

---

ARTÍCULOS / ARTICLES

---

## SIMULACIÓN DEL CRECIMIENTO URBANO DE LA ZONA METROPOLITANA TEPIC-XALISCO, MÉXICO

**Armando Avalos Jiménez**

Universidad Autónoma de Nayarit  
armand18\_a@hotmail.com

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0002-0192-813X>

**Montserrat Gómez Delgado**

Universidad de Alcalá  
montserrat.gomez@uah.es

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-6021-4340>

**Francisco Aguilera Benavente**

Universidad de Alcalá  
f.aguilera@uah.es

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-5710-2057>

**Fernando Flores Vilchez**

Universidad Autónoma de Nayarit  
vilchez@hotmail.com

ORCID iD: <https://orcid.org/0000-0001-5472-255X>

Recibido: 16/11/2017; Aceptado: 06/08/2019.

**Cómo citar este artículo/Citation:** Avalos Jiménez, A., Gómez Delgado, M., Aguilera Benavente, F. y Flores Vilchez, F. (2019). Simulación del crecimiento urbano de la zona metropolitana Tepic-Xalisco, México. *Estudios Geográficos*, 80 (287), e021. <https://doi.org/10.3989/estgeogr.201938.018>

**RESUMEN:** La zona metropolitana Tepic-Xalisco (Nayarit, México) ha tenido un rápido crecimiento en los últimos 30 años, generando situaciones que han puesto en riesgo a la población y medio ambiente, siendo urgente y necesario establecer nuevos enfoques sobre estrategias de planificación urbana. Entender los procesos de crecimiento urbano y simular posibles escenarios futuros han demostrado ser una herramienta esencial para la toma de decisiones en el contexto de la ordenación del territorio. El objetivo del presente trabajo fue simular el crecimiento urbano de la zona metropolitana Tepic-Xalisco al año horizonte 2045. Se utilizaron tres modelos diferentes: técnicas de Evaluación Multi-Criterio (EMC), Regresión Logística (RL) y Autómatas Celulares con cadenas de Markov (AC-Markov), para comprobar el de mejor ajuste a la realidad espacial y establecer una situación tendencial futura. Los resultados fueron validados con datos reales de ocupación urbana del 2015. El modelo AC-Markov mostró mejores resultados al producir una exactitud general del 75 % y coincidencias cercanas en la comparación de las métricas del paisaje, por lo que este modelo fue utilizado para generar un escenario futuro tendencial de crecimiento urbano para el año 2045. La información resultante servirá para generar escenarios alternativos que ayuden a diseñar y evaluar estrategias de planificación urbana orientadas al desarrollo urbano sostenible.

**PALABRAS CLAVE:** Crecimiento urbano; Sistemas de Información Geográfica; Regresión Logística; AC-Markov; Evaluación Multi-Criterio; Tepic (México).

### SIMULATION OF URBAN GROWTH IN THE METROPOLITAN AREA TEPIC-XALISCO, MEXICO

**ABSTRACT:** The metropolitan area of Tepic-Xalisco (Nayarit, Mexico) has been experienced a fast growth in the last 30 years, generating situations that put the population and the environment at risk, being urgent and necessary to establish new approaches on strategies of urban planning. Understanding the processes of urban growth and simulating possible scenarios have proven to be an essential tool for decision making in the context of spatial planning. The objective of this project was simulating the urban growth the metropolitan area Tepic-Xalisco at the year 2045 horizon. Three different models were used: Multi-Criteria Evaluation Techniques (MCE), Logistic Regression (LR) and Cellular Automata with Markov chains (CA-Markov) to verify the one that better fits the spatial reality and establish a trend situation future. The results were validated with the actual data of urban occupation of 2015. The CA-Markov model showed the best results produced an overall accuracy of 75% and close coincidences in landscape metrics, so this model was used to generate a trend-based scenario of urban growth to the year 2045. The resulting information will be used to generate alternative scenarios that will help to design and evaluate sustainable urban development oriented urban planning strategies.

**KEY WORDS:** Urban growth; Geographical Information Systems; Logistic Regression; CA-Markov; Multi-Criteria Evaluation; Tepic (México).

## INTRODUCCIÓN

En el año 1800 solo el 2% de las personas del planeta vivían en ciudades, mientras que en el año 1900 este porcentaje llegó a ser del 12%. En el siglo XX la población urbana mundial aumentó muy rápidamente pasando de 220 a 2800 millones. Estudios recientes indican que en los próximos decenios se espera en el mundo un crecimiento urbano sin precedentes (Triantakoustantis y Mountrakis, 2012), estimándose que para el año 2030 vivan 5 mil millones de personas en áreas urbanas (UN-HABITAT, 2016). En los países más desarrollados el crecimiento urbano ha sido paulatino, mientras que en los países menos desarrollados este crecimiento se ha producido de manera vertiginosa desde mediados del siglo XX

Actualmente América Latina y el Caribe son de las regiones con más población viviendo en ciudades (79,8 %), casi a la par con Norte América que registra un 81,6 % (UN-HABITAT, 2016), aunque también son de las menos pobladas en relación a su territorio. En esta región se incluye México, también con el 80% de su población viviendo en zonas urbanas (INEGI, 2010). En este contexto, la tarea de administrar el crecimiento urbano ha aumentado tanto en alcance y complejidad, que se ha convertido en uno de los retos más importantes del siglo XXI (Bahadur y Murayama, 2011), siendo necesario utilizar herramientas prospectivas para poder planificar mejor el territorio y obtener información de los posibles impactos que las futuras expansiones urbanas puedan provocar en el medio ambiente. Por ello, resulta evidente la necesidad de aplicación de modelos de simulación que han demostrado capacidad para entender y explorar el comportamiento de los sistemas complejos (White y Engelen, 1993; Torrens, 2000; Barredo, Kasanko, McCormick y Lavalle., 2003; y Barreira y Barros, 2016), para ayudar a comprender mejor los procesos de urbanización y sus factores motrices (Cheng y Masser, 2003 y Verburg, Van, Nijs, Dijst y Schot, 2004), reproducir dinámicas y procesos territoriales pasados (Paegelow y Camacho, 2008), simular posibles evoluciones de dichas dinámicas y procesos futuros (Hansen, 2010; Santé, García, Miranda y Crescente, 2010), construir escenarios de crecimiento urbano que nos muestren cómo, dónde y cuánto podría crecer el área urbana en los próximos años (Aguilera, 2006), que nos ayude a tener una visión clara del futuro (Omar, Sanusi, Hussin, Samat y Mohammed, 2014 y Aguilera, Botequilha y Diaz, 2014), y a partir de lo cual sea posible generar estrategias en materia de planifica-

ción urbana congruentes con el desarrollo sostenible (Veldkamp y Lambin, 2001; Verburg *et al.*, 2004; Overmars y Verburg, 2006, y Rojas y Plata, 2010).

El presente trabajo pretende ser una aportación en este sentido. Para ello se tomó como referencia la zona metropolitana Tepic-Xalisco (México), debido a que en los últimos 30 años ha tenido un crecimiento urbano acelerado que ha generado un continuo proceso de deterioro ambiental. El crecimiento urbano se ha dado incluso en zonas no aptas para ello, como áreas de humedales y límites de cauces de ríos o arroyos, generando condiciones que han puesto en riesgo a la población y al medio ambiente en situaciones tales como inundaciones y desbordamiento de ríos.

Partiendo de este contexto, el objetivo del trabajo fue realizar una simulación prospectiva del crecimiento urbano en esta zona al año horizonte 2045, ejecutando el proceso en dos fases: en primer lugar, se aplicaron hasta tres modelos diferentes para comprobar cuál era el que mejor reproducía la realidad espacial del territorio estudiado, y luego, a partir de los resultados obtenidos, se simuló el crecimiento urbano de la zona metropolitana Tepic-Xalisco al año horizonte 2045. Para ello, se realizó un análisis de los cambios de usos del suelo registrados en la zona siguiendo la metodología propuesta por Pontius, Shusas y McEachern, (2004), con el objetivo de detectar las tendencias de crecimiento con énfasis en el uso del suelo urbano. A continuación, y a diferencia de lo que aparece en otros trabajos en la literatura, se emplearon tres modelos para simular el crecimiento urbano para el año 2015: Evaluación Multi-Criterio (EMC), Regresión Logística (RL) y Autómatas Celulares con cadenas de Markov (AC-Markov), que a pesar de ser distintos tanto en fundamento teórico como en desarrollo, permiten, combinados en algunos casos con otras operaciones analíticas, generar una imagen con los usos del suelo simulados, haciendo posible su comparación. Los tres resultados fueron validados comparándolos con la superficie urbana real del año 2015. Finalmente, se seleccionó el modelo que mejor representó la realidad espacial de la zona metropolitana Tepic-Xalisco para simular un escenario tendencial de crecimiento urbano para el año 2045.

El artículo se organiza a partir de aquí, en varios epígrafes principales; se comienza con una presentación del área de estudio, los datos de partida y su preparación utilizando Sistemas de Información Geográfica (SIG); a continuación, se presenta la metodología utilizada para analizar los cambios de usos

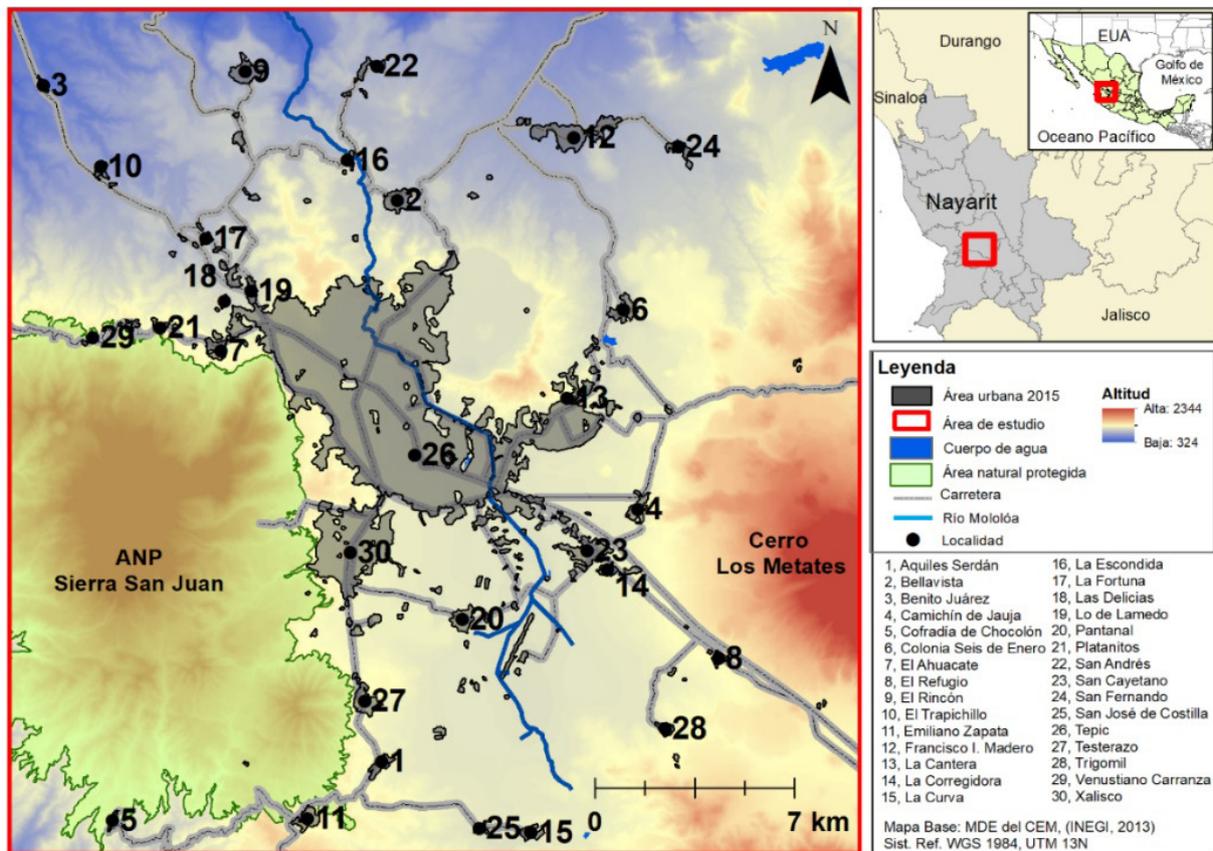
del suelo, los tres modelos utilizados para simular el crecimiento urbano al año 2015 y luego el aplicado para simular el escenario tendencial al año horizonte 2045. Después se presentan los resultados de las simulaciones para el año 2015, su comparación con los datos reales de ese año y los resultados de la simulación final para el año 2045. Posteriormente se discuten los resultados obtenidos y finalmente se hace una breve conclusión del trabajo.

