



**MODELOS DE MARKOV Y AUTÓMATAS CELULARES PARA EVALUAR
DINÁMICAS DE CAMBIO DEL ÁREA PERIURBANA DE CHIHUAHUA**

POR:

I. D. T. JESÚS ALEJANDRO PRIETO AMPARÁN

**Tesis presentada como requisito parcial para obtener el grado de
Maestro en Ciencias**

Área Mayor: Recursos Naturales

**Universidad Autónoma de Chihuahua
Facultad de Zootecnia y Ecología
Secretaría de Investigación y Posgrado**

Chihuahua, Chih., México

Diciembre de 2015

Modelos de Markov y Autómatas Celulares para evaluar dinámicas de cambio del área periurbana de Chihuahua. Tesis presentada por Jesús Alejandro Prieto Amparán como requisito parcial para obtener el grado de Maestro en Ciencias, ha sido aprobada y aceptada por:

M. A. Luis Raúl Escárcega Preciado
Director de la Facultad de Zootecnia y Ecología

M. C. Antonio Humberto Chávez Silva
Secretario de Investigación y Posgrado

D. Ph. Pablo Fidel Mancillas Flores
Coordinador Académico

D. Ph. Carmelo Pinedo Alvarez
Presidente

DICIEMBRE 16-2015

Fecha

Comité:

D. Ph. Carmelo Pinedo Alvarez
Ph. D. Federico Villarreal Guerrero
Dr. Gilberto Sandino Aquino de los Ríos
D. Ph. Alfredo Pinedo Alvarez

© Derechos Reservados

Jesús Alejandro Prieto Amparán
PERIFÉRICO FRANCISCO R.
ALMADA KM. 1, CHIHUAHUA,
CHIH., MÉXICO C.P. 31453

DICIEMBRE 2015

AGRADECIMIENTOS

A DIOS, por brindarme la oportunidad de la vida, de poder continuar formándome profesionalmente, por colocarme en el camino del trabajo y la dedicación.

A la Universidad Autónoma de Chihuahua, a la secretaria de investigación posgrado de la Facultad de Zootecnia y Ecología, por darme la oportunidad de poder realizar mis estudios de maestría.

A CONACYT quien me apoyo para poder llevar a cabo mi trabajo de investigación de estudios de posgrado.

A los integrantes del cuerpo académico CA-16 Recursos Naturales y Ecología, quienes me apoyaron con sus consejos, enseñanzas, me integraron en proyectos de investigación y tuvieron la confianza de apoyarse en mí.

A los integrantes de mi comité de grado, por brindarme su tiempo, enseñanzas, dedicación e ideas.

DEDICATORIA

A DIOS, creador del cielo y de la tierra

A mis padres Socorro Alejandro Prieto Aguayo y Elvira Amparan Hernández

A mis hermanos Karla Alejandro Prieto Carrillo y Elías Prieto Amparán

A mis tíos, primos, sobrinos y toda mi familia

A mi compañera de vida Rosalinda Ibarra López

CURRICULUM VIATE

El autor nació el 6 de enero de 1991 en la ciudad de Chihuahua, Chihuahua, México.

2009 - 2014

Estudios de Licenciatura en el Programa Educativo de Ingeniero en Desarrollo Territorial de la Facultad de Ciencias Agrotecnológicas.

2014 – Actualidad

Estudios de Maestría en Ciencias en Producción Animal y Recursos Naturales de la Facultad de Zootecnia y Ecología.

2013 – 2014

Participación en el proyecto “Sistema de Monitoreo Terrestre Orientado a la Ganadería (SIMTOG)”

2013 – 2014

Participación en el proyecto “Seguimiento y Evaluación de Sitios Permanentes de Investigación Forestal y el Impacto Socioeconómico del Manejo Forestal en el Norte de México”

Miembro de la Sociedad Latinoamericana de Percepción Remota y Sistemas de Información Espacial

Miembro de la Sociedad Mexicana de Manejo de Pastizales

RESUMEN

MODELOS DE MARKOV Y AUTÓMATAS CELULARES PARA EVALUAR DINÁMICAS DE CAMBIO DEL ÁREA PERIURBANA DE CHIHUAHUA

POR:

I. D. T. JESÚS ALEJANDRO PRIETO AMPARÁN

Maestría en Ciencias en Producción Animal

Secretaría de Investigación y Posgrado

Facultad de Zootecnia y Ecología

Universidad Autónoma de Chihuahua

Presidente: D. Ph. Carmelo Pinedo Alvarez

Un aumento de la población conlleva un rápido crecimiento urbano, que a su vez incrementa la demanda de recursos naturales. Esto tiene un impacto del paisaje natural. Los objetivos de este estudio fueron determinar cambios de uso de suelo en el período 1989-2014 a través de cadenas de Markov y generar escenarios futuros de cambios de uso de suelo para los años 2019 y 2024 mediante autómatas celulares. Se utilizaron tres escenas del satélite Landsat TM 1989, 1999, 2009 y una escena de Landsat OLI8 del año 2014. Se clasificaron siete clases de usos del suelo; agricultura, asentamiento humano, matorral, pastizal, bosque, cuerpos de agua y vegetación ribereña. La precisión de las clasificaciones obtenidas se validó con el índice K_{APPA} . El matorral redujo su superficie de 54.53 % en 1989 a 48.05 % en 2014. El pastizal disminuyó de 23.5 % a 16.01 % del 2009 al 2014. En contraste, el área urbana presentó un incremento de 13.6 % en 1989 a 28.6 % en el 2014. Los métodos de Markov y Autómatas Celulares mostraron que el área urbana continuará creciendo

principalmente a expensas de las áreas de pastizales y matorrales. Estos métodos son herramientas valiosas para analizar la evolución espacial y temporal del crecimiento urbano y su interacción con áreas de pastizales y matorrales principalmente.

ABSTRACT

MARKOV MODELS AND CELLULAR AUTOMATA FOR THE STUDY OF CHANGE OF LAND USE IN PERI-URBAN AREA OF CHIHUAHUA

BY:

JESUS ALEJANDRO PRIETO AMPARAN

An increase in population involves a rapid urban growth, producing an increment on the demand of natural resources and impacting the natural landscape. The aims of this study were to determine changes in land use in the period 1989-2014 through Markov chains and generate future scenarios of changes in land use for the years 2019 and 2024 by cellular automata. The study included the urban and nearby natural areas of Chihuahua city. Four scenes from the years 1989, 1999, 2009 and 2014 were used. Seven classes of land use and vegetation were classified; (1) agriculture, (2) human settlement, (3) bushes, (4) pasture, (5) forest, (6) water bodies and (7) riparian vegetation. The precision of the classifications was assessed with the K_{APPA} index. The scrublands occupied 54.53 % of the area in 1989 and decreased it to 48.05 % in 2014. The grasslands reduced its surface from 23.5 % to 16.01 % during 2009-2014. In contrast, the urban area increased its surface from 13.6 % to 28.6 % during the same period. These methods showed the urban area would continue expanding mainly over the grasslands and scrublands areas. These methods are valuable tools for analyzing the spatial and temporal evolution of urban growth and its interaction with scrublands and grassland areas mainly.



CONTENIDO

	Página
RESUMEN	vi
ABSTRACT.....	viii
LISTA DE CUADROS.....	xi
LISTA DE GRÁFICAS.....	xii
LISTA DE FIGURAS.....	xiii
INTRODUCCIÓN.....	1
REVISIÓN DE LITERATURA.....	3
Crecimiento Urbano.....	2
Percepción Remota.....	4
Percepción Remota y Crecimiento Urbano.....	5
Clasificación supervisada.....	6
Cambio de Uso de Suelo.....	8
Simulación de Cambio de Uso de Suelo.....	10
Cadenas de Markov (CM).....	12
Autómatas Celulares (AC).....	13
Autómatas Celulares – Markov (ACM).....	15
MATERIALES Y METODOS.....	17
Área de Estudio.....	17
Localización.....	17
Fisiografía.....	17
Uso del suelo.....	17



Metodología.....	19
Datos.....	19
Tratamiento de las imágenes.....	19
Clasificación del Uso de Suelo.....	21
Composición en falso color (CFC's).....	21
Método de clasificación multiespectral.....	21
Análisis de la Información.....	22
Evaluación de la clasificación.....	22
Métodos de análisis espacio-temporal.....	25
Cadenas de Markov (CM).....	25
Autómatas Celulares (AC).....	27
Limitaciones y Criterios de Susceptibilidad de Crecimiento	
Urbano.....	28
Validación.....	28
RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	34
Detección de Cambios.....	34
Probabilidad de Transición.....	38
Validación del Modelo.....	40
Simulación de Usos de Suelo y Cuantificación de Cambios.....	46
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	57
LITERATURA CITADA.....	61



LISTA DE CUADROS

Cuadro		Página
1	Características de las imágenes satelitales utilizadas.....	20
2	Clasificaciones de usos de suelo y definición de las áreas de entrenamiento.....	23
3	Precisión de las clasificaciones determinado por el Índice K_{APPA}	24
4	Superficie de coberturas para el 1989, 1999, 2009 y 2014 en hectáreas y porcentaje de ocupación por categoría.....	37
5	Dinámicas de cambios de siete tipos de uso de suelo en el área urbana y periurbana de Chihuahua. Números positivos y números negativos indican ganancias y pérdidas de superficie.....	39
6	Resultados de validación K_{APPA} para los usos de suelo simulados de 2009 y 2014.....	49
7	Matriz de probabilidad de transición para las 2029 y 2024.....	51
8	Superficie de uso de suelo simulados para el 2019 y 2024 en hectáreas y porcentaje de ocupación por categoría.....	54
9	Ganancias y pérdidas de superficie por uso de suelo para el 2019 y 2024.....	57



LISTA DE GRÁFICAS

Gráfica		Página
1	Comportamiento de los usos de suelo en las fechas estudiadas.....	38
2	Relación entre la expansión urbana y población.....	44
3	Uso de suelo de actuales 2009 y 2014 versus usos de suelo simuladas.....	47
4	Porcentaje de ocupación por las diferentes usos de suelo en las diferentes fechas.....	56



LISTA DE FIGURAS

Figura		Página
1	Localización del área de estudio.....	20
2	Configuración del filtro 5x5 utilizado en el módulo de CA_Markov.....	29
3	Factores de restricción. A la izquierda, Celdas Rojas = elevaciones aptas para desarrollo urbano, Celdas Negras = elevaciones no aptas para desarrollo urbano. A la derecha, Celdas Rojas = pendientes aptas para desarrollo urbano, Celdas Negras = pendientes no aptas para desarrollo urbano.....	31
4	Factores de idoneidad. A la izquierda, distancia a los ríos (m). A la derecha, distancia a las carreteras (m).....	32
5	Diagrama de flujo utilizado para el análisis de los cambios espacio temporales de los siete usos de suelo en la zona urbana y periurbana de la ciudad de Chihuahua	34
6	Mapas de clasificación supervisada de la ciudad de Chihuahua para los años 1989, 1999, 2009 y 2014.....	41
7	Uso de suelo “real” y simulado 2009 y 2014	48
8	Simulación de uso de suelo para los años 2019 y 2024 mediante CA_Markov	53



INTRODUCCIÓN

Durante la última década, la expansión urbana se ha convertido en un tema de interés por los grandes impactos en el ambiente local, regional y global (Tian *et al.*, 2014). El aumento de la población y el resultado de la urbanización es uno de los procesos más complejos de cambios sobre el uso de suelo a escalas locales y globales (Yu y Ng, 2007). Las áreas urbanas cubren una pequeña fracción de superficie del planeta (solo el 2 %), sin embargo, su crecimiento ha alterado de manera significativa el paisaje natural (He *et al.*, 2000; Li y Yeh, 2004; Shalaby y Tateishi, 2007; Dewan y Yamaguchi, 2009). Son responsables del 78 % de la producción de gases de efecto invernadero, lo cual contribuye significativamente en el cambio ambiental global (Grimm *et al.*, 2000). Otros efectos de la urbanización es la alteración de los ciclos biogeoquímicos (Sung *et al.*, 2013), su expansión sobre cultivos agrícolas, tierras de pastizal y áreas de bosques que han tenido como consecuencia la fragmentación y la degradación de los suelos (Manjarrez *et al.*, 2015).

Es necesario entender el comportamiento evolutivo de las áreas urbanas para preservar los recursos naturales que interaccionan con la misma (Ward *et al.*, 2000). Para analizar la estructura, función y dinámica de los sistemas urbanos es importante vincular los patrones espaciales con el paisaje natural para cuantificar las causas y consecuencias de la evolución del paisaje urbano (Tang *et al.*, 2008).

La mayoría de las técnicas de detección de cambios, han sido desarrolladas para monitorear la dinámica urbana empleando sensores remotos (Mesev *et al.*, 2001; Read *et al.*, 2002; Tang *et al.*, 2005). Los métodos de



comparación se basan en el análisis multitemporal de imágenes de satélite usando algebra de mapas a través de las diferencias entre las dos imágenes (Pinedo *et al.*, 2008) y técnicas de regresión en imágenes (Yuan y Elvidge, 1998). Este último método es uno de los más empleados en los últimos años para predecir el uso de suelo por medio de la variación del modelo (Verhagen, 2007). Sin embargo, existen diversas limitantes en los modelos de regresión las cuales son que sufren de la cuantificación del cambio y el análisis temporal. De estas limitantes una de las principales es el análisis temporal en la cual sus resultados sólo pueden indicar hacia dónde se producirá el desarrollo urbano, pero no cuando esta se llevará a cabo (Hu y Lo, 2007). En este sentido, el uso de modeladores integrados al análisis espacio temporal como Cadenas de Markov (CM) y Autómatas Celulares (AC), los convierten en modelos estocásticos adecuados para estimar el comportamiento del crecimiento urbano, ya que incorporan el efecto de la interacción espacial y la dinámica temporal (Liu, 2008; Cabral, 2009; Mitsova *et al.*, 2011).

Con base en lo anterior, los objetivos de este estudio fueron: 1) determinar cambios de uso de suelo en el período 1989-2014 a través de cadenas de Markov y, 2) generar escenarios futuros de cambios de uso de suelo para los años 2019 y 2024 mediante autómatas celulares.



REVISIÓN DE LITERATURA

Crecimiento Urbano

La transición de las economías basadas en agricultura hacia la industrialización forzó al proceso de urbanización y el desarrollo de las ciudades. Esto se acompañó de un patrón de crecimiento urbano monocéntrico debido a la concentración de industrias, residencias y el comercio en las áreas metropolitanas (Parés-Ramos *et al.*, 2008). Como resultado, las innovaciones en tecnologías de la información y de la comunicación, junto con la descentralización de las actividades comerciales, industriales y financieras están alterando y diversificando los patrones tradicionales de las aglomeraciones urbanas y conduciendo a nuevas dinámicas de población y paisajes (Munroe *et al.*, 2005).

