

Análisis multiescalar del crecimiento de la Zona Metropolitana de Toluca

Multi-scale analysis of the growth of the Metropolitan Area of Toluca

Eduardo Jiménez López ¹ y Edel Cadena Vargas ^{2*}

¹ Centro de Investigación y Estudios Avanzados en Población de la Universidad Autónoma del Estado de México, Cerro Coatepec s/n Ciudad Universitaria, Toluca Estado de México C.P. 50110, ejimenezl@uaemex.mx, <https://orcid.org/0000-0002-1883-3890>

² Facultad de Geografía de la Universidad Autónoma del Estado de México, Cerro Coatepec s/n Ciudad Universitaria, Toluca Estado de México C.P. 50110, ecadenav@uaemex.mx, <https://orcid.org/0000-0002-3131-9597>

*Autor de correspondencia

Recibido: 15/11/2024. Aceptado: 23/12/2024. Publicado: 24/01/2025.

Cómo citar: Jiménez López, E. & Cadena Vargas, E. (2025). Análisis multiescalar del crecimiento de la Zona Metropolitana de Toluca. Geografía Aplicada 1 (1), 1-21.

Resumen

El objetivo de este trabajo es mostrar que el crecimiento urbano puede modelarse como un sistema dinámico no lineal, donde múltiples factores influyen en la evolución de la ciudad.

Además de dividir el espacio para un mejor análisis de la expansión del área urbana por medio de Análisis Multiescalar, se agregan Autómatas Celulares con Filtro Inverso y Cadenas de Markov. Este modelo divide la imagen de la ciudad que es objeto de estudio en unidades territoriales rectangulares de iguales dimensiones. El modelo propuesto en este trabajo opera a través de reglas de transición y reglas de vecindad que son las instrucciones evolutivas de cada píxel y de la ciudad en general, por lo que se podría afirmar que son elementos de crecimiento de la ciudad. En la práctica, hay sectores de la ciudad que se expanden de manera diferente al conjunto. Tienen un patrón propio de expansión urbana, que responden a una mejor regla de transición, diferente a la que mejor replica la expansión del área urbana en su conjunto.

Palabras clave: Análisis Multiescalar, Autómata celular, Cadenas de Markov, Expansión Urbana, Filtro Inverso.

Abstract

The objective of this work is to show that urban growth can be modeled as a non-linear dynamic system, where multiple factors influence the evolution of the city. In addition to dividing the space for a better analysis of the expansion of the urban area through Multiscalar Analysis, Cellular Automata with Inverse Filters, and Markov Chains, this work adds these elements to the model. It divides the image of the city, which is the object of study, into rectangular territorial units of equal dimensions. The model proposed in this work operates through transition rules and neighborhood rules, which represent the urban evolutionary instructions of each pixel and of the city. Thus, it can be said that they constitute expansion factors of the city. In practice, there are sectors of the city that expand differently from the whole. These sectors have their own pattern of urban expansion, which responds to a better transition rule, different from the one that best replicates the expansion of the urban area as a whole.

Keywords: Cellular Automata, Inverse Filter, Markov Chains, Multiscalar Analysis, Urban Expansion.

1. Introducción

El enfoque multiescalar trata de tener una visión integral del espacio de análisis en diferentes escalas o niveles. La escala es un factor que nos ayuda a analizar cómo la reducción del espacio impacta e interactúa con el medio. De acuerdo con la relación jerárquico-funcional que se da entre territorios a diferentes escalas, cada infraestructura se caracteriza por tener su propio nivel (Fang, 2021).

La auto semejanza o la autoorganización se pueden observar a través de reglas locales aplicadas en muchos casos o en reducción de espacio. El resultado es el surgimiento de un nuevo orden en un sistema a nivel local pero que aparece en todo el sistema. Este comportamiento se conoce como comportamiento Fractal (Song, 2005).

La utilidad de la idea fractal es que nos permite caracterizar las variaciones espaciales con bastante precisión y especificar lo que siempre se ha conocido pero que ha sido difícil de medir. También es importante saber cómo cambian los procesos para diferentes escalas de análisis (Halley, 2004).

