



CARTA DE AUTORIZACIÓN

CÓDIGO

AP-BIB-FO-06

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

1 de 2

Neiva, 05 de febrero de 2020

Señores

CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

Ciudad

El (Los) suscrito(s):

Manuel Fernando Ovalle Cerquera, con C.C. No. 1.081.154.882,

Angel Antonio Diaz Houghton, con C.C. No. 1.075.248.951,

Autor(es) de la tesis y/o trabajo de grado o _____

Titulado: Dinámica del uso y cobertura del suelo de Neiva, una mirada desde la complejidad.

_____ presentado y aprobado en el año 2020 como requisito para optar al título de

Magister en Estudios Interdisciplinarios de la Complejidad _____;

Autorizo (amos) al CENTRO DE INFORMACIÓN Y DOCUMENTACIÓN de la Universidad Surcolombiana para que, con fines académicos, muestre al país y el exterior la producción intelectual de la Universidad Surcolombiana, a través de la visibilidad de su contenido de la siguiente manera:

- Los usuarios puedan consultar el contenido de este trabajo de grado en los sitios web que administra la Universidad, en bases de datos, repositorio digital, catálogos y en otros sitios web, redes y sistemas de información nacionales e internacionales "open access" y en las redes de información con las cuales tenga convenio la Institución.
- Permita la consulta, la reproducción y préstamo a los usuarios interesados en el contenido de este trabajo, para todos los usos que tengan finalidad académica, ya sea en formato Cd-Rom o digital desde internet, intranet, etc., y en general para cualquier formato conocido o por conocer, dentro de los términos establecidos en la Ley 23 de 1982, Ley 44 de 1993, Decisión Andina 351 de 1993, Decreto 460 de 1995 y demás normas generales sobre la materia.
- Continúo conservando los correspondientes derechos sin modificación o restricción alguna; puesto que, de acuerdo con la legislación colombiana aplicable, el presente es un acuerdo jurídico que en ningún caso conlleva la enajenación del derecho de autor y sus conexos.

Vigilada Mineducación



CARTA DE AUTORIZACIÓN

CÓDIGO

AP-BIB-FO-06

VERSIÓN

1

VIGENCIA

2014

PÁGINA

2 de 2

De conformidad con lo establecido en el artículo 30 de la Ley 23 de 1982 y el artículo 11 de la Decisión Andina 351 de 1993, "Los derechos morales sobre el trabajo son propiedad de los autores", los cuales son irrenunciables, imprescriptibles, inembargables e inalienables.

EL AUTOR/ESTUDIANTE:

Firma:

Manuel Oviedo C.

EL AUTOR/ESTUDIANTE:

Firma:

Angel Antonio Diaz Houghton



UNIVERSIDAD
SURCOLOMBIANA

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA

MAESTRIA EN ESTUDIOS INTERDISCIPLINARIOS DE LA COMPLEJIDAD

DINAMICA DEL USO Y COBERTURA DEL SUELO DE NEIVA UNA MIRADA DESDE LA COMPLEJIDAD

Autores:

MANUEL FERNANDO OVALLE CERQUERA

Ingeniero Electrónico

ANGEL ANTONIO DIAZ HOUGHTON

Ingeniero Electrónico

Director del proyecto:

NELSON OBREGÓN NEIRA

(IC, MSc, PhD)

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA SEDE NEIVA
FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS
MAESTRÍA EN ESTUDIOS INTERDISCIPLINARIOS DE LA COMPLEJIDAD
Neiva - Huila, noviembre de 2019

**DINAMICA DEL USO Y COBERTURA DEL SUELO DE NEIVA
UNA MIRADA DESDE LA COMPLEJIDAD**

MANUEL FERNANDO OVALLE CERQUERA
Código: 20181170600

ANGEL ANTONIO DIAZ HOUGHTON
Código: 20181170521

Trabajo de grado para optar el título de Magíster en Estudios Interdisciplinarios de la
Complejidad

Director del proyecto:
NELSON OBREGÓN NEIRA
(IC, MSc, PhD)

UNIVERSIDAD SURCOLOMBIANA SEDE NEIVA
FACULTAD DE CIENCIAS EXACTAS
MAESTRÍA EN ESTUDIOS INTERDISCIPLINARIOS DE LA COMPLEJIDAD
Neiva - Huila, noviembre de 2019

Contenido

1	INTRODUCCION.....	6
2	JUSTIFICACION.....	8
3	PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE INVESTIGACION	10
3.1	DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA.....	¡Error! Marcador no definido.
3.2	SISTEMATIZACIÓN DEL PROBLEMA.....	¡Error! Marcador no definido.
3.3	ENUNCIACIÓN DEL PROBLEMA	¡Error! Marcador no definido.
4	ANTECEDENTES	11
5	FUNDAMENTOS TEORICOS	12
5.1	SISTEMAS COMPLEJOS	12
5.2	AUTOMATAS CELULARES	13
5.2.1	Definición de los Elementos de los Autómatas Celulares.....	13
5.2.2	Clasificación de Wolfram	16
5.2.3	Comportamiento	17
5.3	ARBOLES DE DECISION Y MINERIA DE DATOS.....	18
5.3.1	Arboles de decisión.....	20
5.4	COBERTURA Y USO DEL SUELO	22
6	OBJETIVOS.....	23
6.1	OBJETIVO GENERAL.....	23
6.2	OBJETIVOS ESPECÍFICOS.....	23
7	METODOLOGIA.....	24
7.1	TIPO Y ENFOQUE DE LA INVESTIGACIÓN	24
7.2	UNIVERSO DE ESTUDIO, POBLACIÓN Y MUESTRA	24
7.3	ESTRATEGIAS METODOLÓGICAS.....	29
7.4	TÉCNICAS E INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN.....	31
8	ANALISIS DE RESULTADOS.....	32
9	CONCLUSIONES	33
10	BIBLIOGRAFIA	34
11	ANEXOS	35

Lista de Figuras

Lista de Tablas

1 INTRODUCCION

Este estudio analiza la dinámica espacio-temporal del uso y cobertura del suelo (Land Use/Land Cover - LULC) de la ciudad de Neiva durante los últimos años, con el fin de modelar el crecimiento urbano utilizando como algoritmo los autómatas celulares (AC). El documento analiza la capacidad del algoritmo de AC para replicar el proceso de crecimiento urbano del mundo real y proyectar el crecimiento en el futuro. Muchos investigadores han afirmado la confiabilidad del modelo AC, pero el enfoque en la calibración apropiada del modelo con datos temporales equidistantes sigue siendo escaso (Jat, Choudhary y Saxena, 2017; Rafiee, Mahiny, Khorasani, Darvishsefat y Danekar, 2009). Para este propósito, el LULC para seis años diferentes (1991, 1996, 2001, 2006, 2011 y 2016) ha sido analizado en el presente estudio.

Además, los datos de LULC junto con otros parámetros que impulsan el crecimiento, como la proximidad a las carreteras y al centro de negocios de la ciudad, la topografía, las áreas con restricciones de crecimiento, etc. La futura proyección acumulada fue útil para extrapolar la influencia inminente de la urbanización de Neiva sobre el medio ambiente, lo que podría ayudar a enmarcar medidas y políticas sostenibles. El estudio también informa la precisión y confiabilidad del algoritmo AC en el modelado del crecimiento urbano.

La urbanización es un fenómeno global, con tasas y tendencias variadas en las regiones geográficas. Las formas físicas y urbanas que conducen a patrones de crecimiento urbano no planificados e insostenibles caracterizan el crecimiento de las áreas urbanas (Kumar y Pandey, 2017). Las condiciones físicas y morfológicas, el estado económico, el crecimiento de la población, la situación política, las políticas y el comportamiento social varían según las regiones, lo que hace que el patrón de crecimiento urbano sea impredecible (Thapa y Murayama, 2010). Es necesario modelar el crecimiento urbano para la evaluación cuantitativa de los patrones de crecimiento para reducir los efectos futuros de la urbanización en el medio ambiente y ayudar en la formulación de políticas. Estudios previos informaron la importancia y la necesidad de realizar un análisis espacio-temporal del crecimiento urbano en términos de ubicaciones, características y consecuencias.

El modelado del crecimiento urbano utilizando datos satelitales se ha vuelto popular con el tiempo debido al alcance de fusionar algoritmos estadísticos con datos teledetectados, la disponibilidad de imágenes satelitales de alta resolución y una mayor potencia computacional. Los investigadores han estado analizando patrones de crecimiento urbano y sus factores impulsores utilizando modelos geoespaciales y estadísticos, que incluyen modelos de regresión (Hu & Lo, 2007; Nong & Du, 2011), CA (Berberoğlu, Akın y Clarke, 2016; Chen, Li, Liu, Ai y Li, 2016; Deep & Saklani, 2014; Jat et al., 2017; Mustafa, Cools, Saadi y Teller, 2017), cadena Markov (Arsanjani et al., 2011), modelos CA-Markov (Jokar Arsanjani et al., 2013; Mondal et al., 2016) y modelos de regresión logística CA (Jokar Arsanjani et al., 2013; Mustafa et al., 2018). Entre estos modelos establecidos, el modelo CA es el más popular, ya que es apropiado simular el proceso de crecimiento urbano, que es de

naturaleza completamente local (Clarke y Gaydos, 1998). El modelo CA es un enfoque basado en reglas que trabaja en un nivel micro además de la flexibilidad de las reglas de transición que simplifica la simulación espacial (Torrens y O'Sullivan, 2001; Waldrop, 1992), lo que contribuye a una mejor proyección del crecimiento urbano en comparación con modelos matemáticos convencionales (Batty y Xie, 1994). Diferentes variantes de modelos de CA como SLEUTH (Clarke et al., 1997), el modelo dinámico de evolución urbana (DUEM) (Batty, 1997), el modelo de evaluación de criterios múltiples (MCE) -CA (Wu y Webster, 2000), el modelo de sistema multiagente (MAS) -CA (Ligtenberg, Bregt y van Lammeren, 2001), el modelo Voronoi-CA (Shi y Pang, 2000) y el modelo Markov-CA (Vaz, De Noronha y Nijkamp, 2014) se han desarrollado para simular el cambio del uso del suelo urbano y la expansión urbana.