La comprensión de los patrones urbanos, sus procesos dinámicos y su relación es un objetivo primordial en la agenda de investigación urbana. El desarrollo y gestión de las áreas urbanas requiere de información detallada sobre los procesos en curso y patrones de desarrollo urbano. Preguntas sobre ¿cómo se organizan espacialmente las áreas urbanas?, ¿dónde?, ¿cuándo? y ¿hacia dónde ocurrirán los nuevos crecimientos? serán abordadas. Las respuestas a estas preguntas ayudaran a los planificadores y administradores del territorio a prepararse para el futuro de una manera equitativa y sostenible (Bhatta, 2010).

La aglomeración urbana con sus múltiples oportunidades de empleo en la industria manufacturera, el comercio, el turismo y otros sectores de servicios, atraen a una gran parte de la población que radica en las zonas rurales, sobre



todo a la población joven, contribuyendo con la disminución de trabajo en la agricultura (Losada *et al.*, 1998). El crecimiento urbano se está extendiendo en sus paisajes circundantes.

La población incrementa cada vez el consumo de alimento, energía, agua y sus recursos naturales sin tener en cuenta las consecuencias sociales, económicas y ambientales. El entorno urbano está cambiando profundamente el ecosistema global. Los cambios de uso de suelo son un indicador de los cambios ambientales. Los espacios abiertos son cada vez más incluyendo ciudades, pueblos y ejes de tráfico (Bugliarello, 2003). La aplicación de la caracterización y monitoreo del uso de suelo para la comprensión del desarrollo de las ciudades es limitada. El proceso de urbanización debe ser descrito con claridad, monitoreado e incluso simulado en diferentes escalas (Longley, 2002).

Percepción Remota

En un contexto ambiental, la percepción remota se refiere a las tecnología que capturan la energía proveniente del espectro electromagnético que emana de las áreas u objetos de la superficie terrestre, los océanos o la atmosfera (Short, 1998). Los datos que son productos de percepción remota cuentan con una ubicación geográfica en la naturaleza, lo que significa que las áreas y objetos observados son referenciados de acuerdo a su ubicación geográfica en un sistema de ubicación geográfico (Lillesand *et al.*, 2008) Esto permite que los datos puedan ser analizados en conjunto de otros datos geoespaciales, como datos que representan las redes de carreteras, la densidad de población, entre otros. Los datos obtenidos por percepción remota con suficiente detalle pueden ser de utilidad para la caracterización de este tipo



de objetos geográficos, del estado del crecimiento de las áreas urbanas, de la condición de la vegetación y para la identificación en los cambios del borde en los hábitats (Chneider y Woodcock *et al.*, 2008).

Los sensores remotos, como los satélites, proporcionan una visión sinóptica (observación de grandes superficies en una sola escena). Estas son adecuadas para la creación y mantenimiento de una infraestructura de datos cartográficos que permiten dar seguimiento de los cambios en los ecosistemas a gran y pequeña escala que el mundo enfrenta hoy en día (Campbell y Wynne, 2011). El satélite Landsat (Satélite de la Tierra) fue diseñado en la década de 1960 y fue puesto en marcha en 1972 como el primer satélite diseñado específicamente para la observación a gran escala de la superficie terrestre. Hoy en día el satélite Landsat es importante por derecho propio, como un sistema de percepción remota que ha contribuido en gran medida a diversos estudios (Campbell y Wynne, 2011).

Percepción Remota y Crecimiento Urbano

En los últimos años, la percepción remota y el estudio del crecimiento urbano han demostrado ser una herramienta útil para la planificación urbana. Hoy en día, los datos derivados de percepción remota se encuentran disponibles, georreferenciados y presentan una oportunidad para recopilar y analizar información relevante de los entornos urbanos y periurbanos (Netzband y Jürgens, 2010). En este contexto la percepción remota es un requisito para examinar el comportamiento de la expansión urbana y como modifica el paisaje.

Datos de percepción remota pueden ser utilizados para detectar y evaluar la estructura física y la composición de las áreas urbanas (Kühn, 2003).



Aunque es cuestionada por su heterogeneidad espacial y espectral en los entornos urbanos, debido al alto grado de diferencias de reflexión de energía dentro de los diversos usos de suelo y a los cambios constantes dentro de las zonas urbanas (Jensen y Cowen, 1999), parece ser una fuente apropiada para apoyar estudios de tipo urbano (Herold *et al.*, 2004). La información espacial y temporal detallada de la morfología urbana, el uso de suelo y la distribución de la población son esenciales para su observación y comprensión (Donnay *et al.*, 2001).

Un informe publicado por la NASA puso de hincapié el hecho de que los avances en el mapeo de la superficie de la tierra por datos derivados de percepción remota están contribuyendo a la creación de información espacial detallada, ofreciendo a los planificadores la oportunidad de inferir sobre la dinámica del crecimiento urbano y la expansión urbana en una mayor magnitud, así como cuestiones relacionadas con la gestión territorial (NASA, 2001). La información derivada de la percepción remota puede ayudar a describir y modelar el entorno urbano, lo que lleva a una mejor comprensión de los beneficios aplicados en la planificación y gestión urbana (Banister *et al.*, 1997; Longley y Mesev, 2001).

Clasificación supervisada. La importancia del uso de suelo ha impulsado el desarrollo de métodos para supervisar el estado del suelo a niveles locales y globales. La percepción remota es un enfoque práctico para esto, debido a su capacidad para cubrir grandes áreas a bajos costos. El desarrollo de métodos para lograr una cobertura del uso de suelo es un primer paso para el uso de los datos (Pouliot, 2012).



Imágenes provenientes de percepción remota pueden ser clasificadas digitalmente a través de enfoques supervisados o no supervisados. La clasificación supervisada es mucho más precisa para la obtención de clases de usos de suelo ya que depende en gran medida del conocimiento y las habilidades del analista (Bhatta, 2008). Mientras tanto, la clasificación no supervisada depende del algoritmo seleccionado.

La clasificación de imágenes se refiere a la interpretación asistida por un ordenador. Aunque algunos procedimientos de clasificación son capaces de incorporar información sobre características específicas de la imagen como la textura, forma, entre otros, la mayor parte de los clasificadores de imágenes se basa en la detección de firmas espectrales. Es decir, se basa en los patrones de la respuesta espectral (Clark Labs, 2006).

El proceso de clasificación está basado en clasificar píxeles de la imagen en un número finito de clases individuales o categorías. Si un píxel satisface un conjunto de criterios, el píxel se asigna a la clase correspondiente. Dependiente del tipo de información que se desea extraer de la imagen, las clases pueden estar asociadas con características conocidas como el suelo. Un ejemplo de una imagen clasificada es el uso de suelo, el cual muestra la vegetación, suelos sin vegetación aparente, pastizales, áreas urbanas, entre otros (Erdas, 2013).

La clasificación supervisada requiere del aporte del usuario así como del ordenador. Las áreas específicas (áreas de entrenamiento) son seleccionadas, representando las clases de los usos de suelo en las imágenes de satélite. Una variedad de algoritmos (distancia mínima, máxima verosimilitud, paralelepípedos, entre otros) pueden ser utilizados para buscar en el resto de la imagen píxeles



que cuenten con valores muy cercanos a la media de los valores de las áreas de entrenamiento en materia de sus valores espectrales (Donnay *et al.*, 2001, Mesev, 2003).

Cambio de Uso de Suelo

La cobertura de la superficie terrestre ha ido cambiando desde tiempos inmemorables y es probable que continúe cambiando en el futuro (Ramankutty y Foley, 1998). Estos cambios se están produciendo en un rango de escalas espaciales desde lo local a lo global y en frecuencias temporales de días a milenios (Townshend *et al.*, 1991). Tanto las fuerzas antropogénicas y naturales son las responsables del cambio.

En décadas recientes el cambio de uso de suelo, debido a razones antropogénicas, ha avanzado más rápido que el cambio natural. Esta tasa de cambio sin precedentes se ha convertido en una importante preocupación ambiental en todo el mundo. Por causa de esto, casi todos los ecosistemas del mundo han sido alterados de manera significativa lo que socaba la capacidad del ecosistema de proporcionar bienes y servicios ecosistémicos (Lambin y Meyfroidt, 2011).

Normalmente, el uso de suelo se define en un contexto económico, por lo que pensar en el suelo es pensar en agricultura, uso residencial, comercial entre otros. La sociedad moderna depende de los datos de uso de suelo precisos tanto para fines científicos como administrativos. Estos cambios forman un componente esencial de la planificación económica local y regional que garantizan las diversas actividades en la estructura del paisaje de una manera racional (Campbell y Wynne, 2011).



El cambio de uso de suelo puede ocurrir a través de causas directas e indirectas de las actividades humanas. Los cambios en el uso de suelo pueden ser originados por medio de la quema de áreas para desarrollar la disponibilidad de animales silvestres, con el establecimiento de la agricultura, lo que resulta en una extensa remoción de la cobertura vegetal como la deforestación (Ellis y Poncio Jr., 2006). El cambio de uso de suelo se conoce como un proceso complejo que es causado por las interacciones mutuas entre los factores ambientales y sociales en diferentes escalas espaciales y temporales (Valbuena *et al.*, 2008).

Las actividades y desarrollos industriales tienen relación con la concentración de poblaciones en las zonas urbanas. Esto se conoce como la urbanización, la cual incluye el movimiento de la población de zonas rurales a las zonas urbanas, junto con el abandono de tierras productivas (Ellis y Poncio Jr. 2006).

Existen numerosas técnicas para modelar este fenómeno. Esto incluye modelos que se han desarrollado desde la década de 1960 y están aumentando en términos de cantidad y popularidad. Sin embargo, algunos de estos modelos sufren de una falta de incorporación de factores o variables significativas. Los métodos tradicionales (Cadenas de Markov y Autómatas Celulares – Markov) tienen debilidades inherentes al no considerar la actividad humana y su interacción con el medio ambiente. La importancia principal de este problema es el hecho de que los seres humanos son los principales agentes en la modificación del paisaje y el impacto en las orillas de las ciudades es debido a sus preferencias de asentamiento y estilo de vida (Jokar, 2012).



Es esencial para los planificadores urbanos y políticos responsables de la administración y gestión de territorio centrarse en la tendencia de la expansión urbana y sus impactos ambientales. Una simulación de escenarios permitiría conocer los probables cambios futuros. Por lo tanto la dirección del cambio y la cantidad debe tenerse en cuenta (Jokar, 2012).

Simulación de Cambio de Uso de Suelo

Parte esencial de la gestión territorial es la planificación en el uso de suelo así como el establecimiento de pronósticos con el fin de cambiar el rumbo de los posibles impactos (Brail y Klosterman, 2001). La previsión y evaluación de cambios en el uso de suelo es un complejo conjunto de tareas y por lo tanto tiene que ser realizado después de un profundo conocimiento sobre el área de estudio (Meyer y Turner 1994).

Ciudades en constante expansión urbana están siendo consideradas como sistemas cada vez más complejos, lo que justifica el uso de la modelación para dar cabida a la dinámica espacio-temporal de numerosas interacciones. Autómatas celulares es una herramienta compatible con la representación de este tipo de sistemas (Jokar, 2012).

Los modelos de simulación espacial son fundamentales para la comprensión de las fuerzas impulsoras de cambio de uso de suelo, así como para producir escenarios que se pueden utilizar para obtener información sobre el posible comportamiento del uso del suelo (Pijanowski *et al.*, 2002; Eastman *et al.*, 2005; Torrens 2006).

El dominio del conocimiento de modelos de simulación espacial ha avanzado debido a la evolución de la tecnología junto con la disminución del



costo económico de los equipos informáticos. Por su parte, las ciencias geoespaciales, naturales, sociales, han enriquecido los modelos de simulación espacial (Tobler, 1979).

Existen dos razones principales para el modelado del crecimiento urbano: la primera es la necesidad de incrementar el nivel de comprensión de la relación causa-efecto en la dinámica de crecimiento, y la segunda es la comprensión de las causas-efecto para apoyarse en el proceso de las toma de decisiones para la gestión territorial (Jokar, 2012).

Aunque la modelación urbana no es un concepto nuevo, no ha sido ampliamente practicado, sobre todo en países en vías de desarrollo. Varios problemas se han identificado en la construcción, la calibración y la aplicación de modelos enfocados a la dinámica de crecimiento urbano y de uso de suelo (Batty, 2008).

Dado de que muchos modelos de simulación urbana incluyen los sistemas humanos y ambientales, los requisitos que se deben imponer a los datos son bastante complejos y van desde reglas de decisión socioeconómica, ambiental y de uso de suelo. Sin embargo, estas fuentes de información generalmente están limitadas en su precisión y consistencia temporal (Herold *et al.*, 2005).

En consecuencia de lo anterior, algunos estudios han explorado fuentes alternativas de datos como lo son los provenientes de sensores remotos (Acevedo *et al.*, 1996). Estos estudios encontraron que las técnicas de percepción remota pueden proporcionar datos fiables y espacialmente consistentes en grandes áreas con resoluciones adecuadas a cada tipo de



estudio. Datos de percepción remota pueden representar características urbanas, como la extensión espacial, patrones de crecimiento y usos de suelo (Usher, 2000).

La comprensión de los patrones y procesos de modelos urbanos se ve limitado por los datos disponibles. Longley y Mesev (2000) mencionan a la percepción remota como una fuente importante e insuficientemente explotada de datos para las aplicaciones de gestión urbana. Batty y Howes (2001) sostienen que los datos de percepción remota pueden proporcionar una visión única sobre el cambio espacial y temporal de los patrones urbanos. La percepción remota puede contribuir a una mejor representación de la heterogeneidad espacial de la estructura del uso del suelo urbano, paisaje, la mejora de los modelos tradicionales que a menudo tienden a reducir el espacio urbano a una medida unidimensional de la distancia (Irwin y Geoghegan 2001). Sin embargo, el potencial de la aplicación combinada de técnicas de percepción remota y modelos urbanos aún no se han explorado y evaluado del todo (Longley y Mesev 2000; Batty y Howes 2001).

