de Información Geográfica. *Correcciones a las imágenes de satélites*. Murcia, España.
- Alonso, P. (2005). Correcciones a las imágenes de satélite. En *SIG y Teledetección en la Universidad de Murcia* (pág. 86). Murcia.
- Álvarez, G. B. (2010). El crecimiento urbano y estructura urbana en las ciudades medias mexicanas. *Quivera*, 94-114.
- Ambrosio, G., Gonzáles, J., & Arévalo, V. (2002). *Corrección radiométrica y geométrica de imágenes para la detección de cambios en una serie temporal*. Málaga, España.
- Aronoff, S. (1984). Classification accuracy: A user approach. *Photogrametric Engineering and Remote Sensing*, 289-302.
- Astudillo, T., & Huilcamaigua, S. (2011). *Utilización de autómatas celulares para modelar el cambio de uso de suelo y cobertura vegetal y su comparación con técnicas alternativas. Caso de estudio: Sector comprendido entre agrícola Payamino y Callanayacu, provincia de Orellana*. Sangolquí, Ecuador.
- Banco Interamericano de Desarrollo. (s.f.). Obtenido de Desarrollo Urbano: <http://www.iadb.org/es/temas/desarrollo-urbano/desarrollo-urbano,1175.html>
- Barreira, P., Aguilera, F., & Gómez, M. (2012). Propuesta de un análisis de sensibilidad para validar modelos prospectivos de simulación de crecimiento urbano basados en Autómatas Celulares. *GeoFocus*, 303-328.
- Bernardo, L. (s.f.). *eHow*. Obtenido de ¿Qué es el desarrollo urbano?
- Brizuela, A. B., Aguirre, C. A., & Velasco, I. (2007). Aplicación de métodos de corrección atmosférica de datos. *Teledetección*, 207-214.
- Capel, H. (1975). La Definición de lo Urbano. *Estudios Geográficos*, 265-301.
- Carrión, F. (1989). Plan Distrito Metropolitano. Quito Actual Fase 1. Proceso Urbano. Quito, Ecuador.

- Chuvieco, E. (1996). *Fundamentos de teledetección espacial (Segunda ed.)*. Madrid: Rialp, S.A.
- Chuvieco, E. (2008). *Teledetección Ambiental (Tercera ed.)*. Barcelona: Ariel.
- Cogalton, R. G., & Mead, R. A. (1983). A quantitative method to test for consistency and correctness in photointerpretation. Em *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing* (pp. 69-74).
- Comisión de las Comunidades Europeas. (1 de Enero de 1995). *CORINE Land Cover*.
- Cruz, J. (2010). Desarrollo participativo de alternativas de uso sostenible de la tierra en área de pasturas degradadas en América Central. *Mapeo participativo de fincas. Una guía para implementarlo*. Turrialba, Costa Rica.
- De la Fuente Fernandez, S. (2011). Facultad de Ciencias Económicas y Empresariales- UAM. *Regresión Logística*. Madrid.
- Department of Town & Country Planning. (2010). Land use planning & development. *Land use models*. Moratuwa, Sri Lanka.
- Eastman, R. (Junio de 2012). IDRISI Selva. *Guía para SIG y Procesamiento de Imágenes*. Estados Unidos.
- Egger, A., & Carpi, A. (2008). *Utilizando Datos Gráficos y Visuales en la Ciencia*. Obtenido de Visionlearning: <http://www.visionlearning.com/es/library/Proceso-de-la-Ciencia/49/Utilizando-Datos-Gr%C3%A1ficos-y-Visuales-en-la-Ciencia/156>
- ENVI. (s.f.). *Atmospheric Correction*. Obtenido de EXELIS: <http://www.exelisvis.com/docs/AtmosphericCorrection.html#Using>
- FAO. (2005). Sistemas de Clasificación de la cobertura de la tierra. *Conceptos de clasificación y manual para el usuario*. Roma.
- Felicísimo, A. M., & García Manteca, P. (1990). III Reunión Científica del Grupo de Trabajo en Teledetección. *Corrección del efecto topográfico en las imágenes Landsat mediante el uso de un modelo digital de elevaciones*. Madrid, España.
- Fernández, T. (27 de Marzo de 2008). Correcciones Geométricas. 21. Jaén, España.
- François Mas, J., Díaz Gallegos, R. J., & Pérez Vega, A. (2003). Evaluación de la confiabilidad temática de mapas o de imágenes clasificadas: una revisión. *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía, UNAM*, 53-72.
- García Gonzáles, E. (2006). *Corrección del sombreado topográfico en imágenes landsat etm+, aplicado al inventario de cuerpos de agua*. Lima, Perú.
- García, A. (2011). Simulación del crecimiento urbano en Galicia mediante modelos de autómatas celulares: aplicación en el núcleo de Ribadeo. Santiago de Compostela, España.