### ÁREA DE ESTUDIO Y DATOS DE PARTIDA

La figura 1 muestra la localización de la zona metropolitana Tepic-Xalisco, en la parte poniente de la República Mexicana y en el centro del Estado de Nayarit, en las coordenadas geográficas 21° 43' 26" Latitud Norte, 104° 56' 46" Longitud Oeste y 21° 16' 12" Latitud Norte, 104° 43' 06" Longitud Oeste y a una altitud promedio de 915 m.s.n.m. (INEGI, 2000). El área de estudio se delimitó por un cuadrante de 900 km<sup>2</sup>, (área lo suficientemente amplia como para analizar y

explorar los procesos de crecimiento urbano que se han registrado hasta la fecha), abarcando un total de 30 localidades con una superficie urbana que representa el 1% de la superficie territorial del Estado y una población de 368.565 habitantes (INEGI, 2010), con una densidad de población media de 6.751 hab/km<sup>2</sup>. Entre estas localidades destacan principalmente la zona urbana de la ciudad de Tepic (Capital del Estado) y Xalisco, catalogadas en su conjunto como zona metropolitana por el Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática (INEGI), Consejo Nacional de Población (CONAPO) y Secretaría de Desarrollo Social (SEDESOL), (INEGI, CONAPO Y SEDESOL, 2004), así como otras 28 localidades asentadas en un radio de 15 km. Aunque podríamos decir que no es una zona muy poblada en comparación con otras ciudades metropolitanas del país, como Guadalajara y la Ciudad de México, se trata de dos de las principales localidades del Estado, donde se asienta aproximadamente el 40% de la población total del Estado de Nayarit.

FIGURA 1  
LOCALIZACIÓN Y DELIMITACIÓN DEL ÁREA DE ESTUDIO



Fuente. Elaboración propia con datos de INEGI e imagen Landsat 8 (2015).

La zona metropolitana Tepic-Xalisco se encuentra en el denominado valle de Matatipac, que forma parte de la cuenca del río Mololoa, afluente del río Santiago, y que está rodeada por elevaciones de origen volcánico entre las que destacan al Norte el cerro de La Cruz y la Batea; al oriente el cerro de Los Metates; y al poniente la Sierra de San Juan, esta última catalogada como Área Natural Protegida (ANP) desde 1987, por lo que cuenta con una gran variedad de recursos naturales y servicios ecosistémicos que es importante conservar.

**DATOS UTILIZADOS Y PROCESAMIENTO**

Debido a la falta de información cartografiada sobre los usos del suelo del pasado reciente en el área de estudio, se tomaron como base tres imágenes de satélite Landsat de los años 1985, 2000 y 2015 (descritas en la tabla 1), para obtener esta información.

Las escenas de las imágenes Landsat 5, 7 y 8 fueron pre-procesadas utilizando el programa ENVI 5.3, para homologar el tamaño de pixel a 30 m., y realizar la clasificación (mediante algoritmo de máxima probabilidad) de los diferentes tipos de usos del suelo, identificando especialmente los cambios de teselas urbanas para cada periodo analizado. Concretamente se contemplaron un total de 5 clases de usos del suelo: Urbano (industrial)

Agrícola (temporal y regadío), Cuerpos de agua, Vegetación arbustiva y arbórea (vegetación de baja densidad), y Bosque (vegetación arbórea de alta densidad).

La validación de la cartografía de usos del suelo arrojó una exactitud general del 84 %, para de las imágenes LandSat 5 (1985) y 7 (2000), y del 96 % para la LandSat 8 (2015). De esta forma se generó la cartografía de usos del suelo para cada periodo de estudio, mostrada en la figura 2.

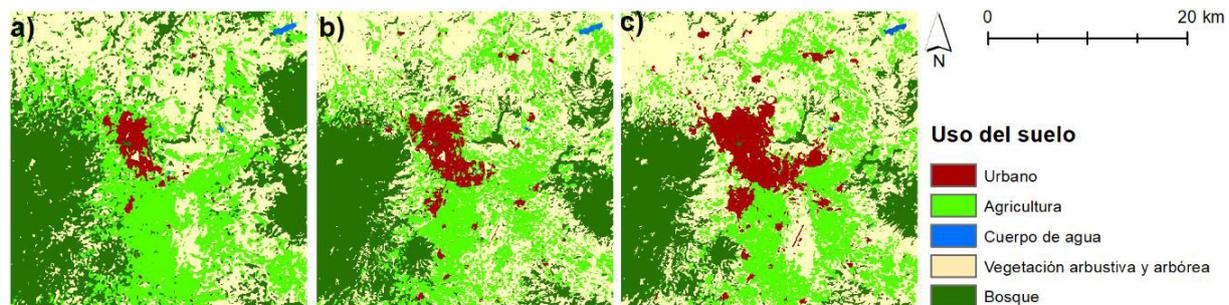
La recopilación de la información necesaria para simular el crecimiento urbano fue precedida por una revisión bibliográfica sobre los factores que más comúnmente se encuentran relacionados con dicho crecimiento, considerando los trabajos de Plata, Gómez y Bosque, (2010); Baluja, Plata, Gómez y Bosque, (2010); Rojas y Plata, (2010); Cifuentes y Londoño, (2010); López, Bocco, Mendoza y Duhau, (2001); y, Bocco, Mendoza y Masera, (2001). A partir de esta revisión se pudo obtener información disponible del Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI) y de la Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad (CONABIO), ambas instituciones oficiales de México, logrando cartografiar 16 factores relacionados con el crecimiento urbano del área de estudio, que fueron analizados y agrupados en tres grupos: factores socio-económicos, ambientales y físicos (tabla 2).

TABLA 1  
IMÁGENES LANDSAT UTILIZADAS PARA CARTOGRAFIAR LOS USOS DEL SUELO EN LA ZONA DE ESTUDIO

Imagen	Sensor	Escena	Resolución espacial	Fecha de adquisición
LANDSAT 5	Thematic Mapper (TM)	LT50300451985139AAA03	60 m.	19/05/1985
LANDSAT 7	Enhance Thematic Mapper (ETM)	LE70300452000301EDC00	30 m.	27/10/2000
LANDSAT 8	Operational Land Imager (OLI)	LO80300452015062LGN01	30 m.	03/04//2015

Fuente: Sitio oficial de Estados Unidos Geological Survey (USGS).

FIGURA 2  
CARTOGRAFÍA DE USOS DEL SUELO



Cartografía de usos del suelo a partir de imágenes Landsat 5 (1985), 7 (2000) y 8 (2015); a) Usos del suelo 1985; b) Usos del suelo 2000; c) Usos del suelo 2015. Fuente. Elaboración propia a partir de imágenes Landsat.

TABLA 2  
FACTORES UTILIZADOS EN RL, EMC Y AC-MARKOV Y CRITERIOS DE APTITUD Y NORMALIZACIÓN

Grupo	No.	Factor	Descripción	Normalización
Socio-económicos	1	Distancia a zonas urbanas	A mayor distancia a las zonas urbanas actuales es menor la adecuación para nuevas zonas residenciales	Función sigmoideal con decremento monótono
	2	Distancia a vialidades primarias	A menor distancia de las vías de acceso principales (carreteras) es más adecuado para la creación de nuevas zonas urbanas.	Función lineal con decremento lineal monótono
	3	Distancia a vialidades secundarias	El acceso a vías secundarias influye de manera positiva en la asignación de nuevas zonas urbanas	
	4	Distancia a vía de tren	La distancia a la vía del tren se considera como un factor positivo hacia las zonas urbanas como estrategia de planificación	
	5	Distancia a centros comerciales	A menor distancia de bienes y servicios es más adecuado para la creación de nuevas zonas urbanas, es necesario garantizar el acceso a bienes y servicios para las nuevas zonas urbanas.	
	6	Distancia a zonas Industriales	A menor distancia de las zonas industriales mayor adecuación (fábricas, ingenios azucareros).	Función sigmoideal con incremento monótono
	7	Densidad de población	A mayor densidad de población se tiene mayor probabilidad de crecimiento urbano	
	8	Distancia a universidades	Se pretende acercar las nuevas zonas urbanas a equipamientos educativos existentes	Función lineal con decremento lineal monótono
Ambientales	9	Distancia a bosques	Es adecuado que las nuevas zonas urbanas se encuentren cerca de las zonas forestales que permitan mejor aspecto paisajístico y mayor confort climático	Función lineal con decremento lineal monótono
	10	Distancia a ríos	Se establece una restricción de 20 metros alrededor de los cursos fluviales y a partir de esta distancia la adecuación disminuye	
	11	Distancia a cuerpos de agua	El acceso a recursos hídricos influye de manera positiva en la creación de nuevas áreas urbanas; sin embargo, esto debe ser a más de 20 metros de distancia	
	12	Distancia a área natural protegida	A mayor distancia de las áreas naturales hay mayor adecuación para las zonas urbanas	Función lineal con incremento lineal monótono
	13	Distancia a zonas inundables	Las áreas más adecuadas para urbanizar se deben encontrar lejos de áreas inundables	
	14	Tipos de usos del suelo	Las coberturas de vegetación baja y rala son más adecuadas para zonas urbanas que el bosque	
Físicas	15	Pendientes	La superficie con menor altitud es más apta para el desarrollo urbano	Función sigmoideal con decremento lineal monótono
	16	Altitud	Las pendientes de entre 0 y 20 grados son adecuadas para las zonas urbanas, decreciendo la aptitud a medida que aumenta la pendiente	

Fuente. Elaboración propia.

**METODOLOGÍA**

La figura 3 muestra el proceso metodológico seguido a partir de aquí, dividido en un total de cuatro etapas: 1) Análisis de cambio de usos del suelo; 2) Simulación del crecimiento urbano; 3) Validación de las simulaciones; y, 4) Simulación de escenario tendencial para el año 2045. Todos los procesos fueron ejecutados en SIG, utilizando los programas TerrSet 18.11 y ArcGis 10.3.

**1) Análisis de cambios de usos del suelo**

El análisis de cambios de usos del suelo se realizó a partir de los resultados de las clasificaciones supervisadas de las imágenes Landsat 5, 7 y 8, con el propósito de identificar las transiciones entre los distintos cambios de usos de suelo y establecer las tendencias de crecimiento, así como el cambio neto que constituye la demanda de superficie de crecimiento urbano para los períodos 1985-2000, 2000-2015 y 1985-2015.