Cadenas de Markov (CM)

Es un proceso estocástico que describe la probabilidad de cambio de un estado a otro. Éste método ha sido utilizado generalmente para estudiar los sistemas de recursos hídricos y simular precipitaciones, sobre todo para describir y predecir transición litológica y el cambio de uso de la suelo (Li *et al.*, 1999). CM incluye una matriz de probabilidades de transición. La matriz de probabilidades de transición es calculada por la matriz de contingencia presentando las frecuencias relativas de cambio de uso de suelo de un período



determinado en el tiempo (Cabral y Zamyatin 2009). Markov, obtiene la matriz de áreas de transición, la cual registra la cantidad de pixeles que podría cambiar de una categoría a otra en un en el tiempo. CM no es un modelo espacialmente explícito; por lo tanto, no es un modelo apropiado para estimar la localización de cambio, que es el objetivo de los trabajos donde la modelación de uso de suelo es utilizada. Sin embargo, es un excelente estimador cuantitativo (Kamusoko *et al.*, 2009). Sus resultados pueden ser asignados por medio de otros enfoques. CM se basa en la suposición de que un posible estado de uso de suelo en el futuro (comportamiento) se ve influenciado en gran parte por su condición anterior. Siguiendo esta lógica, caracterizar el paisaje explicaría el comportamiento en términos de probabilidades, donde la probabilidad es determinada por el estado anterior del uso de suelo. En el proceso de CM se describe una serie de transiciones entre diferentes estados definidos a partir de los valores de probabilidad asociados con cada pixel. El aspecto más significativo de CM es la dependencia de las probabilidades asociadas con la transición del estado anterior del uso de suelo (Harbaugh y Bonham-Carter 1981).

En esencia, la probabilidad de que el uso de suelo estará en un estado dado en un determinado momento (t_2) se deriva a partir del conocimiento de su estado en cualquier momento antes del tiempo de partida utilizado (t_1) y no depende del comportamiento antes de t_1 (Petit *et al.*, 2001).

Autómatas Celulares (AC)

Es un modelo dinámico originalmente concebido por Ulam y Von Neumann en los años 40's para dar un contexto en la investigación del



comportamiento de los sistemas complejos (Von Neuman, 1996). AC es también el principal marco de modelado de escenarios basado en agentes. La simulación de cambio de uso de suelo utilizando AC es un proceso complicado, ya que diversas variables como restricciones y factores espaciales deben ser empleadas (Li, 2008). Un hecho fundamental en la modelación basada en AC es la definición de reglas de transición, las cuales permiten llevar a cabo el modelado correctamente. Los cambios del uso de suelo en la periferia de las ciudades y la expansión urbana son debidos a factores tanto internos como externos. El impacto interno significa que un área tiende a continuar con su desarrollo y expansión. El impacto externo puede ser originado por factores como las condiciones geográficas, circunstancias socioeconómicas, abandono de tierras, entre otros. Las limitaciones físicas (cuerpos de agua, terreno escarpado entre otros) restringen o retrasan el desarrollo de las zonas urbanas. Los factores socioeconómicos, tales como la disponibilidad de suelo y demandas sobre el uso del suelo, la accesibilidad a los nodos de empleo, a los servicios públicos e instalaciones, tales como escuelas, tiendas, transporte público, y la contigüidad áreas urbanas también desempeñan un papel clave en el desarrollo urbano; por lo tanto, son capaces de definir las condiciones apropiadas (Liu, 2008).

Las reglas de transición son los principales insumos en un modelo de AC. Básicamente, las reglas anteriores se han definido en formas lineales, utilizando métodos tales como la evaluación multicriterio (EMC; Yang *et al.*, 2008). Las técnicas de EMC son una herramienta que apoya a la toma de una decisión entre distintas alternativas (asignación del uso del suelo para una determinada



acción). La base para esta decisión es conocida como criterio. En la EMC se genera una serie de combinaciones de criterios para lograr una única decisión compuesta. Por ejemplo, para el desarrollo industrial los criterios que se podrían incluir son, proximidad a las carreteras, pendiente del terreno, cercanía a las zonas de casa habitación, entre otros (Clark Labs, 2006).

Mediante el uso de la probabilidad de cambio, que se calcula a través del modelo de CM (es decir, la matriz de transición) en conjunto con el modelo de AC, se forma el modelo de Autómatas Celulares – Markov (ACM). ACM aplica un filtro de contigüidad en un uso de suelo para estimar el cambio espacial. Por lo tanto, este enfoque convierte los resultados del modelo de CM en un modelo espacialmente explícito por la integración de la funcionalidad de AC (Jokar, 2012).

El modelo de ACM es un enfoque sólido en términos de estimación de cantidad, así como del modelado de la dinámica espacial y temporal del cambio de uso de suelo debido a su integración con los sistemas de información geográfica (SIG) y datos de percepción remota. Datos biofísicos y socioeconómicos podrían utilizarse para definir las condiciones de los usos de suelo (Kamusoko *et al.*, 2009).

El modelo de ACM regula la dinámica temporal entre el uso del suelo basado en las probabilidades de transición; mientras que la dinámica espacial es controlada por las reglas locales, por el filtro espacial de autómatas celulares y por los mapas de transición (Maguire *et al.*, 2005). ACM comienza la asignación de los cambios de los píxeles más cercanos a cada uso de suelo (Poncio y Malanson, 2005).



Autómatas Celulares – Markov (ACM)

En las últimas décadas diversas investigaciones han sido planteadas para el desarrollo de autómatas celulares, en conjunto con la geografía para la simulación de sistemas complejos. ACM ha sido empleado para simular la propagación de incendios forestales (Goodchild *et al.*, 1996), la dinámica poblacional (Coculelis, 1985) y el cambio de uso de suelo (Batty y Xie, 1994).

ACM es un modelo espacial que puede ser utilizado en la simulación de cambio de uso de suelo en paisajes y es visto como un mosaico de estados discretos y cambios multidireccionales. Por ejemplo, el bosque de encino puede cambiar a un estado no forestal o viceversa (Silverton *et al.*, 1992; Li y Reynolds, 1997).

El modelo de ACM, que combina AC con análisis de la CM y técnicas basadas en SIG, se utiliza para modelar cambios de uso de suelo y representar los sistemas de estado/transición (Jokar, 2012).

El proceso de CM provee probabilidades de transición para controlar la dinámica temporal entre las clases de uso del suelo. La dinámica espacial está controlada por reglas locales determinadas, ya sea por el filtro de vecindad de AC o por su asociación con los posibles mapas de susceptibilidad obtenidos a través de técnicas de técnicas de EMC. Las probabilidades de transición de AC dependen del estado de cada pixel, del estado de los pixeles circundantes y de los pesos asociados con el contexto de vecindad (White y Engelen, 1997).



MATERIALES Y MÉTODOS

Área de Estudio

Localización. El estudio comprendió el área urbana y periurbana de la ciudad de Chihuahua, México. Se ubica entre las coordenadas geográficas - 106.083 O y 28.674 N (Figura 1). En el año 2010, Chihuahua contaba con una población total de 819,543 habitantes, de acuerdo con el Censo de Población y Vivienda 2010 del Instituto Nacional de Estadística Geografía e Informática (INEGI, 2010).

Fisiografía. En su orografía, la ciudad de Chihuahua está rodeada por los sistemas montañosos de Sierra de Nombre de Dios, Sierra Azul y Sierra de Mápula. Sus formaciones geológicas desempeñan diversas funciones, entre las principales se encuentra la recarga del acuífero Chihuahua – Sacramento, debido al fracturamiento presente en este tipo de formaciones (IMPLAN, 2009). Con respecto a la elevación, estas fluctúan desde los 1306 a los 2665 msnm.

Usos del suelo. Las principales formaciones vegetales presentes en el área son pastizal, matorral, bosque de encino, agricultura y vegetación ribereña. Los pastizales naturales están originados por la interacción del clima, del suelo y la fauna de la región; pastos de género *Bouteloua sp.*, combinados con manchones de matorral que se distribuyen sobre lomeríos de distintas pendientes hacia el noroeste, oeste, suroeste y sur del área periurbana (COTECOCA, 1978). Con respecto a otros usos del suelo, destacan principalmente el área urbana, agricultura, ganadería y cuerpos de agua (IMPLAN, 2009).

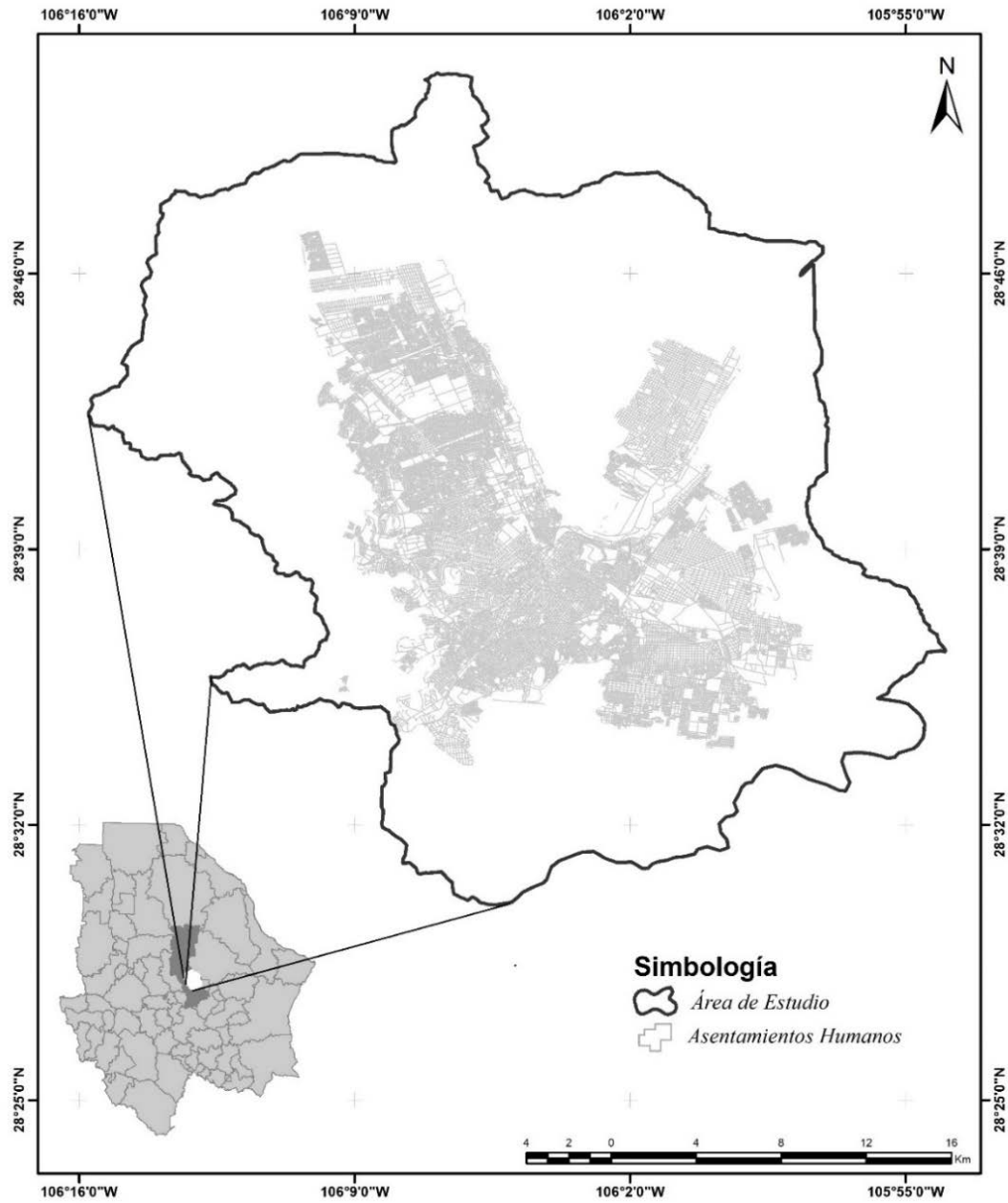


Figura 1. Localización del área de estudio.



Metodología

Datos. Se utilizaron tres escenas del sensor Landsat TM5 correspondientes a los años 1989, 1999, 2009 y una escena del sensor Landsat OLI8 del 2014. Las escenas fueron obtenidas del Servicio Geológico de los Estados Unidos de América (USGS, por sus siglas en inglés). Las imágenes utilizadas pertenecen al Path 33 y Row 40, se encuentran en un Nivel 1 de procesamiento estándar, en formato GeoTIFF y tienen una resolución espacial 30 m. La proyección corresponde a Universal Transverse de Mercator (UTM) con un datum World Geodetic System (WGS) 84. Las escenas cuentan con un procesamiento de corrección estándar del terreno Nivel 1G, el cual provee precisiones radiométrica y geométrica derivadas de datos obtenidos por el sensor. La exactitud geométrica de las escenas de Landsat se ubica dentro de los 250 metros (1 Sigma). El Cuadro 1 presenta las principales características del sensor utilizado en el estudio.

A partir del Modelo Digital de Elevación (MDE) con escala 1:20,000 se obtuvo la microcuenca que sirvió de base para el análisis espacial del área urbana y periurbana.

Tratamiento de las imágenes. Se aplicaron los pre-procesamientos básicos para el mejoramiento de las imágenes de acuerdo a los procedimientos de Lillesand *et al.* (2008). Éstos se basaron en la creación de subescenas del área de estudio y procesos de rectificación radiométrica basado en el ajuste del histograma mediante el método de "histograma mínimo". Éste consiste en substraer de cada banda el valor mínimo observado, ya que en una escena siempre pueden existir algunos píxeles en sombra total, que en ausencia de



Cuadro 1. Características de las imágenes satelitales utilizadas

Satélite	Fecha de captura	Características
Landsat (TM)	1989	7 bandas espectrales, 30 metros de resolución
Landsat (TM)	1999	7 bandas espectrales, 30 metros de resolución
Landsat (TM)	2009	7 bandas espectrales, 30 metros de resolución,
Landsat (OLI)	2014	8 bandas espectrales, 30 metros de resolución, 1 banda pancromática 15 metros de resolución



visibilidad óptima para el sensor, no recibirían ni deberían reflejar ninguna energía de procedencia solar (Lillesand *et al.*, 2008)

Las escenas de Landsat TM5 y OLI8 fueron editadas y el área de estudio fue delimitada en las imágenes con el software ArcMap 10.2[®]. Los valores potenciales (niveles digitales o datos crudos) de Landsat 8 fueron transformados a una escala de 0 a 256 para homogenizar la escala de valores. Para lo anterior, se utilizó la microcuenca específica obtenida de un conjunto de microcuencas generadas a partir del MDE.

Clasificación del Uso de Suelo

Composición en falso color (CFC). La identificación y selección de las clases de uso de suelo se obtuvieron a partir de dos CFC. Para los años 1980, 1990 y 2000 se utilizó la banda 5 en el canal rojo (1.55 - 1.75 μm), la banda 4 en el verde (0.76 - 0.90 μm) y la banda 3 en el azul (0.63 - 0.69 μm). Estas combinaciones se realizaron con forme a las recomendaciones de Lillesand *et al.* (2008) para el sensor Landsat TM5. Para el sensor Landsat OLI8 se utilizó la banda 6 en el canal rojo (1.57 - 1.65 μm), la banda 5 en el verde (0.85 - 0.88 μm) y la banda 4 (0.64 - 0.67 μm), de acuerdo al ajuste de las bandas en los canales visibles e infrarrojo de este sensor. Ambas composiciones generadas fueron la base para el análisis preliminar de las clases de uso de suelo de interés. Las clases de uso de suelo seleccionadas fueron: agricultura (AG), asentamientos humanos (AH), matorral (M), pastizal (P), bosque de encino (B), cuerpo de agua (CA) y vegetación ribereña (VR). Estas clases fueron validadas con análisis de cartografía temática como topografía, vegetación y uso de suelo y fotointerpretación.