Las reglas de transición para el modelado de CA siguen siendo un punto de gran atención incluso después de los logros de CA en el modelado de crecimiento urbano (Batty, 1998). El modelado preciso utilizando modelos CA requiere reglas de transición convincentes y la calibración más alta posible, lo cual es una tarea difícil. Modelado y proyección del crecimiento urbano utilizando varias variables temáticas, a saber, uso del suelo / cobertura del suelo, elevación, pendiente, proximidad al transporte, distancia al CDB, distancia a ciudades de gran tamaño, tasa de empleo, índice de riqueza, zonificación, sombra de colinas, etc. fue realizado por varios académicos (Berberoğlu et al., 2016; Mustafa et al., 2018) para muchas ciudades grandes y medianas del mundo, incluidas Chicago, Washington, Baltimore y San Francisco (Clarke & Gaydos, 1998), Tokio (Zhao, Zhao y Murayama, 2008) y Shanghai (Han, Hayashi, Cao e Imura, 2009). El modelo de crecimiento urbano dentro del contexto indio se ha informado anteriormente para Mumbai (Shafizadeh Moghadam & Helbich, 2013), Kolkata (Bhatta, 2009), Bangalore (Ramachandra et al., 2013), Dehradun (Deep & Saklani, 2014) y Ahmedabad (Munshi et al., 2014). Dichos estudios son útiles para medir la influencia de la rápida urbanización en el medio ambiente y contribuyen a procesos efectivos de planificación urbana.

Neiva, capital del departamento del Huila, ha sido testigo de un crecimiento urbano considerable y una alta afluencia de población en las últimas décadas, lo que la convierte en la 20 ciudad más grande de Colombia (Censo, 2011). Frente este panorama, parece necesario analizar la tendencia de crecimiento urbano y deducir sus efectos futuros sobre otras características de la cobertura del suelo, esto con el fin de mitigar posibles problemas de sostenibilidad.

2 JUSTIFICACION

Los seres vivos dentro de sus dinámicas poseen características como la no linealidad, auto-organización, emergencias, fluctuaciones, inestabilidad, bifurcaciones, entre otras, que los catalogan como sistemas complejos adaptativos, que como diría Kuhn, la ciencia normal no puede abordar o explicar de la mejor manera. Es por ello que para estudiar estos sistemas de complejidad creciente existe un nuevo paradigma llamado las Ciencias de la Complejidad. Si bien las ideas que las abarcan se originan en las ciencias "físicas", ya han sido incorporadas en las ciencias sociales, la arquitectura, la economía, la historia, la sociología, la geografía, el urbanismo, entre otras disciplinas. Esto, sumado al gran avance de la tecnología, la inteligencia artificial (I.A) y el uso del computador como herramienta de simulación ha permitido dar explicación a muchos fenómenos. Tanto así, que no es raro encontrarnos hoy con disciplinas como hidroeinformática o geoinformática, ideas creativas e innovadoras cuyo enfoque marcan una ruptura del conocimiento, es decir, una verdadera revolución científica.

Las ciudades al ser estructuras creadas por el ser humano y que se desarrollan como resultado de la suma de las decisiones individuales y las posibles relaciones de estas entre sí, permiten que las ciudades manifiesten complejidad desde la perspectiva que son sistemas que evolucionan en el tiempo adaptándose a través de interacciones entre los elementos que los componen y con factores externos, de modo que las mismas exhiben características propias de los sistemas complejos adaptativos. Por esta razón, se abandona la idea mecanicista de que los sistemas tienden de forma natural hacia un equilibrio dado, y de que la estabilidad es el estado normal de un sistema, es su causa final (Dennis y Urry, 2013).

Adoptada ya la visión de la ciudad como un sistema complejo en continua evolución, surge la pregunta: ¿cómo capturar este proceso de cambio en un modelo que nos permita entender y explicar esta dinámica?

Según (Díaz pacheco, 2015), muchos autores se han enfocado en la búsqueda de patrones que permitan aproximarse a la comprensión del funcionamiento y organización de las ciudades, aún, cuando sus enfoques pueden estar centrados en costes de transporte, aglomeración de bienes y personas, centralidades económicas, distancias a los grandes centros de consumo, localización de las actividades productivas, etc., siempre parten en menor o mayor medida de la observación inicial de la disposición de los usos de suelo, demostrando así que dicha observación de los cambios de uso de suelo es una potente herramienta para la planificación y el ordenamiento del territorio.

A mediados del siglo XX se desarrolló una corriente cuantitativa urbana denominada "ecología urbana" la cual consiste en un conjunto de ecuaciones, cuyas variables representan la distribución espacial de valores demográficos o económicos, y que además contienen parámetros que miden características tales, como la fricción de la distancia (White, 1989). Estos modelos, que aún hoy se desarrollan, son capaces de reproducir a través de las ecuaciones y parámetros los procesos dinámicos que representan. Sin embargo, no son igual

de válidos para representar auto-organización y los procesos emergentes relativos a los sistemas complejos, ya que en el transcurso de una representación temporal de un fenómeno espacial, se pueden producir cambios en la propia estructura de éste, o cambios en su comportamiento.

¿Por qué se deben utilizar los modelos basados en autómatas celulares?

Dentro de los modelos más empleados para explicar y entender los sistemas complejos son aquellos basados en autómatas celulares. Su origen de aplicación generalmente es remitido al trabajo de Neuman a finales de la década de 1940 y su desarrollo ha sido constante, siendo uno de los hitos el paso dado por el científico Stephen Wolfram (1984), que en su esfuerzo por encontrar las conexiones entre computación y la naturaleza recaba en los autómatas celulares, como un modelo matemático para simular el comportamiento de los sistemas naturales complejos y adaptativos.

¿De qué sirve aplicar las ciencias de la complejidad a las ciudades?

Cada vez se evidencia más la necesidad de consolidar ciudades sostenibles en la medida que estas crecen y cambian con el tiempo, y que también vayan en armonía con el medio ambiente y la sociedad. Y que mejor herramienta que las Ciencias de la Complejidad, las cuales nos permiten predecir y comprender las posibles causas de sus dinámicas, y a su vez convertirse en un criterio importante en la toma de decisiones por parte de las entidades u organizaciones encargadas de la planificación de las ciudades del mañana.

3 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA DE INVESTIGACION

Neiva, se proyecta como una ciudad región que involucraría los municipios ubicados en la zona norte del departamento del Huila, y podría consolidarse como el centro económico de la región Surcolombiana. Su ubicación en el valle interandino del río Magdalena caracteriza su suelo como bosque seco tropical y demanda el liderazgo y estrecha articulación con su área circundante en aras de ser una ciudad competitiva y sostenible. Sin embargo, la planeación de la ciudad y la interpretación de sus dinámicas continúan realizándose de forma tradicional mediante el uso de herramientas conceptuales clásicas con una visión reducida de la problemática.

Este trabajo de investigación, aborda el fenómeno de la expansión y el crecimiento de la ciudad de Neiva, desde la óptica de los usos del suelo y de su concepción como un Sistema Complejo. Requiriendo así, la aplicación de técnicas y herramientas que permitan observar y estudiar su comportamiento (espacio-temporal) mediante las Ciencias de la Complejidad. En consecuencia, se pretende diseñar un modelo del crecimiento urbano de Neiva utilizando imágenes satelitales y Autómatas Celulares – AC.

Una parte fundamental en la elaboración del modelo es la clasificación de las imágenes y la identificación de patrones y tendencias del sistema, para lo cual se utilizarán Sistemas de Información Geográfica SIG, Modelos de Elevación Digital y minería de datos, de manera que se identifique e involucre la naturaleza espacial y dinámica de los fenómenos y variables que intervienen sobre un sistema complejo, como lo es la ciudad de Neiva.

Aunque el principal aporte de esta investigación es metodológico, como herramienta de gestión el modelo le aportará elementos las entidades encargadas de la planeación de Neiva, a identificar tendencias, evaluar alternativas de gestión y formular escenarios alternativos para un desarrollo sostenible de Neiva, que se adapte a las necesidades de un mundo globalizado y que pueda enfrentar los retos referentes al cambio climático, el crecimiento urbano, el uso de los recursos hídricos, entre otros, con el fin de mejorar la calidad de vida de sus habitantes.

4 ANTECEDENTES

Debe incluir solo trabajos de nivel maestría y doctorado (no de pregrado)

5 FUNDAMENTOS TEORICOS

En esta sección se presentan los referentes teóricos, los cuales serán los soportes para el desarrollo y explicación de los hallazgos de esta investigación. Iniciaré hablando de los sistemas complejos y su estudio interdisciplinario. Luego se dará una introducción a los autómatas celulares y la minería de datos con el objetivo de contextualizar los métodos a aplicar en esta propuesta, y para terminar se muestran los conceptos de la cobertura y uso del suelo evidenciando la naturaleza compleja del fenómeno.