El proceso se realiza mediante la comparación entre pares de imágenes de los diferentes periodos de tiempo, aplicando métodos de tabulación cruzada y las ecuaciones propuestas por Pontius *et al.*, (2004) para obtener las pérdidas, ganancias e intercambios entre los distintos usos del suelo.

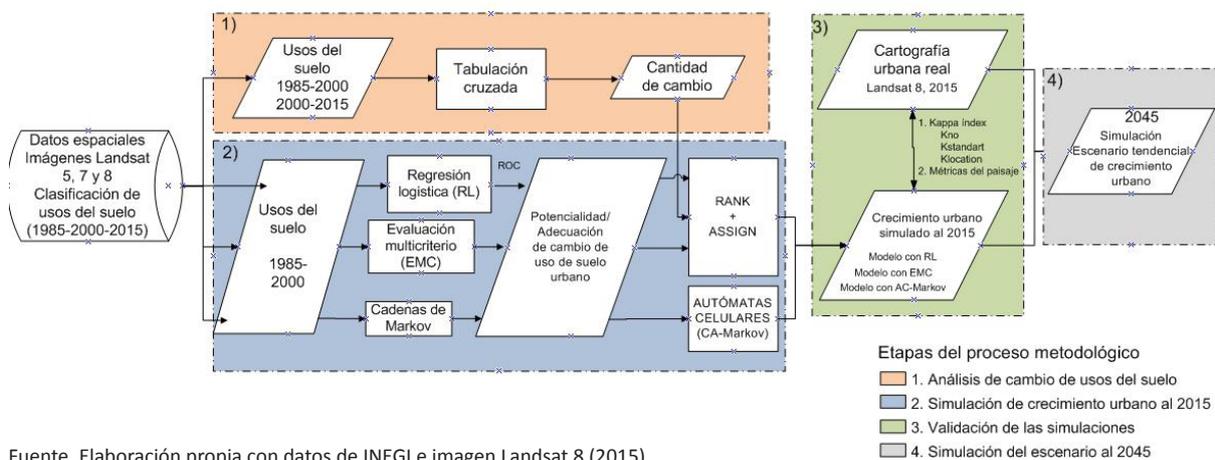
**2) Simulación de crecimiento urbano**

Como ya se mencionado, en el presente estudio se utilizaron hasta tres modelos para simular el crecimiento urbano que, a pesar de ser distintos, comparten la capacidad de producir la imagen que muestra la

potencialidad de cambios de uso de suelo. El modelo de RL y EMC no cumplen con la función de simular directamente el crecimiento urbano; pero partiendo del mapa de probabilidad generado en el primer caso, y de aptitud en el segundo, para la conversión de cada punto del territorio en un uso de suelo determinado (urbano en nuestro caso), es posible obtener la imagen que simula el crecimiento urbano en el periodo de tiempo de interés analizado, aplicando a partir de estos resultados una serie de procesos adicionales que se detallan a continuación. AC-Markov por su parte tiene la capacidad por sí solo de simular diferentes categorías de usos de suelo, aunque en el presente estudio únicamente se simulará el crecimiento del uso urbano. Para poder lograr la comparación de los tres resultados, en líneas generales, se desarrollaron las tres etapas siguientes (mismas que serán detalladas más adelante en los epígrafes correspondientes).

**a) Generación de los mapas de potencialidad de cambio a uso de suelo urbano:** de la aplicación de la RL resulta directamente un mapa de probabilidad donde cada pixel está medido en un rango de 0 a 1, siendo 0 nula probabilidad y 1 máxima probabilidad de que el pixel se convierta en urbano. Por su parte, el resultado de la aplicación de EMC no es un mapa de probabilidad propiamente dicho; sin embargo, al partir de la valoración de la importancia de un conjunto de factores que influyen en el crecimiento urbano y una serie de restricciones, es posible definir la imagen de adecuación que representa el grado aptitud o potencialidad de cada píxel para convertirse en suelo urbano (también medido en valores entre 0 y 1).

FIGURA 3  
PROCESO METODOLÓGICO SEGUIDO PARA LA SIMULACIÓN DEL CRECIMIENTO URBANO AL AÑO 2045



Fuente. Elaboración propia con datos de INEGI e imagen Landsat 8 (2015).

En el caso del modelo AC-Markov, la información de probabilidad para cada píxel es obtenida mediante el módulo Markov, previo a la ejecución del propio modelo. No obstante, la imagen de probabilidad de cambio para el uso de suelo urbano fue modificada en función de los factores que influyen sobre dicho crecimiento y la asignación de ponderación utilizando técnicas de evaluación multicriterio.

- b) Cuantificación del cambio:** La cuantificación de la cantidad de cambio es obtenida del análisis de cambios de usos del suelo descrita en el apartado anterior, de tal forma que para cada periodo de tiempo 1985-2000, 2000-2015, y 1985-2015, se obtuvieron las diferencias entre las cantidades para cada uso del suelo. Esta proporción luego es utilizada para extraer y localizar la cantidad de cambio en la imagen de probabilidad en el modelo de RL y EMC.

En el caso de AC-Markov la cuantificación se llevó a cabo obteniendo la matriz de cambios de usos de suelo entre las diferentes fechas, empleando el módulo Markov en TerrSet, suponiendo en cualquier caso la misma cantidad de cambio utilizada en los modelos de RL y EMC.

- c) Asignación de píxeles para el uso de suelo urbano:** Como paso final, y para los tres modelos EMC, RL y AC-Markov, se llevó a cabo la asignación de las zonas urbanas de acuerdo con los mapas de potencialidad de cada modelo. En los dos primeros casos se empleó la herramienta Rank, para ordenar los píxeles según su potencialidad, y posteriormente se reclasificaron como nuevos píxeles urbanos aquellos situados en las primeras posiciones del ranking, en número igual a la cantidad de cambio determinada en el apartado 1. En el modelo AC-Markov la localización y la asignación de la cantidad de píxeles es asignada con la herramienta MOLA (*Multi-Objective Land Allocation*), que se ejecuta dentro del mismo proceso, para finalmente obtener la imagen simulada de crecimiento urbano (Aguilera, 2006).

A continuación, se describe el modelo y se detalla el proceso de simulación llevado a cabo con cada modelo.

### Regresión Logística (RL)

El primer método utilizado para simular el crecimiento urbano fue el de Regresión Logística (RL), un método estadístico que relaciona un conjunto de va-

riables independientes mediante una función lineal que predice la ocurrencia de probabilidad de la variable dependiente. Este método se aplica cuando la variable dependiente es de tipo binaria o dicotómica; es decir, que solo puede tomar dos valores (Menard, 2002), en nuestro caso 1 para el crecimiento urbano y 0 para no urbano.

La RL ha sido ampliamente probada y difundida en estudios de simulación del crecimiento urbano por Conway, (2005); Cheng y Masser, (2003); Hu y Lo, (2007); Eyoh, Olayinka, Nwilo, Okwuashi, Isong, Udoudo, (2012); Atak, Erdogan, Ersoy y Nurlu, (2014), y Jafari, Majedi, Masoud, Asghar y Kheirkhah, (2016). Este modelo se basa en la probabilidad de que un píxel se convierta en urbano o no urbano, tomando la siguiente forma:

$$\text{logit } P \left[ \frac{y = 1}{y = 0} \right] = \frac{p}{1 - p} = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k \quad (E1)$$

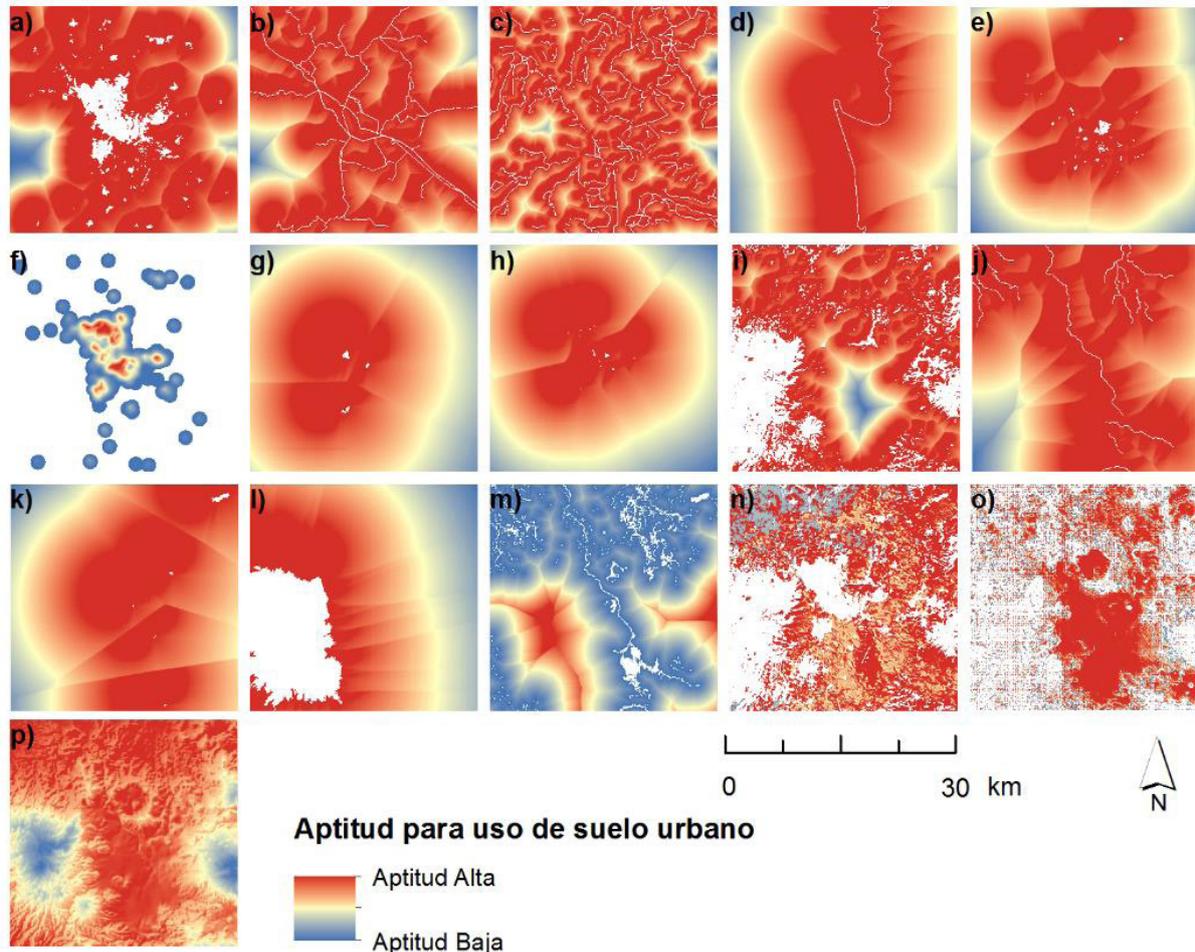
Donde:  $\beta$  son los parámetros estimados por el modelo,  $x_1 + x_2 + \dots + x_k$ , son las variables dependientes incluidas en el modelo; y  $p$  es la probabilidad de que un píxel se transforme a urbano.

En este caso, el análisis estadístico se realizó en el programa R (Development Core Team, 2012), a través del modelo lineal generalizado (GLM, por sus siglas en inglés *Generalized Linear Models*), con una estructura del error para la variable binaria del tipo binomial (logit). El análisis inicial se aplicó al conjunto de las 16 variables antes mencionadas, previa exploración inicial, verificando alguna relación conjunta de dependencia para evitar problemas de colinearidad. En la figura 4 se muestra el grupo de variables cartografiadas para el año 2015.