Método de clasificación multispectral. La clasificación de máxima verosimilitud disponible en ArcMap10.2[®] fue utilizada para obtener los cuatro mapas temáticos correspondientes a cada una de las fechas bajo estudio. La creación de las áreas de entrenamiento para la obtención de muestras espectrales se enfocó en las clases de uso de suelo obtenidas previamente en las CFC. El Cuadro 2 presenta las propiedades de las áreas de entrenamiento derivadas del proceso de digitalización para cada una de las clases de uso de suelo seleccionadas en el estudio.

Análisis de la Información

Evaluación de la clasificación. Se utilizó el estadístico K_{APPA} sugerido por Wilkie y Finn (1996) para determinar la precisión de los mapas temáticos obtenidos de los usos de suelo (Cuadro 3). Este método permitió calcular la precisión de las clasificaciones de uso de suelo utilizando una muestra estratificada. K_{APPA} es reconocido como un método multivariado discreto el cual compara clases a través de una matriz de error (Kellenberger y Itten, 1996). De esta forma, K_{APPA} puede ser usado como una medida de acuerdo entre los modelos simulados y la realidad (Congalton, 1991). En este estudio, se asumió que el conocimiento empírico del área es suficiente para discriminar los usos de suelo colindantes con la mancha urbana. K_{APPA} es representado por la siguiente ecuación matemática:

$$K_{APPA} = \frac{N \sum^k X_{ii} \sum^k (X_{i+} * X_{+i})}{N^2 - (X_{i+} * X_{+i})}$$

donde: N = número total de observaciones, K = número de filas en la matriz, X_{ii} = número de observaciones en la fila i y columna i , $X_{i+} * X_{+i}$ = total marginal para la



Cuadro 2. Clasificaciones de usos de suelo y definición de las áreas de entrenamiento

Uso de suelo	Propiedades de las áreas de entrenamiento por uso de suelo
Agricultura	Forma irregular compuesta por pixeles color "Peridot Green" y "Ultramarine"
Asentamiento Humano	Forma irregular compuesta por pixeles color "Glacier Blue"
Matorral	Forma irregular compuesta por pixeles color "Lime Dust"
Pastizal	Forma irregular compuesta por pixeles color "Cantalopue"
Bosque de encino	Forma irregular compuesta por pixeles color "Green Leaf"
Cuerpos de agua	Forma irregular compuesta por pixeles color "Dark Navy"
Vegetación Ribereña	Forma irregular compuesta por pixeles color "Quetzal Green"



Cuadro 3. Precisión de las clasificaciones determinado por el Índice K_{APPA}

Uso de suelo	Precisión			
	1989	1999	2009	2014
Agricultura	0.81	1.00	1.00	1.00
Asentamiento Humano	1.00	1.00	0.83	1.00
Matorral	0.61	0.85	0.57	0.43
Pastizal	0.83	0.80	1.00	0.51
Bosque de Encino	0.86	1.00	1.00	1.00
Cuerpo de Agua	1.00	1.00	1.00	1.00
Vegetación Ribereña	1.00	1.00	1.00	0.81
Precisión General K_{APPA}	0.87	0.95	0.91	0.82



fila i y columna i . Un valor de K_{APPA} igual a 1 indica una similitud de 100 % entre los valores simulados y los reales. Por el contrario, un valor cercano a 0 sugiere una similitud cercana a 0 % entre los valores simulados y los reales.

Métodos de análisis espacio-temporal. Se utilizó el proceso de geosimulación para examinar el cambio de uso de suelo entre dos fechas y a continuación extrapolarlo asumiendo cambios constantes (Benenson y Torres, 2004). Las técnicas de geosimulación utilizadas en este análisis fueron ACM.

Para hacer las simulaciones del uso de suelo se utilizaron las clasificaciones supervisadas de los usos de suelo para los cuatro períodos fueron generados por ArcMap10.2[®], los archivos fueron transformados de la estructura de archivo shapefile a ráster, luego se transformaron al formato ASCII y con el software Idrisi Selva[®] se importaron como archivos ráster (.rst).

Cadenas de Markov (CM). Este modelo facilitó el análisis en forma cuantitativa de los cambios de uso de suelo en las fechas estudiadas. Se utilizó el módulo de Markov en el software Idrisi Selva[®]. Esta técnica está basada en un modelo de proceso estocástico que describe la probabilidad de cambio de un estado a otro por medio de una matriz de probabilidad de transición (Mousivand *et al.*, 2007).

En este estudio, los cambios en los usos de suelo durante 1989, 1999, 2009 y 2024 fueron utilizados para desarrollar la matriz de probabilidades de transición y sirvió para desarrollar los escenarios del uso de suelo de 2019 y 2024. Los resultados del modelo de CM incluyeron una matriz de probabilidades, una matriz de áreas de transición y mapas de probabilidad de transición (probabilidad de cada pixel de cambio de un uso de suelo en



particular). La matriz de áreas de transición registró el número de pixeles que se espera cambien de cada tipo de uso de suelo a cada uno de los otros durante el periodo de tiempo analizado. Esta matriz es el resultado del cruce entre las imágenes de las fechas estudiadas ajustando el error. Los mapas de probabilidad de transición son generados con base en las proyecciones de cambios posibles durante el periodo analizado. Su expresión matemática es la siguiente:

$$P = (P_{ij}) = \begin{matrix} P_{11} & P_{12} & \dots & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & \dots & P_{2n} \\ P_{n1} & P_{n2} & \dots & P_{nn} \end{matrix}$$

donde: P_{ij} es la probabilidad de transición del i -ésimo al j -ésimo uso de suelo y toma valores de 0 a 1, n : es el número total de tipos de uso de suelo del área estudiada.

$$\sum_{i=1}^n P_{ij} = 1 (i, j = 1, 2, 3, \dots, n)$$

De acuerdo al efecto posterior nulo (null-after-effect) del proceso de CM y las ecuaciones de la condición de Bayes del modelo de predicción de CM se obtiene:

$$P(n) = P_{(n-1)} P_{ij}$$

dónde: $P_{(n)}$ es la probabilidad del tiempo n y $P_{(n-1)}$ es la probabilidad de el tiempo anterior a n .

Autómatas celulares (AC). Este modelo permitió estimar la probabilidad de cambio de un uso de suelo a otro en un determinado número de años. AC es un modelo de geosimulación donde el espacio y tiempo son variables discretas y las interacciones asignadas son variables locales (Wolfram, 1984). AC simuló



la evolución del espacio geográfico mediante los pixeles. Cada pixel puede tomar un valor a partir de un conjunto finito de estados. Todos los pixeles se ven afectados por una función de transición que toma como argumentos los valores de los pixeles medidos y los valores de sus vecinos en función del tiempo.

La simulación de los usos de suelo en los años 2009 y 2014 se realizó con el módulo de CA_Markov disponible en el software Idrisi Selva[®]. Dada la diferencia entre 2009 y 2014 (5 años), se utilizaron periodos del mismo número de años para simular los usos de suelo. En el modelo se asumió que los cambios fueron pequeños durante los períodos analizados y que la probabilidad de cambio para cada categoría de uso de suelo fue constante a través del tiempo. Es decir, se utilizó la matriz de probabilidad de transición creada a partir del cambio observado entre 2009 y 2014 para simular 2019. Posteriormente se utilizó la matriz de probabilidad de transición de 2014 y 2019 para simular el mapa de uso de suelo de 2024.

En un proceso iterativo, el módulo de CA_Markov utiliza los mapas de probabilidad de transición para cada uso del suelo, con el fin de establecer la susceptibilidad de cada pixel, según sus propiedades, de ser ocupado por cada tipo de uso de suelo. Al mismo tiempo, un filtro de vecindad espacial restringe la susceptibilidad de los pixeles ubicados lejos de la clase en cuestión, asignando así un valor de mayor preferencia a las áreas contiguas. En este estudio, se aplicaron filtros de vecindad de 5×5 para definir las vecindades de cada pixel (Figura 2).



0	0	1	0	0
0	1	1	1	0
1	1	1	1	1
0	1	1	1	0
0	0	1	0	0

Figura 2. Configuración del filtro 5x5 utilizado en el módulo de CA_Markov.



Limitaciones y Criterios de Susceptibilidad de Crecimiento Urbano

Se aplicaron criterios de susceptibilidad de cada pixel para representar la idoneidad del terreno para ser ocupado por cada uso de suelo. Las variables asignadas a estos criterios fueron elevación, pendiente, distancia a los ríos y distancia a las carreteras. Se asumió que estas variables no presentaron cambios durante los 25 años representados por la primer y última fecha de registro de las imágenes satelitales. Los factores de restricción para las variables de elevación y pendiente se definieron como 0 para no apto y 1 para apto (Figura 3). Los factores de idoneidad para distancia a los ríos y distancia a las carreteras fueron asignados en una escala de 0 a 255 para representar una mínima y una máxima conveniencia, respectivamente (Figura 4).

Validación

Con el fin de emplear y validar la metodología para una simulación en el cambio de uso de suelo se utilizaron las clasificaciones de 1989 y 1999. Con ellas, se simularon los usos de suelo del año 2009. Posteriormente, se comparó con el uso de suelo de 2009 y se estimaron los usos de suelo de 2014 con base en las clasificaciones de 1999 y 2009. De igual forma, estos resultados fueron comparados con el uso real del suelo de 2014. Una vez validada la metodología con las dos estimaciones anteriores, se generó una simulación de uso de suelo para 2019 y 2024. La validación del modelo de predicción de cambio de uso de suelo se llevó a cabo mediante la comparación de los resultados de la simulación de cambios verificada a través de la clasificación supervisada para los años 2009 y 2014.

Para la validación se compararon los usos de suelo elaborados mediante

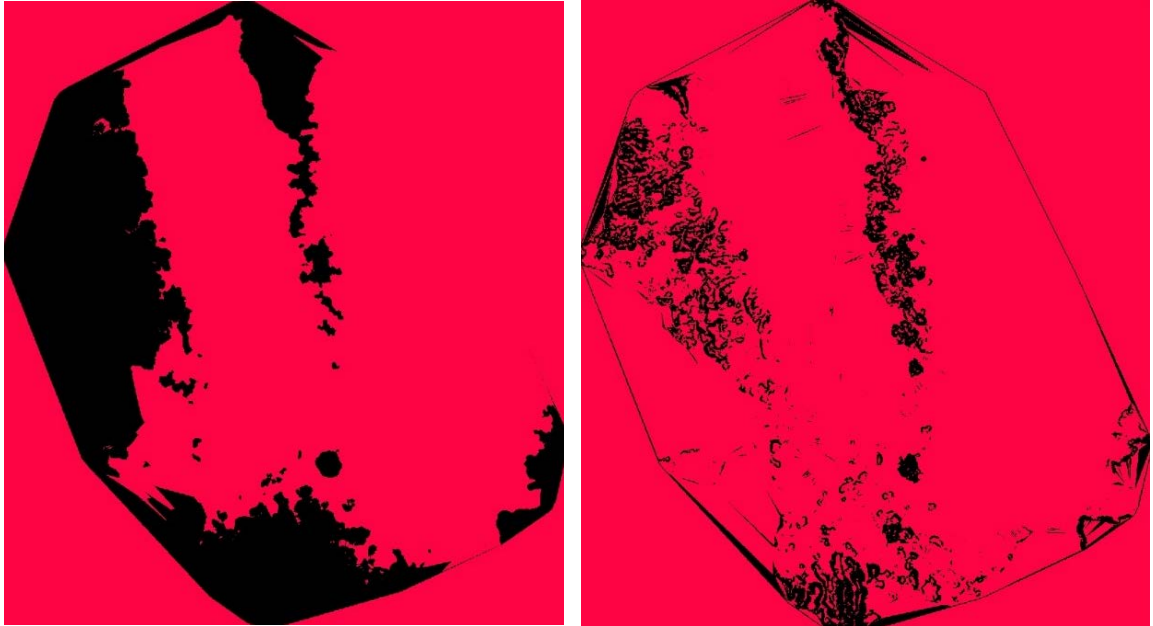


Figura 3. Factores de restricción. A la izquierda, Celdas Rojas = elevaciones aptas para desarrollo urbano, Celdas Negras = elevaciones no aptas para desarrollo urbano. A la derecha, Celdas Rojas = pendientes aptas para desarrollo urbano, Celdas Negras = pendientes no aptas para desarrollo urbano.

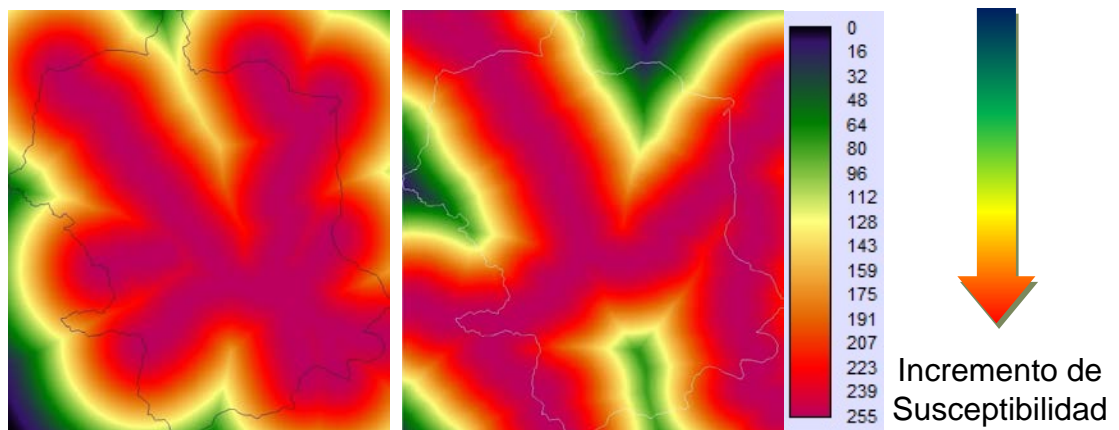


Figura 4. Factores de idoneidad. A la izquierda, distancia a los ríos (m). A la derecha, distancia a las carreteras (m).



la clasificación supervisada con los mapas de predicción de 2009 y 2014 con el módulo ErrMat disponible en Idrisi Selva®.

