

# Un modelo de expansión urbana no estacionario en el espacio: Autómatas Celulares y Regresión Geográficamente Ponderada

Carlos Garrocho Rangel, Tania Chávez Soto, Iván Vilchis Mata y Eduardo Jiménez López<sup>1</sup>

## Resumen

Se insertó el método de Regresión Geográficamente Ponderada (RGP) en un modelo basado en autómatas celulares (AC) con Filtro en Cascada, para explorar la expansión del Área Metropolitana de Toluca (AMT) a 2030. Así, el modelo resultante (AC-RGP) se apoyó en reglas de transición más realistas, porque: *i.* Considera los factores que más influyen en la expansión urbana; *ii.* Estima estadísticamente sus pesos o influencia sobre la expansión de la ciudad, a escala de celda (pixel) en el espacio intraurbano; y, *iii.* Calcula potenciales de transición del suelo a escala de celda (pixel). Los factores claves y las reglas de transición, conforman el ADN de la expansión de la ciudad. El modelo AC-RGP registró un buen nivel de bondad de ajuste. Se perfilaron cuatro escenarios de expansión urbana del AMT a 2030. Hasta donde sabemos, esta metodología no se ha aplicado para ninguna otra ciudad de México, ni de Latinoamérica.

## Introducción

En el mundo en desarrollo, la población que vive en ciudades sigue creciendo de forma acelerada (UN-DESA, 2018). México no es la excepción. En 1950, 43 por ciento de la población del país vivía en localidades urbanas; en 1990 la proporción subió a 71 por ciento y en 2020 alcanzó 79 por ciento. Casi cien millones de mexicanos vivían en asentamientos urbanos en 2020, muchos en grandes ciudades no planificadas (INEGI, 2020; Lara, 2019).

En México, la falta de planeación urbana ha generado grandes ciudades con procesos de crecimiento caóticos (Luiselli, 2019). Esta urbanización no planeada, se retroalimenta de políticas públicas improvisadas con consecuencias indeseables para el desarrollo social y económico, por ejemplo: respuestas inadecuadas a la demanda de vivienda, infraestructura vial y sistemas de transporte deficientes, servicios públicos de baja calidad y pobre cobertura, elevada contaminación y degradación del medio ambiente, segregación socioespacial de la población, entre muchos otros (Garrocho y Campos, 2016; Sobrino y Ugalde, 2019).<sup>2</sup> Estos Dichos problemas podrían aminorarse si la expansión de las ciudades se planeara con visión de largo plazo, apoyada en instrumentos prácticos que informaran la toma de decisiones urbanas, tanto públicas como privadas (González-Madrigal *et al.*, 2020).

Entre los instrumentos de planeación de ciudades más utilizados destacan los modelos urbanos basados en Autómatas Celulares (AC: como el que usamos en este trabajo) (Batty, 2021). Esto se debe a su carácter espacial, nivel de operatividad y potencia de simulación de escenarios (Li *et al.*, 2022). Como todo modelo, los AC son una simplificación de la realidad, construida a partir de elementos clave, en este caso: la importancia de los factores que más inciden en la expansión de la ciudad (Prigogine, 1999). Determinar estos factores y su importancia es requisito ineludible para modelar y simular el crecimiento urbano (Jing *et al.*, 2022).

Los factores claves que afectan la expansión urbana tienen un impacto diferenciado en el territorio

<sup>1</sup> Investigadores de El Colegio Mexiquense, Ex-Hacienda Santa Cruz de los Patos s/n, C.P. 51350, Zinacantepec, Estado de México, México (cfgarrocho@gmail.com; tchavez@cmq.edu.mx; ivilchis@cmq.edu.mx; ejimenezlopez333@gmail.com).

<sup>2</sup> Por ejemplo, en 2020 en México había 6.1 millones de viviendas deshabitadas, el 14% del parque habitacional en el país (Real Estate, 2021). En 2018, de los viajes que se realizaban para ir al trabajo en la Zona Metropolitana del Valle de México: 36.6% duraban hasta media hora; 58.1%, de 31 minutos hasta 2 horas y, el 5.3% de los casos, empleaban más de 2 horas (INEGI, 2018).



(Zhang, Liu, Jing y Zhang, 2022). Por eso, el potencial de transición del suelo, de vacante a ocupado, no es el mismo al interior de la ciudad, sino que es espacialmente heterogéneo: más alto en unas áreas, más bajo en otras (Garrocho *et al.*, 2021). Sin embargo, en la mayoría de los modelos urbanos contemporáneos se considera, implícitamente, que la influencia de los factores claves es homogénea en el territorio: que es la misma en cualquier punto del espacio intraurbano, que es espacialmente estacionaria (Feng y Tong, 2018). Este supuesto limita abordar con realismo la dinámica de la expansión de las ciudades, particularmente las de rápida urbanización. Actualmente, se considera que incorporar la heterogeneidad espacial en los modelos AC, es fundamental para mejorar la representación de la expansión urbana (Feng y Tong, 2019).

Aquí se presenta un modelo AC, que elimina el supuesto de la influencia *espacialmente estacionaria* de los factores claves de la expansión urbana. La estrategia fue acoplar el método de Regresión Geográficamente Ponderada (*Geographically Weighted Regression*, en inglés; RGP por sus siglas en español) a un modelo AC. Así, los resultados de RGP fueron el principal insumo para estimar potenciales de transición diferenciados en el espacio. El resultado fue un modelo AC con potenciales de transición espacialmente heterogéneos. Este modelo, que llamamos AC-RPG, se aplicó para explorar escenarios de la expansión del Área Metropolitana de Toluca (AMT) a 2030.

Luego de esta introducción, el trabajo se estructura como sigue: en la primera sección se revisa la literatura sobre los métodos utilizados y se explican de manera amigable los modelos urbanos basados en AC, la Regresión Geográficamente Ponderada, y el Filtro en Cascada que se usa para calibrar el modelo AC-RPG; en la segunda sección, se presenta el área de estudio y se detallan los insumos estratégicos del modelo: la aplicación de la Regresión Geográficamente Ponderada (RGP) y los mapas de potenciales de transición; en la sección tres se exponen los resultados del análisis y los escenarios de planeación, se delimitan las zonas estratégicas para planear la expansión del AMT, las restricciones a la expansión y la calibración del modelo AC-RPG; en la sección cuatro se develan y analizan los escenarios de planeación a 2030; y en la quinta, y última sección, se presentan las principales conclusiones y aportaciones del artículo.

## 1. Revisión de la literatura: los métodos utilizados

### 1.1. Autómatas Celulares (AC)

Los AC son sistemas de unidades espaciales interrelacionadas (llamadas celdas, células o píxeles), que cambian de estado en el tiempo y en el espacio, por lo que son sistemas dinámicos. Cuando se habla de modelos de expansión urbana basados en AC, el tiempo se maneja en periodos de varios años. Por su parte, el espacio de estudio se divide en celdas (píxeles o células). Cada celda puede tomar un número finito de estados. En este trabajo, toma dos estados: vacante y construida (Zhang, Li, Zhang, Hanink, Liu y Zhai, 2018).

Los AC se definen como un modelo matemático compuesto por cuatro elementos:  $d$  representa el espacio  $n$ -dimensional,  $S$  el conjunto de estados,  $H$  el espacio de vecindad y  $\delta$  las reglas de transición (Wolfram, 2018).

$$AC = \{d, H, S, \delta\}$$

Por *espacio  $n$ -dimensional* ( $d$ ), entendemos que un objeto se delimita en el espacio con  $n$  longitudes definidas. Cada uno de los puntos de las longitudes puede ser localizado, especificando su valor dentro de cierto rango. Ejemplos de longitudes son ancho, largo y alto. Usualmente se utiliza la letra  $n$  para indicar múltiples dimensiones (Sági, 2019).

Para modelos AC de *expansión urbana* se analizan mapas de dos dimensiones ( $n = 2$ : largo y ancho, o longitud y latitud), que se dividen en una rejilla de celdas que no se sobreponen. Para cada variable incluida en el modelo se usa un mapa y se construye una rejilla de celdas cuadradas, a la que se le llama capa. En cada capa, las celdas toman el valor de la variable considerada, de acuerdo con una imagen satelital de la ciudad bajo análisis. Al correr el modelo, los valores de las celdas se actualizan individualmente, de acuerdo al valor presente en la celda, así como a los valores de sus celdas vecinas: el llamado *espacio de vecindad* (Zhang, Liu, Zhao, Wang, Shi, Xu y Liu, 2018).

El *espacio de vecindad* ( $H$ ) es el número de celdas vecinas que define el analista, conforme a los objetivos de investigación. En este texto, los vecinos de cada celda en la rejilla, son las dos celdas que

comparten un lado a izquierda y derecha. Por tanto, los espacios de vecindad se conforman por tres celdas: una central, una que colinda a la izquierda y otra que colinda a la derecha (Grün, 2020).

En nuestro caso, las celdas miden 15x15 metros cuadrados. A las dimensiones de las celdas se le llama *nivel de resolución* y también lo define el analista de acuerdo a sus propósitos. En este trabajo las celdas pueden tener dos estados (S): vacantes y construidas. Los estados se representan en un mapa con dos valores, cero (vacante) y uno (construida). El mapa resultante es una rejilla (matriz) de unos y ceros: un mapa binario de la zona de estudio, según su suelo vacante y construido (Cao *et al.*, 2020).

La transición de una celda se refiere a su paso de un estado a otro. En nuestro caso, es el cambio o transición del suelo de cada celda, de un estado vacante a un estado construido. El proceso de transición determina la expansión urbana y, por lo regular, sigue la lógica del pasado reciente. Esta lógica puede sintetizarse mediante un conjunto de principios o reglas claves, llamadas *reglas de transición* ( $\delta$ ). Veamos un ejemplo de regla de transición: el suelo vacante cercano a vialidades importantes, tenderá a ser ocupado más rápido que el suelo vacante sin vialidades importantes próximas. La regla es lógica y ha sido verificada empíricamente (Newland *et al.*, 2018).