El método de RL es capaz de generar una imagen de probabilidad para el uso de suelo urbano, donde cada píxel es medido en un rango de 0 (probabilidad nula) a 1 (máxima probabilidad), de que éste se convierta en urbano para el periodo de tiempo de interés.

Finalmente, para cuantificar la cantidad de píxeles a transformarse en zonas urbanas, se empleó el incremento de superficie urbana del periodo 1985-2015. Mediante el módulo RANK (*Cell Rank transformation* en TerrSet) y ASSIGN (*Attribute values assignment*) se ordenaron y reclasificaron los píxeles por su grado de potencialidad.

FIGURA 4  
CONJUNTO DE VARIABLES UTILIZADAS



Conjunto de 16 variables normalizadas del año 2015. a) Distancia a zonas urbanas; b) Distancia a vialidades primarias; c) Distancia a vialidades secundarias; d) Distancia a vía del tren; e) Distancia a centros comerciales; f) Densidad de población; g) Distancia a universidades; h) Distancia a zonas industriales; i) Distancia a bosques; j) Distancia a los ríos; k) Distancia a cuerpos de agua; l) Distancia a área natural protegida; m) Áreas susceptibles de inundación; n) Usos del suelo; o) Pendientes del terreno; p) Altitud del terreno. Fuente. Elaboración propia con datos de INEGI y CONABIO.

### Técnicas de Evaluación Multi-Criterio (EMC)

El segundo modelo aplicado se sustentó en las técnicas de EMC de ayuda a la toma de decisiones, utilizadas particularmente cuando se tienen varios criterios (factores y restricciones) que requieren satisfacer uno o múltiples objetivos (Eastman, Toledano, Jin y Kyem, 1993; Gómez y Barredo, 2005). Se parte de la idea de otorgar un valor de importancia a cada factor y a partir de ello, y de ciertas operaciones aritméticas, obtener un valor global de aptitud. En este trabajo se aplicó el método de jerarquías analíticas de Saaty (1987), (AHP, por sus siglas en inglés *Analytic Hierarchy Process*), de acuerdo a la ecuación 2:

$$r_i = \sum w_i * v_{ij} * b \quad (E2)$$

Donde,  $r_i$  es el nivel de aptitud del pixel "i",  $w_i$  es el peso del factor "j",  $v_{ij}$  es el valor normalizado del pixel "i" en el factor "j" y b es el mapa de restricciones del tipo binario (Gutiérrez, Gómez y Bosque, 2010).

Estas técnicas han sido probadas en múltiples trabajos similares con resultados satisfactorios; para el presente trabajo se revisaron particularmente los de Pascual, Aguilera, Plata, Gómez y Bosque, (2010); Gutiérrez *et al.*, (2010) y Gómez, Aguilera, Barreira, Bosque y Rodríguez, (2014), relacionados también con la simulación del crecimiento urbano.

Para desarrollar el modelo se utilizaron las variables descritas en la tabla 2 (comunes para los tres modelos) previamente analizadas y normalizadas,

mediante funciones de pertenencia borrosa lineal y sigmoidal (Gómez y Barredo, 2005), para tenerlas en una misma unidad de medida y poder compararlas. En la tabla 2 se muestran los criterios de aptitud considerados para cada una de los factores y funciones de normalización aplicadas.

Con la finalidad de reducir la subjetividad del modelo, la ponderación de la importancia de cada factor se realizó a partir de la comparación por pares de cada una de las variables independientes con la variable dependiente (crecimiento urbano), obteniendo el grado de ajuste de las variables con el valor del estadístico ROC. Este valor indica el grado de ajuste o concentración de la ubicación de los valores de la variable de interés sobre los valores más altos del mapa de aptitud (Pontius, 2000). La ponderación de los factores, siguiendo un procedimiento adaptado del método de las jerarquías analíticas de Saaty (1987), resultó de la siguiente manera: primero se obtuvo la ponderación de la proporción sumando los valores del ROC para cada grupo dividido para cada factor del grupo, en segundo lugar; se obtuvo el peso grupal sumando el

total de valores del ROC y dividido para cada grupo, de tal manera que los valores del grupo suman la unidad, posteriormente se calculó el peso final de cada factor como producto de ambos niveles (Gutiérrez *et al.*, 2010). En nuestro caso se comenzó con la ponderación individual y posteriormente por grupos de factores dando lugar a la tabla 3.

Una vez establecidos los pesos para los factores, se aplicó el proceso de evaluación multicriterio con la herramienta MCE (*Multi-Criteria Evaluation*) en TerrSet, cuyos resultados no arrojan propiamente una imagen de probabilidad, sino un mapa con el nivel de adecuación o aptitud de cada píxel para convertirse en suelo urbano (representados con valores que van desde 0 a 1). Este resultado es menos determinístico que el utilizado en RL y AC-Markov, pero de igual utilidad para discriminar qué partes del territorio tendrían vocación para ser convertidos en uso urbano. A partir del mapa de aptitud, se aplicó la misma demanda de superficie que en el caso anterior y se localizaron las mejores zonas para ser urbanizadas al año 2015, según este procedimiento.

TABLA 3  
PONDERACIÓN DE FACTORES CON RESPECTO AL VALOR DEL ROC CON VARIABLES DE 1985

Grupo	Peso grupo	No.	Factor	ROC	Proporción factor (ROC)	Peso final
Socio-económicos	0,58	1	Distancia a zonas urbanas	0,90	0,14	0,08
		2	Distancia a vialidades primarias	0,84	0,13	0,07
		3	Distancia a vialidades secundarias	0,70	0,11	0,06
		4	Distancia a vía de tren	0,79	0,12	0,07
		5	Distancia a centros comerciales	0,88	0,13	0,08
		6	Distancia a zonas Industriales	0,83	0,13	0,07
		7	Densidad de población	0,79	0,12	0,07
		8	Distancia a universidades	0,86	0,13	0,08
Ambientales	0,30	9	Distancia a bosques	0,64	0,19	0,06
		10	Distancia a ríos	0,50	0,15	0,04
		11	Distancia a cuerpos de agua	0,50	0,15	0,04
		12	Distancia a área natural protegida	0,60	0,17	0,05
		13	Distancia a zonas inundables	0,50	0,15	0,04
		14	Tipos de usos del suelo	0,68	0,20	0,06
Físicos	0,12	15	Pendientes	0,73	0,55	0,07
		16	Altitud	0,60	0,45	0,05

Fuente. Elaboración propia.

### Autómatas Celulares con cadenas de Markov (AC-Markov)

El tercer y último modelo aplicado fue el de Autómatas Celulares con cadenas de Markov (AC-Markov), que puede ser utilizado para modelar las tendencias de estructuras espaciales de diferentes usos del suelo (Jafari *et al.*, 2016). En este modelo ambas técnicas actúan de manera complementaria, ya que las cadenas de Markov determinan la probabilidad de cambio entre los usos del suelo entre dos periodos de tiempo (Guan *et al.*, 2011; Samat, 2009; y, Deep y Saklani, 2014); entre otros) y los AC aportan una estructura de crecimiento urbano en función de la vecindad espacial de los diferentes usos de suelo (White, Engelen y Uljee, 1997).

Este modelo está integrado en el programa TerrSet, y requiere llevar a cabo un análisis de transiciones previas mediante cadenas de Markov para obtener tres componentes; a) la matriz de probabilidad de transición, que determina la probabilidad de cambio de cada pixel de un tipo de uso del suelo a otro en el siguiente periodo de tiempo; b) la imagen de probabilidad para cada tipo de uso del suelo; y, c) la matriz de áreas de transición, que indica la cantidad de superficie medida en pixeles con probabilidad de cambio de un tipo de uso del suelo a otro (Guan *et al.*, 2011). En el presente estudio, puesto que sólo se simuló el crecimiento del uso urbano, no se con-

templaron nada más que dos categorías, urbano y no urbano, por lo que únicamente se obtuvo una imagen de probabilidad de cambio para este uso. La figura 5 muestra la nueva imagen de probabilidad de cambio configurada mediante la combinación de las variables que influyen en el proceso de expansión urbana descritas en la tabla 2, utilizando las técnicas de EMC. Los criterios tomados en cuenta para la ponderación de las variables fueron en función de la relación conjunta entre cada una de las variables independientes con la variable dependiente (uso urbano) mediante el uso del valor ROC, al igual que como se planteó para el modelo de RL.

### 3) Validación de las simulaciones

Los resultados de cada uno de los tres modelos fueron comparados con la ocupación urbana real obtenida de la imagen LandSat 8 OLI del año 2015, con la finalidad de identificar el modelo que mejor representara la realidad espacial de la zona metropolitana. Se utilizaron dos métodos para comparar la similitud entre las imágenes: índices kappa y métricas de paisaje (Gómez *et al.*, 2014).

Los índices kappa son uno de los coeficientes más utilizados para validar los resultados de las simulaciones (White *et al.*, 1997 y Barredo *et al.*, 2003). Es un método estricto debido a que la comparación se rea-

FIGURA 5  
IMAGEN DE PROBABILIDAD UTILIZADA EN EL MODELO AC-MARKOV

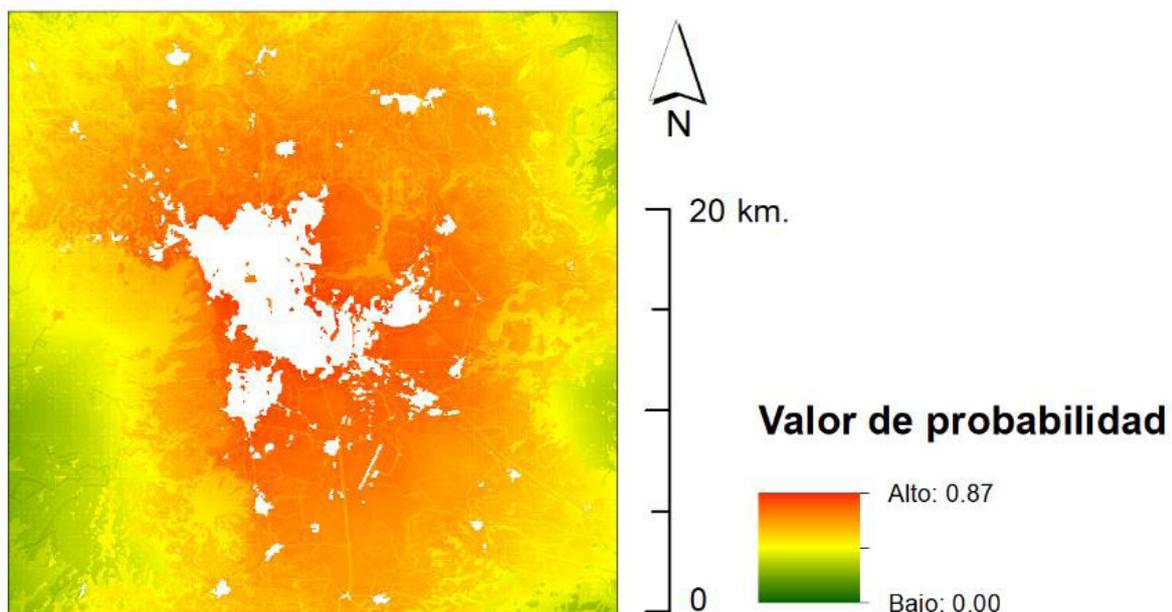


Imagen de probabilidad de cambio para la categoría de uso urbano. Fuente. Elaboración propia.

liza pixel a pixel y por ende otorga un valor muy confiable sobre el grado de acuerdo de la cantidad y ubicación de píxeles de cada clase de uso del suelo entre ambas imágenes (Pontius, 2000). En nuestro caso se utilizó la herramienta VALIDATE integrada en TerrSet que aporta una serie de índices kappa: *Kstandard*, que indica el nivel de acuerdo debido al cambio; *Kno*, que mide la exactitud general de acuerdo de la simulación ejecutada y *Klocation*, que indica el nivel de acuerdo de la ubicación del cambio con respecto a la imagen de referencia (Pontius y Millones, 2011).