En el estudio de las ciudades con este enfoque se da la posibilidad de explicar el crecimiento acelerado y el aparente comportamiento caótico. Al analizar con esta herramienta se puede demostrar que existe una geometría en su estructura interna que no se observa a simple vista, sino desde un punto más abstracto, multiescalar o autosimilitud (Li, 2004).

En este sentido, las ciudades en su crecimiento muestran un patrón muy similar al modelo de autómatas celulares, que caracterizan sistemas naturales dinámicos complejos que incluyen una amplia variedad de elementos idénticos, independientemente de su escala. Esto se puede representar como una matriz de celdas o células en varias dimensiones, que tiene la posibilidad de tener un valor determinado. Los valores en estas celdas se modifican de manera sincrónica en intervalos de tiempo discretos, conforme a determinadas reglas

de transición, que se implementan en cada punto de la matriz unidimensional. La regla de transición se establece por los valores previos de una vecindad de lugares que rodean la celda de interés (Altuntas, 2016). En estos sistemas, sugerimos la creación de celdas de una sola dimensión y una debajo de la otra. Descubriremos un patrón complejo, auto similar, originado a través de normas deterministas, que no se comprenden ni debaten, que solo se llevan a cabo en paralelo en todas las celdas de los autómatas celulares unidimensionales (Amigo, 2007).

Por lo tanto, nos topamos con una conducta complicada creada literalmente a ciegas, pero que refleja una complejidad que se presenta en numerosas ciudades y que resulta complicada de explicar con herramientas convencionales. Los autómatas celulares constituyen una aplicación muy interesante para obtener resultados concretos en la línea de la estadística espacial y las estructuras fractales para el control de comportamientos globales en la búsqueda de modelamientos más realistas para el campo de la difusión en el espacio (Bartumeus, 2008). Se puede decir que la estructura espacial urbana resulta del mecanismo de autoorganización o autosimilitud de sistemas complejos que encuentra que este fenómeno puede ser una aplicación altamente dúctil para encontrar los fundamentos básicos del comportamiento espacial y se presenta como una útil herramienta para los procesos de planificación de la ciudad (Fuenzalida, 2018).

En este estudio, se eligieron Autómatas Celulares (AC) vinculados a Cadenas de Markov (CM) para simular el crecimiento de una ciudad en función de los siguientes requisitos: capacidad de simulación dinámica, alta eficiencia con datos, calibración simple, capacidad de simular múltiples espacios basados en los datos obtenidos y tratando de determinar patrones complejos. La unión de los dos modelos tiene la capacidad de simular cambios en tramos determinados por el interés de conocer cómo crece la ciudad en un determinado sector de la mancha urbana. El análisis de Markov no tiene en cuenta las causas del cambio de uso del suelo y es insensible al espacio. Sin embargo, CM-AC utilizando el enfoque CM

simplifica la técnica de AC y considera explícitamente tanto el espacio como el cambio en el tiempo (Eastman, 2003).

El modelo CM-AC permite una simulación más completa del crecimiento de la ciudad en comparación con cada uno de los métodos por separado. Sin embargo, la calibración CM-AC se basa operativamente en un único período de tiempo, lo que dificulta la simulación de la dinámica global en una escala de tiempo. El método propuesto en este trabajo tiende a ser más simple cuando el crecimiento de la ciudad se observa a escalas más pequeñas dentro de la ciudad globalista. La información utilizada se genera, gestiona y analiza con ayuda de imágenes satelitales y sistemas de información geográfica (SIG). Proporciona una perspectiva única para analizar eventos y procesos que tienen lugar en el territorio, brindando información que debe ser precisa y detallada, de gran utilidad para apoyar la toma de decisiones que permita comprender las causas y mitigar los efectos adversos del crecimiento en las áreas urbanas principalmente (Xu, 2019).