5.1 SISTEMAS COMPLEJOS

Los sistemas complejos adaptables (SCA) están compuestos por agentes interactuantes descritos en términos de reglas “SI-Entonces” (Figura 1-1). Estos agentes se adaptan cambiando sus reglas cuando acumulan experiencias y la mayor parte de su medio ambiente está constituido por otros agentes adaptables, de manera que una porción de los esfuerzos de adaptación de cualquier agente es utilizada para adaptarse a otros agentes adaptables, constituyendo este rasgo un fundamento importante de los patrones temporales complejos que se generan en sus dinámicas. Por lo que, comprender los SCA implica comprender estos patrones siempre cambiantes (Holland, 2004).

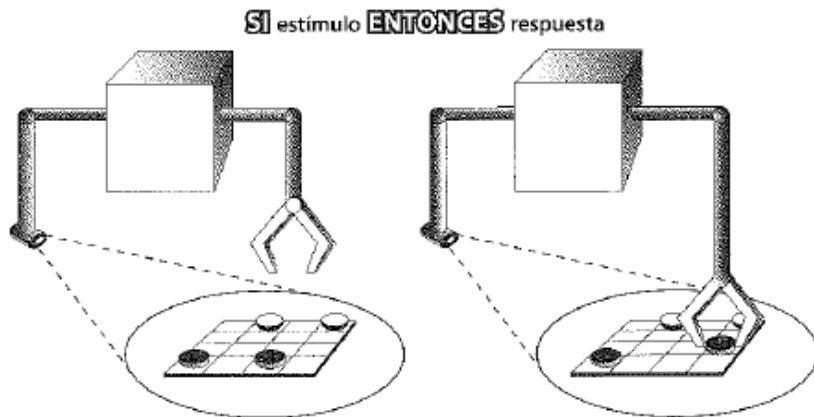


Figura 1-1. Agente Basado en Reglas.

La importancia de estudiar los SCA radica en que al buscar los principios generales que rigen su comportamiento, permite encontrar los principios que indiquen las distintas maneras de resolver los problemas concomitantes. Varios problemas complejos de la sociedad contemporánea, por ejemplo: la decadencia de las ciudades, el sida, las enfermedades mentales y el deterioro ecológico- persistirán hasta que desarrollemos una mejor comprensión de la dinámica de estos sistemas. La economía, el cambio climático y la planeación de las ciudades representan retos similares.

Pero formular una teoría para los SCA es más que difícil, debido a que el comportamiento de un SCA es más complejo que la suma simple de los comportamientos de sus partes. Además, hay abundancia de no-linealidades lo que significa que nuestras herramientas más útiles para

generalizar las observaciones y convertirlas en una teoría -análisis de tendencias, determinación de equilibrios, medios de muestreo, etc. quedarán totalmente desafiladas. La mejor manera de compensar esta pérdida es haciendo comparaciones interdisciplinarias del SCA, con la esperanza de extraer características comunes. Con paciencia y discernimiento se podrá convertir esas características comunes en bloques de edificación para construir una teoría general. Las comparaciones cruzadas proporcionan otra ventaja: las características que son sutiles y difíciles de extraer de un sistema, pueden ser conspicuas y fáciles de examinar en otro.

5.2 AUTOMATAS CELULARES

Son sistemas de células que interactúan de manera sencilla pero que manifiestan un comportamiento global complejo (Wolfram,1984).

Así mismo, los autómatas celulares (AC) son sistemas dinámicos y discretos, cuyos elementos tienen una interacción constante entre sí tanto en el espacio como en el tiempo. El autómata procesa la información aportada desde su entorno para modificar sus características de acuerdo a las normas que rigen su reacción a los insumos (Benenson, et al, 2004).

5.2.1 Definición de los Elementos de los Autómatas Celulares

Los ACs pueden definirse con los siguientes elementos básicos (Santos, 2010):

- Un plano o espacio n - dimensional, dividido en un número de subespacios homogéneos, conocidos como células o celdas.
- La geometría de celda, cada celda puede estar en uno de un conjunto finito o numerable de estados.
- Una Configuración, la que consiste en asignarle un estado a cada celda del autómata.
- Una Vecindad definida para cada celda, que consiste en un conjunto contiguo de celdas, indicando sus posiciones relativas respecto a la celda misma.
- Una Regla de evolución, la cual define cómo debe cada celda cambiar de estado, dependiendo del estado inmediatamente anterior de su vecindad.
- Un “Reloj virtual” de cómputo conectado a cada celda del autómata, el cual generará pulsos simultáneos a todas las celdas indicando que debe aplicarse la regla de evolución y de esta forma cada celda cambiará de estado.

El tiempo es discreto y sirve como índice en la configuración sucesiva de las simulaciones. Es también homogéneo y por lo tanto esas evoluciones toman lugar de la misma forma, independiente del lugar donde ocurran.

5.2.1.1 Lattice

La lattice hace referencia al plano donde evoluciona el AC, la geometría de ésta está dada por la geometría de las celdas. La definición del AC, requiere que la lattice sea regular. Para un AC unidimensional, la configuración en el espacio solo puede ser lineal. Un AC bidimensional, pueden tener diferentes tipos de geometría de celda. Los más comunes son:

triangular, hexagonal o rectangular (Figura 1-2). La geometría más usada en 3D es la de un cubo.

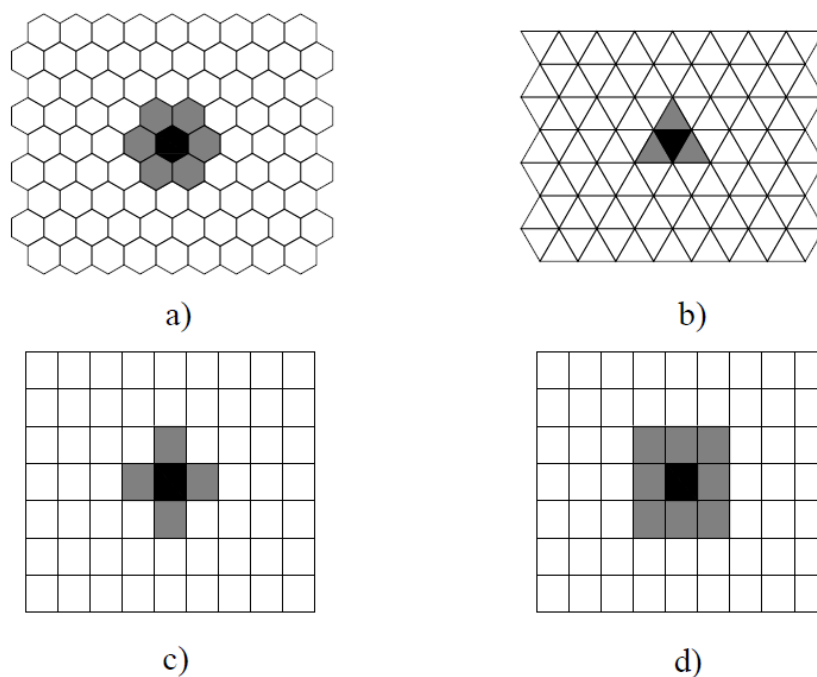


Figura 1-2. Algunas *lattice*, celdas y vecindades para autómatas celulares bidimensionales a) Celda hexagonal, b) Celda triangular, c) Celda rectangular con vecindad Von Neumann, d) Celda rectangular con vecindad Moore.

Fuente: Santos,2010.

5.2.1.2 Celda y Estados de Celda (Configuración)

La celda es el elemento básico de los ACs, simboliza un lugar del espacio a modelar y guarda un estado. Representa un espacio físico, por lo cual las celdas se distribuyen en un espacio n-dimensional discreto, pudiendo ser $n = 1, 2$ ó 3 , es decir, una representación lineal, bidimensional o tridimensional respectivamente del fenómeno a modelar. Todas las celdas deben ser idénticas y se encuentran formando una malla regular (*lattice*). El estado es un número o una propiedad de la celda, que puede representar el número de una población de individuos en esa celda o en el caso de esta investigación el valor del uso del suelo que posee. El estado de las celdas cambia de un instante a otro de acuerdo a un conjunto de reglas de transición comunes a todas las celdas.

5.2.1.3 Vecindad

La vecindad puede ser definida de diferentes formas, de manera que cada celda del autómata celular se relaciona con las inmediatamente adyacentes. Las vecindades más comunes en una malla de 2-dimensiones son la de Von Neumann que considera sólo las cuatro celdas adyacentes que comparten un borde con la celda central, y la de Moore que considera las celdas diagonales,

es decir las ocho celdas circundantes, en la Figura 1-3 se muestran las vecindades más comunes encontradas en la literatura.