Otro método utilizado para validar las simulaciones de crecimiento urbano es la aplicación de métricas de paisaje, que han sido utilizadas para el análisis y estudio de la estructura, función y cambio en los paisajes con aplicaciones en ambientes urbanos (Aguilera, Valenzuela, Soria, Gómez y Plata, 2011). Para el objetivo del presente trabajo se consideraron 6 métricas (tabla 4) calculadas con el software FRAGSTATS 4.2.1 (McGarigal, Cushman, y Ene, 2012) referidas al análisis de subdivisión, geometría y configuración del paisaje. Finalmente, los resultados de la aplicación de estas métricas para cada uno de los modelos fueron comparados con los obtenidos para la cartografía urbana de 2015.

#### 4) Simulación del escenario tendencial al año 2045

El modelo de simulación obtenido con mayor grado de acierto en comparación con la cartografía del uso

urbano real del 2015 se aplicó para generar el escenario tendencial. Se consideró la dinámica histórica observada y las tendencias de cambios de usos de suelo en los últimos 30 años, utilizando la cartografía de uso de suelo urbano de los años 1985-2015 para simular el escenario hacia el año horizonte 2045.

## RESULTADOS

### Cambio de usos del suelo

Los resultados del análisis de cambios de usos del suelo del periodo 1985-2015 (tabla 5) indican que el uso de suelo urbano aumentó en 2.070,45 hectáreas, en el periodo de 1985-2000, y en 2.868,57 hectáreas en los siguientes 15 años (2000-2015). Esta tendencia supone que la superficie urbana se ve incrementada en más de tres veces en un periodo de 30 años, siendo establecida como demanda de suelo para simular el crecimiento urbano del año 2015 y posteriormente en el escenario tendencial para el año 2045.

### Simulaciones de crecimiento urbano

De manera general, podemos decir que las simulaciones obtenidas por cada uno de los tres modelos muestran visualmente una buena representación espacial del crecimiento urbano en el periodo 1985-2015 (figura 6) al compararlos con la cartografía urbana del mismo año.

TABLA 4  
MÉTRICAS DE PAISAJE UTILIZADAS PARA VALIDAR LOS MODELOS DE SIMULACIÓN DE CRECIMIENTO URBANO

Grupo	Clave	Nombre	Descripción
Subdivisión del paisaje	NP	Numero de teselas	Mide el número de teselas o parches por tipo de cobertura (en este caso del crecimiento urbano). A mayor número de teselas mayor dispersión.
	PD	Densidad de teselas	Equivale al número de teselas de ese uso dividido por al área total del área de estudio. Un mosaico con mayor densidad de fragmentos es más heterogéneo; una clase con mayor densidad de fragmentos está más fragmentada.
	ENN_MN	Distancia al vecino más próximo	Mide la distancia de cada tesela a la más cercana del mismo tipo, y calcula la media para cada una de ellas, de tal forma que cuanto más bajos sean sus valores, menos aisladas estarán unas de otras.
Configuración del paisaje	AREA_MN	Tamaño medio de las teselas	Nos aporta una medida de la superficie media de las teselas individuales de cada uso. Un valor bajo indicará la existencia de múltiples teselas con superficies pequeñas, lo cual puede ser entendido como una configuración dispersa del uso en cuestión.
Geometría del paisaje	SHAPE_MN	Índice de forma	Nos aporta una medida de la complejidad de la forma de las teselas de un determinado uso, a través de la relación entre el perímetro y la superficie, de tal forma que mayores valores de este índice muestran un incremento de la complejidad de las formas del mismo.

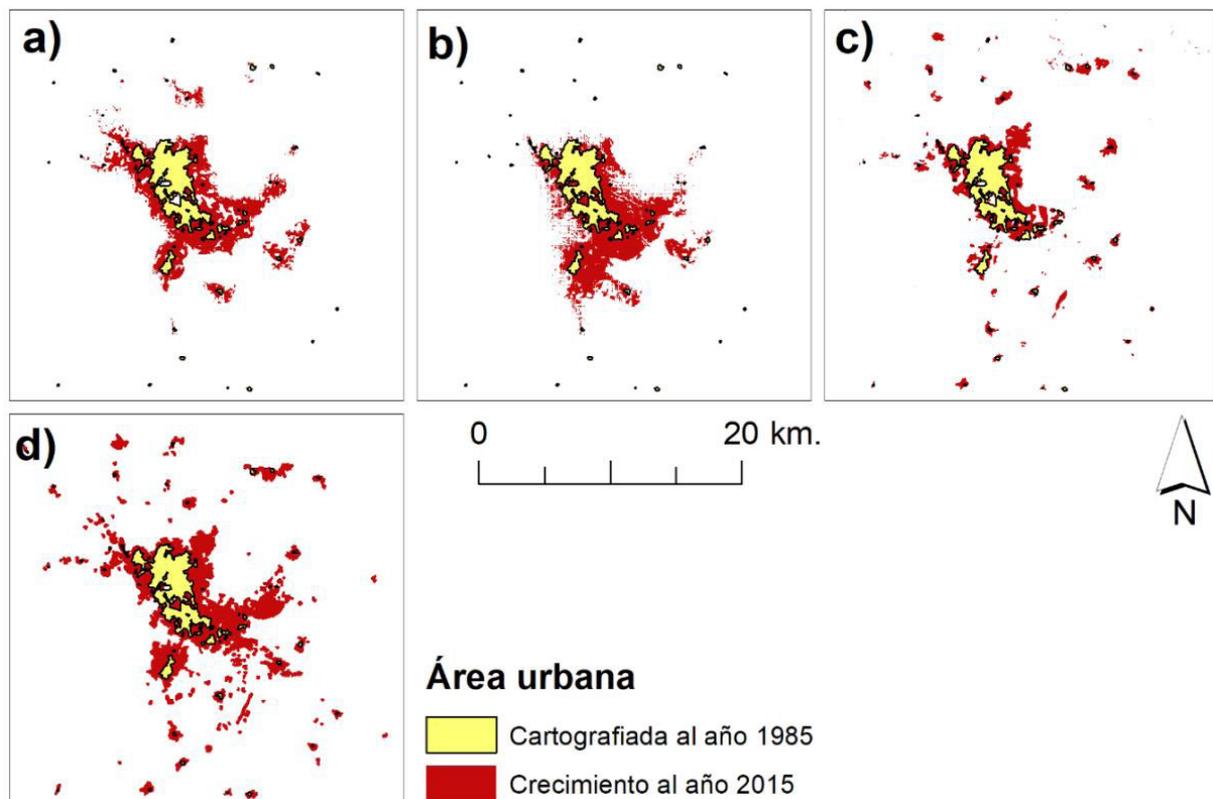
Fuente. McGarigal et al., (2012).

TABLA 5  
CAMBIOS DE USOS DEL SUELO 1985-2015

Clase	Descripción	Superficie (ha.)			Cambio Neto (ha.)			Tasa de cambio anual (ha.)
		1985	2000	2015	1985-2000	2000-2015	1985-2015	
1	Urbano	1921	3991	6860	2070	2869	4939	165
2	Área agrícola	25813	23471	21853	-2342	-1618	-3960	-132
3	Cuerpos de agua	170	138	145	-32	7	-25	-1
4	Vegetación secundaria	31963	37273	40170	5310	2897	8207	274
5	Bosque	30133	25126	20971	-5007	-4155	-9161	-305

Fuente. Elaboración propia

FIGURA 6  
CRECIMIENTO URBANO



Crecimiento urbano real y simulado para el año 2015, a) Crecimiento urbano simulado con RL; b) Crecimiento urbano simulado con EMC; c) Crecimiento urbano simulado con AC-Markov; d) Crecimiento urbano real. Fuente. Elaboración propia.

En lo que respecta al modelo de RL, los resultados de la regresión quedan recogidos en la tabla 6, que muestra los valores de los coeficientes, error estándar y estadístico “z” para cada variable del modelo. Los valores de “p” dieron por debajo de 0,1 %, lo que demuestra que las variables independientes son estadísticamente significativas.

Además, el modelo arrojó un buen ajuste, con un ROC del 96 %, por lo que la ecuación de regresión del modelo se consideró adecuada para generar el mapa de probabilidad de cambio de usos del suelo y, con esta, simular el crecimiento urbano para el año 2015. La cartografía de ocupación urbana generada muestra visualmente un buen ajuste con el creci-

TABLA 6  
COEFICIENTES DEL MODELO DE RL Y SIGNIFICANCIA

Grupo de variables	No.	Código de Variable	Coefficiente ( $\beta$ )	Error estándar	z	p (> z )	
		(Intercepto)	-31,27364	0,21389	-146,217	< 0,001	***
Socio-económicas	1	Distancia a zonas urbanas	19,76224	0,18109	109,132	< 0,001	***
	2	Distancia a vías primarias	-0,34434	0,02978	-11,563	< 0,001	***
	3	Distancia a vías secundarias	-0,27453	0,02503	-10,969	< 0,001	***
	4	Distancia a vías de tren	0,47845	0,04615	10,368	< 0,001	***
	5	Distancia a centros comerciales	3,70594	0,06092	60,832	< 0,001	***
	6	Distancia a zonas industriales	-1,55052	0,07913	-19,595	< 0,001	***
	7	Densidad de población	7,36734	0,07726	95,363	< 0,001	***
	8	Distancia a universidades	1,01283	0,0738	13,724	< 0,001	***
Ambientales	9	Distancia a bosques	-0,5413	0,02797	-19,352	< 0,001	***
	10	Distancia a ríos	0,29302	0,04859	6,031	< 0,001	***
	11	Distancia a cuerpos de agua	2,73119	0,08197	33,319	< 0,001	***
	12	Distancia a áreas naturales protegidas	1,05243	0,05293	19,883	< 0,001	***
	13	Distancia a zonas inundables	1,42372	0,04902	29,044	< 0,001	***
	14	Tipos de usos del suelo	1,62895	0,02904	56,088	< 0,001	***
Físicas	15	Pendiente	0,8834	0,01815	48,676	< 0,001	***
	16	Altitud (Altura del terreno sobre nivel del mar)	5,2677	0,15734	33,479	< 0,001	***
						<b>ROC</b>	<b>0,96</b>
p '****' 0,001 '***' 0,01 '**' 0,05							

Fuente. Elaboración propia.

miento real, pues logra representar el crecimiento disperso en localidades aisladas, destacando la zona en dirección oriente de la ciudad de Tepic, donde se ha identificado un crecimiento urbano importante para el año 2015 del área de La Cantera, y hacia la zona conurbada de la localidad de Xalisco.