Con base en el módulo de Markov se generaron la matriz de probabilidades de transición, matriz de transición de área y mapas de transición para los años 1989 y 1999. Enseguida, se utilizó el módulo de CA_Markov para simular el cambio de uso de suelo de 2009, así como también se generó la matriz de probabilidades de transición, matriz de transición de área y mapas de transición para las unidades de tiempo de 1999 y 2009 para simular el cambio de uso de suelo de 2014. Las desviaciones entre los usos de suelo simulados y las resultantes de las clasificaciones supervisadas indicaron la exactitud de los modelos utilizados para generar el posible comportamiento de la ciudad de Chihuahua en los años 2019 y 2024.

La evaluación de confiabilidad de los usos de suelo actuales y simulados empleados para 2009 y 2014 se realizó con el índice K_{APPA} . Se empleó un diseño de muestreo aleatorio estratificado con base en el conocimiento de la zona y sus usos de suelo a través de un número determinado de puntos de muestreo.

Finalmente, el procedimiento utilizado en este estudio, el cual se explicó en esta sección, se esquematiza de manera resumida en la Figura 5.

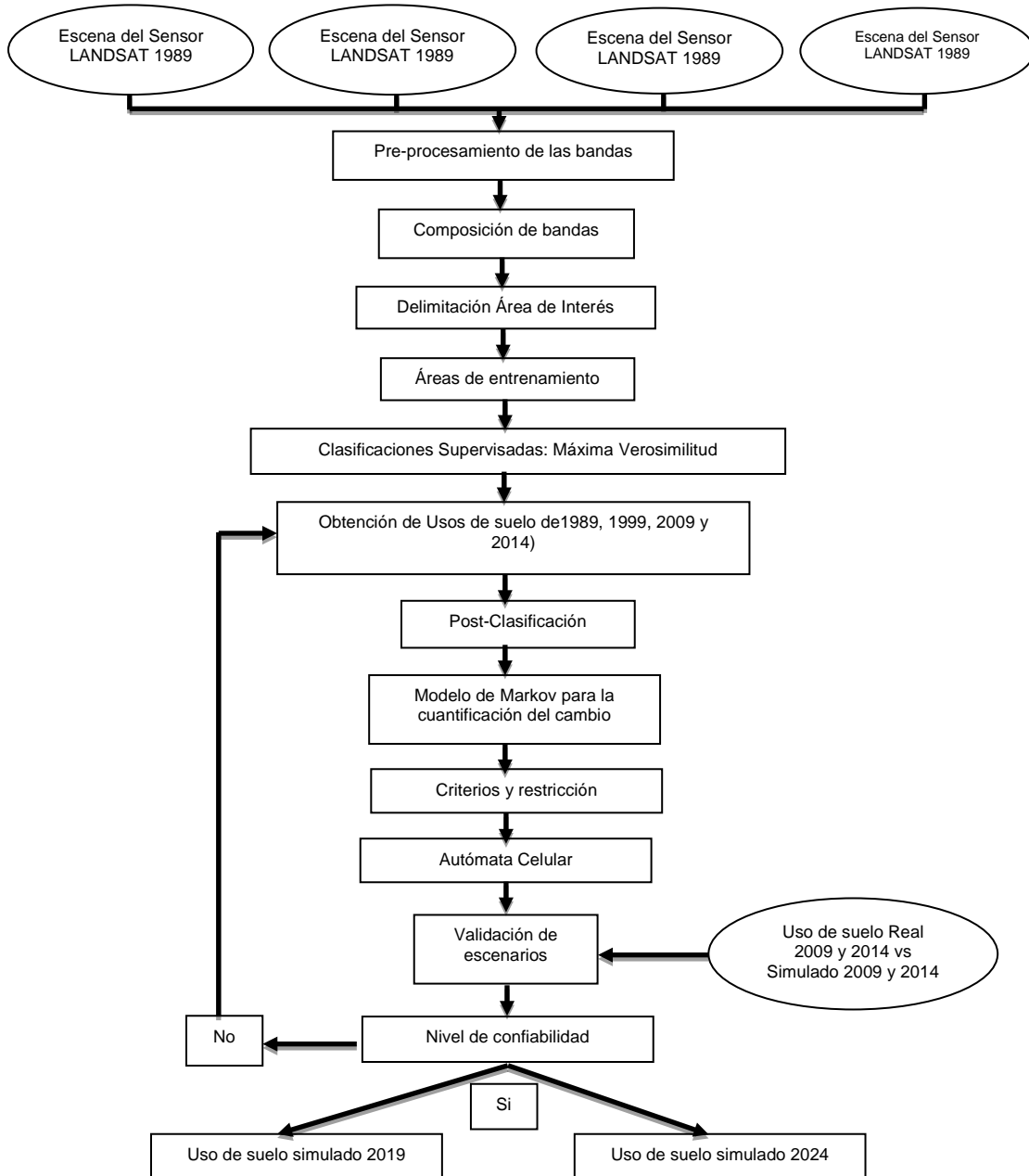


Figura 5. Diagrama de flujo utilizado para el análisis de los cambios espacio temporales de los siete usos de suelo en la zona urbana y periurbana de la ciudad de Chihuahua.



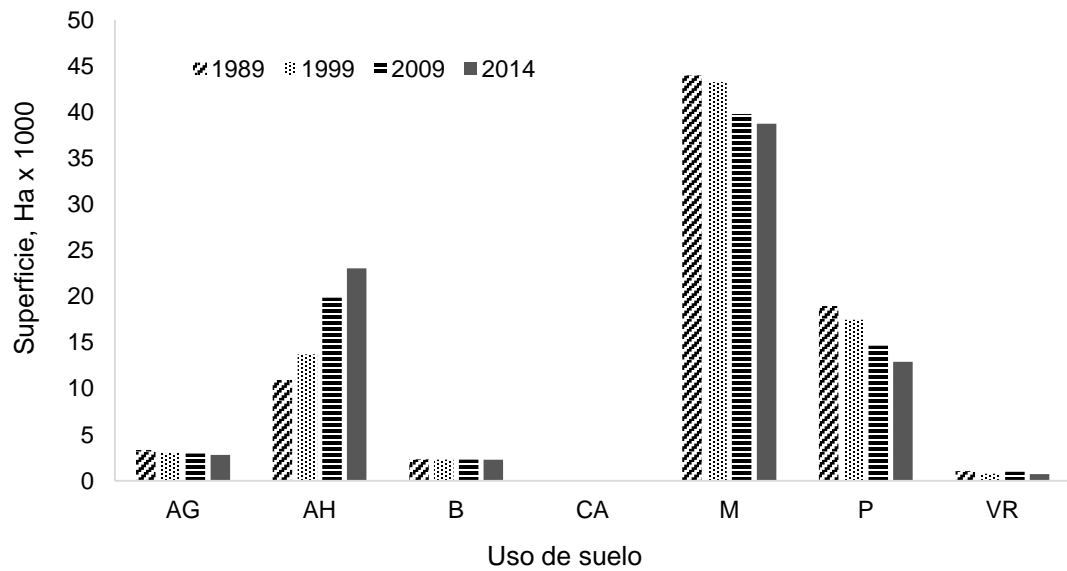
RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Detección de Cambios

El análisis espacial de las clasificaciones supervisadas para las cuatro fechas bajo estudio, presentaron cambios importantes en las clases de uso de suelo. La clase asentamiento humanos tendió a incrementar, mientras que las clases de matorral, pastizal y agricultura tendieron a disminuir en forma paulatina (Grafica 1).

El Cuadro 4 presenta la superficie de cambio en hectáreas y porcentaje de las siete clases analizadas en las fechas bajo estudio. El pastizal fue la clase que mostró el mayor decremento al ocupar el 23.5 % en 1989 y disminuir paulatinamente hasta un 16.01 % en 2014. El matorral presentó en 1989 un porcentaje de 54.53 y redujo su superficie a un 48.05 % en 2014. La agricultura decreció de un 4.12 % en 1989 a un 3.48 % en 2014. El bosque de encino presentó un cambio en superficie de menor magnitud al pasar de 2.89 % a un 2.86 % en 2014. Los cuerpos de agua cubrían el 0.067 % y se incrementaron a un 0.108 % hasta la fecha más reciente. La clase vegetación ribereña no presento cambios en su superficie entre las fechas evaluadas.

Los asentamientos humanos relacionados con el área de crecimiento urbano, representó la clase con mayor crecimiento. En 1989 cubría el 13.57 % del área de estudio y se incrementó a más del doble (28.57 %) en 2014. La expansión ocurrió principalmente hacia el norte y el suroeste de los asentamientos humanos. Una causa pudiera ser que en estas direcciones es donde se presentan las menores elevaciones del terreno. La Figura 6 muestra los cambios de forma espacial en el área de estudio. De 1990 al año 2009, el



Grafica 1. Comportamiento de las superficies ocupadas por siete usos de suelo en la zona urbana y periurbana de Chihuahua durante 1989, 1999, 2009 y 2014. AG= Agricultura, AH= Asentamientos humanos, B=Bosque de encino, CA= Cuerpos de agua, M=Matorral, P=Pastizal, VR= Vegetación Ribereña

Cuadro 4. Cantidad de coberturas para el 1989, 1999, 2009 y 2014 en hectáreas y porcentaje de ocupación por categoría

Año	1989		1999		2009		2014	
	<i>Superficie (Ha)</i>	<i>% Ocupación</i>	<i>Superficie (Ha)</i>	<i>% Ocupación</i>	<i>Superficie (Ha)</i>	<i>% Ocupación</i>	<i>Superficie (Ha)</i>	<i>% Ocupación</i>
Agricultura	3325	4.12	3035	3.76	2953	3.66	2807	3.48
Asentamiento humano	10940	13.57	13712	17.01	19855	24.63	23037	28.57
Matorral	43957	54.53	43237	53.63	39779	49.349	38738	48.05
Pastizal	18944	23.50	17473	21.67	14653	18.17	12907	16.01
Bosque de encino	2332	2.89	2306	2.86	2306	2.86	2306	2.86
Cuerpo de agua	54	0.06	66	0.08	87	0.10	87	0.10
Vegetación ribereña	1053	1.30	780	0.96	975	1.21	726	0.90

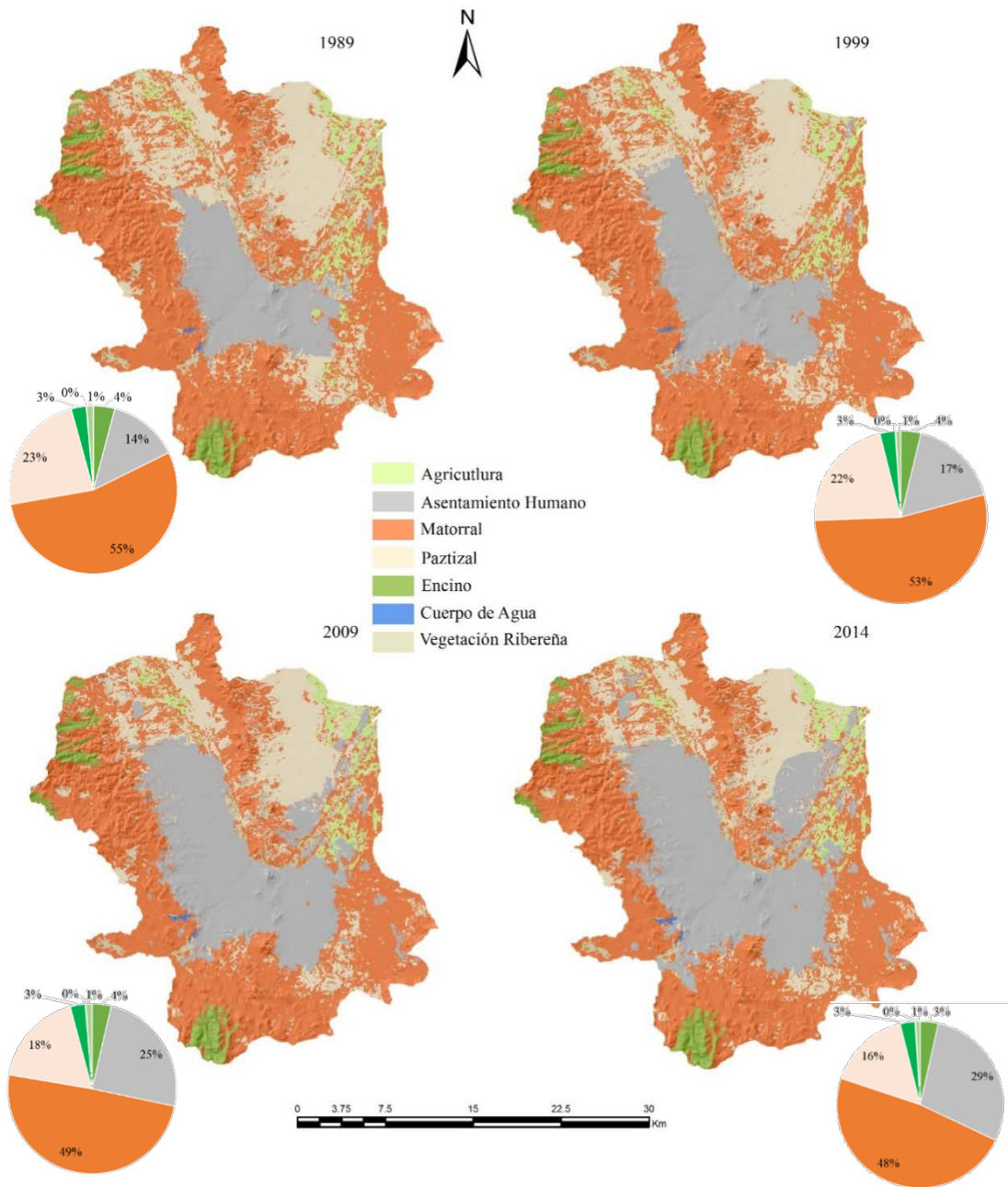


Figura 6. Mapas de clasificación supervisada de la ciudad de Chihuahua para los años 1989, 1999, 2009 y 2014.

crecimiento de la ciudad de Chihuahua ha sido en dirección norte. Entre las razones de este crecimiento están la demanda de vivienda popular, el incremento de la industria maquiladora y de los principales ejes carreteros. En años previos a la década de los setenta, el número de empleos generados por la industria maquiladora era escaso y su ubicación estaba dispersa por la ciudad. En aquellos tiempos, los empleos estaban relacionados a actividades mineras o madereras. Lo anterior cambió con la instalación del Complejo Industrial Chihuahua y los parques industriales llamados 'Las Américas' y 'Saucito'. A partir de entonces, los asentamientos humanos tuvieron un crecimiento notorio, con áreas donde se concentran los empleos de ese sector en la ciudad. De igual forma, la ubicación de los parques industriales cerca de las principales vías de comunicación y cerca de la vivienda con bajos ingresos es un factor que influye en el crecimiento de la ciudad.