Para la simulación de la expansión urbana, este trabajo se centra en el uso de datos de áreas urbanas urbanizadas extraídos mediante teledetección multiespectral (es decir, imágenes de satélite). Estos datos suponen una enorme carga de trabajo en teledetección a diferentes escalas, pocos estudios están dirigidos a analizar diferentes escalas que se comparen con todo el espacio de análisis. La comparación resulta de tener una regla de vecindad para el espacio pequeño y si esta determina el comportamiento global de todo el espacio, en nuestro caso la ciudad (Bushell, 2002).

Paralelamente, las nociones escalares son propias de los estudios geográficos, consideradas con cada vez más fuerza desde nuevos enfoques conceptuales como la multiescalaridad (Halbert, 2010). Su relevancia es completamente pertinente, dado que pueden aclarar conceptos e interpretaciones del espacio, cómo aumentan las construcciones en la ciudad en una determinada región o área, que están estrechamente relacionados con la articulación de la ciudad como infraestructura y movilidad (Berberoglu, 2016).

En este trabajo integramos una forma de dividir el espacio que es un análisis multiescalar vinculado con CM-AC para simular y predecir la expansión urbana de la ciudad de Toluca durante la etapa de 2010 a 2030. Este modelo que integra varias técnicas de análisis aplicadas al espacio maneja el todo como un rompecabezas. Intentamos evaluar: (a) si la integración de un análisis multiescalar y CM mejorará su capacidad para analizar y pronosticar la CA, (b) si el modelo multiescalar CM-AC mejora o no el modelo de AC que integró por el filtro inverso; y (c) ¿Qué factores son los más importantes para la expansión urbana en el área de estudio?

Este trabajo resulta innovador en la rama de la geografía que aplica técnicas matemáticas lineales y no lineales para realizar simulaciones de cómo crece la ciudad y los posibles efectos que puede tener. Las metodologías utilizadas en este estudio con técnicas tradicionales de modelado de sistemas dinámicos son posibles y tienen muy buenos resultados. Esto proporciona una perspectiva más completa sobre la efectividad y novedad del enfoque propuesto.

Por todo lo anterior, se puede decir que el crecimiento urbano puede modelarse como un sistema dinámico no lineal, donde se suman y analizan múltiples factores que influyen en la evolución de la ciudad. Además, el enfoque multiescalar trabaja con un microscopio de la ciudad, donde la aplicación de técnicas como AC y CM puede capturar la complejidad no lineal del proceso de crecimiento urbano.

Este trabajo brindará información sobre qué tan eficiente es la visión de agregar modelos a los estudios del crecimiento urbano de la ciudad. Determinar la relevancia de dividir el espacio y encuentre la tendencia de crecimiento con la ayuda de CM en cada espacio de análisis. El modelo AC se prueba y valida sólidamente utilizando el filtro inverso después de determinar la tendencia de crecimiento para cada espacio. Comprueba si este modelo detallado se puede replicar fácilmente en otros estudios. Se valida si la expansión urbana se modela de manera más estricta y realista para evitar tendencias infladas mediante la incorporación de más herramientas.

2. Metodología

Se desarrolla una propuesta compuesta por CM-AC-Multiescalar para simular la expansión urbana en Toluca, México. El modelo combina las ventajas del modelo de Markov en la predicción del cambio cuantitativo, el modelo AC en la simulación de cambios en el espacio de sistemas complejos como la ciudad y la ventaja del análisis multiescalar. En el análisis del crecimiento de la mancha urbana reduciendo los espacios de análisis o de menor escala respecto al original. Por lo tanto, intentamos mejorar la precisión de la simulación del patrón de expansión de la expansión urbana en el pronóstico de cantidad en un área determinada (Figura 1).