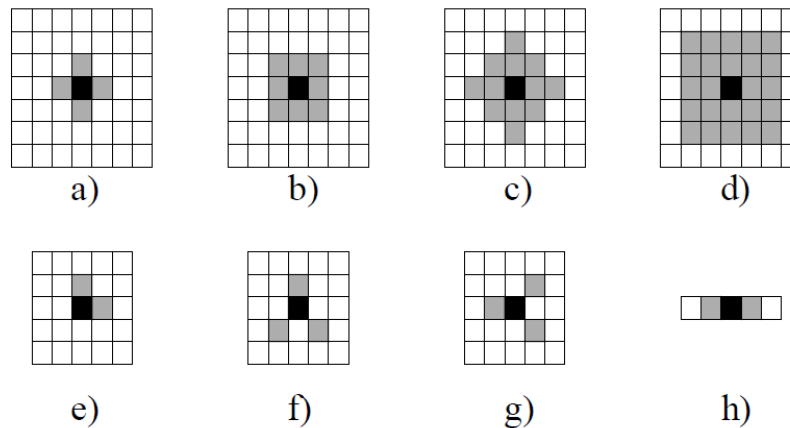


Figura 1-2. Algunos tipos de vecindad utilizadas en los autómatas celulares bidimensionales. a) Von Neumann con radio 1, b) Moore con radio 1, c) Von Neumann con radio 2, d) Moore con radio 2, e) Smith, f) Cole 1, g) Cole 2, h) Vecindad para un dimensión.

5.2.1.4 Reglas de transición

Las reglas de transición son funciones locales ya que ellas definen el estado de la celda en el tiempo $t+1$ basada solamente en su propio estado y el de la vecindad en el instante t . También son funciones uniformes ya que las reglas son las mismas en cualquier lugar, exceptuando las celdas de los bordes de malla, las que pueden tener reglas especiales. De esta forma, las reglas de transición dependen de la geometría de la malla, la vecindad y el conjunto de estados posibles. Las reglas de transición pueden ser definidas de la siguiente manera (Weimar 1997):

- Reglas Determinísticas: En las reglas de este tipo el estado de la celda no es determinado por función de probabilidad. El estado de la celda queda determinado por el estado de sus vecinas. Un ejemplo de este tipo de regla es el “juego de la vida” (Gardner, 1970), en que el estado de una celda queda definido si un determinado número de celdas vecinas se encuentran en un estado específico.
- Reglas Probabilísticas: Este tipo de regla se produce cuando una función entrega uno o más estados con cierta probabilidad, considerando que la suma de probabilidades de todos los estados posibles es uno. De esta forma, los ACs se convierten en procesos estocásticos en tiempo discreto.

La determinación de las reglas de transición del AC es un proceso que de alguna manera depende del conocimiento del modelador acerca del fenómeno, es decir es un proceso intuitivo. No obstante, las reglas de transición pueden también ser definidas a partir de expresiones matemáticas como: el vecino más cercano, funciones de decaimiento, parámetros matriciales, ecuaciones de evaluación multicriterio (EMC), modelos aplicando

comodidad wólfam sugirió nombrarlas por el equivalente decimal del número binario que se forma, siendo [0 0 0 0 0 0 0] la regla 0 y [1 1 1 1 1 1 1] la regla 255. figura 1-4.

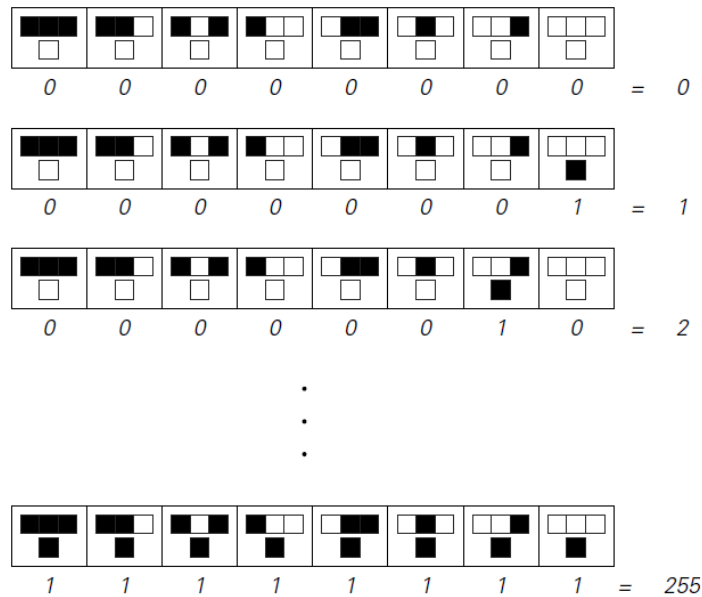


Figura 1-4. Las 256 reglas de Wolfram.

5.2.3 Comportamiento

Se han identificado comportamientos característicos de los AC, tanto en una como en dos dimensiones. De acuerdo con Wolfram (1986a), existen cuatro grupos básicos para los autómatas unidimensionales según su comportamiento espacio-temporal:

- CLASE 1: El Autómata en su evolución alcanza un estado global donde todas las células tienen el mismo estado. Un ejemplo de ello se puede analizar una regla tan simple como: la celda siguiente es blanca solo cuando las tres actuales son blancas. Esto se conoce como la regla 254 de wolfram. Figura 1-5a.
- CLASE 2: El Autómata muestra una evolución con un patrón simple. De la clase anterior considérese realizar un leve cambio a la regla: la celda siguiente es blanca solo cuando las dos celdas vecinas actuales son blancas. Esto se conoce como la regla 250 de wolfram. Figura 1-5b.
- CLASE 3: El Autómata muestra una evolución aperiódica y caótica. Ejemplo: la regla específica que una celda debe ser negra en el paso siguiente cuando vecino izquierdo o su vecino derecho, pero no ambos, son negros en el Estado actual. La regla (90) es indudablemente bastante simple. Pero ahora lo que produce no es tan simple, emerge un patrón bastante complejo. Figura 1-5c.
- CLASE 4: El Autómata muestra una evolución compleja. Es decir, aperiódica, pero de una u otra manera ordenada. La regla 30 produce un patrón que parece extremadamente irregular y complejo. Figura 1-5d.

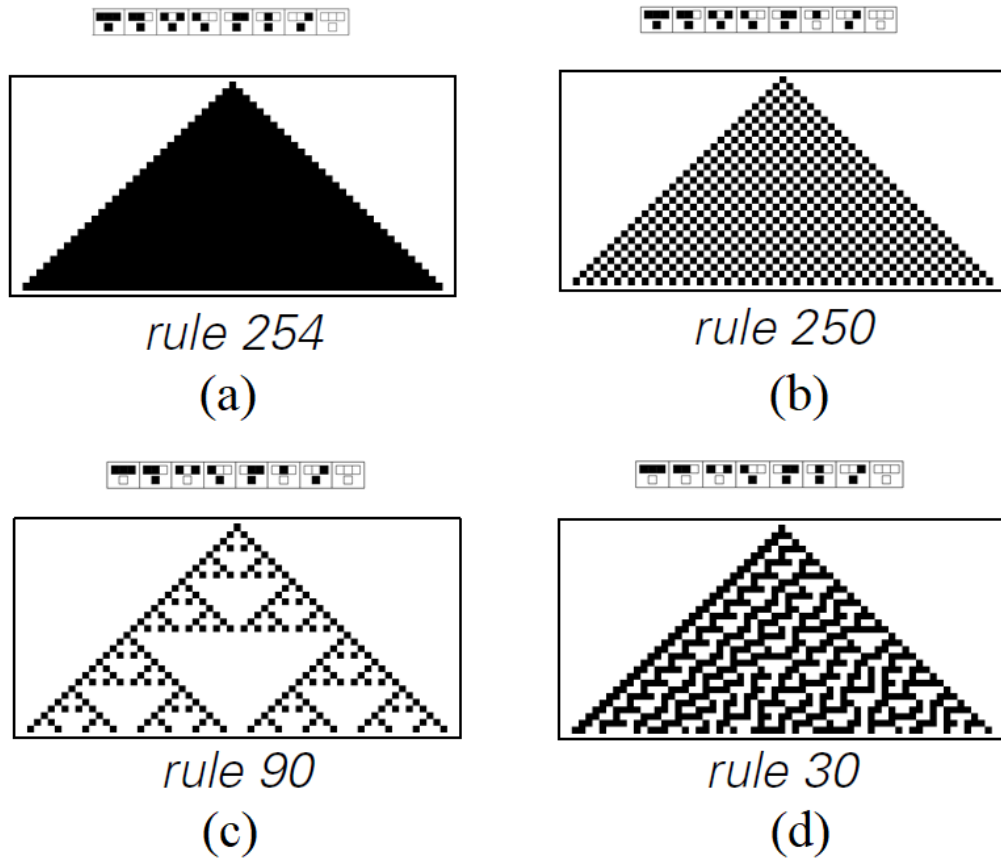


Figura1-5 comportamientos de los ACs.

5.3 ARBOLES DE DECISION Y MINERIA DE DATOS

Una de las características más relevantes de los modelos A.C. es la toma de decisiones guiadas por reglas, para lo que es necesario procesar gran cantidad de información de las distintas variables que intervienen en el modelo para identificar y comprender los patrones que determinan la respuesta o estado futuro del modelo, en otras palabras, es necesario construir conocimiento a partir de los datos.

Una de las herramientas para extracción de información potencialmente útil que reside de manera implícita en bases de datos es la minería de datos, que tiene origen en el análisis estadístico y la inteligencia artificial. La minería de datos es el proceso de “descubrimiento de conocimiento en bases” (KDD por sus siglas en inglés, Knowledge Discovery in Databases) (Hernández, 2008).