- García, A. M., Santé, I., & Crecente, R. (2010). Análisis de los factores que condicionan la evolución de los usos del suelo en los pequeños asentamientos urbanos de la costa norte de Galicia. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 57-79.
- Geoinformación para entender los Recursos de la Tierra. (13 de Octubre de 2011). *Clasificación basada en objetos (Object-Based Image Analysis - OBIA)*. Bolivia.
- GeoSoluciones. (s.f.). *PCI Geomática*. Obtenido de Pan Sharpening en Geomática: <http://www.geosoluciones.cl/documentos/PCI-Geomatica/pdf/Pansharpening.pdf>
- Gobierno Autónomo Descentralizado Municipal de Rumiñahui. (2014). Zonificación Uso y Ocupación del suelo del Cantón Rumiñahui. *Ordenanza 001-2014*, (p. 4). Sangolquí.
- Guo, Q., Kelly, M., Gong, P., & Liu, D. (2007). An Object-Based Classification Approach in Mapping Tree Mortality Using High Spatial Resolution Imagery. *GIScience & Remote Sensing*, 24-47.
- IGN. (s.f.). *Ocupación del suelo*. Obtenido de Instituto Geográfico Nacional. Centro Nacional de Información Geográfica: <http://www.ign.es/ign/layoutIn/ocupacionSuelo.do>
- INEC. (2010). *Población de Pichincha por parroquia de empadronamiento*. Obtenido de Censo de Población y Vivienda 2010: <http://redatam.inec.gob.ec/cgi-bin/RpWebEngine.exe/PortalAction?&MODE=MAIN&BASE=CPV2010&MAIN=WebServerMain.inl>
- Kirby Powney, E. P. (Mayo de 2012). *Cálculo del número de puntos GPS para la corrección geométrica y generación de una ortoimagen de alta resolución en áreas de baja y mediana pendiente*. Quito, Ecuador.
- Kohan, D. (2014). Cadenas de Markov. Em *Métodos Estadísticos en ciencias de la vida*. Entre Ríos.
- Landis, J., & Koch, G. (1977). The measurement of observer agreement for categorical data. *Biometrics*, 159-174.
- Linares, S., Del Fresno, M., & Meliendrez, M. (2011). Expansión urbana mediante tecnologías de la Información Geográfica y modelos emergentes: Aplicación a la Ciudad Tandil (Buenos Aires, Argentina). Buenos Aires, Argentina.
- Mejía, X. A., & Moncayo, P. J. (Junio de 2012). Evaluación de métodos de clasificación de imágenes satelitales de moderada y alta resolución para la obtención de mapas de uso y cobertura del suelo basados en píxeles y orientados a objetos. *Estudio de caso en sub escena de la parroquia Shushufindi, provincia de Sucumbíos, utilizando imágenes Aster e Ikonos*. Sangolquí, Pichincha, Ecuador.
- Mena Segura, A. (s.d.). Las nuevas Centralidades Urbanas del Distrito Metropolitano de Quito. Quito, Ecuador: CEPEIGE.

- Ministerio de Coordinación de la Política y Gobiernos Autónomos Descentralizados. (Febrero de 2011). Código Orgánico de Organización Territorial, Autonomía y Descentralización. Quito, Pichincha, Ecuador: V&M Gráficas.
- Ministerio del Ambiente. (Junio de 2010). *Protocolo metodológico para la generación del Mapa de Deforestación Histórica en el Ecuador continental*.
- Ministerio del Ambiente. (2012). Línea base de deforestación del Ecuador continental. Quito, Ecuador.
- Monterroso, M. F. (2013). Guía Práctica: Clasificación de imágenes satelitales.
- Municipio del Distrito Metropolitano de Quito. (2011). Plan de Uso y Ocupación del Suelo. *Ordenanza 171*. Quito.
- Municipio del Distrito Metropolitano de Quito. (2012). Plan Metropolitano de Ordenamiento Territorial 2012-2022. Quito, Pichincha, Ecuador.
- Nogués Linares, S., & Salas Olmedo, H. (2010). Modelos de crecimiento urbano. Estrategias de planificación y sostenibilidad en Cantabria. *ACE: Architecture, City and Environment [en línea]*, 43-58.
- Ormeño V., S. (Julio de 2006). Curso de teledetección aplicada a la observación e información territorial. *Tratamiento de imágenes. Realces y Mejoras*. Madrid, España.
- Owe, M., & Ormsby, J. (1984). Improved classification of small scale urban watershed using Thematic Mapper simulator data. *International Journal of Remote Sensing*, 761-767.
- Peña, M. A. (2007). Correcciones de una imagen satelital ASTER para estimar parámetros vegetacionales en la cuenca del río Mirta, Aisén. *Bosque (Valdivia) [online]*, 28(2), 162 - 172. Recuperado el 1 de MAYO de 2015, de http://www.scielo.cl/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0717-92002007000200009&lng=es&nrm=iso
- Plata, W., Gómez, M., Bosque, J., & Aguilar, J. (2013). Análisis de sensibilidad para un modelo de simulación de crecimiento urbano. Propuesta metodológica explícitamente espacial. *Geofocus*, 158-178.
- Restrepo, L. F., & González L., J. (2007). De Pearson a Spearman. *Revista colombiana de ciencias pecuarias*, 183-192.
- Reyes Hernández, H., Aguilar Robledo, M., Aguirre Rivadeneira, J. R., & Trejo Vázquez, I. (8 de Septiembre de 2005). Investigaciones geográficas. *Cambios en la cubierta vegetal y uso del suelo en el área del proyecto Pujal-Coy, San Luis Potosí, México, 1973-2000*. San Luis Potosí, México.
- Reyes, D. A. (25 de Agosto de 2011). Descripción y aplicaciones de los Automatas Celulares. Puebla, México.
- Rojo, H., & Miranda, M. (12 de Septiembre de 2009). Cadenas de Markov. Buenos Aires, Argentina.
- Rose, G. (s.f.). *Pan Sharpening*. Obtenido de <http://www.imstrat.ca/uploads/files/brochures/pansharpening.pdf>

- Rovira, A., & Lavanderos, L. (2008). Generación de escenarios futuros para la región de Aisen (Chile) aplicando automata celular. *Revista Geográfica de Valparaíso*, 27-41.
- Sandoval, M. (s.d.). Urbanismo. *Teorías y Políticas de Desarrollo Urbano Regional. Sector Model*. (11 de Mayo de 2013). Obtenido de Lewis Historical Society: http://lewishistoricalsociety.com/wiki2011/tiki-read_article.php?articleId=93
- Segarra, D. (1991). La corrección geométrica. En S. Gandia, & J. Melia, *La teledetección en el seguimiento de los fenómenos naturales. Recursos renovables: agricultura* (págs. 183-194). Valencia: Universitat de València.
- SEQC. (s.d.). Regresión Logística. España.
- SIOSE. (s.f.). *Acerca de SIOSE*. Obtenido de SIOSE: <http://www.siose.es/>
- Song, C., Woodcock, C., Seto, K., & Lenney, M. P. (2001). Classification and Change Detection using Landsat TM data: When and how to correct atmospheric effects? *Remote Sensing of Environment*(75), 230-244.
- Suasnavas Román, A. D. (2012). Centro de protección para niños y adultos mayores . Quito, Ecuador.
- Valdez Lazalde, J. R., González Guillén, M. d., & De Los Santos Posadas, H. M. (2006). Estimación de cobertura arbórea mediante imágenes satelitales multiespectrales de alta resolución. *Agrociencia*, 383-394.
- Valero Valenzuela, J. L. (Enero de 2015). *Estudio multitemporal y análisis prospectivo del cambio de uso del suelo y cobertura vegetal en la microcuenca del Río Cristal mediante el uso de Autómatas Celulares*. Sangolquí, Pichincha, Ecuador.
- Xu, C., Liu, M., Zhang, C., An, S., Yu, W., & Chen, J. M. (2007). The spatiotemporal dynamics of rapid urban growth. *Landscape Ecol*, 925-937.
- Zhang, Y., & Mishra, R. (2012). A review and comparison of commercially available Pan-sharpening techniques for high resolution satellite image fusion. Canadá: University of New Brunswick.