El modelo EMC por su parte, muestra un patrón de crecimiento compacto hacia la zona sur de la ciudad, entre Tepic y Xalisco, logrando reproducir, aunque en menor medida, el crecimiento urbano hacia la zona oriente de la Cantera. No obstante, a nivel general los resultados muestran menor correspondencia con la ocupación urbana real, sin lograr reproducir el crecimiento urbano disperso de las localidades aisladas al norte y sur de la zona metropolitana.

Finalmente, el modelo AC-Markov simula muy bien el crecimiento urbano disperso en los alrededores de

la mayoría de las localidades, mostrando un patrón de crecimiento urbano concéntrico en las distintas localidades. Sin embargo, a diferencia de los modelos de RL y EMC, este no logra reproducir el crecimiento urbano experimentado en la zona oriente de La Cantera.

#### Validación de las simulaciones

La validación de los resultados mediante Kappa, indican que el modelo AC-Markov muestra mejores valores en todos los indicadores (*Kstandard*, *klocation* y *kno*), reproduciendo por tanto de mejor manera los patrones del crecimiento urbano (tabla 7). Además, este alto porcentaje de acuerdo se produce, tanto si tenemos en cuenta toda la zona urbanizada en las dos fechas, como si se considera sólo la superficie urbana que se desarrolla entre ambas (es decir, sólo considerando los cambios registrados).

TABLA 7  
VALORES DE ÍNDICES KAPPA DE MODELOS APLICADOS PARA SIMULAR EL CRECIMIENTO URBANO

Kappa index	Total, superficie urbana			Cambios de superficie urbana simulados		
	RL	EMC	AC-Markov	RL	EMC	AC-Markov
	1985-2015	1985-2015	1985-2015	1985-2015	1985-2015	1985-2015
<i>Kno</i>	0,91	0,90	0,94	0,91	0,90	0,94
<i>Klocation</i>	0,56	0,52	0,87	0,56	0,52	0,80
<i>Kstandard</i>	0,56	0,52	0,75	0,56	0,52	0,65

Fuente. Elaboración propia.

En lo que respecta a la validación mediante métricas de paisaje, el modelo AC-Markov también registra el mejor ajuste (tabla 8), con valores de las métricas NP, PD y SHAPE\_MN muy similares a las de ocupación urbana real del 2015. La métrica de tamaño medio de teselas (AREA\_MN) en los métodos RL y MCE arroja teselas más grandes y, por tanto, no se asemejan a la ocupación urbana real. En cuanto al índice de distancia al vecino más cercano (ENN\_MN), los métodos de RL y AC-Markov tienen valores más próximos a la realidad. Por ello, el modelo AC-Markov se identificó como el más adecuado para simular el crecimiento urbano en un escenario de continuidad o tendencial para el año horizonte 2045.

### Simulación del escenario futuro

La figura 7 muestra el crecimiento urbano simulado hacia el año 2045, utilizando el modelo AC-Markov y a partir de la situación real de 2015, en un contexto de continuidad o escenario tendencial.

Los resultados muestran que, si las condiciones del crecimiento urbano continúan tal como se han mantenido hasta la fecha, el crecimiento se dará de forma concéntrica y en la mayoría de las localidades de la

zona metropolitana. Si la demanda de uso de suelo obtenida de la cartografía urbana entre el periodo de 30 años (1985-2015) se mantiene, para el año 2045 las zonas urbanas se incrementarán llegando a una superficie de 11.242 ha., donde el 50 % de esta superficie habrá remplazado a vegetación secundaria y un 33 % lo habrá hecho sobre área agrícola. El bosque también se vería mermado en un 6 % de superficie, llegando a afectar parte de la zona norte del área natural protegida de la Sierra de San Juan. El crecimiento urbano se daría particularmente hacia la zona sur, oriente y poniente de la ciudad de Tepic (San Cayetano, La Cantero, Venustiano Carranza), aunque las localidades que también muestran un incremento en las áreas circundantes son Francisco I. Madero hacia el norte, Camichín de Jauja al poniente y Pantanal al Sur.

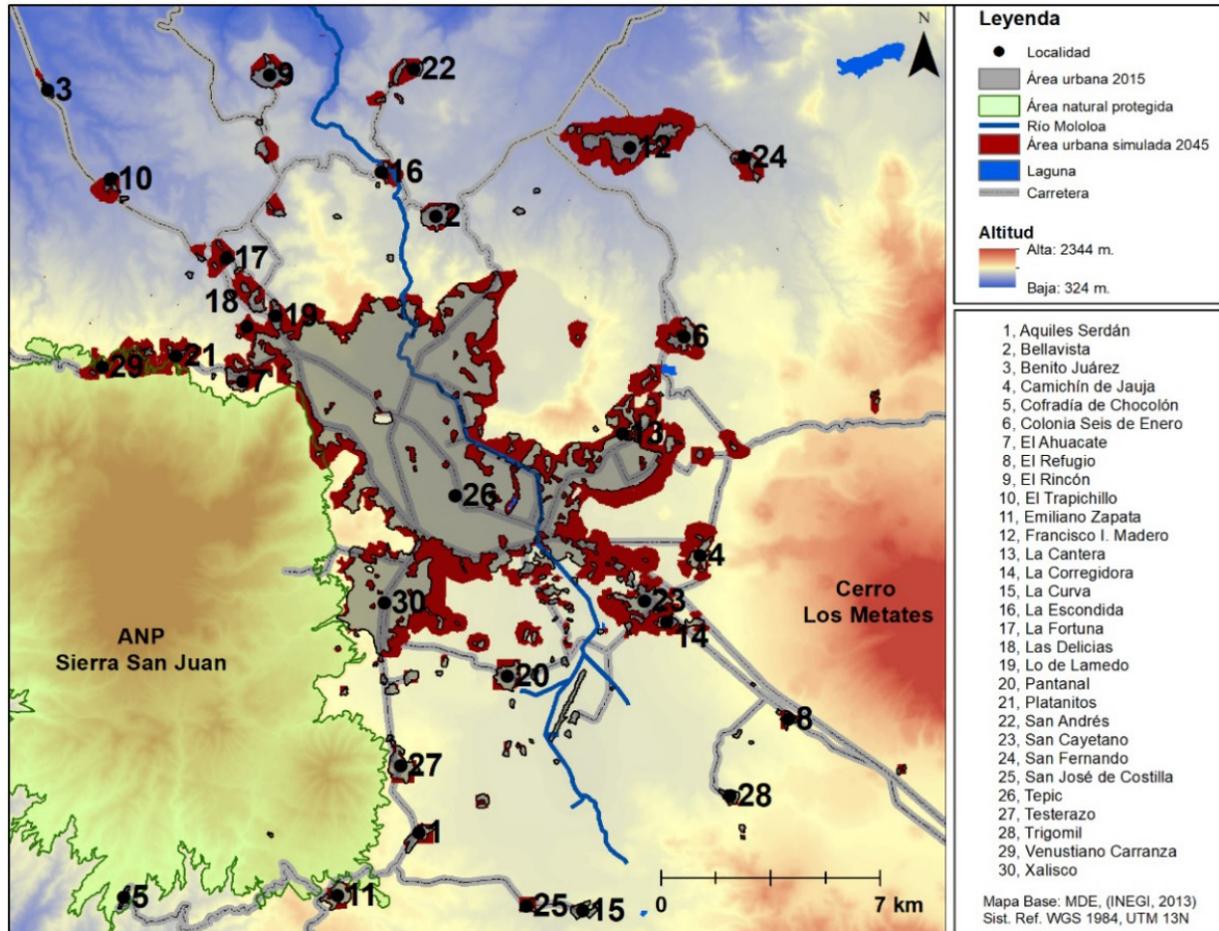
De darse esta situación, el escenario tendencial simulado para el año 2045 supondría un aumento del doble de la superficie urbana actual, trayendo consigo una serie de impactos ambientales asociados a la pérdida de área agrícola productiva, (una de las principales actividades económicas del Estado), así como a la disminución de superficie de uno de los ecosistemas de mayor importancia ambiental (ANP Sierra de San Juan) con la correspondiente pérdida de servicios ecosistémicos.

TABLA 8  
VALORES DE MÉTRICAS DE PAISAJE OBTENIDAS PARA CADA MODELO DE SIMULACIÓN DE CRECIMIENTO URBANO

Métricas	Cartografía urbana (2015) Landsat 8	Simulación (2015)			Diferencia entre índices		
		RL	MCE	AC-Markov	RL	MCE	AC-Markov
NP	154,0	309,0	649,0	152,0	155,0	495,0	-2,0
PD	0,2	0,3	0,7	0,2	0,2	0,6	0,0
AREA_MN	44,5	22,2	10,6	35,3	-22,3	-34,0	-9,3
SHAPE_MN	1,4	1,2	1,2	1,4	-0,2	-0,3	0,0
ENN_MN	358,8	205,7	167,8	518,8	-153,1	-191,0	159,9

Fuente. Elaboración propia.

FIGURA 7  
 ESCENARIO TENDENCIAL DE CRECIMIENTO URBANO AL AÑO 2045



Fuente. Elaboración propia.

## DISCUSIÓN

Existe una multitud de trabajos que exploran la realización de simulaciones del crecimiento urbano mediante el empleo de EMC, (Gutiérrez *et al.*, 2010), redes neuronales artificiales (Razavi, 2014), modelos fractales (Shen, 2002), modelos basados en agentes (Cantergiani, Gómez y Vergara, 2014), análisis con regresión logística (Guan *et al.*, 2011), árboles de decisiones (Triantakonstantis, Mountrakis y Wang, 2011), modelos basados en autómatas celulares como SLEUTH (León y Villalobos, 2010; Rienow y Goetzke, 2015), SimLand (Wu, 1998), o los realizados por Aguilera, Valenzuela y Bosque, (2010) y Barreira y Barros, (2016), así como otros que analizan la dinámica de un conjunto de categorías de coberturas y usos de suelo (entre los que se encuentra el uso urbano) como: DINAMICA desarrollado por el Centro de Sensoriamen-

to Remoto de la Universidad Federal de Minas Gerais (Brasil) y aplicado por Soares, Pennachin y Cerqueira, (2002); *Land Change Modeler* (LCM por sus siglas en inglés), de la Universidad de Clark (Eastman, Van Fossen y Solorzano, 2005); *Land Transformation Modeler* (LTM por sus siglas en inglés) de la Universidad de Purdue (Pijanowski, Tayyebi, Doucette, Pekin, Braun, Plourde, 2014); y AC-Markov (Paegelow, Camacho y Menor, 2003), pero no es tan frecuente la aplicación de diferentes modelos y la posterior comparación de los resultados.

Algunos ejemplos a este respecto son los trabajos de Díaz y Hewitt (2013), donde se comparan los resultados obtenidos por el modelo LCM y LTM: los realizados por Camacho, Pontius, Paegelow y Mas, (2015), donde se analizan las diferencias en la aplicación de cada modelo comparando LCM con el basado en Au-

tómatas celulares (AC-Markov); o el estudio más amplio en el que se comparan cuatro modelos de cambio de cobertura y usos de suelo utilizando CA\_MARKOV, CLUE-S, DINAMICA EGO y LCM (Mas, Kolb, Houet, Paegelow y Camacho, 2010). Sin embargo, en estos últimos se simula el cambio de varios usos del suelo simultáneamente, y no exclusivamente el uso urbano como en el presente trabajo. Además, en la mayor parte de ellos no se comparan los resultados obtenidos con la realidad espacial para determinar cuál sería el de mejor ajuste y proyectarlo hacia un futuro cercano, como sí ha llevado a cabo en el presente trabajo.