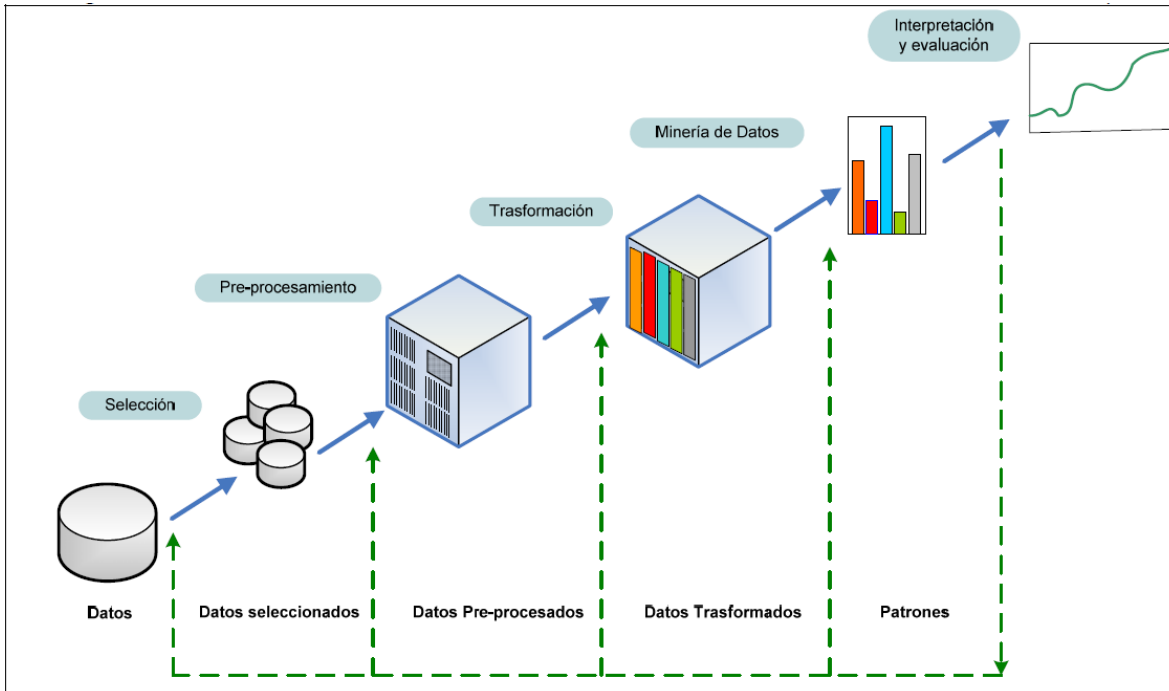


Figura 1-6.

Un proceso típico de descubrimiento de conocimiento en bases de datos (KDD) consta de los siguientes pasos (Figura 1-6):

- Selección de datos, tanto de las variables objetivo (aquellas que se quiere predecir), como de las variables independientes (utilizadas en el cálculo o proceso).
- Pre-procesamiento, que consiste en la identificación de valores atípicos, ausencia de datos, valores nulos, elaboración de histogramas y diagramas de dispersión.
- Transformación de los datos de entrada al formato requerido por el algoritmo de minería de datos.
- Minería de datos, incluye la construcción del modelo predictivo, la búsqueda de patrones y la extracción del conocimiento que representa los patrones de comportamiento observados en los valores de las variables.
- Interpretación y evaluación de datos, consiste en comprobar que las conclusiones que arroja el modelo son válidas y satisfactorias, así como en la transformación y representación de los patrones extraídos

Según el objetivo del análisis de los datos, los algoritmos utilizados se clasifican en supervisados y no supervisados. Los algoritmos supervisados (o predictivos), predicen un dato desconocido a partir de otros conocidos. Los algoritmos no supervisados (o del descubrimiento del conocimiento), descubren patrones y tendencias en los datos.

Las técnicas usadas por la minería de datos son: redes neuronales, algoritmos genéticos, reglas de inducción, árboles de decisión y el vecino más cercano.

5.3.1 Árboles de decisión

Un árbol de decisión es un modelo predictivo basado en reglas que sirve para representar y categorizar una serie de condiciones secuenciales para la solución de un problema. Los árboles de decisión se han utilizado con éxito en diferentes campos que van desde el diagnóstico médico, juegos, sistemas de predicción meteorológica y en la hidrología (Schärer et al. 2006, Preis et al. 2008, Wei et al. 2009).

Los árboles de decisión pueden ser representados como grupos de reglas SI-ENTONCES para mejorar la interpretación humana. Los principales algoritmos para la construcción de árboles de decisión son: Algoritmo de Hunt (CLS 60's), ID3 (Quinlin 70's-80's), C4.5 (Quinlin 90's), SLIQ y SPRINT.

Un árbol de decisión lleva a cabo un test a medida que hace un recorrido desde el nodo inicial o raíz hacia las hojas, para alcanzar así una decisión. Cada nodo en el árbol especifica una prueba de alguna etiqueta de la variable anterior, y cada rama descendiente desde este nodo corresponde a una de las posibles etiquetas para esta variable. Se clasifica una variable en el nodo inicial del árbol, y se generan ramas hacia abajo examinando las etiquetas específicas para la raíz, estas ramas llegan hasta nuevos nodos correspondientes a otras variables de entrada. Este proceso se repite para los subárboles, generando otros nodos. (Mitchell, 1997). Un nodo hoja representa el valor que devolverá el árbol de decisión y las ramas brindan los posibles caminos que se tienen de acuerdo a la decisión tomada.

Patrón	Tipo o Uso del Suelo	Pendiente del Terreno	Área de Drenaje	Intensidad de la Lluvia	Caudal de Escorrentía
1	Pavimento asfáltico	Baja	Grande	Llovizna leve	Bajo
2	Pavimento asfáltico	Baja	Grande	Aguacero	Alto
3	Zona verde	Baja	Grande	Llovizna leve	Bajo
4	Casas con jardines	Media	Grande	Llovizna leve	Bajo
5	Casas con jardines	Alta	Pequeña	Llovizna leve	Bajo
6	Casas con jardines	Alta	Pequeña	Aguacero	Alto
7	Zona verde	Alta	Pequeña	Aguacero	Bajo
8	Pavimento asfáltico	Media	Grande	Llovizna leve	Bajo
9	Pavimento asfáltico	Alta	Pequeña	Llovizna leve	Bajo
10	Casas con jardines	Media	Pequeña	Llovizna leve	Bajo
11	Pavimento asfáltico	Media	Pequeña	Aguacero	Alto
12	Zona verde	Media	Grande	Aguacero	Alto
13	Zona verde	Baja	Pequeña	Llovizna leve	Bajo
14	Casas con jardines	Media	Grande	Aguacero	Alto

Figura 1-7.

En la Figura 1-7 se presenta un ejemplo de datos o patrones de entrenamiento que describen el nivel del Caudal de Escorrentía en función de algunas variables topográficas e hidrológicas. Se observa que se tienen en cuenta cuatro variables de entrada (Tipo o Uso del Suelo, Pendiente del Terreno, Área de Drenaje e Intensidad de la Lluvia) y una variable de salida (Caudal de Escorrentía).

Las variables de entrada Tipo o Uso del Suelo y Pendiente del Terreno tienen tres posibles clasificaciones o etiquetas (pavimento asfáltico, zona verde y casas con jardines, y baja, media y alta, respectivamente), las variables Área de Drenaje e Intensidad de la Lluvia poseen 2 etiquetas cada una (grande y pequeña, y llovizna leve y aguacero, respectivamente). La variable de salida Caudal de Escorrentía puede tomar los valores bajo y alto.

A partir de la tabla de patrones (ver Figura 1-7) es posible generar el árbol de decisión de la Figura 1-8. Este árbol de decisión clasifica las variables que afectan el Caudal de Escorrentía definiendo si el nivel del caudal es bajo o alto. Se puede observar que el nodo inicial o raíz del árbol corresponde a una de las variables de entrada y será la que mejor clasifique los datos de entrenamiento. Los demás nodos serán las otras variables de entrada. Las ramas del árbol son las posibles etiquetas de la variable del nodo inmediatamente anterior y las hojas del árbol corresponden a los posibles valores que puede tomar la variable de salida.

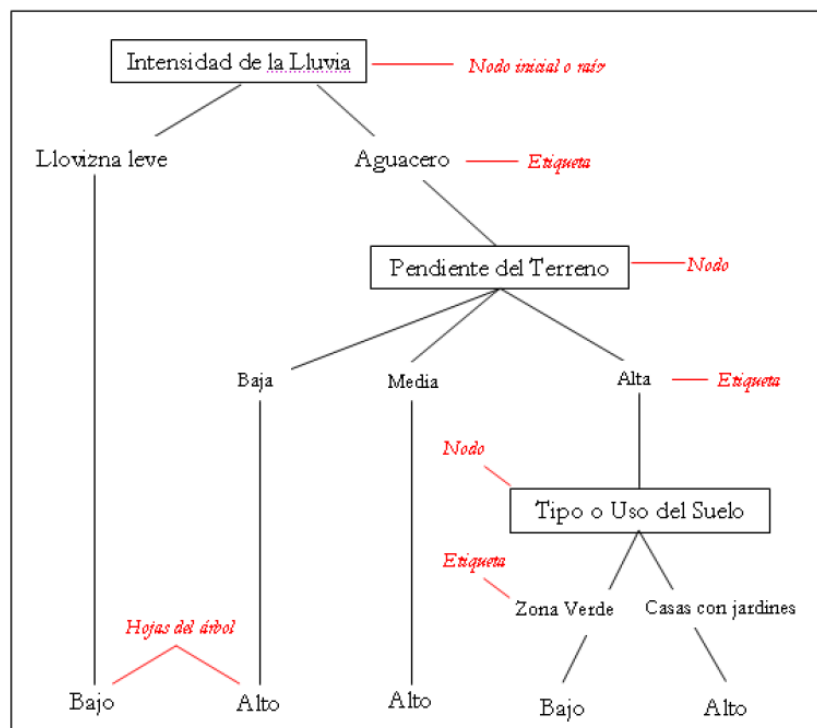


Figura 1-8

La construcción de los árboles de decisión comienza con la pregunta: ¿Qué variable de entrada debe ser la raíz del árbol? Con el fin de dar solución a esta incógnita cada variable

de entrada es evaluada usando un examen estadístico para determinar qué tan bien esta variable clasifica los patrones de entrenamiento. La mejor variable de entrada se selecciona y usa como el nodo inicial del árbol. Entonces, se crea una rama descendiente del nodo inicial para cada posible etiqueta de esta variable y los patrones de entrenamiento son clasificados en los nodos descendientes. El proceso completo se repite usando los datos de entrenamiento asociados con cada nodo descendiente para seleccionar la mejor variable en este punto del árbol. Esto forma una búsqueda gradual por árboles de decisión aceptables, en el cual el algoritmo nunca retrocede para reconsiderar elecciones tempranas. (Mitchell, 1997). Existen diferentes criterios de selección o pruebas estadísticas para definir los nodos hijos en el proceso de construcción del árbol de decisión: Índice Gini, Entropía (Ganancia de información), Test Chi-cuadrado y proporción de Ganancia de Información.