ANEXOS

Anexo A

Muestras GPS para la validación de la clasificación

Las coordenadas planas presentadas en la siguiente tabla, se determinaron utilizando la Proyección Universal Transversal de Mercator UTM, el elipsoide y datum horizontal corresponden al Sistema Geodésico Universal WGS 84, zona 17 sur.

N°	COD	Tipo de Cobertura	Coordenada x	Coordenada y	Fotografía
1	1	Bosque	785891,22	9968887,09	
2	1	Bosque	781847,13	9970227,07	
3	1	Bosque	790958,64	9965467,70	
4	1	Bosque	786994,55	9970461,80	
5	1	Bosque	777730,53	9970773,59	

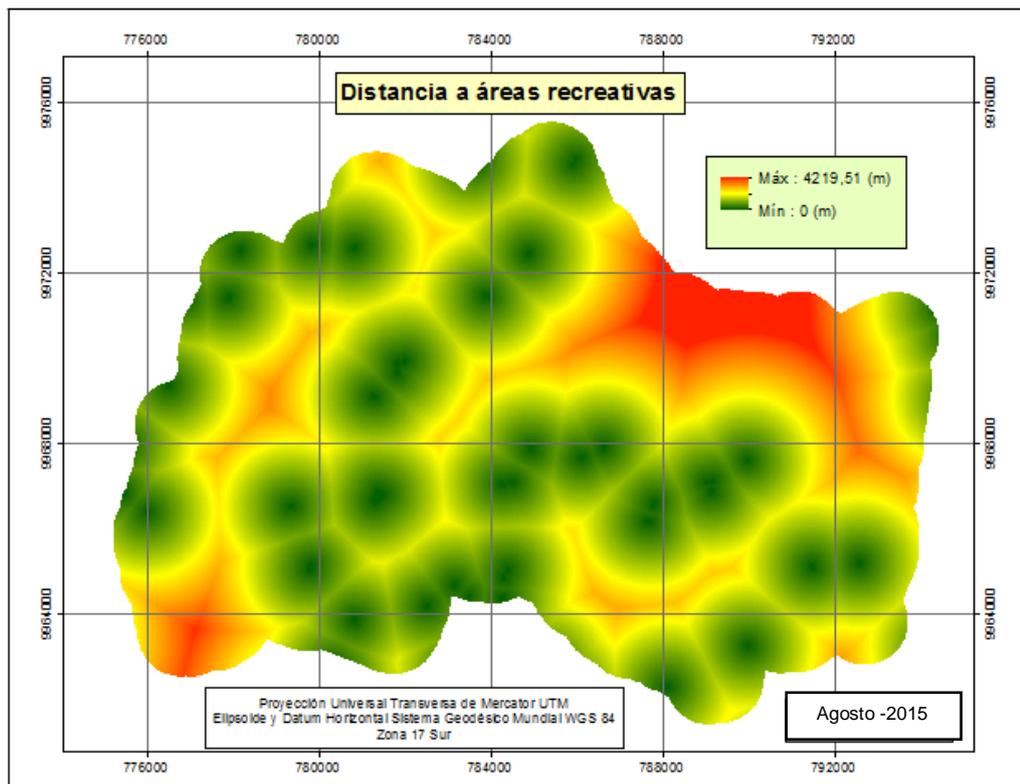
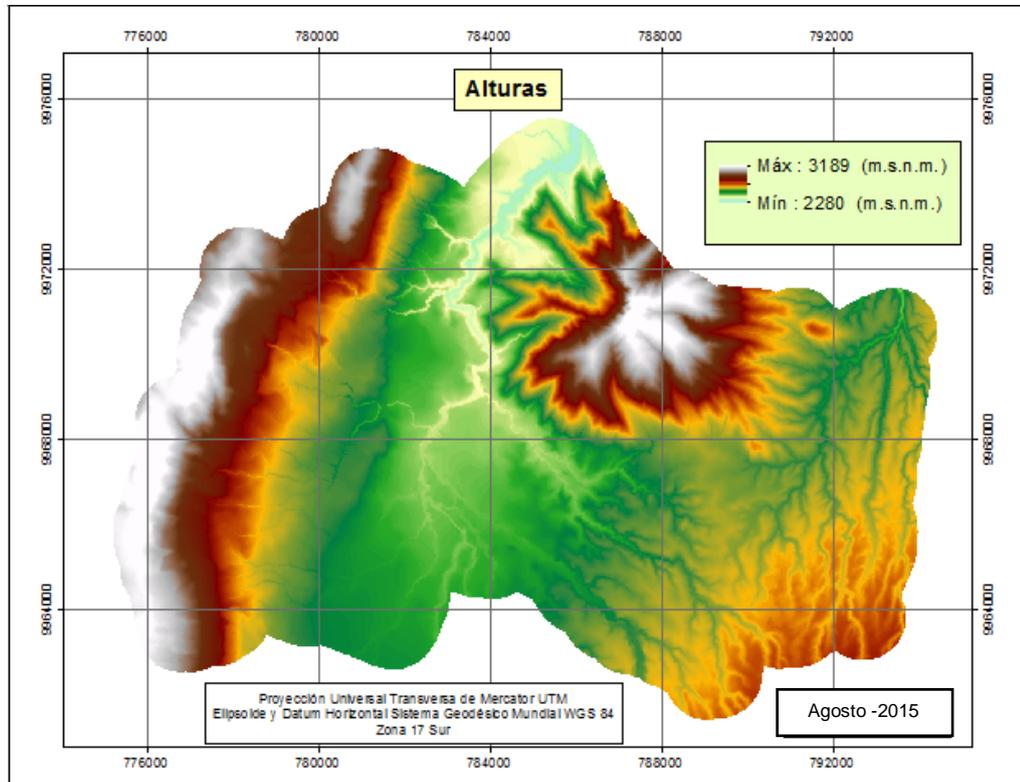
N°	COD	Tipo de Cobertura	Coordenada x	Coordenada y	Fotografía
6	1	Bosque	782099,06	9972464,46	
7	1	Bosque	777180,60	9963301,98	
8	2	Vegetación arbustiva y herbácea	785178,45	9970325,67	
9	2	Vegetación arbustiva y herbácea	787735,98	9971753,67	
10	2	Vegetación arbustiva y herbácea	788152,80	9969871,62	
11	2	Vegetación arbustiva y herbácea	792696,22	9963620,85	
12	2	Vegetación arbustiva y herbácea	793183,36	9968362,07	