Por tanto, las *reglas* que orientan la *transición* del suelo ( $\delta$ ) establecen la propensión de cada celda a cambiar de *estado* y, por tanto, dan forma a la expansión urbana. En el modelo AC-RGP, estas *reglas de transición*, representan las instrucciones evolutivas urbanas de cada celda y de la ciudad en su conjunto, por lo que podríamos decir que son el ADN de la expansión de la ciudad.<sup>3</sup> Las reglas de transición con que se alimenta el modelo, pueden ser sencillas o complicadas, simples o muy elaboradas, todo depende del objetivo de investigación (Jiménez-López *et al.*, 2021).

Los modelos basados en AC son fáciles de acoplar con otros métodos, técnicas y modelos, a fin de mejorar las capacidades de simulación en aplicaciones específicas (Gounaridis *et al.*, 2019). La literatura reporta numerosos ejemplos. Pueden integrarse con algoritmos de aprendizaje supervisado: redes neuronales artificiales, métodos de aprendizaje profundo, máquinas de soporte vectorial y bosques aleatorios (Liang *et al.*, 2018). Con modelos matemáticos evolutivos, como las cadenas de Markov (Jiménez-López, 2019), y con diversos modelos socioeconómicos (Wu *et al.*, 2010). Con técnicas estructuradas para tomar decisiones complejas (como el Proceso de Jerarquía Analítica: PJA) (Martellozzo *et al.*, 2018), con métodos que se derivan de la forma en que los seres humanos toman decisiones (como la lógica difusa: Ntinis *et al.*, 2017) y con técnicas de evaluación multicriterio que comparan escenarios alternativos (Mahiny y Clarke, 2012). También, con métodos estadísticos *no espaciales*, como los de regresión logística (Jafari *et al.*, 2016) y con métodos de estadística *espacial*, como la regresión geográficamente ponderada (RGP) (Gao *et al.*, 2020), que es el método que fortalece al AC en este trabajo.

En síntesis, el AC es un entramado bidimensional de celdas (rejilla) que actualizan sus estados en intervalos de tiempo discretos, de acuerdo con ciertas reglas de transición (Mustafa *et al.*, 2018).<sup>4</sup> Es un *sistema*, porque considera las interrelaciones entre las celdas, en tiempo y espacio.<sup>5</sup> Las reglas de transición reflejan el comportamiento *espaciotemporal* de la expansión urbana. Es decir, se vinculan con el comportamiento del cambio de uso del suelo y de factores que impulsaron o frenaron el crecimiento, en el pasado reciente: son el ADN del sistema. Cada celda transita (o no) de un estado a otro (vacante a ocupado), en función de la regla de transición, de su

<sup>3</sup> Dada su importancia, veamos más ejemplos de reglas de transición: las celdas vacantes (estado con valor 0) que tienen celdas vecinas construidas (estados con valores 1), tenderán a cambiar de estado (de vacante a construida: de 0 a 1) más rápido que si sus vecinas están vacantes (estados con valores 0). Otro ejemplo: las celdas vacantes (estado con valor 0) localizadas en suelo con pendiente muy pronunciada, tenderán a no cambiar de estado (de vacante a construida: 0 a 1). Un ejemplo más: las celdas vacantes (estado con valor 0) localizadas en reservas ecológicas protegidas, no cambiarán de estado (de vacante a construida: 0 a 1).

<sup>4</sup> Un periodo de tiempo discreto considera que el tiempo salta entre "puntos en el tiempo". Como si el tiempo fuera una pelota que rebota en una escalera y cada "punto en el tiempo" fuera un escalón. Por su parte, el tiempo continuo considera que el tiempo se desliza en períodos de tiempo infinitesimalmente cortos: como si la misma pelota, en lugar de rebotar en una escalera, rodara sobre una rampa.

<sup>5</sup> Estas interacciones son directas, las que ocurren en un solo campo de vecindad: el cambio de los dos vecinos afecta al pixel central; e indirectas, que ocurren en varios campos de vecindad: el cambio del pixel central afecta a sus dos vecinos, que a su vez alteran a otro pixel central, que afecta otros vecinos... generando una reacción en cadena.

estado presente y del estado presente de sus vecinos (Newland *et al.*, 2018). Como ya se señaló, los AC son fáciles de acoplar con otros métodos, técnicas y modelos, a fin de mejorar las capacidades de simulación de escenarios alternativos de la expansión urbana (Feng y Tong, 2020).

## 1.2. Regresión Geográficamente Ponderada (RGP)

Cada ciudad tiene su historia, características y contexto socioespacial, que la hacen única (Du *et al.*, 2014). Aun así, se conoce un conjunto de factores claves, de carácter general, que afectan la expansión de ciudades en México (Garrocho *et al.*, 2021). No obstante, la literatura reporta que la *importancia* de esos factores claves, varía de ciudad a ciudad y en el espacio interior de cada una de ellas (Wang *et al.*, 2011). Identificar la importancia de esos factores claves permite a los analistas simular escenarios urbanos más realistas, y a los tomadores de decisiones formular políticas más informadas para la gestión del desarrollo sostenible de las ciudades (Liu *et al.*, 2020).

RGP es un método de regresión que permite *develar* la importancia de los factores claves que influyen en la expansión urbana y estimar sus variaciones al interior de la zona de estudio (Molinero-Parejo *et al.*, 2021).<sup>6</sup> Su origen es la regresión tradicional (no-espacial o estándar) que estima la relación entre una o más variables independientes (causas) y una variable dependiente (efecto), pero RGP añade la dimensión espacial: la localización *absoluta* y *relativa* de las unidades espaciales (v.g. las celdas y sus datos) (Harris *et al.*, 2010).<sup>7</sup> Así, en lugar de construir una sola ecuación de regresión lineal para el conjunto de celdas de la ciudad, como lo haría el análisis de regresión tradicional o estándar (que es *no-espacial*), la RGP construye un conjunto de ecuaciones individuales de regresión lineal: una para cada celda en la que los AC dividen la ciudad (Gao *et al.*, 2020). La RGP identifica las variables (v.g. factores clave) que tienen mayor peso explicativo

sobre la variable dependiente en cada celda (v.g. el cambio de estado a *escala local*) y en sus celdas vecinas (v.g. *espacio de vecindad*) (Fotheringham *et al.*, 2003). Por su parte, la regresión no-espacial lo hace a escala *agregada* de toda la ciudad (Gutiérrez *et al.*, 2012). RGP mide la relación entre expansión urbana y factores claves a escala de microzonas *vecinas* en la ciudad: la regresión tradicional (no-espacial) es incapaz de hacerlo (Shu *et al.*, 2017).

Al considerar la *localización* de las celdas (y sus datos), el modelo de RGP es un método de estadística espacial. Los métodos tradicionales de regresión no consideran la estructura espacial de los fenómenos: como si ocurrieran en un *no-lugar* (Chávez-Soto *et al.*, 2021). Al no incorporar la localización de las variables, la estadística estándar genera correlaciones iguales para variables con distribuciones territoriales diferentes. Craso error. Puede decirse que, mientras la estadística estándar funciona en una hoja de cálculo que arroja los mismos resultados sin importar si se intercambien renglones y columnas, la RGP opera en un mapa en el que la localización de los datos es crucial para los resultados (Garrocho y Campos, 2013).

Por tanto, la RGP es capaz de develar la *magnitud* del poder explicativo de las variables independientes (factores claves) a escala local, y *dónde* ocurre, al interior de la zona de estudio (Mitchell, 2012). Calcula coeficientes de determinación ( $R^2$ ) para cada unidad espacial (*i.e.* celda), explicando su variación respecto a la tendencia global de toda la ciudad, de acuerdo con su localización territorial (Harris *et al.*, 2010). La regresión tradicional (no-espacial) no considera la escala local, solo arroja resultados globales sin importar en que parte del territorio ocurren, ignora el *dónde*, aspecto fundamental en los procesos de expansión urbana.

Otra razón importante para no usar aquí la estadística tradicional es porque se violaría uno de sus supuestos fundamentales: la *independencia* de las observaciones (Mayfield *et al.*, 2018). Para el caso de la expansión urbana este supuesto no se cumple, ya que existe interdependencia entre el comportamiento de las celdas en las que los AC dividen la ciudad. Si se aplicara estadística no-espacial, se asumiría que las celdas operan aisladas entre sí y no como un sistema de unidades espaciales interrelacionadas, que es la tesis básica de los AC. La expansión urbana, por definición, se deriva de un sistema de celdas interactuantes

<sup>6</sup> Para explicaciones más técnicas que la presentada aquí, recomendamos: Mitchell (2012), entre otros.

<sup>7</sup> Localización absoluta: por ejemplo, la que definen las coordenadas geográficas de cada celda. Localización relativa, la que se define en relación a las demás unidades espaciales: si las celdas se consideran vecinas, cercanas o lejanas.

y registran, al menos, un tipo de dependencia entre ellas: la dependencia espacial (Feng y Tong, 2018).

Acoplar la RGP a un modelo urbano AC, permite identificar las relaciones *micro espaciales* entre la expansión de la ciudad y sus factores claves (v.g. *key drivers*), integrar al modelo interacciones empíricas (v.g. observadas, históricas), lograr resultados que se ajustan mejor al comportamiento de la expansión urbana observada y generar escenarios más realistas de la expansión de la ciudad (Wang y Stephenson, 2018).