Probabilidad de Transición

Las probabilidades de transición de los usos de suelo de los períodos 1989-1999, 1999-2009, 2009-2014 se presenta en el Cuadro 5. La matriz de transición indica que la agricultura, el bosque de encino, los cuerpos de agua y los asentamientos humanos tuvieron un comportamiento estable en los tres periodos analizados. Las probabilidades de estas clases, en su mayoría, se fijaron en 0.8 y 0.9. El pastizal disminuyó en su probabilidad de transición de 0.82 durante 1989-1999 a 0.75 durante 1999-2009. En el periodo 2009-2014 esta probabilidad de transición fue de 0.79. Esta disminución indica un aumento de cambio del pastizal hacia otro tipo de uso de suelo.

En general, los resultados del análisis de la matriz de probabilidad de

Cuadro 5. Matriz de probabilidad de transición para los periodos 1989-1999, 1999-2009, 2009-2014

Uso de Suelo	Año	Agricultura	Asentamiento Humano	Matorral	Pastizal	Bosque de Encino	Cuerpo de Agua	Vegetación Ribereña
Agricultura	1989-1999	0.81	0.05	0.13	0.00	0.00	0.00	0.00
	1999-2009	0.83	0.16	0.00	0.00	0.00	0.0	0.00
	2009-2014	0.85	0.14	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Asentamiento humano	1989-1999	0.00	0.89	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00
	1999-2009	0.00	0.89	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00
	2009-2014	0.01	0.90	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01
Matorral	1989-1999	0.00	0.11	0.87	0.00	0.00	0.00	0.00
	1999-2009	0.00	0.15	0.82	0.00	0.00	0.00	0.01
	2009-2014	0.00	0.12	0.87	0.00	0.00	0.00	0.00
Pastizal	1989-1999	0.00	0.16	0.00	0.82	0.00	0.00	0.00
	1999-2009	0.00	0.23	0.01	0.75	0.00	0.00	0.00
	2009-2014	0.00	0.20	0.00	0.79	0.00	0.00	0.00
Bosque de Encino	1989-1999	0.00	0.00	0.11	0.00	0.88	0.0	0.00
	1999-2009	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90	0.01	0.01
	2009-2014	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90	0.01	0.01
Cuerpo de Agua	1989-1999	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90	0.01
	1999-2009	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90	0.01
	2009-2014	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90	0.01
Vegetación Ribereña	1989-1999	0.02	0.00	0.29	0.00	0.00	0.01	0.66
	1999-2009	0.00	0.16	0.00	0.00	0.00	0.00	0.83
	2009-2014	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90

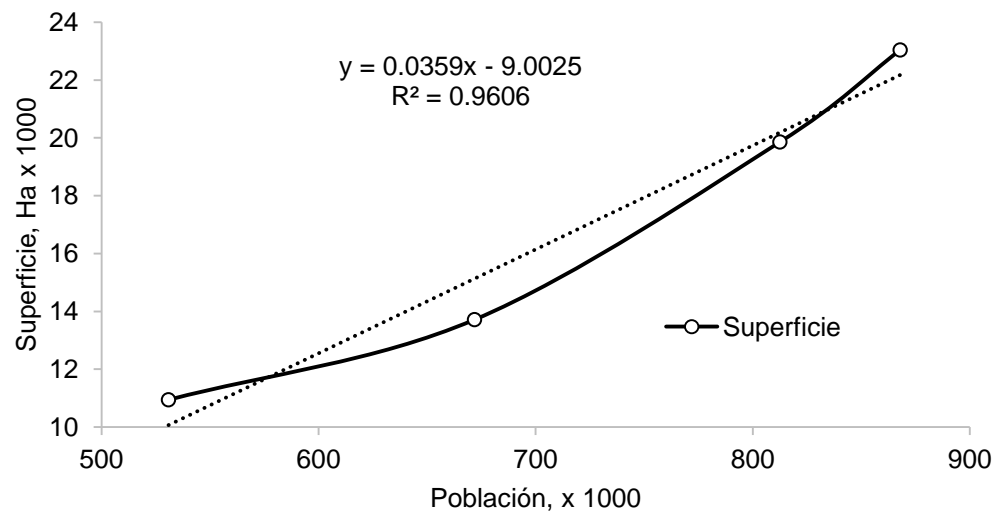
transición asumen que los cambios fueron reducidos en los períodos analizados. Esto implica que la probabilidad de cambio para cada categoría de uso de suelo fue constante a través del tiempo. La ubicación los cambios depende de la probabilidad de cambio en cualquier pixel, del filtro asignado y los factores de restricción y susceptibilidad que se aplican a los pixeles vecinos en cada año de los usos de suelo (Jokar, 2012).

Entre las clases que presentaron una expansión en su superficie, los asentamientos humanos presentaron una estabilidad al no ser susceptible a cambiar por otro uso de suelo dado que su probabilidad de transición fue de 0.9. Esta probabilidad de permanencia está relacionada con el incremento de la población y consecuentemente del área urbana de la ciudad de Chihuahua (Grafica 2).

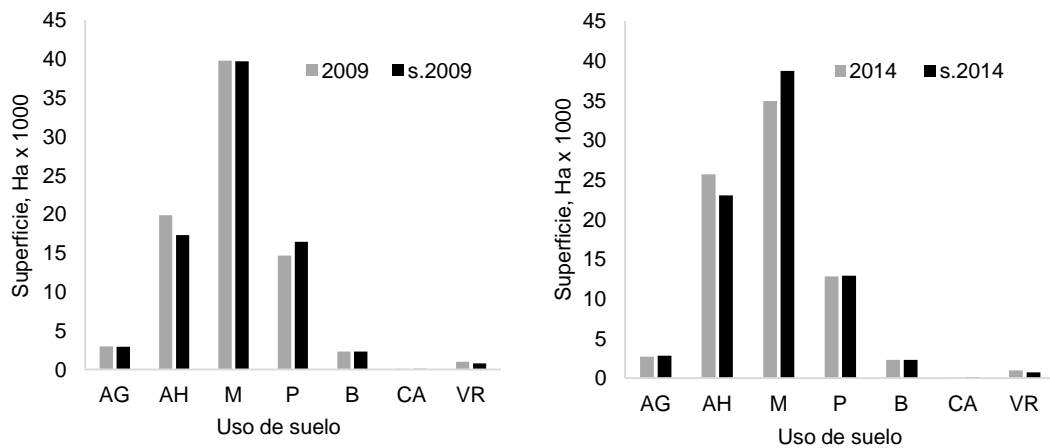
La probabilidad de cambio de la clase de agricultura hacia asentamientos humanos durante el período 1999-2009 fue de 16 % y de 14 % durante 2009-2014. El matorral, con 11 % de probabilidad de cambio durante 1989-1999, aumentó a 15 % durante 1999-2009 y se redujo a 12 % en el periodo 2009-2014.

Validación del Modelo

Para la validación del modelo se simularon los usos de suelo de 2009 y 2014 mediante el módulo de CA_Markov. Los usos de suelo simulados se compararon con los usos de suelo “real” de las clasificaciones supervisadas de 2009 y 2014. Los resultados se muestran en la Grafica 3. Las desviaciones entre los valores simulados y reales en 2009 fueron 41.31 ha para clase agricultura, 2550.33 ha para los asentamientos humanos, 91.29 ha para



Grafica 2. Relación entre la expansión urbana y población.



Grafica 3. Uso de suelo de los años 2009 y 2014 versus usos de suelo simulados para los mismos tiempos. AG= Agricultura, AH= Asentamientos humanos, B=Bosque de encino, CA= Cuerpo de agua, M=Matorral, P=Pastizal, VR= Vegetación ribereña.

matorral, -1802.01 ha para pastizal, 0.76 ha para bosque de encino, 22.16 ha para cuerpos de agua y 99.09 ha para vegetación ribereña. Para el año 2014, las desviaciones fueron 194.09, -2642.24, 3800.77, 87.67, 0.76, 0.12 y -247.89 ha para agricultura, asentamientos humanos, matorral, pastizal, bosque de encino y vegetación ribereña, respectivamente.

En la Figura 7 se observa que tanto en 2009 como en 2014 las diferencias entre los usos de suelo actuales y simulados de agricultura, matorral, pastizal, bosque de encino, cuerpo de agua y vegetación ribereña fueron reducidas. La comparación de los usos de suelo actuales con los valores simulados se realizó con el estadístico K_{APPA} . Este mostró una precisión global de 90.24 % para 2009 y 90.55 % para 2014.

La clase bosque de encino presentó la mayor precisión de los usos de suelo simulados, mientras que la clase de menor exactitud fue la de asentamientos humanos con valores de 0.78 y 0.69 para el 2009 y 2014, respectivamente (Cuadro 6).

Los valores de precisión obtenidos para el bosque de encino se debieron a que sus probabilidades no se vieron afectadas por otras clases como el matorral ya que esta clase no colinda con los asentamientos humanos. Con respecto a esta última clase, la baja precisión pudiera ser porque el crecimiento muestra patrones de expansión originados por causas socioeconómicas, políticas, entre otras.

La precisión en su evaluación global representada por los valores de K_{APPA} , indica una alta similitud entre los patrones generados y los simulados. Los rasgos mostrados en los mapas derivados del proceso de simulación

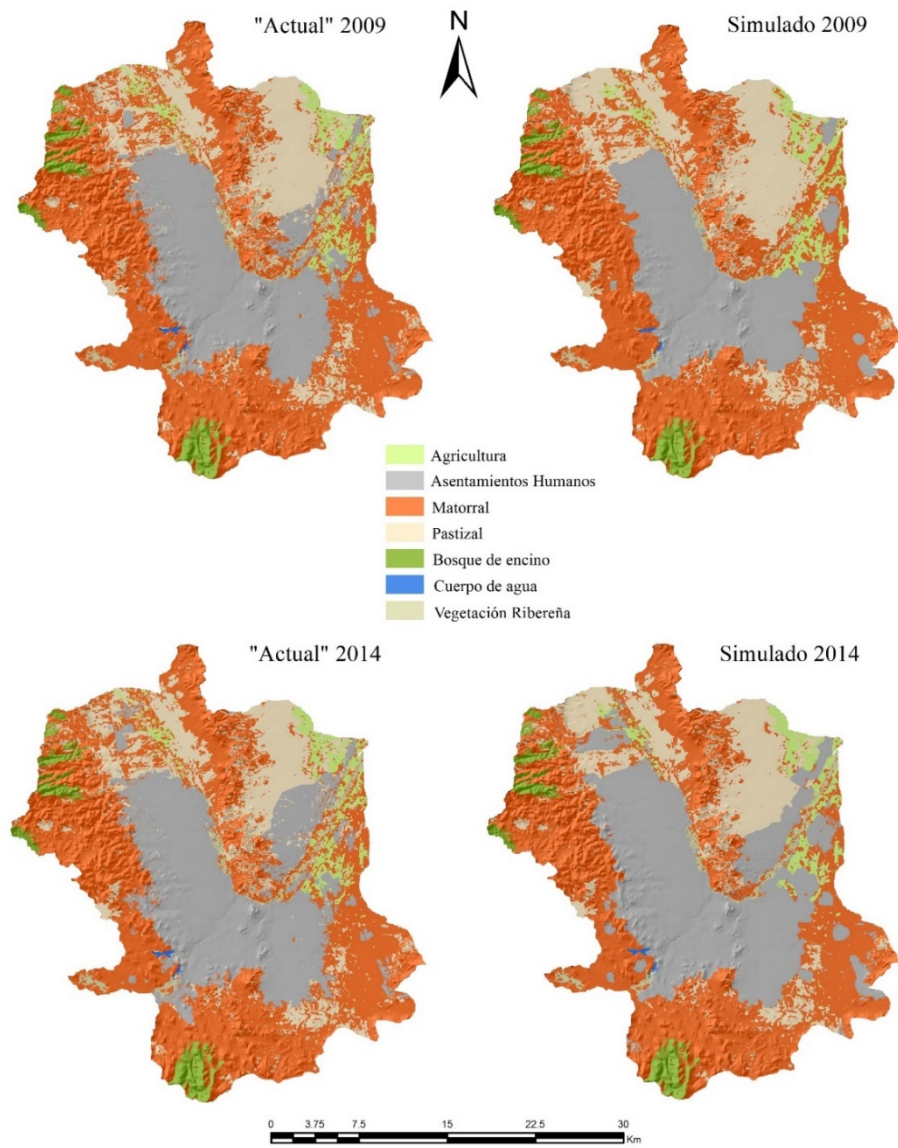


Figura 7. Uso de suelo "real" y simulado 2009 y 2014.

Cuadro 6. Resultados de validación K_{APPA} para los usos de suelo simulados de 2009 y 2014

Uso de Suelo	2009 vs S-2009	2014 vs S-2014
	Precisión	Precisión
Agricultura	0.87	0.85
Asentamientos humanos	0.78	0.69
Matorral	0.89	0.95
Pastizal	0.84	0.8
Bosque de encino	0.99	0.99
Cuerpos de agua	0.99	0.99
Vegetación ribereña	0.92	0.98
Precisión General K_{APPA}	0.90	0.90

S= Simulado

muestran que la distribución espacial de los usos de suelo son muy parecidos a las clases obtenidas en las clasificaciones. Por lo anterior el modelo de CA_Markov puede utilizarse para estimar el cambio en los usos de suelo de la zona de estudio.

Simulación y Cuantificación de Cambios de Usos de Suelo

El módulo de CA_Markov fue utilizado para simular las áreas ocupadas de siete usos de suelo para los años 2019 y 2024 como resultado de la influencia del desarrollo urbano.

La simulación de usos de suelo de 2019 utilizó como base la matriz de probabilidad de transición de 2009-2014, estableciendo el 2009 como año de partida y considerando 5 años de cambio. Posteriormente, se estableció el año 2014 como año de partida para generar el uso de suelo del 2024 utilizando como base la matriz de probabilidad de transición entre 2014 y 2019.

El Cuadro 7 presenta las probabilidades de transición de los años 2019 y 2024. La agricultura mostró una probabilidad de transición de 0.71 en 2014-2019 y 0.68 en 2019-2024. El matorral presentó una probabilidad de 0.79 durante 2014-2019, la cual se mantuvo durante el período 2019-2024. En cambio, el pastizal redujo su probabilidad de mantenerse en su misma clase al presentar valores de 0.64 durante 2014-2019 y 0.58 en el periodo 2019-2024. El bosque de encino, los cuerpos de agua y la vegetación ribereña mostraron probabilidades de transición similares durante los dos periodos analizados. Esto indica que estas clases no están propensas a cambiar a otro uso de suelo. Al igual que en el análisis de la matriz de probabilidad de transición con los usos de suelo "reales", en este proceso de simulación los asentamientos humanos

Cuadro 7. Matriz de probabilidad de transición para las 2019 y 2024.