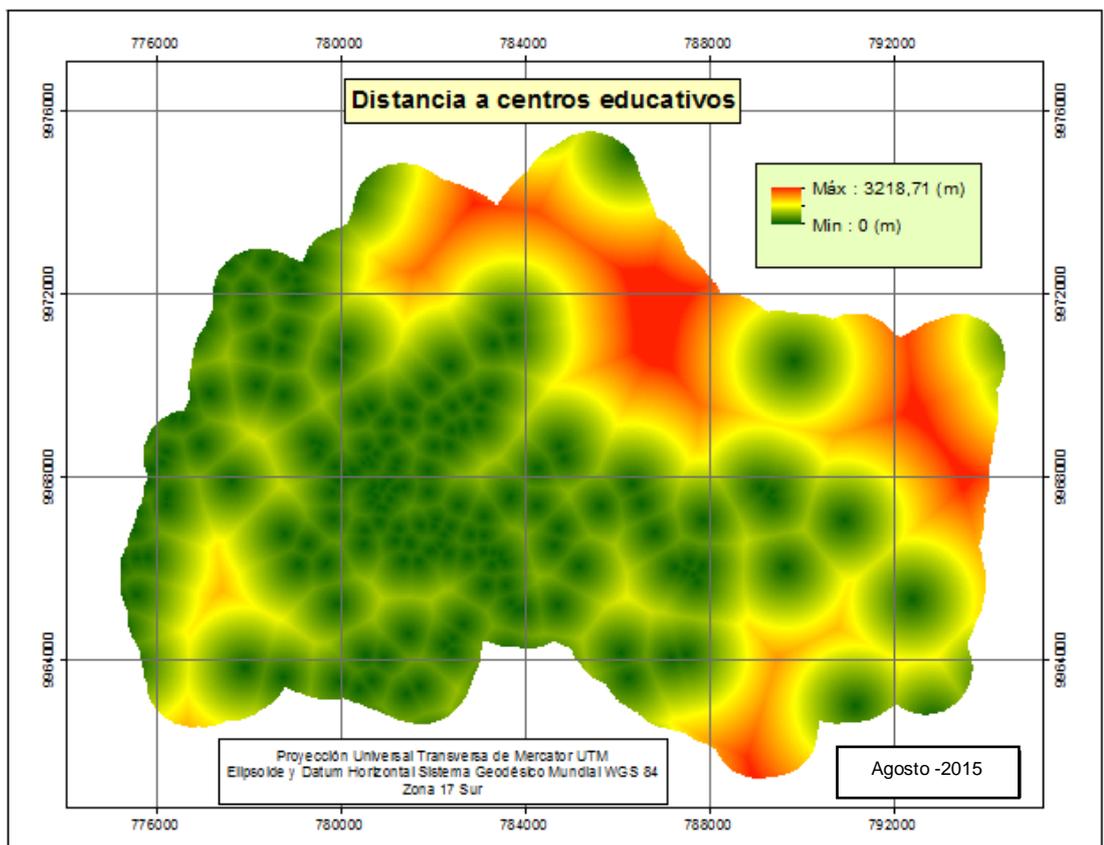
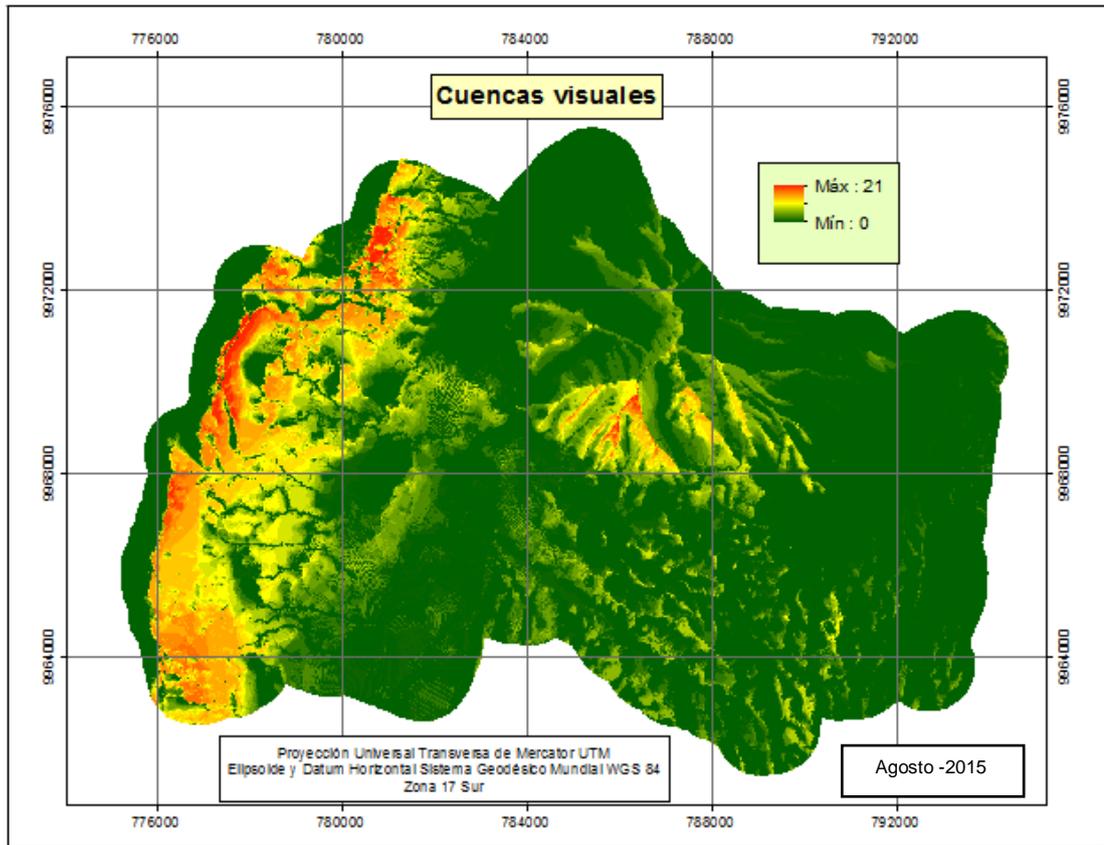
N°	COD	Tipo de Cobertura	Coordenada x	Coordenada y	Fotografía
13	2	Vegetación arbustiva y herbácea	786949,04	9965871,72	
14	3	Pastos y Cultivos	777434,49	9968476,85	
15	3	Pastos y Cultivos	777335,80	9966130,28	
16	3	Pastos y Cultivos	786798,93	9964452,30	
17	3	Pastos y Cultivos	790641,78	9962935,00	
18	3	Pastos y Cultivos	790519,38	9964100,31	
19	3	Pastos y Cultivos	787414,78	9969713,38	