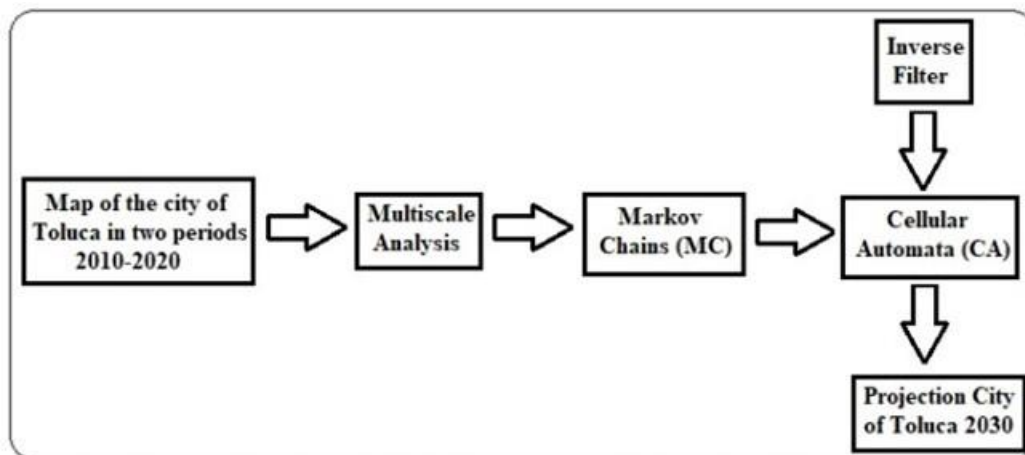


Figura 1. Elementos principales de CM-AC-Multiescalar.

Fuente: elaboración propia.

La propuesta del modelo CM-AC-Multiescalar proyecta el aumento de la mancha urbana y solo requieren de datos o mapas binarios del período de análisis para hacer una proyección. El mapa en formato ráster se codifica/filtra con 1's en el terreno ocupado y 0's en el terreno desocupado en la mancha de la ciudad que estamos estudiando.

2.1. Análisis Multiescalar

La aportación del análisis multiescalar es dividir la totalidad del espacio de análisis, permite obtener visiones de diversas situaciones territoriales, al mismo tiempo que focaliza cuestiones más concretas que afectan espacios circunscritos o reducidos. Así, es posible generar modelos específicos para diferentes espacios intraurbanos, que muy probablemente tendrán distintos potenciales de transición y una huella característica de las vecindades en cada espacio.

Encontramos disponibles mapas del área urbana de la ciudad de Toluca de los años 2010 y 2020. Con esta información se divide el espacio de análisis como mejor le convenga al usuario, en una primera aproximación se divide cada lado de la imagen por la mitad aritmética, o la imagen se divide en ancho o largo por la mitad de los píxeles que contiene. Teniendo ya la división en cuatro. Numeramos en sentido antihorario, como se muestra en la figura 2 a.

En un plano bidimensional como es nuestro caso porque tiene largo y ancho. Si lo dividimos entre su largo y ancho obtenemos 4 planos como se muestra en la figura 2 c y d. De esta manera se puede decir que la duplicación se produce a una tasa exponencial de 2, 4, 8 y así sucesivamente.

Esta división nos llevará a analizar el espacio en espacios más pequeños donde cada uno de ellos tendrá una regla de vecindad para determinar su crecimiento. Tomamos como ejemplo el cuadrante IV de la figura 2 a, que es la Imagen real de la ciudad de Toluca en el año 2010, el tamaño de los cuadrantes será 1000000×1750000 píxeles. Tomando el cuadrante IV de la imagen de la ciudad de Toluca en 2020, como se muestra en la Figura 2 b. Hay dos espacios más pequeños para analizar. Cabe señalar que la división del espacio depende del análisis que se quiera realizar en cada región. Tomamos en cuenta que debe ser la misma posición de análisis para realizar una proyección en el tiempo con ayuda de CM.

2.2. Cadenas de Markov

Las CM muestra transiciones de un estado a otro en un número limitado de estados posibles. Es la forma más útil de modelar procesos estocásticos y la evolución de la probabilidad cuando sólo se conoce la situación actual. La expansión de la mancha urbana y muchos otros fenómenos que se pueden observar con el paso del tiempo están modelados a través de procesos estocásticos, como cualquier conjunto de variables aleatorias $X(t)$ que están vinculadas al tiempo t (Jiménez-López, 2019).