5.4 COBERTURA Y USO DEL SUELO

6 OBJETIVOS

6.1 OBJETIVO GENERAL

Conocer las dinámicas del cambio de uso del suelo de la ciudad de Neiva y sus propiedades emergentes a partir de un modelo basado en autómatas celulares.

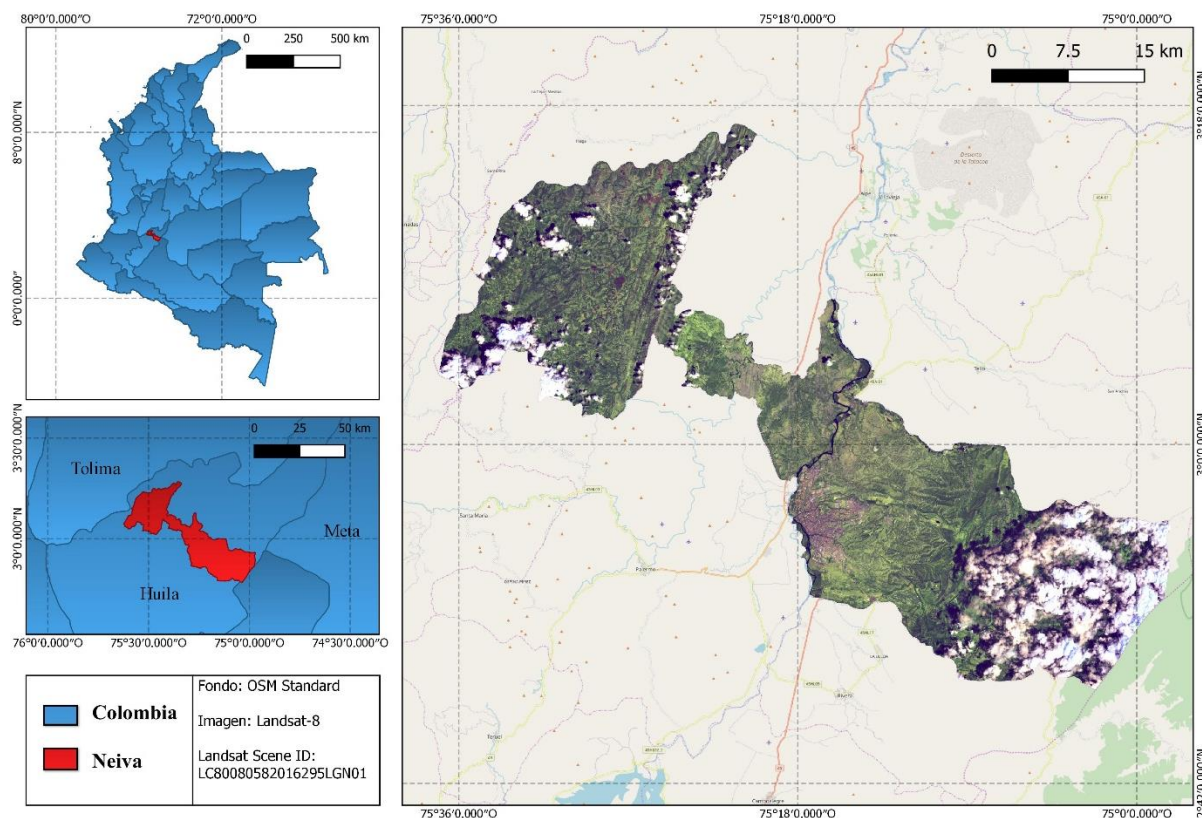
6.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Realizar un análisis de los cambios de cobertura y usos de suelo en la ciudad de Neiva, que sirva para alimentar un modelo basado en Autómatas Celulares y explicar las dinámicas de la ciudad.
- Desarrollar un modelo de simulación de cambio de cobertura y usos de suelo basado en autómatas celulares aplicado a imágenes satélites de la ciudad de Neiva.
- Evaluar el comportamiento del modelo basado en AC que permita conocer las propiedades de la ciudad de Neiva, vista como un sistema complejo adaptativo en términos de emergencia y auto-organización que pueda presentar.

7 METODOLOGIA

7.1 TIPO Y ENFOQUE DE LA INVESTIGACIÓN

7.2 UNIVERSO DE ESTUDIO, POBLACIÓN Y MUESTRA



La ciudad de Neiva es la capital del departamento de Huila, se encuentra ubicada a una distancia de 291 km de Bogotá, capital de Colombia, abarca desde la cordillera oriental hasta la cordillera central pasando por el valle del río Magdalena. La ciudad se encuentra a 442 metros sobre el nivel del mar, su temperatura promedio es de 28 °C y sus coordenadas geográficas son 2°55'39" N y 75°17'15" O. Limita al norte con los municipios de Aipe y Tello; al sur con los municipios de Rivera y Palermo; al oriente con el departamento del Caquetá y al occidente con el departamento del Tolima.

El territorio municipal tiene una superficie total de 1.228 km², de los cuales 46 km² corresponden al área urbana según información contenida en el POT. (IDOM, 2016).

La población total del municipio para el año 2019 es de 361.049 habitantes (según proyecciones del DANE calculadas con base en los resultados del Censo Nacional de Población y Vivienda -CNPV- 2018) de los cuales 338.346, equivalente al 94%, se localizan

en la zona urbana y 22.703 habitantes en zona rural, equivalente al 6% del total de la población.

ANÁLISIS DEL CRECIMIENTO HISTÓRICO DE LA HUELLA URBANA

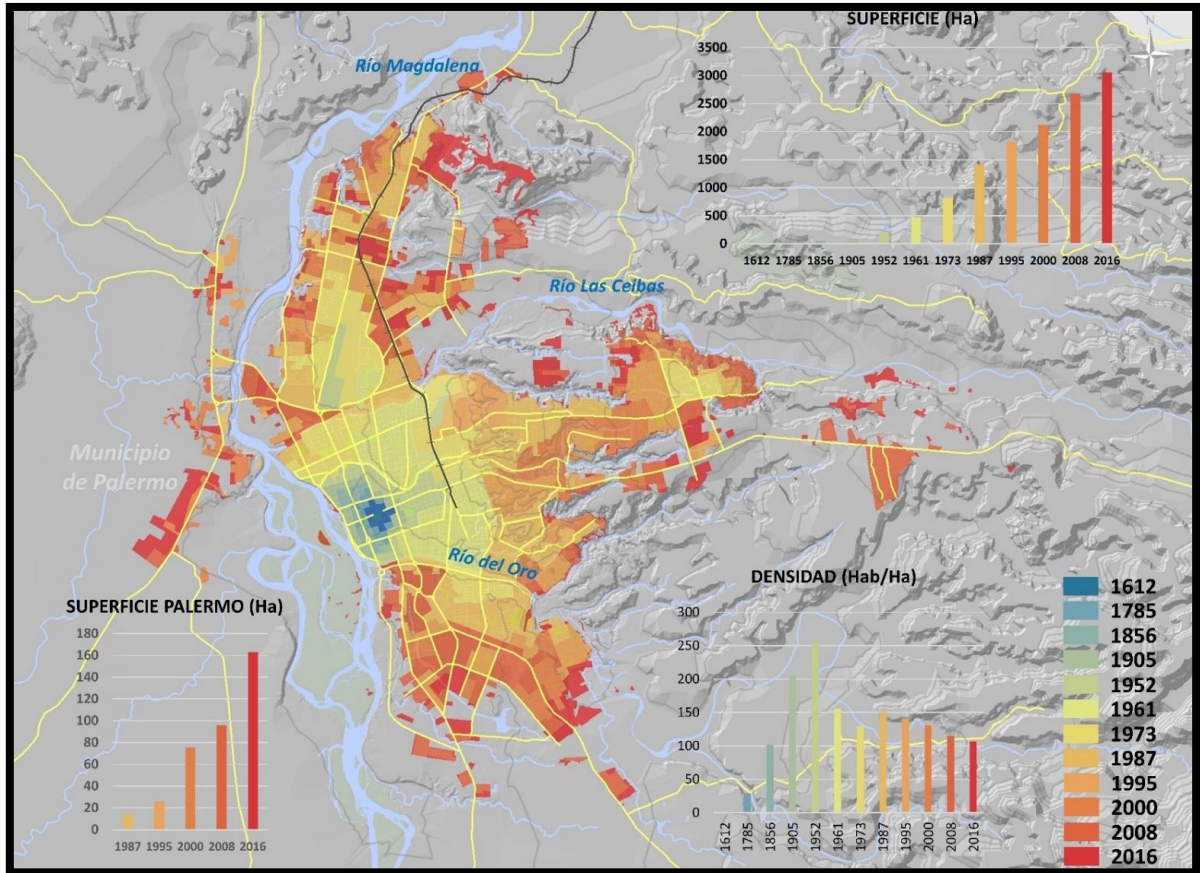
El BID en alianza con Findeter puso en marcha su Programa de Ciudades Emergentes y Sostenibles (CES) en Colombia desde el 2012. El Programa CES es una plataforma que busca darle apoyo a ciudades como Neiva en su capacidad de avanzar en su sostenibilidad en las dimensiones Ambiental, Urbana, Fiscal y de Gobernabilidad. Dentro de este desarrollaron informe final de Estudio de Crecimiento Urbano de Neiva, el cual incluye análisis de crecimiento histórico de la huella urbana.