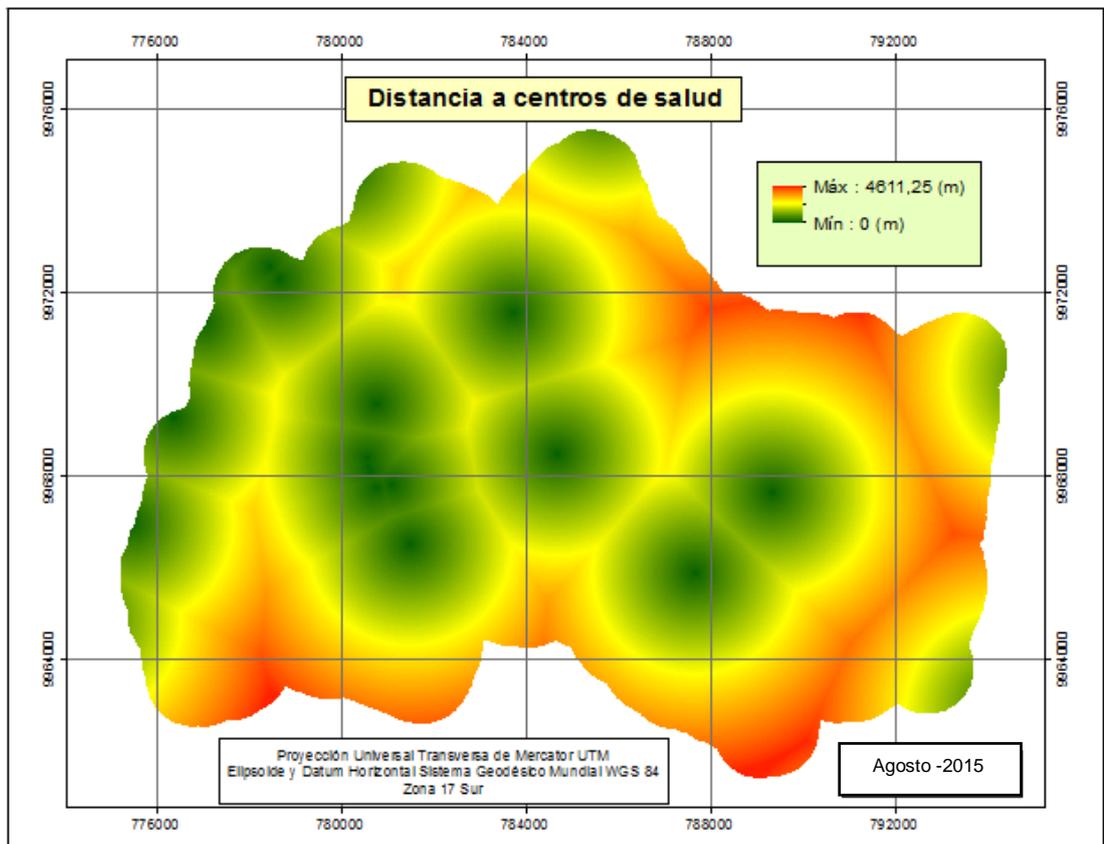
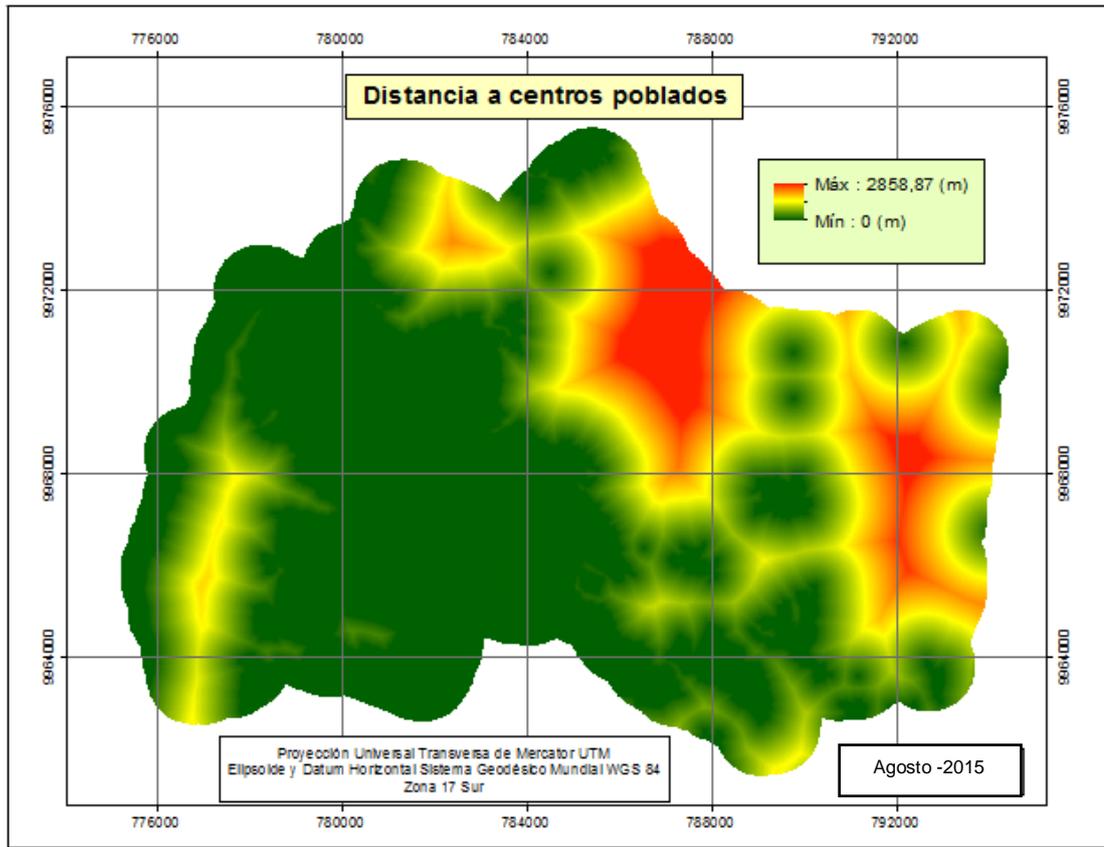
N°	COD	Tipo de Cobertura	Coordenada x	Coordenada y	Fotografía
20	6	Suelo Desnudo	791387,65	9969967,15	
21	6	Suelo Desnudo	790857,19	9968420,06	
22	6	Suelo Desnudo	792414,77	9968211,67	
23	6	Suelo Desnudo	792925,50	9969310,22	
24	6	Suelo Desnudo	791171,20	9967841,41	
25	6	Suelo Desnudo	793330,97	9967977,43	