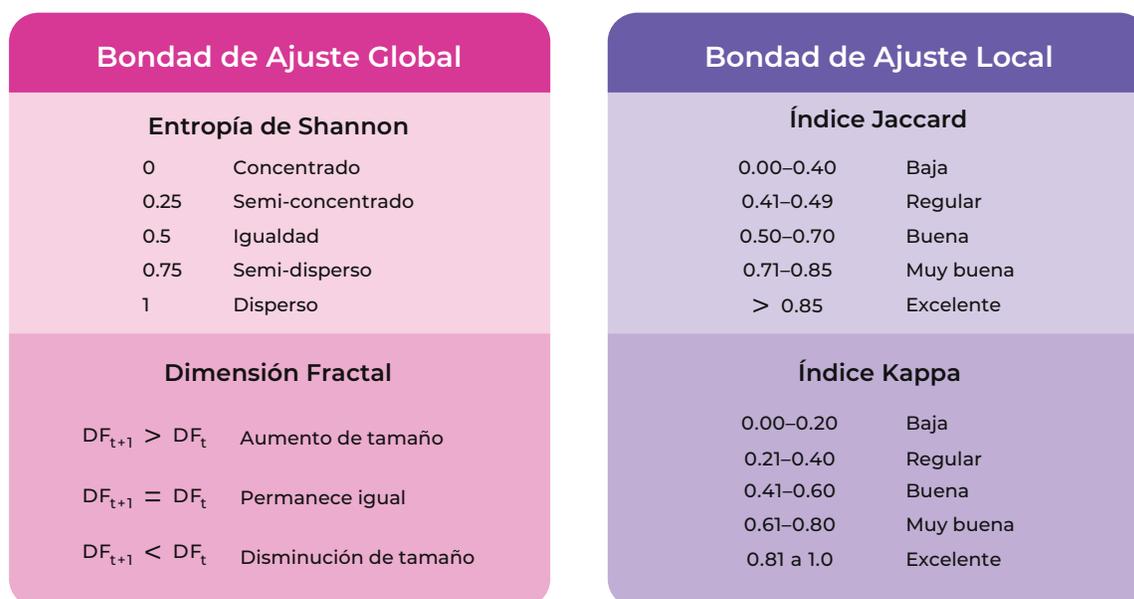
### 1.3. Filtro en Cascada

El Filtro en Cascada identifica el criterio o regla de vecindad que reporta el mejor ajuste entre la expansión *observada* de la ciudad y la *generada* por el modelo (Jiménez-López et al., 2021). Incluye métricas de

bondad de ajuste globales (v.g. a escala de ciudad) y micro locales (a escala de celda): *i.* El Índice de Kappa de Cohen que mide la similitud entre dos mapas; *ii.* El Índice de Jaccard que mide la igualdad de la localización de las celdas, considerando sus estados en dos tiempos diferentes; *iii.* Dimensión Fractal, que estima el crecimiento de la mancha urbana; y, *iv.* Entropía de Shannon, que estima la distribución de celdas en la imagen de la mancha urbana (véase figura 1) (Jiménez-López et al., 2021).

El Filtro en Cascada está codificado como herramienta incorporada al SIG, mediante el paquete *PyQGIS* y el lenguaje de programación Python (Garrocho et al., 2021). En la figura 1 se indican los rangos correspondientes a los valores calculados por el Filtro en Cascada y una interpretación cualitativa de cada rango.

**Figura 1.**  
Filtro en cascada



Fuente: Elaboración propia.

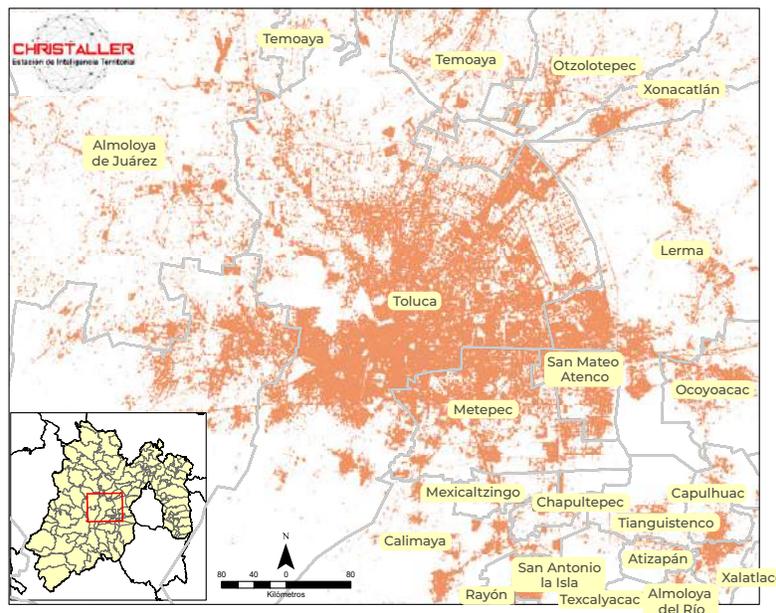
## 2. Área de estudio e insumos estratégicos del modelo AC-RGP

### 2.1. Área de estudio

El área de estudio es el AMT, localizada a 45 kilómetros de la Ciudad de México. El AMT ha tenido un crecimiento acelerado en las últimas décadas, pasó de poco más de 800 mil habitantes a principios del siglo XXI, a más de 1.2 millones de habitantes en 2020 (INEGI, 2021). En 2010 la ciudad cubría 16 500 hectáreas y en 2020 ocupaba cerca de 30 mil. Mientras la población creció 50 por ciento en el periodo, la mancha urbana aumentó en una proporción de 81. Esto muestra que la ciudad se dispersa (véase figura 2).

En la región donde se asienta la ciudad se encuentran ubicadas seis áreas naturales protegidas, consideración clave para la expansión urbana del AMT: Parque Estatal Otomí-Mexica (105.875 ha), Área de Protección de Flora y Fauna Nevado de Toluca (51 000 ha), Parque Estatal Sierra Morelos (1 255 ha), Parque Nacional Miguel Hidalgo (1 760 ha), Parque Estatal San José de la Pila (102 ha) y Parque Municipal El Calvario (21 ha). Aunque no todas están integradas a la zona urbana, constituyen un aporte de oxígeno y apoyan el control de los procesos erosivos de las áreas que rodean a la ciudad. La zona de estudio se delimitó por las coordenadas 99°51'28.919" oeste -19°27'49.204" norte y 99°26'33.401" oeste -19°9'5.835" norte.

**Figura 2.**  
Área Metropolitana de Toluca. Ubicación geográfica



Fuente: Elaboración propia



## 2.2. Insumos estratégicos

Para modelar la expansión del AMT se utilizaron imágenes satelitales pancromáticas, provenientes del satélite Landsat 8, compuestas de un conjunto de bandas espectrales. Las bandas espectrales son imágenes que capturan la energía reflejada en un rango diferente del espectro electromagnético. Se emplearon solo las bandas 4, 6 y 7, que resaltan características urbanas, ya que generan imágenes a color RGB (acrónimo de Red, Green, Blue).

Para el cálculo del Potencial de Transición se empleó información sociodemográfica de los censos de población y vivienda 2010 y 2020 a nivel manzana, filtrando los datos de población total y población económicamente activa (PEA). El potencial de transición del suelo en cada celda es la  $R^2$  que se calculó con RGP.

Las áreas verdes y zonas protegidas se delimitaron empleando las fuentes: Áreas Naturales Protegidas Federales de México (CONANP, 2021) y la Base de Datos Geográfica de Áreas Naturales Protegidas Estatales y del Distrito Federal de México, propuestas por CONABIO (Bezaury-Creel, Torres, Ochoa-Ochoa, Castro-Campos y Moreno, 2009). La red vial se definió a partir de la Red Nacional de Caminos (RNC, 2018) del INEGI. Los datos vectoriales de algunas fuentes fueron convertidos a archivos ráster para poder trabajarlos en este artículo.

### 2.2.1. Aplicación de la Regresión Geográficamente Ponderada (RGP)

El propósito de aplicar la RGP es identificar la influencia espacialmente diferenciada de los factores claves (*variables explicativas*) que inciden en la expansión del AMT (*variable dependiente*). Aunque el proceso es estadístico, inicia con la conformación de un menú de factores o variables que afectan la expansión urbana, de acuerdo con la evidencia disponible (Zhang, Ling, Zhu, Zeng, Song, Zhu y Qian, 2022). El menú de variables independientes no puede ser exhaustivo, en el modelo AC implicaría demasiado tiempo y procesamiento de cómputo (podría tomar meses, incluso años) (Liu *et al.*, 2021). Por tanto, debe delimitarse. En consecuencia, a este menú inicial de variables se le aplicó la técnica de mínimos cuadrados ordinarios, para identificar su significancia estadística. Esto permitió

depurar el menú inicial de variables posibles y seleccionar las variables estratégicas (Guanglong *et al.*, 2017).

Esta delimitación, de tipo conceptual y práctico, se fundamenta en evidencia y en una cierta subjetividad, como se reporta en muchos estudios (Li *et al.*, 2018; Chen *et al.*, 2020). Sin embargo, este trabajo no aspira a sustituir el conocimiento y sensibilidad del analista por una técnica o modelo matemático (Wagner y De Vries, 2019). Al contrario, busca que se complementen, para facilitar procesos colectivos de consulta y codiseño de la ciudad, más transparentes (Unsworth *et al.*, 2014). A esta combinación de inteligencias humana y artificial, apoyada en tecnología (v.g. SIG, hardware, software, bases de datos), como la que se muestra en este trabajo, le llamamos *Modelos Urbanos Centauro* (Garrocho *et al.*, 2020).

### • Variables explicativas

De acuerdo con una revisión de la literatura de la expansión histórica del AMT, seleccionamos seis variables explicativas (Garrocho *et al.*, 2020; 2021). Dos variables *sociodemográficas*: densidad de población y población económicamente activa, porque afectan la expansión urbana mediante sus conexiones con la oferta y demanda de los mercados urbanos (Liu *et al.*, 2005); dos variables de carácter *económico*: accesibilidad a vías de comunicación y distancia a subcentros de empleo, que se vinculan al acceso a oportunidades urbanas con menores costos de transporte; y, dos variables *físico-naturales*: pendientes del terreno y distancia a zonas restringidas (como las áreas naturales protegidas y los cuerpos de agua), condiciones naturales con efectos restrictivos a la expansión urbana.

La bondad de ajuste promedio de la RGP fue  $R^2 = 0.51$ , lo que indica que, con las variables empleadas, es posible explicar 50 por ciento de la expansión urbana, a escala micro territorial.<sup>8</sup> Se considera un buen ajuste, en el entendido de que la RGP, como cualquier modelo, no captura por completo la complejidad del proceso de expansión urbana (Fotheringham *et al.*, 2003). El único modelo capaz de capturar totalmente la complejidad de la realidad, es la realidad misma.