Así, se ha podido comprobar que no todos los modelos han podido reproducir con la misma precisión las tendencias del pasado en la zona de estudio, siendo el modelo AC-Markov el que representa mejor los patrones espaciales de crecimiento urbano en la zona, con valores más altos para los índices kappa y un comportamiento similar en las métricas espaciales en comparación con la situación real en 2015. Este modelo, al contar con una serie de módulos propios de un proceso probabilístico aleatorio como es el basado en Autómatas celulares, logra introducir mayor complejidad a las relaciones entre los distintos usos del suelo (White y Engelen, 1993) (aunque en este caso se haya empleado para simular un único uso) y al contar con una función que permite introducir un análisis de contigüidad espacial, logra captar de mejor manera la dinámica de crecimiento urbano. Este hecho es coincidente con otros trabajos sobre AC, demostrando tener mayor potencial para simular los patrones de crecimiento urbano (Santé *et al.*, 2010), por lo que han sido ampliamente utilizados para explorar escenarios futuros de expansión urbana (Triantakonstantis y Mountrakis, 2012; Barreira, Aguilera y Gómez, 2015).

Sin embargo, estos resultados no coinciden con otro de los pocos trabajos en los que se han comparado los resultados de diferentes modelos de crecimiento urbano con mapas reales. Pascual *et al.*, (2010) compara dos métodos de simulación: uno basado en técnicas de EMC y otro en AC. Los resultados de su validación arrojan mejores ajustes para las técnicas EMC, con un índice kappa de 0,80 para todo el uso del suelo urbano, y de 0,75 para el modelo de AC. Estos resultados difieren parcialmente de los obtenidos en el presente trabajo donde los resultados para el método de AC-Markov arrojan un índice kappa de 0,75, muy similar a los obtenidos por los autores antes citados, pero en caso contrario para las EMC con kappa de 0,53.

En el caso del modelo de RL, al ser un modelo estadístico, aporta resultados algo deterministas al

estar condicionado por la respuesta de la variable dependiente y sesgar los resultados en función del conjunto de factores utilizados, que influyen sobre el crecimiento urbano.

No obstante, los resultados del método EMC pueden estar sesgados en función de los valores de ponderación asignados a cada uno de los factores, por ello, es una técnica que puede estar más indicada para simular escenarios de tipo normativo o deseables, tal como señalan Gómez *et al.*, (2014); Gutiérrez *et al.*, (2010); y Aguilera *et al.*, (2011), entre otros, ya que se pueden obtener resultados diferentes en función de los objetivos planteados.

Finalmente, en lo que respecta a las limitaciones, es necesario destacar que los resultados obtenidos por los modelos están condicionados por la cartografía de usos del suelo empleada, obtenida mediante clasificación de las imágenes de satélite. En este sentido, para futuros trabajos, sería importante poder contar con una base cartográfica de usos de suelo con un mayor porcentaje de acuerdo en la validación, lo que daría mayor certidumbre a los resultados de los modelos de simulación aplicados.

## CONCLUSIONES

Realizar simulaciones de crecimiento urbano a futuro no es una tarea fácil, dado el alto grado de incertidumbre y la variedad de factores motrices que intervienen en el comportamiento de estas dinámicas. La comparación de los resultados de los distintos modelos ha servido como punto de partida para tratar de establecer un modelo cuyos mejores resultados se ajusten a la realidad de la expansión urbana registrada en la zona; no obstante, aunque las condiciones sucedidas en el pasado pueden estar poco relacionadas con lo que sucede en el futuro, el escenario tendencial de crecimiento urbano obtenido constituye una fuente de información muy valiosa para el conocimiento de las consecuencias en el territorio, en el caso de que dichas áreas fueran ocupadas por el uso de suelo urbano en el futuro.

El modelo AC-Markov muestra mayor potencial sobre RL y EMC, planteándose como un modelo probabilístico integral al involucrar criterios de los otros modelos utilizados, tanto las variables que influyen en el crecimiento urbano (que son tomadas de RL), como la aplicación de EMC para la construcción de los mapas de probabilidad. Además, cuenta con la función de contigüidad espacial, condiciones que no tienen los modelos de RL y EMC al aplicarlos de manera independiente. La combinación de las herramientas de RL

y EMC con AC-Markov ha mostrado mayor certidumbre en la comparación de los resultados de la simulación del crecimiento urbano.

El modelo de simulación prospectiva de crecimiento urbano generado en el presente trabajo logra ser una buena aproximación para la generación de futuros escenarios alternativos de crecimiento urbano de la zona metropolitana Tepic-Xalisco, y contar con información con sustento científico que pueda ser tomada como base para la toma de decisiones por los planificadores, para diseñar y evaluar instrumentos que ayuden a atender y mitigar la problemática actual y futura por efectos del crecimiento urbano, todo ello con un enfoque hacia desarrollo urbano sostenible.

## BIBLIOGRAFÍA

- Aguilera B. F. (2006). Predicción del crecimiento urbano mediante sistemas de información geográfica y modelos basados en autómatas celulares. *GeoFocus*, 6, 81-112. Recuperado de: <http://www.geofocus.org/index.php/geofocus/article/view/90/253>
- Aguilera B. F., Botequilha L. A., y Díaz V. E. (2014). Detecting multi-scale urban growth patterns and processes in the Algarve region (Southern Portugal). *Applied Geography*, 53, 234-245. <http://doi.org/10.1016/j.apgeog.2014.06.019>
- Aguilera B. F., Valenzuela M. L. M., Soria L. J. A., Gómez D. M., y Plata R. W. (2011). Escenarios y modelos de simulación como instrumento en la planificación territorial y metropolitana. *Serie Geográfica*, 17, 11-28. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/10017/14342>
- Aguilera B. F.; Valenzuela M. L.M. y Bosque S. J. (2010): "Simulación de escenarios futuros en la aglomeración urbana de granada a través de modelos basados en autómatas celulares". *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 54, 271-300. Recuperado de: <https://bage.age-geografia.es/ojs/index.php/bage/article/view/1289/1212>
- Atak, B. K., Erdogan, N., Ersoy, E., y Nurlu, E. (2014). Analysing the Spatial Urban Growth Pattern by Using Logistic Regression in Didim District. *Journal of Environmental Protection and Ecology*, 15(4), 1866-1876.
- Bahadur T. R., y Murayama Y., (2011). Scenario based urban growth allocation in Kathmandu Valley, Nepal. *Landscape and Urban Planning*, 105, 140-148. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2011.12.007>
- Baluja A. J., Plata R. W., Gómez D. M. y Bosque S. J., (2010). Análisis de factores explicativos del crecimiento urbano en el área metropolitana de Granada mediante técnicas estadísticas y SIG. En Ojeda, J.; Pita, M.F. y Vallejo, I. (Eds.). *Tecnologías de la Información Geográfica: La Información Geográfica al servicio de los ciudadanos, Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Sevilla*. Sevilla, 640-657. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/11441/66606>
- Barredo, J. I., Kasanko, M., McCormick, N., y Lavalle, C. (2003). Modelling dynamic spatial processes: simulation of urban future scenarios through cellular automata. *Landscape and urban planning*, 64(3), 145-160. [https://doi.org/10.1016/S0169-2046\(02\)00218-9](https://doi.org/10.1016/S0169-2046(02)00218-9)
- Barreira G. P., y Barros J. (2016). Configuring the neighbourhood effect in irregular cellular automata based models. *International Journal of Geographical Information Science*, 31(3), 617-636. <https://doi.org/10.1080/13658816.2016.1219035>
- Barreira G. P., Aguilera B. F., y Gómez D. M. (2015). Partial validation of cellular automata based model simulations of urban growth: An approach to assessing factor influence using spatial methods. *Environmental Modelling and Software*, 69 (7), 7-89. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2015.03.008>
- Bocco G., Mendoza M. y Masera O. (2001). La dinámica del cambio del uso del suelo en Michoacán. Una propuesta metodológica para el estudio de los procesos de deforestación, *Investigaciones Geográficas, Boletín del Instituto de Geografía*, 44, 18-38. Recuperado de: <http://www.scielo.org.mx/pdf/igeo/n44/n44a3.pdf>

- Camacho, O. M. T., Pontius Jr, R. G., Paegelow, M., y Mas, J. F. (2015). Comparison of simulation models in terms of quantity and allocation of land change. *Environmental Modelling and Software*, 69, 214-221. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2015.03.003>
- Cantergiani, C., Gómez D. M., y Vergara, C. (2014). Desarrollo de un Modelo Basado en Agentes para la simulación del crecimiento urbano: Submodelo de asignación de nuevo suelo urbanizable. En Zaragoza, B.; Ramón, A. (Eds.): *Tecnologías de la información para nuevas formas de ver el territorio: XVI Congreso Nacional de Tecnologías de Información Geográfica*, 10-18. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/10045/46395>
- Cheng, J., y Masser, I. (2003). Urban growth pattern modeling: A case study of Wuhan city, PR china. *Landscape and Urban Planning*, 62(4), 199-217. [https://doi.org/10.1016/S0169-2046\(02\)00150-0](https://doi.org/10.1016/S0169-2046(02)00150-0)
- Cifuentes, R. P. A., y Londoño, L. J. P., (2010). Análisis del crecimiento urbano: Una aproximación al estudio de los factores de crecimiento de la ciudad de Manizales como aporte a la planificación. *Gestión y Ambiente*, 13(1), 53-66. Recuperado de: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=169419998004>
- Conway, M., (2005). Current and future patterns of land-use change in the coastal zone of New Jersey. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 32, 877-893. <https://doi.org/10.1068/b31170>
- Deep, S., y Saklani, A. (2014). Urban sprawl modeling using cellular automata. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, 17(2), 179-187. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2014.07.001>
- Development Core Team, (2012). R: A Language and Environment for Statistical Computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna <http://www.Rproject.org/>
- Díaz, P.J., y Hewitt, R. (2013). Modelado de cambios de usos de suelo urbano a través de redes neuronales artificiales. Comparación con dos aplicaciones de software. *GeoFocus*, 14, 1-22. Recuperado de: <http://www.geofocus.org/index.php/geofocus/article/view/298>
- Eastman, J. R., Toledano, J., Jin, W., y Kyem, P. A. (1993). Participatory multi-objective decision-making in GIS. En AUTOCARTO-CONFERENCE. *ASPRS American Society for Photogrammetry And Remote Sensing*, 33-42.
- Eastman, J. R., Van Fossen, M. E., y Solarzano, L. A. (2005). Transition potential modeling for land cover change. En Maguire, D.J.; Goodchild, M.F. and Batty, M. (Eds.): *GIS, spatial analysis and modeling*, Esri Press, 357-386.
- Eyoh, A., Olayinka, D. N., Nwilo, P., Okwuashi, O., Ison, M., y Udodo, D. (2012). Modelling and predicting future urban expansion of Lagos, Nigeria from remote sensing data using logistic regression and GIS. *International Journal of Applied Science and Technology*, 2(5), 116-124. R Recuperado de: [http://www.ijastnet.com/journals/Vol\\_2\\_No\\_5\\_May\\_2012/13.pdf](http://www.ijastnet.com/journals/Vol_2_No_5_May_2012/13.pdf)
- Gómez D. M. y Barredo C. J. I. (2005): Sistemas de Información Geográfica y Evaluación Multicriterio en la ordenación del territorio. Editorial Ra-Ma, 2ª Edición, *Paracuellos de Jarama*.
- Gómez D. M., Aguilera B. F., Barreira G. P., Bosque S. J., y Rodríguez E. V. M. (2014). Simulación prospectiva del crecimiento urbano en la Comunidad Autónoma de Madrid a partir de modelos basados en autómatas celulares y modelos basados en EMC. En Zaragoza, B.; Ramón, A. (Eds.): *Tecnologías de la información para nuevas formas de ver el territorio: XVI Congreso Nacional de Tecnologías de Información Geográfica*, 27-37. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/10045/46397>
- Guan, D., Li, H., Inohae, T., Su, W., Nagaie, T., y Hokao, K. (2011). Modeling urban land use change by the integration of cellular automaton and Markov model. *Ecological Modelling*. 222(20), 3761-3772. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2011.09.009>
- Gutiérrez A. J., Gómez D. M. y Bosque S. J. (2010). Simulación de crecimiento urbano mediante evaluación multicriterio y TIG en el Gran San Miguel de Tucumán. Argentina. En Ojeda, J.; Pita, M.F. y Vallejo, I. (Eds.). *Tecnologías de la Información Geográfica: La Información Geográfica al servicio de los ciudadanos, Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Sevilla*. Sevilla, 873-88. Recuperado de: [http://tig.age-geografia.es/2010\\_Sevilla/ponencia3/GUTIERREZ.pdf](http://tig.age-geografia.es/2010_Sevilla/ponencia3/GUTIERREZ.pdf)
- Hansen, H. S. (2010). Modelling the future coastal zone urban development as implied by the IPCC SRES and assessing the impact from sea level rise. *Landscape and Urban Planning*, 98(3), 141-149. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.08.018>