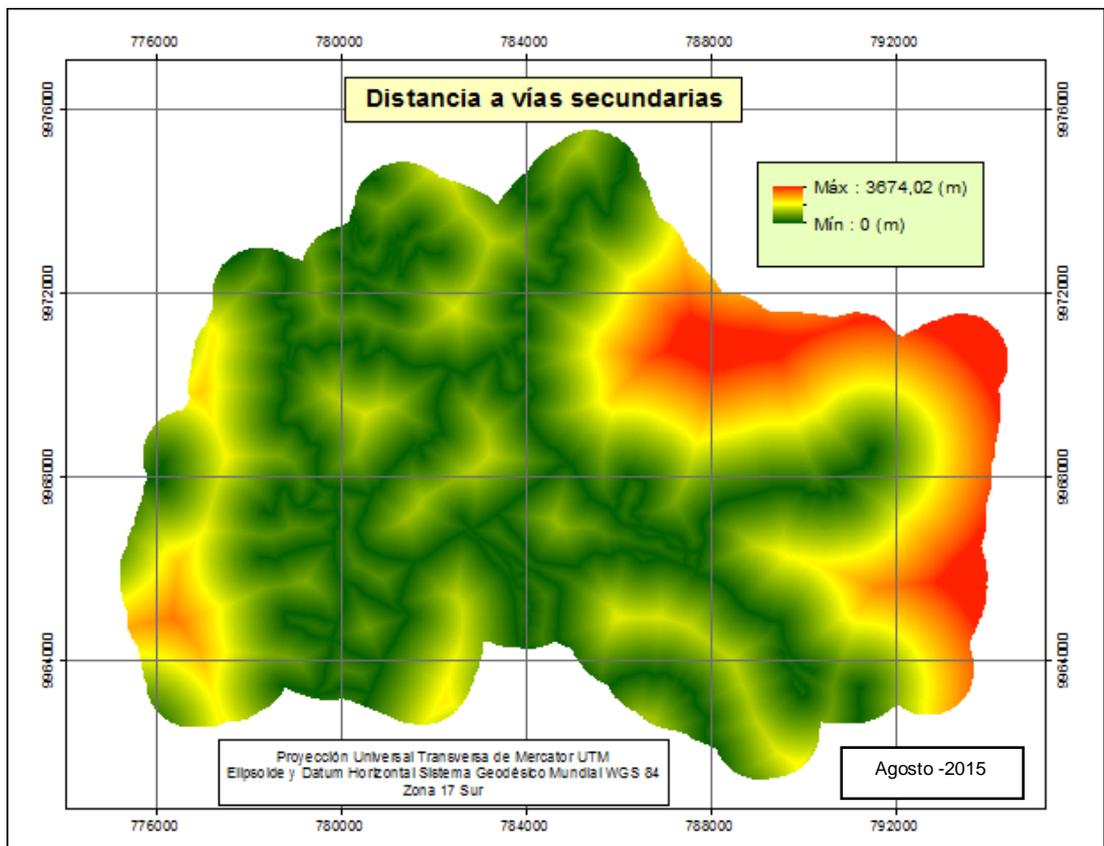
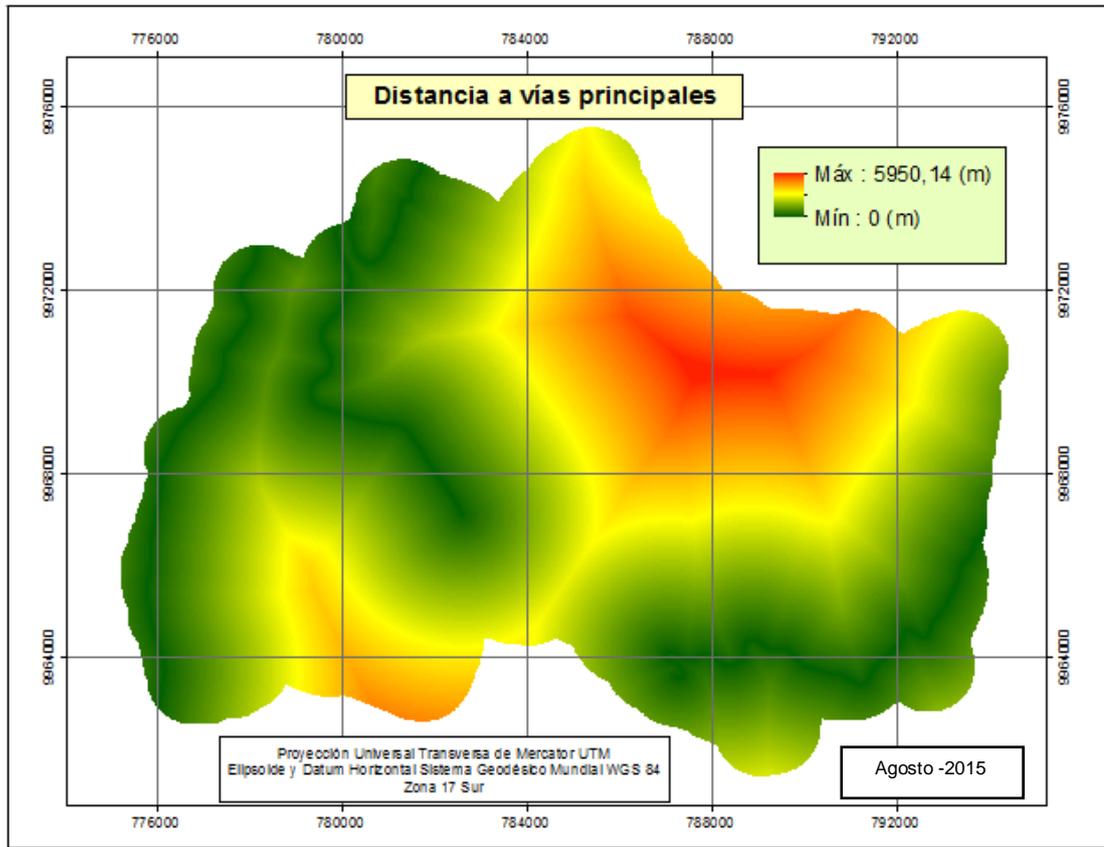
Anexo B