<sup>8</sup> De acuerdo con Rojo (2007) el nivel explicativo del coeficiente  $R^2$  refleja la bondad de ajuste del modelo de la forma siguiente: Muy malo (<30%); Malo (30.1%-40%); Regular (40.1%-50%); Bueno (50.1%-85%); y Sospechoso (>85.1%).

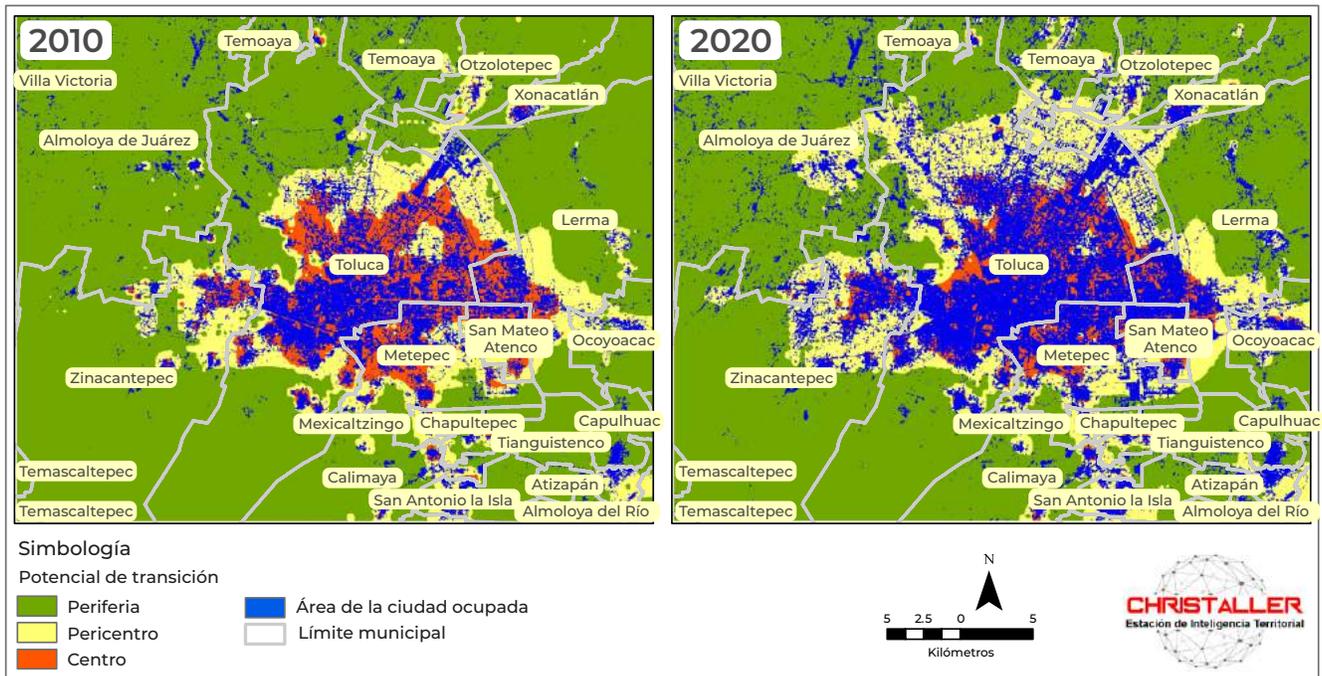
### 2.3. Mapas de Potencial de Transición

Para explorar escenarios de probabilidad de transición en la expansión urbana, consideramos dos aspectos fundamentales: la localización de los factores explicativos y su grado de influencia en cada celda (lo que estimó la RGP). Como algunas celdas carecían de uno o más valores, se aplicaron métodos inferenciales de predicción espacial, con el fin de lograr una capa continua con las variables explicativas en toda el área de estudio (Harris *et al.*, 2010).

Aquí usamos la extrapolación espacial de datos, a partir de las  $R^2$  de los factores explicativos (v.g. variables independientes) que estimó la RGP.

Optamos por este método porque es de predicción directa. Cuanto más altos sean los  $R^2$  en una unidad espacial y en los vecinos más cercanos, mayor será el potencial de transición y expansión urbana, y viceversa (Feng y Tong, 2018; Gao *et al.*, 2020). Por tanto, el potencial de transición es mayor en áreas agrupadas con rasgos comunes, que en áreas dispersas heterogéneas (Fotheringham *et al.*, 2003). Los valores resultantes de la extrapolación espacial se normalizaron entre 0.0 y 1.0 (normalización binaria) y se incorporaron a la rejilla de celdas que maneja el modelo AC-RGP. El potencial de transición del suelo en cada celda es la  $R^2$  que calculó la RGP para 2010 y 2020 (véase figura 3).

**Figura 3.**  
Área Metropolitana de Toluca. Potencial de transición, 2010 y 2020



Fuente: Elaboración propia

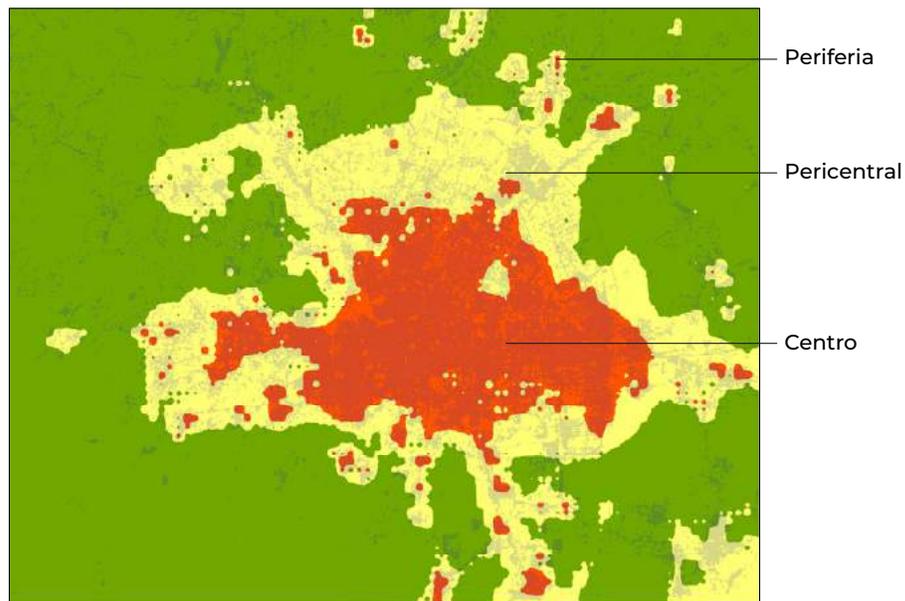
### 3. Resultados preliminares

#### 3.1. Zonas estratégicas para planear la expansión del AMT

El modelo AC-RGP se aplicó para generar escenarios de planeación del AMT a 2030, privilegiando sus tres zonas estratégicas: el *centro* (Ramírez et al., 2021), el *pericentro* (Chávez-Soto et al., 2021) y la *periferia* (Garrocho et al., 2021). El centro del AMT es la zona más

densa y consolidada de la ciudad en términos de concentración de población: es una zona clave para el funcionamiento del AMT. La zona pericentral circunda la zona centro, en ella coexisten espacios ocupados con espacios vacantes, conecta funcionalmente el centro y la periferia. Finalmente, la periferia rodea la ciudad, registra ocupación del territorio muy dispersa y es la principal zona de expansión urbana del AMT (véanse figura 4 y cuadro 1).

**Figura 4.**  
Área Metropolitana de Toluca. Clasificación del Potencial de Transición



Fuente: Elaboración propia

**Cuadro 1.**  
Área Metropolitana de Toluca. Estadística de ocupación de la ciudad

Año	Espacio de la ciudad	Centro (has.)	Pericentral (has.)	Periferia (has.)	Total (has.)
2010	Área ocupada	10 799.6	4 195.4	3 221.7	1 8216.7
	Área disponible para el crecimiento	8 288.4	17 755.2	106 715.0	132 758.6
	Área calculada para Potencial de Transición 2010	19 088.0	21 950.6	109 936.7	150 975.3
2020	Área ocupada	16 393.2	11 054.8	5 976.6	33 424.6
	Área disponible para el crecimiento	4 990.7	25 339.0	87 220.0	117 550.7
	Área calculada para Potencial de Transición 2020	21 383.9	36 393.8	93 197.6	150 975.3

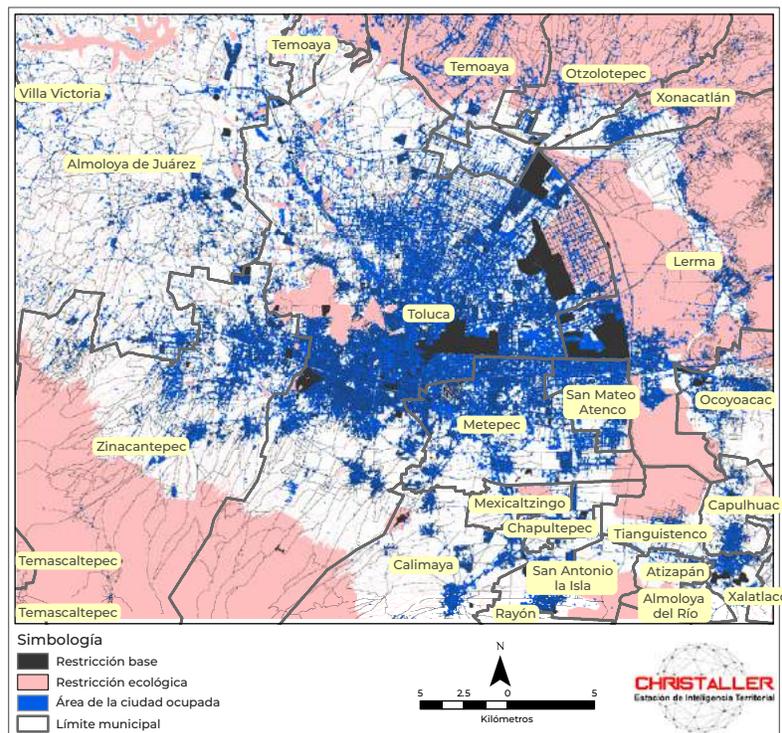
Fuente: Elaboración propia.