Uso de suelo	Año	Agricultura	Asentamientos Humanos	Matorral	Pastizal	Encino	Cuerpo de Agua	Vegetación Ribereña
Agricultura	2014-2019	0.74	0.25	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
	2019-2024	0.68	0.31	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00
Asentamientos Humanos	2014-2019	0.00	0.89	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00
	2019-2024	0.00	0.89	0.10	0.00	0.00	0.00	0.00
Matorral	2014-2019	0.01	0.18	0.79	0.00	0.00	0.00	0.00
	2019-2024	0.01	0.18	0.79	0.00	0.00	0.00	0.00
Pastizal	2014-2019	0.00	0.32	0.02	0.64	0.00	0.00	0.00
	2019-2024	0.00	0.38	0.03	0.58	0.00	0.00	0.00
Bosque de Encino	2014-2019	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90	0.01	0.01
	2019-2024	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90	0.01	0.01
Cuerpo de Agua	2014-2019	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90	0.01
	2019-2024	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90	0.01
Vegetación Ribereña	2014-2019	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90
	2019-2024	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.01	0.90

manifestaron su estabilidad de permanencia con valores de 0.89 durante los periodos 2014-2019 y 2019-2024.

En este contexto, el pastizal fue la clase sujeta a la mayor probabilidad de cambio con un valor inicial de 0.82 para el periodo 1989-1999 y un valor final de 0.58 para los escenarios simulados de los 10 años siguientes. Los valores simulados para el periodo 2019 y 2024 se presentan en la Figura 8 y los porcentajes de cobertura se señalan en la Cuadro 8.

De acuerdo con los resultados los escenarios, para 2019 y 2024 el patrón de crecimiento urbano se extenderá sobre áreas adyacentes sensibles como las de pastizal y matorral (Grafica 4). Los cambios de uso de suelo durante los periodos 2014-2019 y 2019-2024 se presentan en el Cuadro 9. La agricultura presentará una pérdida de 241.76 ha durante 2014-2019 y de 236.79 ha durante 2019-2024. El matorral presentará una pérdida de 5070.86 y 3592 ha durante los periodos 2014-2019 y 2019- 2024, respectivamente. El pastizal disminuirá 3662.92 y 3138.47 ha en los mismos periodos, mientras que el bosque de encino y los cuerpos de agua presentan pérdidas y ganancias mínimas. La vegetación ribereña muestra una ganancia de 248.01 ha durante 2014-2019 y una pérdida de 1.27 ha durante 2019-2024. Continuando con su tendencia de crecimiento lineal, los asentamientos humanos presentaran ganancias de 7629.91 ha para el período simulado 2014-2019 y 6969.79 ha durante 2019-2024.

La expansión de los asentamientos humanos será influenciada por diversos elementos que permitirán su permanencia en la clase. El establecimiento de viviendas populares, la apertura de parques industriales y el

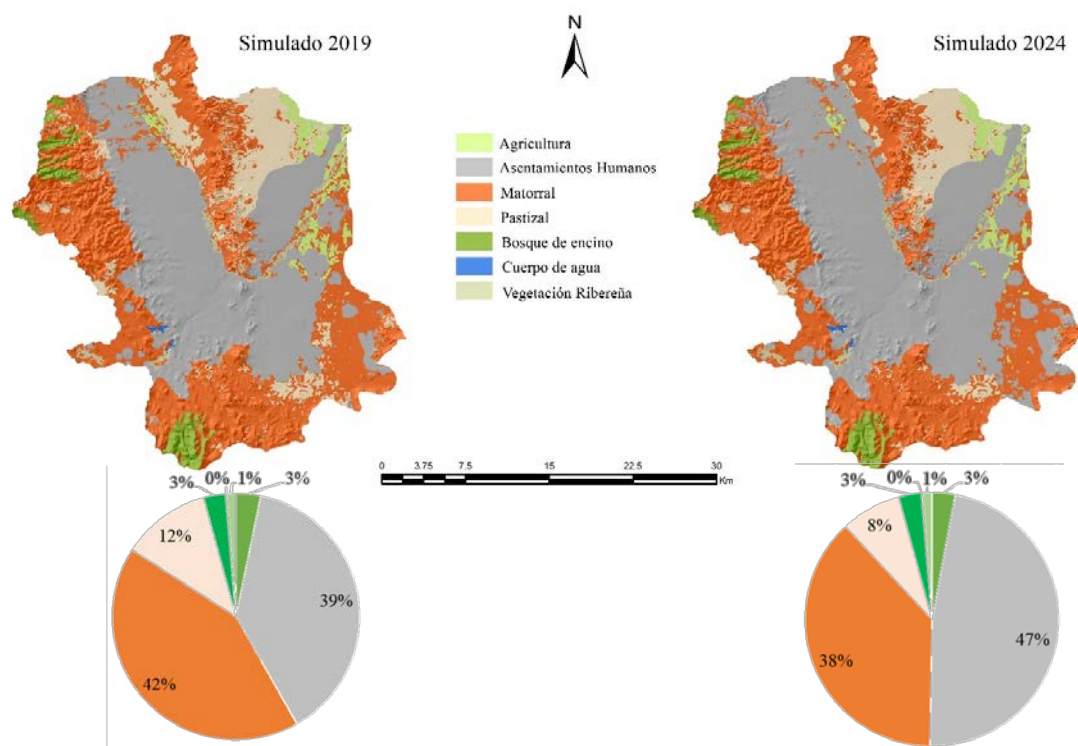
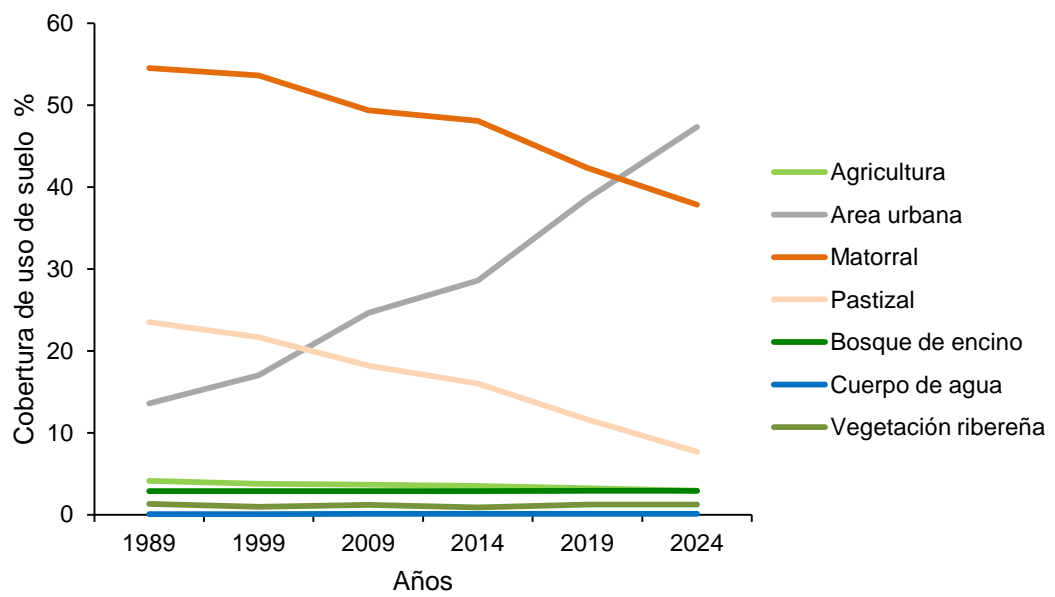


Figura 8. Simulación de uso de suelo para el año 2019 y 2024 mediante CA_Markov.

Cuadro 8. Superficie y porcentaje de ocupación de siete usos de suelo simulados para el 2019 y 2024.

Año	2019		2024	
	<i>Superficie</i> <i>(ha)</i>	<i>%</i> <i>Ocupación</i>	<i>Superficie</i> <i>(ha)</i>	<i>%</i> <i>Ocupación</i>
Agricultura	2565.23	3.2	2328.43	2.92
Asentamiento Humano	30666.91	38.5	37636.71	47.33
Matorral	33667.13	42.3	30075.10	37.82
Pastizal	9244.07	11.64	6105.60	7.67
Bosque de encino	2305.23	2.8	2305.26	2.89
Cuerpo de agua	87.02	0.109	86.90	0.10
Vegetación Ribereña	974.01	1.22	972.73	1.22
Total	79510	100	79511	100

Grafica 4. Porcentaje de ocupación por los diferentes usos de suelo en las fechas reales y simuladas.



Cuadro 9. Ganancias y pérdidas de superficie por siete tipos de uso de suelo para el 2019 y 2024

Año	2014-2019	2019-2024
Categoría	Superficie (Ha)	Superficie (Ha)
Agricultura	-241.76	-236.79
Asentamientos Humano	7629.91	6969.79
Matorral	-5070.86	-3592.03
Pastizal	-3662.92	-3138.47
Bosque de encino	-0.76	0.02
Cuerpo de agua	0.02	-0.12
Vegetación ribereña	248.01	-1.27

acceso a vías de comunicación son algunos de estos.

La cercanía con las localidades rurales y el requerimiento de mano de obra pudieran ser también causantes del desarrollo urbano en la parte norte y oeste de la ciudad.

El modelo de ACM ha mostrado ser valioso para la simulación de cambios de suelo y para evaluar el impacto en el paisaje mediante la proyección de cambios posibles (Jokar, 2012). En este estudio, el modelo se utilizó para elaborar un pronóstico de las posibles condiciones en que se pueden encontrar los usos de suelo de la zona urbana y periurbana de Chihuahua. Para comprender el proceso de crecimiento urbano, en este estudio se estableció un escenario basado en las condiciones de uso de suelo derivados de datos históricos y actuales de percepción remota. Dado que la información de uso de suelo actualizada a y escalas apropiadas es difícil de obtener en este estudio se utilizaron fuentes de percepción remota. Sus datos integrados en ACM producen una herramienta que permite cuantificar y observar los patrones de desarrollo urbano como apoyo a la planificación del territorio.

Además la simulación de la dinámica de cambio de uso de suelo en el componente urbano y periurbano a través de ACM, es posible esclarecer aspectos sobre el estado de protección y las intervenciones políticas que debieran aplicarse para mitigar los cambios en el uso de suelo previsto los escenarios futuros, en este caso para los años 2019 y 2024.

A pesar de que los modelos de CM y ACM son criticados por su incapacidad de incorporar factores económicos y sociales, en este estudio

dichos modelos mostraron su utilidad para simular los cambios de uso de suelo en los periodos evaluados. También, éstos determinan su valor para apoyar la toma de decisiones y el re-direccionamiento de políticas públicas que estén enfocadas a la planeación urbana. Algunas clases, como el pastizal y matorral, se espera que continúen cambiando debido a la ausencia de una intervención política entre otros factores.

Un rasgo importante es el desarrollo de los asentamientos humanos en terrenos planos que usualmente son dominados por los pastizales mientras que en suelos con pendientes mayores con potencial para distribución de matorrales, estas aéreas están siendo ocupadas para la construcción de edificaciones de tipo comercial y residencial. El incremento de la población, la demanda de edificaciones habitacionales y la introducción de los parques industriales son factores que también han contribuido al cambio en el paisaje en el área de estudio.

La planeación urbana mediante políticas públicas, acompañada de escenarios de crecimiento de la mancha urbana, expresan que el crecimiento de la ciudad debe contribuir a la sustentabilidad de los usos de suelo en lugar de afectarlos. Con base en lo anterior, los resultados de este estudio pueden servir al planificador y a los programas de ordenamiento territorial para advertir de una inadecuada planificación del territorio.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

El monitoreo de los cambios de uso de suelo es una herramienta importante para la toma de decisiones en la gestión de los recursos naturales y urbanos.

Los resultados de este estudio demostraron el uso potencial de la aplicación cuantitativa de sensores remotos y el modelo ACM para la comprensión en el cambio de uso de suelo para escenarios, pasados, presentes y futuros. En particular, el modelo de ACM ha mostrado su valor para la simulación de cambios de suelo y para evaluar el impacto en el paisaje mediante la proyección de cambios posibles. Esta línea base del conocimiento es importante en los procesos de planificación urbana.

El análisis en las matrices de probabilidad de CM sugiere que los asentamientos humanos se están convirtiendo en el principal uso de suelo, mientras que el matorral y pastizal son usos que presentaron una menor estabilidad. ACM ayudó a describir la tendencia general del comportamiento probable del paisaje para el año 2019 y 2024.

Los resultados de las simulaciones de 2019 y 2024 muestran un patrón de crecimiento urbano hacia el norte de la ciudad y hasta el suroeste, lo cual indica que el crecimiento habitacional y el establecimiento de industrias maquiladoras será un patrón que continuará durante los siguientes 10 años, en particular el crecimiento el área urbana abarcara el 50 % de la superficie del área de estudio.

La aplicación de ACM añade el componente espacial al modelo tradicional de CM, sin embargo hay varias limitaciones. Una limitación es que el

modelo no integra datos socioeconómicos, tales como el crecimiento de la población, la voluntad del propietario para la venta de alguna propiedad o los cambios en las políticas de los usos de suelo durante el período de estudio. Estos factores condicionan la expansión urbana en el proceso de simulación del cambio de usos de suelo. Por lo tanto, la combinación de estas variables pudiera mejorar la precisión de la simulación.

Aunque la simulación del comportamiento de los usos de suelo se genera sin variables como el comportamiento socioeconómico o la intervención política, los resultados indican que la incorporación de estas variables es crucial para explicar el impacto de una política para la regularización del suelo.

El análisis del crecimiento de los asentamientos humanos conforma un indicador en tres aspectos importantes: (1) la clase que contó con una mayor pérdida de cobertura y tuvo el mayor cambio de transición fue el pastizal, (2) se espera que las áreas de agricultura continúen con el cambio de su cobertura a asentamientos humanos y, finalmente (3) el matorral es otro de los usos de suelo inestables y con probabilidades de cambio probablemente hacia asentamientos humanos.