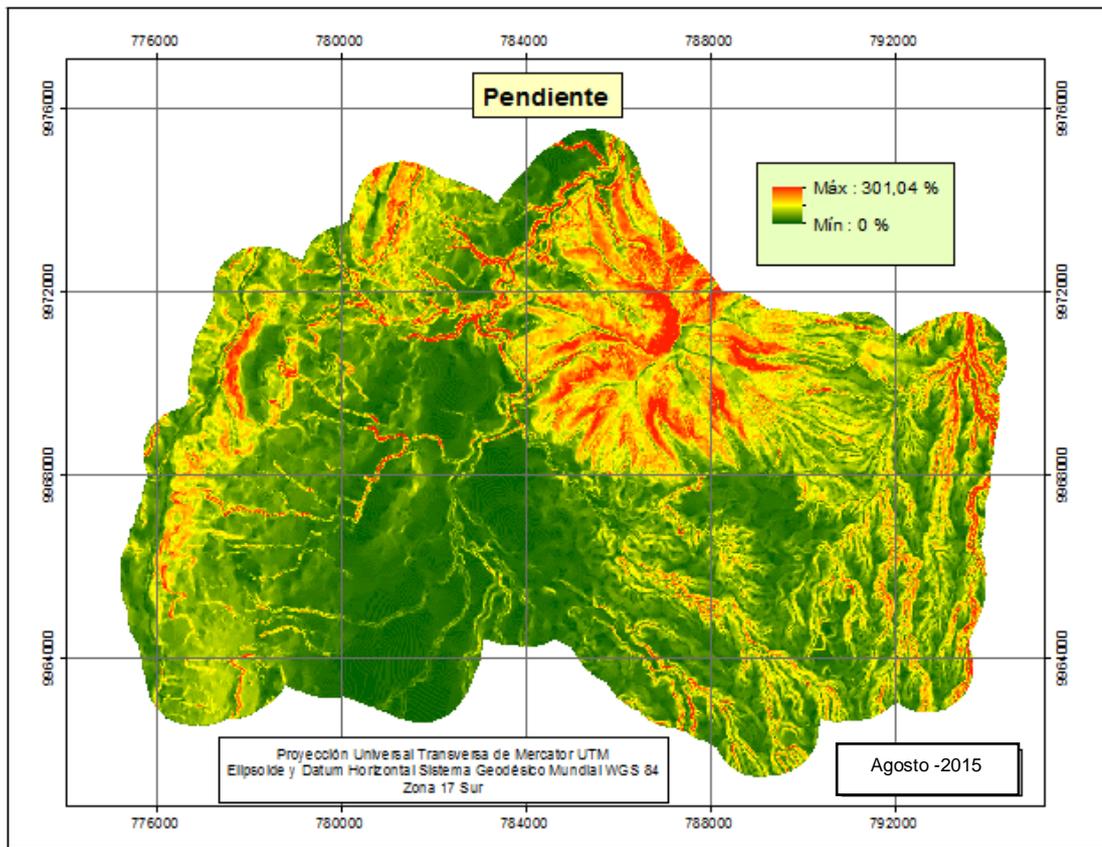
Representación espacial de las Variables condicionantes del crecimiento urbano en la zona de estudio