### 3.2. Restricciones a la expansión urbana

El modelo AC-RGP considera que numerosas celdas no pueden ser espacio de expansión urbana. Es decir, múltiples celdas que no pueden cambiar su estado de vacantes a ocupadas, por ejemplo: las que ya están ocupadas, las dedicadas a espacios públicos

(parques, plazas), carreteras y vialidades, infraestructura estratégica (aeropuerto, tren suburbano), zonas protegidas, suelo no apto para el crecimiento urbano y muchas más (véase figura 5). Esto garantiza que la ciudad solo crecerá en aquellas celdas donde exista *suelo vacante sin restricciones*.

**Figura 5.**  
Área Metropolitana de Toluca. Mapa de restricciones aplicadas



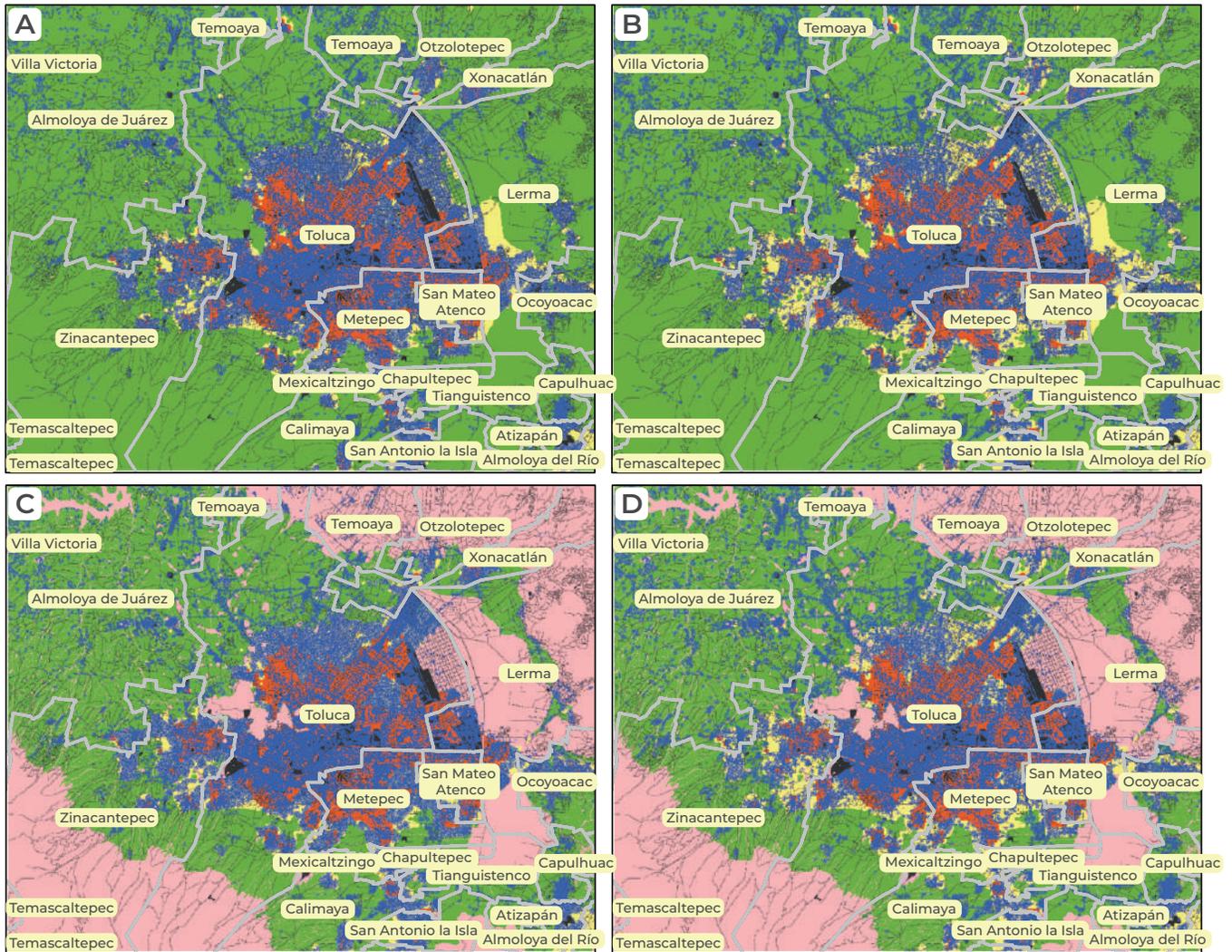
Nota: La capa de restricciones base está compuesta por espacios públicos (parques, plazas), carreteras y vialidades, infraestructura estratégica (aeropuerto, tren suburbano), principalmente. La capa de restricciones ecológicas incorpora todas las zonas protegidas o de interés medioambiental, incluyendo suelo no apto para ser urbanizado.  
Fuente: Elaboración propia

### 3.3. Calibración del modelo

Para probar qué tan bien simula el AC-RGP la expansión del AMT se corrió el modelo para 2020 con los datos de 2010 (resultado: *mancha urbana calculada* para 2020) y se comparó con el mapa observado en 2020 (*mancha urbana real* en 2020). Esto se hace para cada una de las 256 reglas de vecindad posibles para un AC de tres bits, como el que se usa en este trabajo (ver explicaciones en Padilla *et al.*, 2015; Garrocho *et al.*, 2020).

Con el fin de ganar certeza en la calibración se corrió el modelo AC-RGP para cuatro situaciones de prueba: *i.* Con restricciones base y se favorece el Potencial de Transición en el pericentro de la ciudad; *ii.* Con restricción base y se favorece el Potencial de Transición en la periferia; *iii.* Con restricción ecológica y se favorece el Potencial de Transición en el pericentro de la ciudad; y, *iv.* Con restricción ecológica y se favorece el Potencial de Transición en la periferia de la ciudad. En la figura 6 se muestran los resultados de las cuatro pruebas de la etapa de calibración.

**Figura 6.**  
 Área Metropolitana de Toluca. Expansión urbana del AMT, 2020 calculada por el modelo AC-RGP

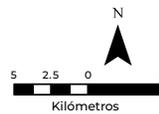


**Simbología**

Potencial de transición

- Periferia
- Pericentro
- Centro
- Restricción base
- Restricción ecológica
- Área de la ciudad ocupada

Límite municipal



Fuente: Elaboración propia

En síntesis, se construyeron 1 024 modelos de expansión urbana del AMT (256 modelos en cada una de las cuatro pruebas de la etapa de calibración). La pregunta a resolver fue: ¿cuál de los 1 024 modelos es el que mejor simula el crecimiento de la mancha urbana del AMT de 2010 a 2020 y con qué regla de vecindad?

Comparar estadísticamente el parecido entre mapas no es sencillo. Aquí es donde se utiliza el Filtro en Cascada que incluye métricas de bondad de ajuste globales (v.g. a escala de ciudad) y micro territoriales (a escala de celda) (Jiménez-López *et al.*, 2021). El Filtro en Cascada permite identificar la regla de vecindad que genera el mejor ajuste entre la mancha urbana generada por el AC-RGP y la observada en la realidad. A esto se le llama *calibrar* el modelo.

Todos los índices del Filtro en Cascada son buenos o muy buenos (véase cuadro 2). La figura 6 muestra el crecimiento de la mancha urbana 2010-2020 en las cuatro pruebas, con su mejor regla de vecindad revelada por el Filtro en Cascada. Sin embargo, seleccionamos los de la prueba D, por nuestro interés en el crecimiento sostenible en la periferia, correspondiente al uso de la regla de vecindad 127. El valor de Kappa es igual a 0.59, Jaccard 0.76, Entropía de Shannon 0.76 y Dimensión fractal 1.73. El modelo AC-RGP es eficiente y genera muy buenos resultados. La figura 7 muestra la imagen real de la ciudad en 2020 y la producida por el modelo AC-RGP con insumos de 2010 y su mejor regla de vecindad.

**Cuadro 2.**  
**Área Metropolitana de Toluca. Índices calculados en la etapa de calibración**

Índices (filtro en cascada)	Restricción base		Restricción ecológica	
	Pericentro	Periferia	Pericentro	Periferia
	A	B	C	D
Entropía de Shannon	0.76	0.76	0.76	0.76 (disperso)
Dimensión fractal	1.72	1.73	1.71	1.73 (permanece igual)
Desviación estándar	+/- 0.05	+/-0.05	+/-0.06	+/-0.05
Índice Jaccard	0.75	0.75	0.76	0.76 (muy buena)
Índice Kappa	0.59	0.56	0.59	0.59 (buena)

Fuente: Elaboración propia con base en los resultados del AC.