AÑO	SUPERFICIE (ha)	CRECIMIENTO (ha)	TMCA* (Huella)	POBLACIÓN	TMCA** POB	DENSIDAD (hab/ha)
1612	14			14		1,0
1785	31	17	0,5%	901	2,4%	29
1856	53	21	0,7%	5.356	2,5%	127
1905	89	36	1,1%	18.333	2,5%	344
1952	206	117	1,8%	52.400	2,3%	258
1961	470	264	9,6%	73.135	3,8%	157
1973	777	308	4,3%	105.551	3,1%	136
1987	1414	637	4,4%	212.106	5,1%	150
1995	1821	407	3,2%	256.495	2,4%	141
2000	2120	299	3,1%	278.431	1,7%	131
2008	2668	549	2,9%	306.845	1,2%	115
2016	3061	392	1,7%	326.770	0,8%	107

Fuente: estudios de crecimiento huella urbana. (IDOM, 2016)

*TMCA (Huella)= Tasa media de crecimiento anual de la huella

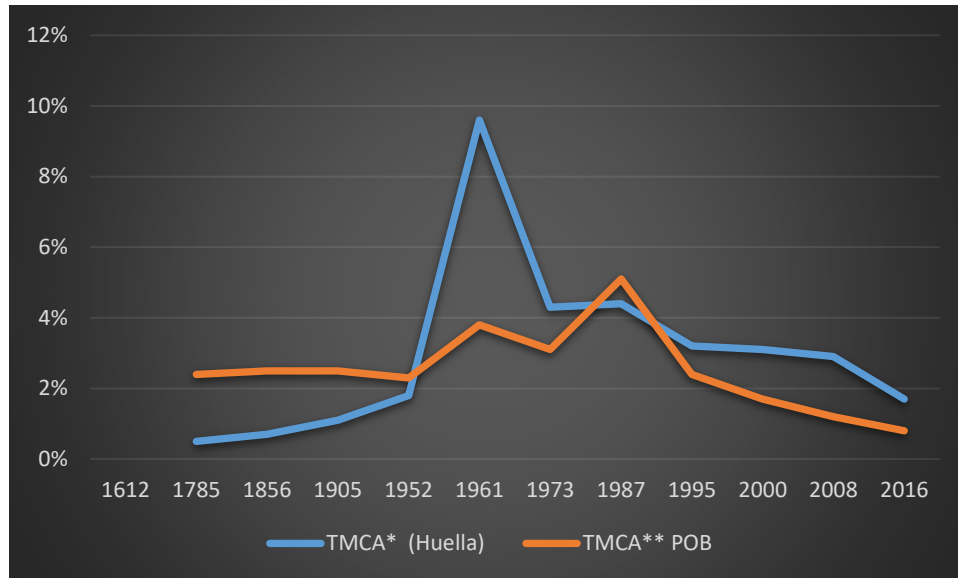
**TMCA POB= Tasa media de crecimiento anual de la población



Fuente: estudios de crecimiento huella urbana. (IDOM, 2016)

Se evidencia el gran crecimiento que tuvo la ciudad durante el siglo XX, pasando de aproximadamente 89 ha en 1905 a 2119 ha en el año 2000. Se observa igualmente que la densidad urbana se ha mantenido durante gran parte del siglo en rangos cercanos a los 140 habitantes por hectárea (densidad bruta).

Se observa la evolución de la Tasa Media de Crecimiento Anual (TMCA) de la Huella Urbana de Neiva. En esta grafica podemos observar la aceleración del crecimiento de la ciudad a partir de los años cincuenta, considerado como el periodo de mayor violencia en el país, llegando al punto de mayor crecimiento en la década de los sesenta. A mediados de los años setentas, se evidencia como la tasa comienza a decrecer, llegando a valores del 4% durante la primera década del siglo XX. Se refleja igualmente que a partir del año 2009 se presenta un desaceleramiento en la tasa de crecimiento de la huella urbana de Neiva.



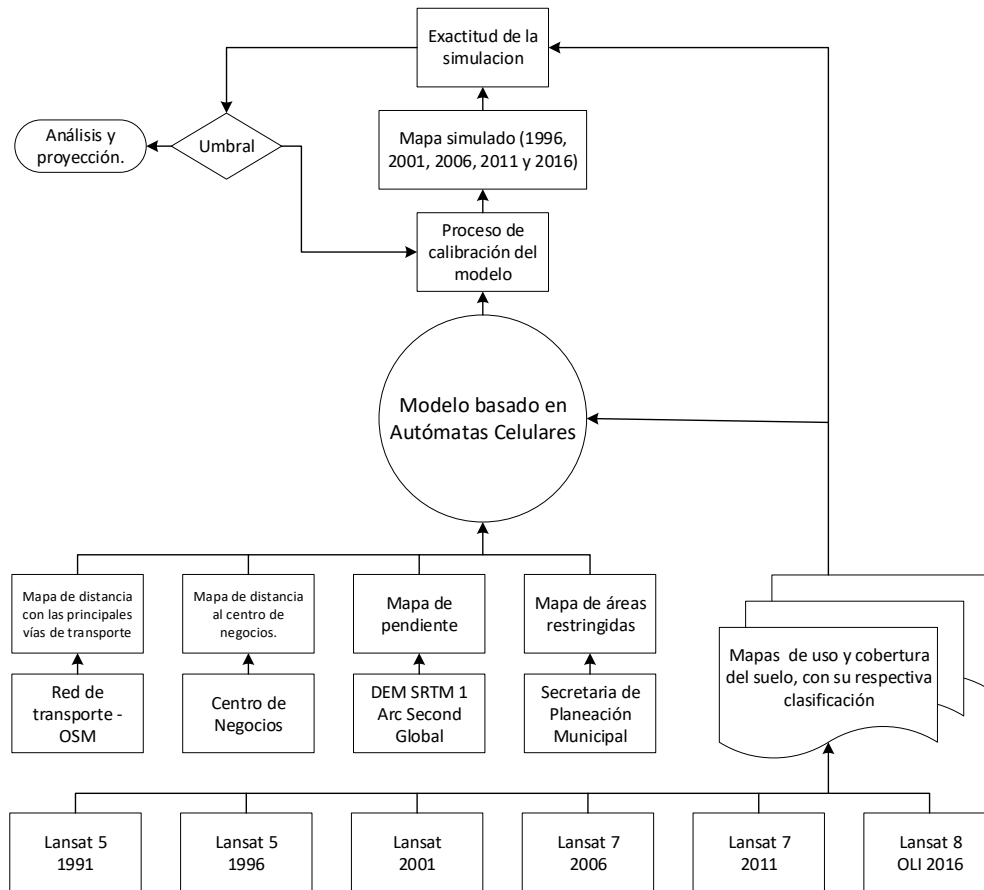
Fuente: estudios de crecimiento huella urbana. (IDOM, 2016)

DESCRIPCION METODOLOGICA

Este trabajo de investigación aborda el fenómeno del uso y cobertura del suelo de la ciudad de Neiva, haciendo énfasis en el crecimiento urbano, como un problema complejo, que involucra múltiples variables, para lo cual se formula un modelo sistémico que simula la respuesta del sistema ante cambios en las variables fundamentales del modelo y analiza sus propias dinámicas con el fin de entender mejor el comportamiento de la ciudad.

En consecuencia, para construir un modelo que involucre la naturaleza espacial y temporal del fenómeno se desarrollaron las siguientes actividades:

- Recolección y pre-procesamiento de información por medio de imágenes satelitales y modelos digitales de elevación.
- Construcción de imágenes en formato ráster a partir de un Sistema de Información Geográfica (SIG), donde se lleva a cabo su procesamiento y post-procesamiento.
- Generación de tabla de patrones y minería de datos, para determinar posibles reglas del modelo del Autómata Celular.
- Diseño del modelo de predicción para simular la dinámica de usos del suelo en la ciudad de Neiva utilizando Autómatas Celulares.



Fuente: Elaboración propia.

En cuanto a la resolución temporal para el análisis de las dinámicas de la ciudad de Neiva, se ha escogido un lapso de 25 años, con imágenes de los satélites Landsat por cada 5 años (1991, 1996, 2001, 2005, 2006, 2011 y 2016). Esto debido a que se pretende tener un tiempo considerable en el que se puedan observar cambios en el crecimiento urbano de la ciudad. También se tuvo en cuenta la disponibilidad de imágenes desde 1987 hasta el 2019 en los diferentes satélites Landsat (ver tiempos de funcionamiento), ya que en todos los años no se cuenta con imágenes para analizar, o las existentes presentan un alto porcentaje de nubosidad.