- Hu Z. y Lo P., (2007). Modeling urban growth in Atlanta using logistic regression. *Computers, Environment and Urban Systems*, 31, 667–688. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2006.11.001>
- INEGI, (2000 y 2010). *Censo general de población y vivienda*. México.
- INEGI, CONAPO y SEDESOL, (2004). *Delimitación de las Zonas Metropolitanas de México*. Secretaría de Desarrollo Social, Consejo Nacional de Población, Instituto Nacional de Estadística, Geografía e Informática.
- Jafari, M., Majedi, H., Masoud, S. M., Asghar, A. A., y Kheirkhah Z. M. (2016). Dynamic simulation of urban expansion based on cellular automata and logistic regression model: Case study of the Hyrcanian Region of Iran. *Sustainability*, 8(8), 810. <https://doi.org/10.3390/su8080810>
- León, M. O. G., y Villalobos, H. L. R. (2010). Predicción y modelación del crecimiento urbano de Ciudad Cuauhtémoc, Chihuahua del 2010, usando autómatas celulares (SLEUTH). *Revista Internacional de Contaminación Ambiental*, 29 (1), 220-238. Recuperado de: <https://bit.ly/2Ouzqjc>
- López, E., Bocco, G., Mendoza, M., y Duhau, E. (2001). Predicting land-cover and land-use change in the urban fringe: a case in Morelia city, Mexico. *Landscape and urban planning*, 55(4), 271-285. [https://doi.org/10.1016/S0169-2046\(01\)00160-8](https://doi.org/10.1016/S0169-2046(01)00160-8)
- Mas, J. F., Kolb, M., Houet, T., Paegelow, M., y Camacho, M. C. (2010). Una comparación de diferentes enfoques de modelación de cambios de cobertura/uso del suelo. *XIV Simposio Internacional SELPER 2010*, Nov 2010, Guanajuato, México. Recuperado de: <https://halshs.archives-ouvertes.fr/halshs-01063482>
- McGarigal, K., SA Cushman, y E. Ene. (2012). FRAGSTATS v4: Spatial Pattern Analysis Program for Categorical and Continuous Maps. Computer software program produced by the authors at the University of Massachusetts, Amherst.
- Menard, S., (2002). *Applied logistic regression analysis* (2.ª ed.). SAGE Publications.
- Omar, N. Q., Sanusi, S. A. M., Hussin, W. M. W., Samat, N., y Mohammed, K. S. (2014). Markov-CA model using analytical hierarchy process and multiregression technique. In IOP Conference Series: *Earth and Environmental Science*. (20), 1-20. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/20/1/012008>
- Overmars K. P., y Verburg P. H. (2006). Multilevel modelling of land use from field to village level in the Philippines. *Agricultural Systems*, 89, 435–456. <https://doi.org/10.1016/j.agsy.2005.10.006>
- Paegelow, M., y Camacho, O. M. T. (2008). *Modelling environmental dynamics*. *Advances in Geomatic simulations*. Series Environmental Science. Springer.
- Paegelow, M., Camacho O. M. T. y Menor T. J. (2003). Cadenas de Markov, evaluación multicriterio y evaluación multiobjetivo para la modelización prospectiva del paisaje. *GeoFocus*, 3, 22-44. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/10481/29651>
- Pascual R. V., Aguilera B. F., Plata, R. W., Gómez D. M. y Bosque S. J. (2010). Simulación de modelos de crecimiento urbano: Métodos de comparación con los mapas reales. En Ojeda, J.; Pita, M.F. y Vallejo, I. (Eds.). *Tecnologías de la Información Geográfica: La Información Geográfica al servicio de los ciudadanos*, Secretariado de Publicaciones de la Universidad de Sevilla. Sevilla, 1.000-1.013. Recuperado de: <https://idus.us.es/xmlui/bitstream/handle/11441/66687/PASCUAL.PDF?sequence=1&isAllowed=y>
- Pijanowski, B. C., Tayyebi, A., Doucette, J., Pekin, B. K., Braun, D., y Plourde, J. (2014). A big data urban growth simulation at a national scale: configuring the GIS and neural network based land transformation model to run in a high performance computing (HPC) environment. *Environmental Modelling and Software*, 51, 250-268. <https://doi.org/10.1016/j.envsoft.2013.09.015>
- Plata R. W., Gómez D., M., y Bosque S., J. (2010). Incidencia de la zonificación del territorio en los factores explicativos del crecimiento urbano de la comunidad de Madrid. *Revista Geográfica de América Central*, 1 (144 E), 37–60. Recuperado de: <https://www.revistas.una.ac.cr/index.php/geografica/article/view/89/63>
- Pontius, R. G. (2000). Quantification error versus location error in comparison of categorical maps. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 66(8), 1011-1016. Recuperado de: <https://pdfs.semanticscholar.org/ed7f/3f0896cda2b1852425f6aaef4f0ab44aba46.pdf>
- Pontius Jr, R. G., y Millones, M. (2011). Death to Kappa: birth of quantity disagreement and allocation disagreement for accuracy assessment. *International Journal of Remote Sensing*, 32(15), 4407-4429. <https://doi.org/10.1080/01431161.2011.552923>

- Pontius, R. G., Shusas, E., y McEachern, M. (2004). Detecting important categorical land changes while accounting for persistence. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 101(2), 251-268. <https://doi.org/10.1016/j.agee.2003.09.008>
- Razavi, B. S. (2014). Predicting the trend of land use changes using artificial neural network and markov chain model (case study: Kermanshah City). *Research Journal of Environmental and Earth Sciences*, 6(4), 215-226. Recuperado de: <https://pdfs.semanticscholar.org/c143/e603e3ad4d4022e48bc3f57ef406062fa85c.pdf>
- Rienow, A., y Goetzke, R. (2015). Supporting SLEUTH—Enhancing a cellular automaton with support vector machines for urban growth modeling. *Computers, Environment and Urban Systems*, 49, 66-81. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2014.05.001>
- Rojas, C., y Plata R. W., (2010). Área Metropolitana de Concepción: Factores espaciales explicativos de su crecimiento urbano reciente (2001–2009) por medio de un Modelo de Regresión Logística Espacial. *Actas I Congreso Internacional de Ordenamiento Territorial y Tecnologías de la Información Geográfica (Tegucigalpa, Honduras)*, 375-396. Recuperado de: [http://faces.unah.edu.hn/decanato/images/stories/PDF/Revista\\_Congreso\\_V2/area\\_metropolitana\\_concepcion.pdf](http://faces.unah.edu.hn/decanato/images/stories/PDF/Revista_Congreso_V2/area_metropolitana_concepcion.pdf)
- Saaty, R. W., 1987. The analytic hierarchy process, what it is and how it is used. *Mathematical Modeling*, 9(3), 161-176. [https://doi.org/10.1016/0270-0255\(87\)90473-8](https://doi.org/10.1016/0270-0255(87)90473-8)
- Samat, N. (2009). Integrating GIS and CA-MARKOV model in evaluating urban spatial growth. *Malaysian Journal of Environmental Management*, 10(1), 83-99. Recuperado de: [http://journalarticle.ukm.my/2281/1/Artikel\\_6\\_Narimah.pdf](http://journalarticle.ukm.my/2281/1/Artikel_6_Narimah.pdf)
- Santé, I., García, A. M., Miranda, D., y Crecente, R. (2010). Cellular automata models for the simulation of real-world urban processes: A review and analysis. *Landscape and Urban Planning*, 96(2), 108-122. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2010.03.001>
- Shen, G. (2002). Fractal dimension and fractal growth of urbanized areas. *International Journal of Geographical Information Science*, 16(5), 419-437. <https://doi.org/10.1080/13658810210137013>
- Soares F.B.S., Pennachin, C.L., y Cerqueira, G., (2002). DINAMICA-A stochastic cellular automata model designed to simulate the landscape dynamics in an Amazonian colonization frontier. *Ecological Modelling*, 154 (3), 217-235. [https://doi.org/10.1016/S0304-3800\(02\)00059-5](https://doi.org/10.1016/S0304-3800(02)00059-5)
- Torrens, P. M. (2000). How cellular models of urban systems work (1. Theory). CASA Working Papers, 28. Centre for Advanced Spatial Analysis (UCL), London, UK. Recuperado de: <https://discovery.ucl.ac.uk/id/eprint/1371/1/paper28.pdf>
- Triantakoustantis, D., Mountrakis, G., y Wang, J. (2011). A spatially heterogeneous expert based (SHEB) urban growth model using model regionalization. *Journal of Geographic Information System*, 3(03), 195-210. <https://doi.org/doi:10.4236/jgis.2011.33016>
- Triantakoustantis, D., y Mountrakis, G. (2012). Urban growth prediction: a review of computational models and human perceptions. *Journal of Geographic Information System*, 4(06), 555-587. <https://doi.org/10.4236/jgis.2012.46060>
- UN-HABITAT (2016). *Urbanization and Development: Emerging Futures. World Cities Report*.
- Veldkamp, A. y Lambin, E.F., (2001). Predicting land-use change. *Agriculture, Ecosystems and Environment*, 85, 1-6. [https://doi.org/10.1016/S0167-8809\(01\)00199-2](https://doi.org/10.1016/S0167-8809(01)00199-2)
- Verburg P. H., Van E. J. R., De Nijs T. C. M., Dijst M. J., y Schot P., (2004). Determinants of land-use change patterns in the Netherlands. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 31, 125-150. <https://doi.org/10.1068/b307>
- White, R., y Engelen, G. (1993). Cellular automata and fractal urban form: a cellular modelling approach to the evolution of urban land-use patterns. *Environment and planning A: Economy and Space*, 25(8), 1175-1199. <https://doi.org/10.1068/a251175>
- White, R., Engelen, G., y Uljee, I. (1997). The use of constrained cellular automata for high-resolution modelling of urban land-use dynamics. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 24(3), 323-343. <https://doi.org/10.1068/b240323>
- Wu, F. (1998). SimLand: A prototype to simulate land conversion through the integrated GIS and CA with AHP-derived transition rules. *International Journal of Geographical Information Science*, 12(1), 63-82. <https://doi.org/10.1080/136588198242012>