LITERATURA CITADA

- Acevedo, W., T. W. Foresman y J. T. Buchanan. 1996. Origins and philosophy of building a temporal database to examine human transformation processes. En Proceedings, ASPRS/ACSM Annual Convention and Exhibition, Baltimore, MD.
- Batty M. y Y. Xie. 1994. From cells to cities. *Env. Plann B: Plann Des* 21:31-48.
- Banister, D., Watson, S. y Wood, C. 1997. Sustainable cities: transport, energy, and urban form. *Env. Plann B.* 24:125–143.
- Bhatta, B. 2010. Analysis of urban growth and sprawl from remote sensing data. 1a ed. Editorial Springer Heidelberg Dordrecht London, U.K.
- Batty, M. y D. Howes. 2001. Predicting temporal patterns in urban development from remote imagery. En *Remote Sensing and Urban Analysis* Donnay, J. P., M. J. Barnsley y P. A. Longley eds. Taylor and Francis, London and New York, U.K y U.S.A.
- Brail, R. K. y R. E., Klosterman. 2001. Planning support systems: integrating geographic information systems, models, and visualization tools. ESRI, Inc.
- Benenson, I. y P. M., Torrens. 2004. Geosimulation: automata-based modeling of urban phenomena. 1a ed. Editorial Wiley, Chichester. U.K.
- Bojórquez, G. C. 2006. Evaluación de factibilidad de densificación urbana. Proyecto estudio del espacio urbano en Chihuahua, Chihuahua: una evaluación de la vivienda y los barrios tradicionales, del equipamiento y de la factibilidad de densificación urbana.
- Bugliarello, G. 2003. Large urban concentrations: a new phenomenon. En *Earth science in the city: a reader*, Heiken, G., R. Fakundiny, J, Sutter eds. American Geophysical Union, Washington, DC, U.S.A.
- Cabral P. y A. Zamyatin. 2009. Markov processes in modeling land use and land cover changes in Sintra-Cascais, Portugal. *Dyna* 76:191-198.
- Campbell, J. y R. Wynnee. 2011. Introduction to remote sensing. 5a ed. Editorial The Guilford Press New york y London, U.S.A y U.K.
- Chneider, A. y C. Woodcock. 2008. Compact, dispersed, fragmented, extensive? A Comparison of Urban Growth in Twenty-five Global Cities using Remotely Sensed Data, Pattern Metrics and Census Information. *Urban. Stud.* 45:659-692.

- Clark Labs. 2006. IDRISI geographic information systems and remote sensing software; Clark Labs: Worcester, MA, USA.
- Congalton, R. G. 1991. Remote sensing and geographic information system data integration: error sources and research issues. *Photogramm. Eng. Rem. S.* 57:677-687.
- Couclelis, H. 1985. Cellular worlds: a framework for modeling micro–macro dynamics. *Env. Plann. A.* 17:585–596
- COTECOCA (Comisión Técnica Consultiva para la Determinación de los Coeficientes de Agostadero). 1978. Determinación de los Coeficientes de Agostadero Chihuahua.
- Dewan A. M. y Y. Yamaguchi. 2009. Land use and land cover change in Greater Dhaka, Bangladesh: Using remote sensing to promote sustainable urbanization. *Applied Geography.* 29:390-401.
- Donnay, J. P., M. J., Barnsley, y Longley, P. A. 2001. Remote sensing and urban analysis. En *Remote Sensing and Urban Analysis* Donnay J.P., M. J. Barnsley y P.A. Longley eds. Taylor & Francis, London and New York, U.K. and U.S.A
- Eastman J. R., L. A., Solorzano y M. E. Van Fossen. 2005. Transition potential modeling for land-cover change. En *GIS, spatial analysis, and modeling*, Maguire D. J, M. Batty, M. F. Goodchild eds. Editorial ESRI Press, California U.S.A.
- Ellis, E. y R. G., Pontius Jr. 2006. Land-use and land-cover change – encyclopedia of earth, Disponible En: http://www.eoearth.org/article/landuse_and_landcover_change Consultado 4 abril 2015.
- ERDAS. 2013. ERDAS Field Guide. Intergraph Corporation, Huntsville, AL.
- Grimm, N. B., J. M. Grove, S. T. A. Pickett y C.L. Redman. 2000. Integrated approaches to long-term studies of urban ecological systems. *Bioscience* 50:571-584.
- Goodchild M. F., L. T. Steyaert, B. O. Parks, C. Johnston, D. Maidment, M. Crane y S. Glendinning. 1996. *GIS and environmental modeling: progress and research issues.* 1a ed. Editorial Wiley, New York, U.S.A.
- Harbaugh, J. y G. Bonham-Carter. 1981. *Computer Simulation in Geology,* 1a ed. Editorial Krieger Publishing, Malabar, FL, U.S.A.

- He, H.S., B. E. De Zonia y D. J. Mladenoff. 2000. An aggregation index (AI) to quantify spatial patterns of landscapes. *Landscape Ecol.* 15:591-601.
- Herold, M., D. Roberts, M. Gardner y P. Dennison. 2004. Spectrometry for urban area remote sensing-development and analysis of a spectral library from 350 to 2400 nm. *Remote. Sens. Environ.* 91:304–319.
- Herold, M., H. Couclelis y K.C. Clarke. 2005. The role of spatial metrics in the analysis and modeling of urban change. *Comput. Environ. Urban.* 29:339-369.
- Hu, Z., y C. Lo. 2007. Modeling urban growth in Atlanta using logistic regression. *Comput. Environ. Urban.* 31:667-688.
- IMPLAN. 2009. Plan de desarrollo urbano PDE 2040.
- INEGI. 2010. Panorama sociodemográfico de Chihuahua / Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
- INEGI, X. 2010. Censo General de Población y Vivienda, México
- Irwin, E. G. y J. Geoghegan. 2001. Theory, data, methods: developing spatially explicit economic models of land use change. *Agr. Ecosyst. Environ.* 85:7-23.
- Jensen, J. R. y D. C. Cowen. 1999. Remote sensing of urban/suburban infrastructure and socioeconomic attributes. *Photogramm. Eng. Rem. S.* 5:611–622.
- Jokar, J. A. 2012. Dynamic land-use/cover change simulation: geosimulation and multi agent-based modelling. 1a. ed. Editorial Springer. Austria.
- Kellenberger, T.W. y K.I. Itten. 1996. Limitations for multispectral classification of temperate forests scaling problems of ground truth and satellite data. *IEEE.* 26:2326-2329.
- Kamusoko, C., M. Aniya, A., Bongo y M. Munyaradzi. 2009. Rural sustainability under threat in Zimbabwe – simulation of future land use/cover changes in the Bindura district based on the Markov-cellular automata model. *Appl. Geogr.* 3:435–447
- Kühn, M. 2003. Greenbelt and Green Heart: separating and integrating landscapes in European city regions. *Landscape Urban. Plann.* 64:19–27
- Li, H. y J. F. Reynolds. 1997. Modeling effects of spatial pattern, drought, and grazing on rates of rangeland degradation: a combined Markov and cellular automaton approach. En *Scale in remote sensing and GIS*,

- Quattrochi D.A., M. F. Goodchild, eds. Lewis Publishers, Boca Raton. U.S.A.
- Li, X. y A. Yeh Gar-On. 2004. Analyzing spatial restructuring of land use patterns in a fast growing region using remote sensing and GIS, *Landscape Urban. Plan.* 69:335-354.
- Li, X. 2008. Simulating urban dynamics using cellular automata. En *Artificial crime analysis systems: using computer simulations and geographic information systems*, Liu, L. y J., Eck. eds. IGI Global, Cincinatti, U.S.A.
- Li, W., B. Li. y Y. Shi. 1999. Markov-chain simulation of soil textural profiles. *Geoderma.* 92:37–53.
- Lillesand, T.M., R.W. Kiefer, y J.W. Chipman. 2008. *Digital Image Interpretation and analysis.* 6a ed. Editorial John Wiley and Sons, Inc. Hoboken, NJ. U.S.A.
- Liu, Y. 2008. *Modelling urban development with geographical information systems and cellular automata.* 1a ed. Editorial CRC Press Taylor & Francis Group, New York, U.S.A.
- Longley, P. A. 2002. Geographic information systems: will developments in urban remote sensing and GIS lead to 'better' urban geography? *Prog. Hum. Geogr.* 26:213-239
- Longley, P.A. y V. Mesev, 2000. On the measurement and generalization of urban form. *Environ. Plan. A.* 32:473-488.
- Longley, P.A. y V. Mesev. 2001. Measuring urban morphology using remotely sensed imagery. En *Remote Sensing and Urban Analysis* Donnay, J. P., M. J. Barnsley y P.A. Longley eds. Taylor and Francis, London, U.K.
- Lambin, E. y P. Meyfroidt. 2011. Global land use change, economic globalization, and the looming land scarcity. *Proc. Natl. Acad. Sci.* 108:3465-3472.
- Losada, H., H. Martinez, J. Vieyra, R. Pealing y J. Cortés. 1998. Urban agriculture in the metropolitan zone of Mexico: changes over time in urban, sub-urban and peri-urban areas. *Environ. Urban.* 2:37–54
- Maguire, D. Batty M, Goodchild, M. 2005. *GIS, Spatial analysis and Modeling.* 1a ed. Editorial Esri Press, Red Lands, CA. U.S.A.
- Manjarrez-Domínguez, C., A. Pinedo-Alvarez, C. Pinedo-Alvarez, F. Villarreal-Guerrero y L. Cortes-Palacios. 2015. Vegetation landscape analysis due to land use changes on arid lands. *Pol. J. Ecol.* 63:167-174.

- Mesev, V., B. Gorte, P.A., Longley. 2001. Modified maximum-likelihood classification algorithms and their application to urban remote sensing. En Donnay, J., M.J. Barnsley, P.A. Longley. eds. Remote Taylor & Francis Inc, New York U.S.A
- Meyer, W.B. y B.L. Turner. 1994. Changes in Land Use and Land Cover: A Global Perspective. 1a ed. Editorial Cambridge University Press. U.S.A.
- Mitsova, D., W. Shuster y X. Wang. 2011. A cellular automata model of land cover change to integrate urban growth with open space conservation. *Landscape Urban. Plan.* 99:141–153.
- Mousivand, A. J., A. Sarab, A., S. Shayan. 2007. A new approach of predicting land use and land cover changes by satellite imagery and Markov chain model Case study: Tehran. MSc Thesis. Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.
- Munroe D, J. Clark y E. Irwin. 2005. Regional determinants of exurban land use in the U.S. Midwest. En memorias de la 52nd Annual North American Meetings of the Regional Science Association, Las Vegas, NV, U.S.A.
- NASA. 2001. Satellite Maps Provide Better Urban Sprawl Insight. NASA News Release, 2 June 2001. En: <http://spaceflightnow.com/news/n0106/02landsat/> Consultado enero 2015
- Netzband, M. y C. Jürgens. 2010. Urban and suburban areas as a research topic for remote sensing. En *Remote Sensing of Urban and Suburban Areas* Rached, T. y C. Jürgens eds. Springer, Dordrecht Heidelberg London New York U.S.A.
- Parés-Ramos, I. K., W. A. Gould y T. M. Aide. 2008. Agricultural abandonment, suburban growth, and forest expansion in Puerto Rico between 1991 and 2000. *Ecol. Soc.* 13:1.
- Petit, C., T. Scudder y E. Lambin, 2001. Quantifying processes of land-cover change by remote sensing: resettlement and rapid land-cover changes in south-eastern Zambia. *Int. J. Rem. Sens.* 22:3435–3456.
- Pijanowski, B. C., D. G. Brown, B. A. Shellito y G. A. Manik. 2002. Using neural networks and GIS to forecast land use changes: a land Transformation Model. *Comput. Environ. Urban. Syst.* 26:553–575
- Pinedo, A. 2008. Modelación de atributos de bosques templados con Landsat TM y Spot-HRV e índice de sitio como indicador de productividad. Tesis Doctoral, Facultad de Zootecnia, Universidad Autónoma de Chihuahua, Chihuahua, México.

- Pouliot, D. 2012. Supervised Classification Approaches for the Development of Land-Cover Time Series. Remote Sensing of Land Use and Land Cover: Principles and Applications. 1a. ed. Editorial CRC Taylor & Francis Series. Boca Raton, FL. U.S.A.
- Ramankutty, N. y J.A. Foley, 1998. Characterizing patterns of global land use: An analysis of global croplands data. Global Biogeochem. Cy. 12:667-685.
- Shalaby A. y R. Tateishi. 2007. Remote sensing and GIS for mapping and monitoring land cover and land-use changes in the Northwestern coastal zone of Egypt, Appl. Geogr. 27:28-41.
- Short, N. M., y J. Robinson. 1998. The remote sensing tutorial. Goddard Space Flight Center, NASA.
- Silverton, J. S. Holtier, J. Johnson y P. Dale. 1992. Cellular automaton models of interspecific competition for space – the effect of pattern on process. J. Ecol. 80:527–534.
- Sung, C. Y., Y-j. Yi y M-H. Li. 2012. Impervious surface regulation and urban sprawl as its unintended consequence. Land Use Policy 32:317–323.
- Tian, G.J., J.Y. Liu, Y.C. Xie, Z.F., Yang, D.F. Zhuang y Z. Niu. 2005. Analysis of spatio- temporal dynamic pattern and driving forces of urban land in China in 1990s using TM images and GIS. Cities 22:400-410.
- Tang, J., Wang, L., Yao, Z. 2008. Analyses of urban landscape dynamics using multi-temporal satellite images: A comparison of two petroleum-oriented cities. Landscape Urban. Plan. 87:269-278.
- Tobler, W. 1979. Cellular geography. *In*: Philosophy in geography. 1a ed. Editorial Springer, Netherlands.
- Torrens, P. M. 2006. Geosimulation and its application to urban growth modeling. 1ra ed. Editorial Springer-Verlag, London, U.K.
- Townshend, J., C. Justice, W. Li, C. Gurney y J. Mcmanus. 1991. Global land cover classification by remote-sensing-present capabilities and future possibilities. Remote Sens. Environ. 35:243–255.
- Usher, J. M. 2000. Remote sensing applications in transportation modeling. Remote Sensing Technology Centers Final Report. En: <http://www.rstc.msstate.edu/publications/proposal1999-2001.html>
Consultado 20 marzo 2015

- Valbuena, D., P. H. Verburg. y A. K. Bregt. 2008. A method to define a typology for agent based analysis in regional land-use research. *Agr. Ecosyst. Environ.* 128:27-36.
- Verhagen, P., 2007. Case studies in archaeological predictive modeling. 1a ed. Editorial Leyden University Press. Netherlands.
- Von Neumann, J. 1996. Theory of self-reproducing automata. *IEEE Transactions on Neural Networks.* 5:3-14.
- Wilkie, D.S. y J.T. Finn. 1996. Remote sensing imagery for natural resources monitoring. 1a ed. Editorial Columbia University Press, New York, E.U.A
- White. R. y G. Engelen. 1997. Cellular automata as the basis of integrated dynamic regional modeling. *Environ. Plann.* 24:235–246
- Wolfram, S. 1984. Cellular automata as models of complexity. *Nature* 311:419–424
- Yang, Q, X. Li, X. Shi. 2008. Cellular automata for simulating land use changes based on support vector machines. *Comput. Geosci.* 34:592–602
- Yu, X. y C.N., Ng. 2007. Spatial and temporal dynamics of urban sprawl along two urban-rural transects. A case study of Guangzhou, China. *Landscape Urban. Plan.* 79:96-109.
- Yuan, D., C. Elvidge. 1998. NALC land cover change detection pilot study: Washington DC data experiments. *Remote Sens. Environ.* 66:166-178.