Satelite/Año	82	83	84	85	86	87	88	89	90	91	92	93	94	95	96	97	98	99	00	01	02	03	04	05	06	07	08	09	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	
Landsat 4	Jul																				Jun																		
Landsat 5			Mar																																			Jun	
Landsat 7																					Abr																		
Landsat 8																																							Feb

Fuente: Elaboración propia.

7.3 ESTRATEGIAS METODOLÓGICAS

1. Realizar un análisis de los cambios de cobertura y usos de suelo en la ciudad de Neiva, que sirva para alimentar un modelo basado en Autómatas Celulares y explicar las dinámicas de la ciudad.
 - 1.1. Consulta bibliográfica de trabajos previos con AC y uso del suelo. Se realizó consultas de trabajos previos con modelación basado en autómatas celulares aplicadas a dinámicas de uso del suelo, en los ámbitos internacional, nacional y regional.
 - 1.2. Definir la plataforma donde obtener las imágenes satelitales. Se escogió la plataforma de **USGS Earth Explorer - United States Geological Survey**, debido a la gran cantidad de información disponible en el sitio y de uso relativamente sencillo. Permite descargar una amplia cantidad de imágenes (de forma gratuita) provenientes de distintos sensores: LandSat, ASTER, MODIS, LiDAR, AVHRR, SENTINEL, entre otras. También se puede descargar el Modelo Digital de Elevación proveniente del SRTM.
 - 1.3. Definir el periodo de tiempo en el que se va a realizar el análisis. Tentativo 1988 – 2018. Se ha tomado como base el criterio de conseguir un rango temporal de 30 años, para hacer un estudio de evolución de coberturas y usos del suelo de la ciudad de Neiva. Siendo la de 2018 la imagen mas reciente que cuenta con las condiciones de visibilidad.
 - 1.4. Delimitar las fronteras geográficas de la zona de estudio. El área de estudio será todo el municipio de Neiva, tanto su zona urbana como rural.
 - 1.5. Consultar a expertos la clasificación del uso del suelo de Neiva (IGAC, CAM, Planeación Municipal). Se tomará como información de apoyo el “Plano de cobertura y uso actual del suelo” del proyecto “Revisión y ajuste del plan de ordenamiento territorial” generado por el departamento administrativo de Planeación Municipal de Neiva en 2009.
 - 1.6. Definir el método de clasificación. Se utilizará el método no supervisado K-means debido a que es uno de los más comunes en los estudios de uso y cobertura de suelo, además que es de fácil implementación y bajo costo computacional.
 - 1.7. Definir las clases en las que se van a agrupar los pixeles. Las imágenes de la ciudad de Neiva serán clasificadas en cuatro categorías, según los resultados del método de clasificación no supervisada. Abogando al principio de simplicidad característico de los AC y no cayendo en el espejismo de la precisión que podría generar un modelo complicado.
 - 1.8. Comprobar los resultados obtenidos en la clasificación.
 - 1.9. Determinar posibles zonas de exclusión (áreas protegidas, ...). De forma implícita los cuerpos de agua serán considerados zonas de exclusión para el crecimiento urbano, además, se consultará el POT del municipio de Neiva, con el fin de conocer las zonas protegidas legalmente.

- 1.10. Construir matriz de proximidad a las principales vías de transporte de Neiva. Primero se conseguirá archivo con información referente a las principales vías de la ciudad de Neiva, seguido se desarrollará imagen raster en donde se clasifique cada pixel del municipio según los rangos preestablecidos, todo esto con el fin de categorizar cada pixel según la cercanía a la red de transporte.
- 1.11. Determinar el método mediante el cual se van a definir reglas. Las reglas de transición es uno de los aspectos más importantes dentro del modelo AC. Teniendo en cuenta las variables utilizadas en diferentes trabajos (distancia al CBD, proximidad al transporte, pendiente del terreno, densidad poblacional, tasa de desempleo, índice de riqueza, distancia a ciudades de gran tamaño, entre otras), se pretende utilizar algunas de ellas para modelar las dinámicas del crecimiento urbano con reglas deterministas.
2. Desarrollar un modelo de simulación de cambio de cobertura y usos de suelo basado en autómatas celulares aplicado a imágenes satélites de la ciudad de Neiva.
 - 2.1. Definir la herramienta de programación (software y lenguaje). Dentro del proceso de modelación de AC se requieren dos herramientas principales. La primera, para lograr la adecuación de las imágenes satelitales entregadas por los sensores y así delimitar la zona a trabajar, clasificar los pixeles según categorías establecidas, definir áreas con restricciones, clasificar las pendientes del terreno, determinar proximidad con las principales rutas de transporte, determinar proximidad con el centro de la ciudad; para ello se ha escogido el software de QGIS teniendo en cuenta que es OpenSource, cuenta con gran información y tutoriales en la red y es una herramienta muy potente al alcance de todos. Para la generación del modelo se ha decidido trabajar con Python teniendo que es lenguaje de programación multiparadigma, de código abierto y también con mucho material en la red para poder trabajar con él.
 - 2.2. Definir tipo de Lattice. Teniendo en cuenta que el modelo AC va a trabajar con imágenes satelitales rasterizadas, es conveniente utilizar celdas cuadradas.
 - 2.3. Definir el radio y tipo de vecindad para AC. De acuerdo con Todler “Todo está relacionado con todo, pero lo que está cerca aún más”, se escoge una vecindad tipo Moore de radio uno (1) por tener en cuenta todos sus vecinos más cercanos.
 - 2.4. Definir la escala temporal a utilizar en el modelo con AC. Puesto que el rango de tiempo a trabajar son 30 años, se decide dividirlos en periodos equidistantes de 6 años por los cual se trabajaría con 6 imágenes.
 - 2.5. Definir la resolución espacial. Teniendo en cuenta que se va a trabajar con imágenes del satélite Landsat, cuya resolución es de 30mx30m, se decide trabajar con la máxima resolución de las imágenes.
 - 2.6. Programar el algoritmo del AC. Para la elaboración del algoritmo se trabajará en el entorno de desarrollo Spyder y serán utilizadas las librerías GDAL, OS, MATH, NUMPY y DEEPCOPY. Estos serán los soportes para elaborar la lectura de la información (imágenes satelitales clasificadas y variables necesarias para las reglas de transición), la aplicación de las reglas de transición, la validación de la exactitud y demás.
 - 2.7. Ejecución y calibración del modelo AC. La calibración del modelo AC se hará mediante ensayo y error, de tal forma que se ajustaran los parámetros de las variables de las reglas de transición.

3. Evaluar el comportamiento del modelo basado en AC que permita conocer las propiedades de la ciudad de Neiva, vista como un sistema complejo adaptativo en términos de emergencia y auto-organización que pueda presentar.
 - 3.1. Validar exactitud del modelo durante el tiempo a estudiar. Se realizará una comparación entre las imágenes clasificadas y las imágenes generadas por el modelo construyendo una matriz de confusión que indique el porcentaje de acierto.
 - 3.2. Conseguir estadísticas de crecimiento poblacional de la ciudad de Neiva, en el periodo a estudiar.
 - 3.3. Evaluar la dimensión fractal, para estimar el crecimiento de la mancha urbana.
 - 3.4. Aplicar el índice de Kappa de Cohen para medir la similitud general entre dos mapas.
 - 3.5. Aplicar el índice de Jaccard que mide la igualdad de localización de las celdas, considerando sus estados en dos mapas.
 - 3.6. Establecer posibles relaciones de causalidad.
 - 3.7. Hacer proyecciones a 2030 de la ciudad de Neiva, cambiando parámetros del modelo para analizar la sensibilidad.

En cada una de las actividades, ahora sí hacer la descripción metodológica. Es decir, el cómo. Esto implica criterios, herramientas, procesos, métodos, procedimientos, etc

7.4 TÉCNICAS E INSTRUMENTO DE INVESTIGACIÓN

8 ANALISIS DE RESULTADOS

9 CONCLUSIONES

10 BIBLIOGRAFIA

- Holland, J. (2004). EL ORDEN OCULTO De cómo la adaptación crea la complejidad. In *Fondo de cultura economica*.
- IDOM. (2016). *ESTUDIO DE CRECIMIENTO URBANO DE NEIVA*.
[http://www.alcaldianeiva.gov.co/Gestion/EstudiosInvestigacionesyOtrasPublicaciones/Informe3 - Estudio de Crecimiento Urbano.pdf](http://www.alcaldianeiva.gov.co/Gestion/EstudiosInvestigacionesyOtrasPublicaciones/Informe3-EstudiodeCrecimientoUrbano.pdf)
- Santos-Rocha, A. C. (2010). *IMPLEMENTACIÓN DE UN MODELO DE AUTÓMATA CELULAR PARA EL PRONÓSTICO DE LA PRECIPITACIÓN ESPACIAL. CASO DE ESTUDIO CIUDAD DE BOGOTÁ (COLOMBIA)*. Universidad Nacional de Colombia.
- Benenson Y, Gil B, Ben-Dor U, Adar R, Shapiro E (2004). An autonomous molecular computer for logical control of gene expression. *Nature* 429: 423-429.
- Wolfram, S.1984. Universality and Complexity in Cellular Automata.*Physica D*,10:1-35.

11 ANEXOS