Las CM es un proceso estocástico que posee la propiedad Markoviana cuando la condicionalidad de cualquier suceso futuro t_1 , es independiente del suceso anterior, solo se basa en el estado presente del proceso. Con esta técnica de proyección, el proceso carece de memoria. Para todos los estados y para todos los números enteros $n \geq 0$ se aplica la ecuación 1.

$$P(X_{(n+1)} = j | X_n = i, X_{(n-1)} = i_{(n-1)}, \dots, X_0 = i_0) = P(X_{(n+1)} = j | X_n = i) \quad (1)$$

El procedimiento se encuentra en el estado i en el momento n . Es un proceso estocástico discreto con espacio de estados $E = \{i, j, k, \dots\}$. Si el sistema está en el estado i en el instante t , debe estar en 1 de los estados en $t + n$, la probabilidad de transferencia depende no sólo del estado, sino también del momento en que se produce la transición. (es decir, la probabilidad es independiente del tiempo). Para todo i y n se deben cumplir las condiciones de Markov, en la matriz de transición, la suma de los porcentajes en cada fila debe ser igual a 1 y la probabilidad condicional debe ser no negativa (Jiménez-López, 2019).

El método de CM tiene en cuenta las variaciones temporales de las probabilidades, pero no las variaciones espaciales, con esto, la imagen en t se utiliza para aplicar las probabilidades de transferencia y agregar una regla determinista al AC para determinar espacialmente los píxeles. Cuentan con mayores probabilidades de modificar en cada categoría. Con este proceso, es probable que los cambios se basen en el contacto con cada píxel (p. ej. contacto

con vecinos cercanos). Así se genera la metodología MC-CA-Multiescalar, la cual se encuentra bien sustentada en el tiempo y el espacio.