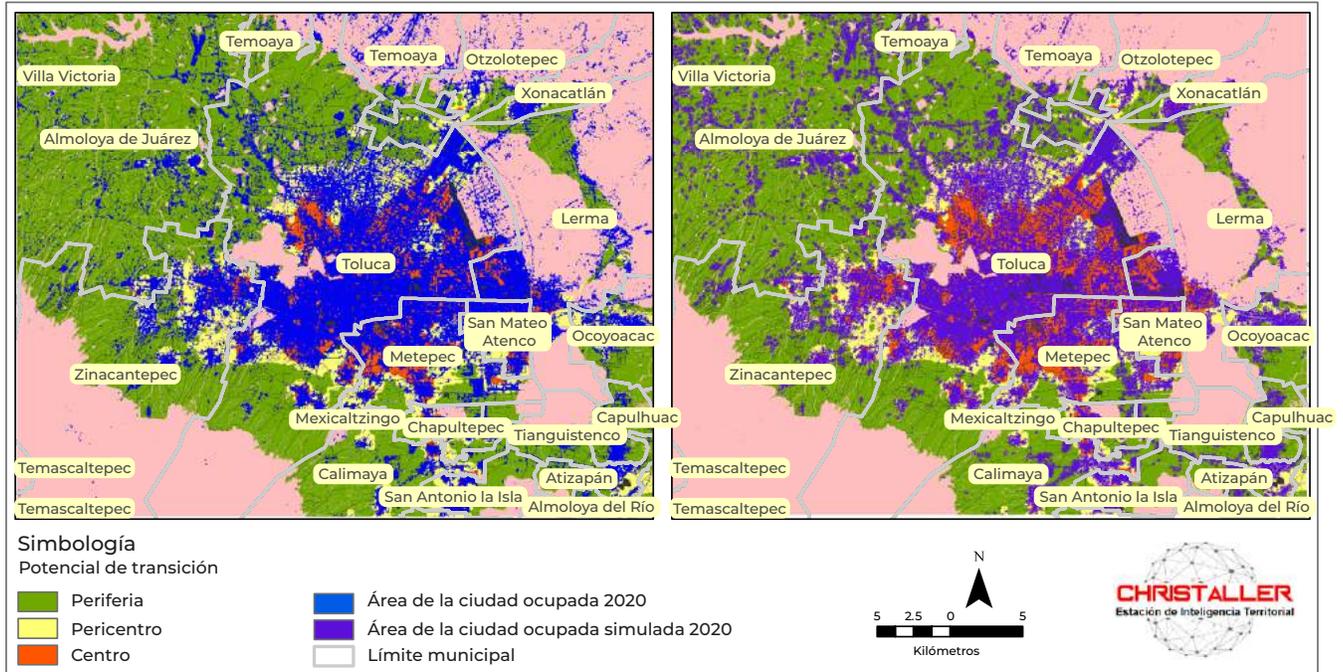
#### 4. Escenarios de la expansión del AMT a 2030

Luego de la calibración, se aplicó el modelo AC-RGP para generar escenarios de expansión del AMT a 2030. No son predicciones, son escenarios exploratorios. Para 2030 suponemos que el área urbana ocupe un total de 54 262 hectáreas (equivalente a 2 411 644 de celdas), un aumento de 24 275 hectáreas. Esto significa que en

diez años la ciudad crecerá casi 81 por ciento respecto a 2020: un crecimiento proporcional similar al de los diez años previos (de 2010 a 2020).

A este tipo de supuesto de crecimiento y cambio se le llama *tendencial* y lo decide el analista, quien podría suponer escenarios de expansión más lenta o rápida, de acuerdo a su conocimiento de la evolución de la ciudad, de diversos proyectos (públicos y privados) y de otras circunstancias que podrían ocurrir en la ciudad.

**Figura 7.**  
**Área Metropolitana de Toluca. Ciudad de Toluca real 2020 y ciudad de Toluca simulada 2020**



Fuente: Elaboración propia

## 5. Escenarios

Hemos simulado cuatro escenarios de expansión urbana del AMT a 2030. Se describen a continuación de manera sucinta.

**Escenario 1.** *Se aplican restricciones básicas o base (RB) y se favorece el crecimiento en el pericentro del AMT.*

Este escenario es muy realista: no restringe el crecimiento en diversas zonas que los planes de desarrollo municipal definen como no aptas o no permitidas, solo limita la expansión en los lugares donde no es posible crecer, porque en ellos ya existe algún tipo de infraestructura urbana: carreteras y vialidades, áreas ya construidas, espacios públicos y áreas verdes, entre otros.

En esta simulación el norte de la ciudad se densifica, incluso en espacios empleados hasta ahora para la agricultura. Es notorio que la tendencia es ocupar los espacios disponibles en las cabeceras municipales

(las mejor equipadas), como se puede observar en los municipios de Almoloya de Juárez, al norponiente de la zona de estudio, y en Zinacantepec, al poniente (véase figura 8A).

El AMT se expande alrededor de la zona centro, prioritariamente en el municipio de Toluca, Almoloya de Juárez, Zinacantepec y Lerma. Se consolidan espacios colindantes con el municipio de Otzolotepec (Fraccionamiento Real de San Pablo y San Diego de los Padres Cuexcontitlán) y el norponiente del Aeropuerto Internacional de Toluca “Adolfo López Mateos”, a pesar de que esta zona se considera con alto riesgo de inundación, en el Plan de Desarrollo Municipal de Toluca. Se mantiene un crecimiento moderado en los municipios de Metepec, Otzolotepec y Xonacatlán.

Las vialidades periféricas de la ciudad fortalecen este escenario de expansión, sobre todo al norte y norponiente de Toluca, con la carretera Toluca-Naucalpan, consumiendo espacios dedicados a la agricultura (temporal y de humedad).

**Escenario 2.** *Se aplican restricciones básicas (RB) y se favorece el crecimiento en la periferia.*

Como regla general, el precio del suelo decrece conforme aumenta la distancia al centro de la ciudad. En consecuencia, la oferta de suelo de menor precio se localiza, básicamente, en la periferia urbana. Esto explica la dispersión de la mancha urbana en este escenario, que se fundamenta, sobre todo en cambios de uso de suelo de agrícola a habitacional y de servicios. El AMT también absorbe asentamientos que estaban distantes de la mancha urbana en 2020. Los retos en materia de dotación de servicios e infraestructura, serán desafiantes. Los municipios que presentan mayor expansión son Almoloya de Juárez, Toluca, Lerma y Temoaya (véase figura 8B). Se detectan importantes pérdidas de cobertura forestal e invasión de zonas de recarga hídrica.

Los resultados de este escenario se ajustan a lo que ha sucedido en la realidad. El AMT ha seguido un proceso de urbanización disperso: de 1980 a 2010, la superficie urbana aumentó casi ocho veces más rápido que su población (PDUEM, 2019).

**Escenario 3.** *Supone gobiernos que hacen respetar el medio ambiente y se favorece el crecimiento en el pericentro de la ciudad.*

A diferencia de los escenarios anteriores, el nivel restrictivo que se plantea en este escenario es mayor, ya que se supone el cumplimiento de las políticas de cuidado del medio ambiente establecidas por los tres niveles de gobierno, además del interés de inversionistas y la sociedad por el cuidado del medio ambiente. La capa de restricciones en este escenario se conforma por todas las zonas protegidas, áreas verdes, humedales, terrenos con pendientes mayores a 30°, además de las restricciones básicas consideradas en los dos escenarios anteriores, priorizando el crecimiento de la ciudad en el pericentro.

En esta simulación, se identifica una consolidación mayor del crecimiento al norte del municipio de Toluca y al poniente de la ciudad, hacia las cabeceras municipales de Zinacantepec y Almoloya de Juárez. En este escenario se prevé una ciudad más densa y se garantiza que los espacios naturales protegidos como es el parque Sierra Morelos, el Área de Protección de Flora y Fauna vado de Toluca y toda la zona de humedales en la cuenca del río Lerma, no sean urbanizados (véase figura 8C).

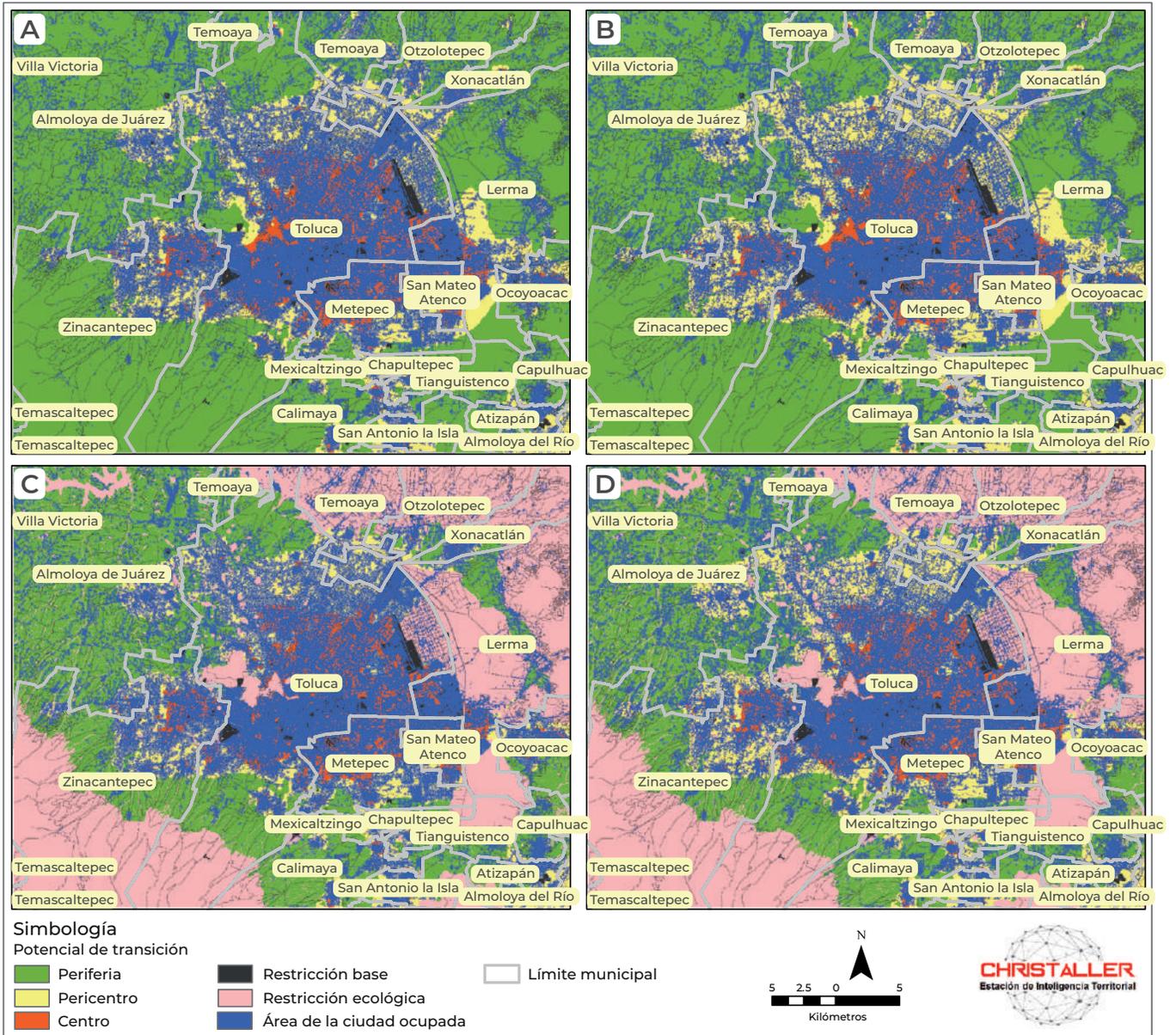
El libramiento norte de la ciudad es un referente para su crecimiento en este escenario. Una estructura urbana basada en la accesibilidad a servicios públicos, infraestructura, equipamientos y fuentes de empleo, debería promover que más población en la ciudad pueda alcanzar oportunidades de desarrollo y calidad de vida.