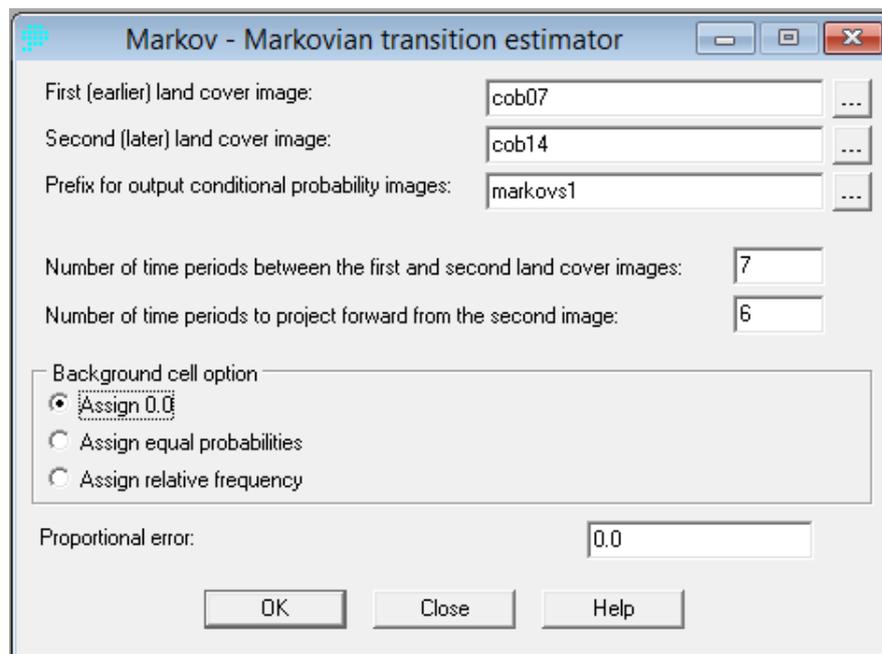




Anexo C

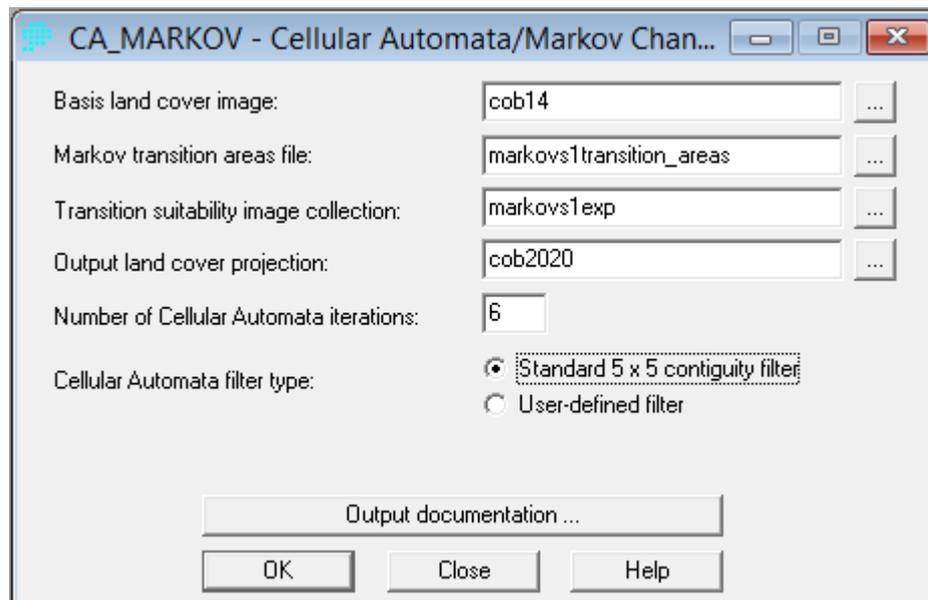
Parámetros ingresados en las herramientas Markov y CA_Markov para la obtención de imágenes proyectadas de cobertura del suelo

Cobertura del año 2020



The screenshot shows the 'Markov - Markovian transition estimator' dialog box. It contains the following fields and options:

- First (earlier) land cover image: cob07
- Second (later) land cover image: cob14
- Prefix for output conditional probability images: markovs1
- Number of time periods between the first and second land cover images: 7
- Number of time periods to project forward from the second image: 6
- Background cell option:
 - Assign 0.0
 - Assign equal probabilities
 - Assign relative frequency
- Proportional error: 0.0
- Buttons: OK, Close, Help



The screenshot shows the 'CA_MARKOV - Cellular Automata/Markov Chan...' dialog box. It contains the following fields and options:

- Basis land cover image: cob14
- Markov transition areas file: markovs1transition_areas
- Transition suitability image collection: markovs1exp
- Output land cover projection: cob2020
- Number of Cellular Automata iterations: 6
- Cellular Automata filter type:
 - Standard 5 x 5 contiguity filter
 - User-defined filter
- Buttons: Output documentation ..., OK, Close, Help

Cobertura del año 2025

The dialog box is titled "Markov - Markovian transition estimator". It contains the following fields and options:

- First (earlier) land cover image: cob07
- Second (later) land cover image: cob14
- Prefix for output conditional probability images: markovs2
- Number of time periods between the first and second land cover images: 7
- Number of time periods to project forward from the second image: 11
- Background cell option:
 - Assign 0.0
 - Assign equal probabilities
 - Assign relative frequency
- Proportional error: 0.0

Buttons: OK, Close, Help

The dialog box is titled "CA_MARKOV - Cellular Automata/Markov Chan...". It contains the following fields and options:

- Basis land cover image: cob14
- Markov transition areas file: markovs2transition_areas
- Transition suitability image collection: markovs2exp
- Output land cover projection: cob2025
- Number of Cellular Automata iterations: 11
- Cellular Automata filter type:
 - Standard 5 x 5 contiguity filter
 - User-defined filter

Buttons: Output documentation ..., OK, Close, Help

Anexo D

Mapa de Cobertura del Suelo de la zona de estudio en el año 1999

Anexo E

Mapa de Cobertura del Suelo de la zona de estudio en el año 2007

Anexo F

Mapa de Cobertura del Suelo de la zona de estudio en el año 2014

Anexo G

***Mapa predictivo de Cobertura del Suelo de la zona de estudio para el
año 2020***

Anexo H

***Mapa predictivo de Cobertura del Suelo de la zona de estudio para el
año 2025***

Anexo I

Mapa histórico y prospectivo de urbanización de zonas de protección ecológica