**Escenario 4.** *Se aplican restricciones ecológicas (RE) y se favorece el crecimiento en la periferia de la ciudad.*

Las restricciones para este escenario son las mismas que para el Escenario 3. La diferencia es que aquí se simula un crecimiento mayor en la periferia. En este escenario el crecimiento de la ciudad se dispersa sin invadir espacios restringidos, siendo muy notoria la expansión en el norponiente, particularmente en los municipios de Almoloya de Juárez y Zinacantepec (véase figura 8D).

En los escenarios tres y cuatro, la dispersión desordenada e irregular de los asentamientos humanos ya tiene efectos sistémicos sobre el medio ambiente y la calidad de vida de las personas. Destacan tres grandes impactos: la reducción de la recarga de aguas en el subsuelo, la pérdida de zonas agrícolas y forestales (que contribuyen a la alimentación, calidad del aire y mitigación del cambio climático) y una creciente dependencia de medios motorizados de transporte.

**Figura 8.**  
**Área Metropolitana de Toluca. Escenarios de crecimiento, 2030**



Fuente: Elaboración propia

## Conclusiones y aportaciones

En este trabajo se incorporó la RGP a un modelo AC para explorar la expansión de la mancha urbana en AMT a 2030. Hasta donde sabemos, no se han combinado estos métodos para analizar ninguna otra ciudad de México, ni de Latinoamérica.

La RGP ayudó a producir reglas de transición y escenarios más realistas, ya que: *i.* Devela los factores (variables independientes o explicativas) que más influyen en la expansión urbana; y, *ii.* Estima, estadísticamente sus pesos o influencia sobre la expansión de la ciudad, a escala micro territorial: celda (pixel) del espacio intraurbano.

En otras palabras, la RGP considera que la influencia de las variables es espacialmente *heterogénea*. En la gran mayoría de los modelos AC, los pesos de los factores claves de la expansión urbana son los mismos en toda el área de estudio, es decir, son espacialmente estacionarios, lo cual es un supuesto poco sólido (Molinero-Parejo *et al.*, 2021)

Identificados los factores explicativos claves de la expansión y estimada su importancia al interior de la zona de estudio, el modelo AC-RGP calculó los potenciales de transición del suelo a escala de celda (pixel) y apoyó el diseño de las reglas de transición. Las reglas de transición reflejan la evolución espaciotemporal de la expansión urbana reciente. Juntos, factores y reglas, conforman el ADN de la expansión de la ciudad.

El modelo AC-RGP facilita entender y simular tendencias de crecimiento de la mancha urbana, y tomar decisiones más oportunas. A los planificadores les ayuda a conducir la expansión de la ciudad, en lugar de perseguirla; a los empresarios les sirve para aprovechar y crear oportunidades de inversión; a los académicos a entender mejor el proceso de expansión de la ciudad; a la sociedad en su conjunto, le informa de manera transparente, cuál podría ser la expansión de su ciudad y a quiénes benefician o perjudican las políticas urbanas.

Las ciudades son demasiado importantes para dejarlas en manos de unos pocos. Su planeación debe sustentarse en procesos colectivos de consulta y codiseño (Wagner y De Vries, 2019). Sin embargo, para que los ciudadanos participen informadamente se requieren desarrollos científicos automatizados

(Unsworth *et al.*, 2014). El modelo AC-RGP es un aporte en esta dirección.

## Bibliografía

- Batty, M. (2021). Multiple models. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 48 (8), 2129-2132.
- Bezaury-Creel, J. E., J. Torres, F., Ochoa-Ochoa, L. M., Castro-Campos, M. y Moreno, N. (2009). Base de Datos Geográfica de Áreas Naturales Protegidas Estatales, del Distrito Federal y Municipales de México - Versión 2.0, Julio 31, 2009. The Nature Conservancy, Comisión Nacional para el Conocimiento y Uso de la Biodiversidad, Comisión Nacional de Áreas Naturales Protegidas. Recuperado de: [www.conabio.gob.mx](http://www.conabio.gob.mx)
- Cao, Y., Zhang, X., Fu, Y., Lu, Z. y Shen, X. (2020). Urban spatial growth modeling using logistic regression and cellular automata: A case study of Hangzhou. *Ecological Indicators*, 113, 106200.
- Chávez-Soto, T., Cervera-Gómez, L., Vilchis-Mata, I. y Garrocho-Rangel, C. (2021). Explicación socioespacial de la brecha digital en el espacio intrametropolitano de Toluca, *Papeles de Población*, 27 (110), 189-229.
- Chen, S., Feng, Y., Tong, X., Liu, S., Xie, H., Gao, C. y Lei, Z. (2020). Modeling ESV losses caused by urban expansion using cellular automata and geographically weighted regression. *Science of the Total Environment*, 712, 136509.
- CONANP [Comisión Nacional de Áreas Naturales Protegidas]. (2021). Áreas Naturales Protegidas Federales de México. Ciudad de México.
- Du, S., Wang, Q. y Guo, L. (2014). Spatially varying relationships between land-cover change and driving factors at multiple sampling scales. *Journal of Environmental Management*, 137, 101-110.
- Feng, Y. y Tong, X. (2018). Dynamic land use change simulation using cellular automata with spatially nonstationary transition rules. *GIScience & Remote Sensing*, 55 (5), 678-698.
- \_\_\_\_\_. (2019). Incorporation of spatial heterogeneity-weighted neighborhood into cellular automata for dynamic urban growth simulation, *GIScience & Remote Sensing*, 56 (7), 1024-1045.

- \_\_\_\_\_. (2020). A new cellular automata framework of urban growth modeling by incorporating statistical and heuristic methods. *International Journal of Geographical Information Science*, 34 (1), 74-97.
- Fotheringham, A. S., Brunson, C. y Charlton, M. (2003). *Geographically weighted regression: the analysis of spatially varying relationships*. John Wiley & Sons.
- Gao, C., Feng, Y., Tong, X., Lei, Z., Chen, S. y Zhai, S. (2020). Modeling urban growth using spatially heterogeneous cellular automata models: Comparison of spatial lag, spatial error and GWR. *Computers, Environment and Urban Systems*, 81, 101459.
- Garrocho, C. y Campos-Alanís, J. (2013). Réquiem por los indicadores no espaciales de segregación residencial. *Papeles de Población*, 19 (77), 269-300.
- \_\_\_\_\_. (2016). *Segregación socioespacial de la población mayor: la dimensión desconocida del envejecimiento*. El Colegio Mexiquense.
- Garrocho, C., Jiménez-López, E. y Chávez-Soto, T. (2020). Expansión de la ciudad: un instrumento de simulación de escenarios para los sectores público y privado. *La situación demográfica de México 2020*, 2 (2). Consejo Nacional de Población. Recuperado de: <https://www.gob.mx/conapo/documentos/la-situacion-demografica-de-mexico-2020>
- \_\_\_\_\_. (2021). Automata Celular Metro-NASZ: laboratorio experimental de expansión urbana. *La situación demográfica de México 2021*, 3 (3), pp. 149-175. Consejo Nacional de Población. Recuperado de: <https://www.gob.mx/conapo/documentos/la-situacion-demografica-de-mexico-2021>
- Gobierno del Estado de México. (2019). Plan Estatal de Desarrollo Urbano (PDUEM). Recuperado de: <https://seduo.edomex.gob.mx/sites/seduo.edomex.gob.mx/files/files/PEDUEM%20Final.pdf>
- González-Madrugal, J., Solano-Lamphar, H. y Ramírez, M. (2020). La contaminación lumínica como aproximación a la planeación urbana de ciudades mexicanas. *EURE*, 46 (138), 155-174.
- Gounaridis, D., Chorianopoulos, I., Symeonakis, E. y Koukoulas, S. (2019). A Random Forest-Cellular Automata modelling approach to explore future land use/cover change in Attica (Greece), under different socio-economic realities and scales. *Science of the Total Environment*, 646, 320-335.
- Grün, D. (2020). Revealing dynamics of gene expression variability in cell state space. *Nature methods*, 17 (1), 45-49.
- Guanglong, D., Erqi, X. y Hongqi, Z. (2017). Urban expansion and spatiotemporal relationships with driving factors revealed by geographically weighted logistic regression. *Journal of Resources and Ecology*, 8 (3), 277-286.
- Gutiérrez-Puebla, J., García-Palomares, J. C. y Daniel-Cardozo, O. (2012). Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) y estimación de la demanda de las estaciones del Metro de Madrid. *XV Congreso Nacional de Tecnologías de la Información Geográfica*, 1-13.
- Harris, P., Fotheringham, A. S., Crespo, R. y Charlton, M. (2010). The use of geographically weighted regression for spatial prediction: an evaluation of models using simulated data sets. *Mathematical Geosciences*, 42 (6), 657-680.
- INEGI [Instituto Nacional de Estadística y Geografía]. (2018). Entre semana se realizan 34.56 millones de viajes en la zona metropolitana del Valle de México (ZMVM); el 58.1% es para ir al trabajo y duran entre media y dos horas: encuesta de origen destino en hogares de la ZMVM. Comunicado de prensa. 104/18, 19 de febrero de 2018. Recuperado de: [https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2018/EstSocio-demo/OrgenDest2018\\_02.pdf](https://www.inegi.org.mx/contenidos/saladeprensa/boletines/2018/EstSocio-demo/OrgenDest2018_02.pdf) (consultado 15 de enero de 2022).
- \_\_\_\_\_. (2020). Censo de Población y Vivienda, 2020. Recuperado de: [https://cuentame.inegi.org.mx/poblacion/rur\\_urb.aspx?tema\\_P#:~:text=En%201950%2C%20en%20M%C3%A9xico%2043,es%20de%2079%20por%20ciento](https://cuentame.inegi.org.mx/poblacion/rur_urb.aspx?tema_P#:~:text=En%201950%2C%20en%20M%C3%A9xico%2043,es%20de%2079%20por%20ciento) (consultado 10 de junio de 2021).
- \_\_\_\_\_. (2021). Comunicado de Prensa 55/21, 26 de enero de 2021. Dirección Regional Centro Sur / Coordinación Estatal México. Toluca, Estado de México.
- Jafari, M., Majedi, H., Monavari, S. M., Alesheikh, A. A. y Kheirkhah Zarkesh, M. (2016). Dynamic simulation of urban expansion based on cellular auto-



- mata and logistic regression model: Case study of the Hyrcanian Region of Iran. *Sustainability*, 8 (8), 810.
- Jiménez-López, E. (2019). Cadenas de Markov espaciales para simular el crecimiento del Área Metropolitana de Toluca, 2017-2031. *Economía, sociedad y territorio*, 19 (60), 109-140.
- \_\_\_\_\_, Garrocho, C. y Chávez, T. (2021). Autómatas Celulares en Cascada para modelar la expansión urbana con áreas restringidas. *Estudios demográficos y urbanos*, 36 (108), 779-824.
- Jing, S., Yan, Y., Niu, F. y Song, W. (2022). Urban Expansion in China: Spatiotemporal Dynamics and Determinants. *Land*, 11 (3), 356.
- Lara, J. (2019). Contradicciones y paradojas del modelo de gestión urbana en el área metropolitana de Guadalajara Jalisco, México. *Cadernos Metrópole*, 22, 41-60.
- Li, G., Sun, S. y Fang, C. (2018). The varying driving forces of urban expansion in China: Insights from a spatial-temporal analysis. *Landscape and Urban Planning*, 174, 63-77. Recuperado de: <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2018.03.004>
- Li, Q., Feng, Y., Tong, X., Zhou, Y., Wu, P., Xie, H. y Wang, C. (2022). Firefly algorithm-based cellular automata for reproducing urban growth and predicting future scenarios. *Sustainable Cities and Society*, 76, 103444.
- Liang, X., Liu, X., Li, D., Zhao, H. y Chen, G. (2018). Urban growth simulation by incorporating planning policies into a CA-based future land-use simulation model. *International Journal of Geographical Information Science*, 32 (11), 2294-2316.
- Liu, D., Clarke, K. C. y Chen, N. (2020). Integrating spatial nonstationarity into SLEUTH for urban growth modeling: A case study in the Wuhan metropolitan area. *Computers, Environment and Urban Systems*, 84, 101545.
- Liu, J., Zhan, J. y Deng, X. (2005). Spatio-temporal patterns and driving forces of urban land expansion in China during the economic reform era. *AMBIO: a journal of the human environment*, 34 (6), 450-455.
- Liu, Y., Batty, M., Wang, S. y Corcoran, J. (2021). Modelling urban change with cellular automata: Contemporary issues and future research directions. *Progress in Human Geography*, 45 (1), 3-24.
- Luiselli Fernández, C. (2019). Los desafíos del México urbano, Economía, 16 (46). Ciudad de México. Epub 17-Jun-2020. Recuperado de: [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1665-952X2019000100183](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1665-952X2019000100183)
- Mahiny, A. S. y Clarke, K. C. (2012). Guiding SLEUTH land-use/land-cover change modeling using multi-criteria evaluation: towards dynamic sustainable land-use planning. *Environment and Planning B: planning and design*, 39 (5), 925-944.
- Martellozzo, F., Amato, F., Murgante, B. y Clarke, K. C. (2018). Modelling the impact of urban growth on agriculture and natural land in Italy to 2030. *Applied Geography*, 91, 156-167.
- Mayfield, H. J., Lowry, J. H., Watson, C. H., Kama, M., Nilles, E. J. y Lau, C. L. (2018). Use of geographically weighted logistic regression to quantify spatial variation in the environmental and sociodemographic drivers of leptospirosis in Fiji: A modelling study. *The Lancet Planetary Health*, 2 (5), e223-e232.
- Mitchell A. (2012). *ESRI Guide to GIS Analysis, Volume 2: Spatial Measurements and Statistics*. New York: ESRI Press.
- Moliner-Parejo, R., Aguilera-Benavente, F. y Gómez-Delgado, M. (2021). Regresión Logística Geográficamente Ponderada para identificar los factores explicativos de la distribución de usos de suelo en escenarios futuros de crecimiento urbano. *Boletín de la Asociación de Geógrafos Españoles*, 88.
- Mustafa, A., Heppenstall, A., Omrani, H., Saadi, I., Cools, M. y Teller, J. (2018). Modelling built-up expansion and densification with multinomial logistic regression, cellular automata and genetic algorithm. *Computers, Environment and Urban Systems*, 67, 147-156.
- Newland, C. P., Maier, H. R., Zecchin, A. C., Newman, J. P. y van Delden, H. (2018). Multi-objective optimisation framework for calibration of Cellular Automata land-use models. *Environmental Modelling & Software*, 100, 175-200.
- Ntinias, V. G., Moutafis, B. E., Trunfio, G. A. y Sirakoulis, G. C. (2017). Parallel fuzzy cellular automata for data-driven simulation of wildfire spreading. *Journal of computational science*, 21, 469-485.

- Padilla, O., Pérez, P., Cruz, M., Huilcamaigua, S. y Astudillo, S. (2015). Utilización de autómatas celulares como técnica de modelamiento espacial para determinación el cambio de uso de suelo y cobertura vegetal. *Ciencias Espaciales*, 1 (8), 310-326.
- Prigogine, Ilya, (1999). *Las leyes del caos*. Barcelona: Crítica.
- Ramírez-Sánchez, L. G., Chávez-Soto, T. y Garrocho-Rangel, C. (2021). Dinámica del empleo en el centro tradicional de negocios de Toluca (México), 2010-2018: cambio y participación espacial. *Región y Sociedad*, 33 (e1395), 1-31.
- Rojo, J. (2007). Regresión lineal múltiple. Madrid: Instituto de Economía y Geografía, 31 p.
- RealEstate (2021). Aumenta 22% abandono de vivienda en 10 años. Market and Lifestyle. Recuperado de: <https://realestatemarket.com.mx/noticias/mercado-inmobiliario/32075-aumenta-22-abandono-de-vivienda-en-10-anos#:~:text=M%C3%A9xico%20tiene%206.1%20millones%20de,acuerdo%20con%20datos%20del%20INEGI> (consultado: 18 de enero de 2022).
- Red Nacional de Caminos (RNC). (2018). Red Vial, escala: 1:50000. INEGI. Recuperado de: <https://www.inegi.org.mx/app/biblioteca/ficha.html?upc=889463674641>
- Sági, G. (2019). Almost Injective Mappings of Totally Bounded Metric Spaces into Finite Dimensional Euclidean Spaces. *Advances in Pure Mathematics*, 9 (6), 555.
- Shu, B., Bakker, M. M., Zhang, H., Li, Y., Qin, W. y Carsjens, G. J. (2017). Modeling urban expansion by using variable weights logistic cellular automata: a case study of Nanjing, China. *International Journal of Geographical Information Science*, 31 (7), 1314-1333.
- Sobrino, J. y Ugalde, V. (ed.). (2019). *Desarrollo urbano y metropolitano en México*. El Colegio de México, 2019.
- UN-DESA [United Nations-Department of Economic and Social Affairs]. (2018). *World Urbanization Prospects: The 2018 Revision*. New York, NY: Technical report. Recuperado de: <https://population.un.org/wup/Publications/Files/WUP2018-Report.pdf> (consultado 14 de febrero de 2022).
- Unsworth, K., Forte, A. y Dilworth, R. (2014). Urban informatics: The role of citizen participation in policy making. *Journal of Urban Technology*, 21 (4), 1-5.
- Wagner, M. y De Vries, Walter T. (2019). Comparative review of methods supporting decision-making in urban development and land management. *Land*, 8 (8), 123.
- Wang, H. y Stephenson, S. R. (2018). Quantifying the impacts of climate change and land use/cover change on runoff in the lower Connecticut River Basin. *Hydrological Processes*, 32 (9), 1301-1312.
- Wang, Y., Kockelman, K. M. y Wang, X. (2011). Anticipation of land use change through use of geographically weighted regression models for discrete response. *Transportation Research Record*, 2245 (1), 111-123.
- Wolfram, S. (2018). *Cellular automata and complexity: collected papers*. CRC Press.
- Wu, D., Liu, J., Wang, S. y Wang, R. (2010). Simulating urban expansion by coupling a stochastic cellular automata model and socioeconomic indicators. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 24 (2), 235-245.
- Zhang, W., Li, W., Zhang, C., Hanink, D. M., Liu, Y. y Zhai, R. (2018). Analyzing horizontal and vertical urban expansions in three East Asian megacities with the ss-comCRF model. *Landscape and urban planning*, 177, 114-127.
- Zhang, Z., Liu, F., Zhao, X., Wang, X., Shi, L., Xu, J. y Liu, B. (2018). Urban expansion in China based on remote sensing technology: a review. *Chinese Geographical Science*, 28 (5), 727-743.
- Zhang, J., Ling, Y., Zhu, A. X., Zeng, H., Song, J., Zhu, Y. y Qian, L. (2022). Incorporation of spatial anisotropy in urban expansion modelling with cellular automata. *International Journal of Geographical Information Science*, 36 (1), 86-113.
- Zhang, L., Liu, Y., Jing, Y. y Zhang, Y. (2022). How Does Quota-Oriented Land Use Planning Affect Urban Expansion? A Spatial Analysis of 280 Chinese Cities. *Land*, 11 (4), 528.