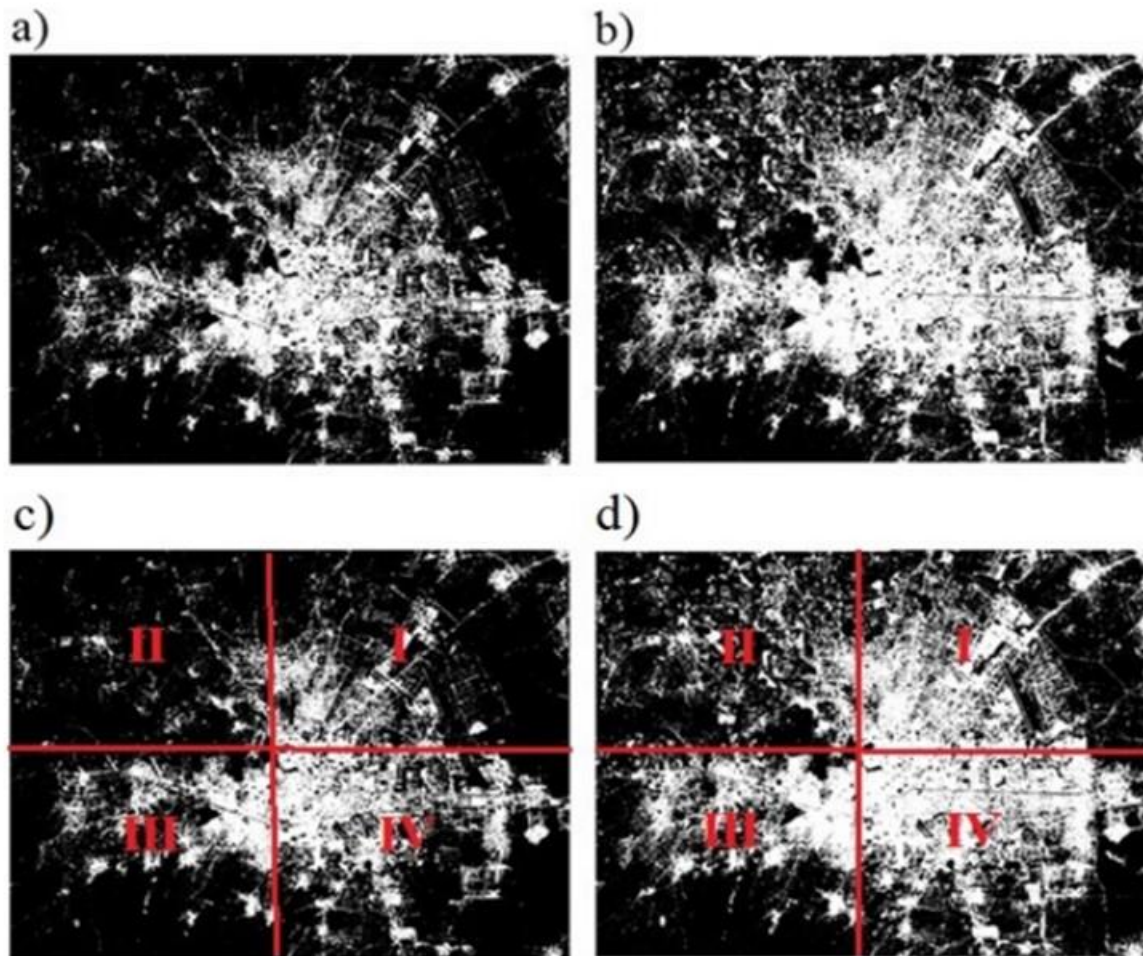


Figura 2. Mapas de la ciudad de Toluca 2010 a). 2020 b). División escalar Toluca 2010 c). 2020 d).

Fuente: elaboración propia.

2.3. Autómatas Celulares

Los procesos en el territorio se modelan con AC que concibe el espacio como una cuadrícula regular delimitada en varias dimensiones (Batty, 2007). Los AC se componen de cuatro

propiedades relacionadas con sus elementos básicos: Adyacencia, que se refiere a las ubicaciones de las celdas en cualquier espacio dimensional, registran relaciones de proximidad-distancia entre ellas. El Estado en AC es el valor que toma la celda, célula o píxel entre dos valores únicos, cero o uno, cada celda tiene un estado en un conjunto posible, en un determinado punto del tiempo. La Influencia Espacial implica que el estado de las celdas depende de los estados y configuraciones de otras celdas, especialmente de las más cercanas. Las Reglas de Transición son las instrucciones que impulsan los cambios de estado en cada celda en el tiempo y el espacio (Batty, 2007; Garrocho et al., 2021).

Con estas definiciones, el AC se toma como una disposición uniforme, similar a un arreglo homogéneo, en cuadrícula, generalmente infinito, compuesto por objetos similares conocidos como celdas. Este conjunto puede tener una dimensión n , pero para fines de simulación de sistemas se implementa en dos dimensiones para nuestro trabajo (Jiménez-López et al., 2021). El AC es un modelo matemático que se puede definir por la tupla y se define como no lineal en la ecuación 2.

$$\gamma = (d, S, H, \delta) \quad (2)$$

Donde, d representa el espacio n-dimensional, S el conjunto de estados, H el espacio de vecindad y δ las reglas de transición. Los modelos basados en AC son sencillos de integrar con otras técnicas, métodos y modelos, con el objetivo de potenciar las habilidades de simulación en aplicaciones concretas (Li y Yeh, 2004; Gounaridis et al., 2019). En este trabajo, en una parte, se adhieren a modelos matemáticos desarrollados, como CM (Jiménez-López, 2019), que es un método que fortalece a AC.

2.4. Filtro Inverso

En los AC, incluir diversa información en las reglas de transición, la cual consiste en potenciar su habilidad para ilustrar la complejidad de la expansión urbana a diversas escalas de tiempo y espacio (Liu et al., 2021; Jiménez-López, 2022). Implementamos un método llamado filtro inverso con el objetivo de emular la expansión de la mancha urbana en el

periodo 2010-2020 en la ciudad de Toluca, tomando en cuenta más información que la gestionada en los modelos de AC. En específico, tomando en cuenta diferentes dimensiones de la zona urbana que pueden estar desordenada en la ciudad. Para encontrar la mejor regla de transición o vecindad que determine la dinámica de un área delimitada.

Las áreas de análisis pueden ser grandes o pequeñas dependiendo del interés y con ello determinar si la mejor regla de vecindad para un área pequeña es la misma para todo el espacio. La mejor regla de vecindad se encuentra con el Filtro Inverso que consiste en determinar una regla AC óptima, El filtro equilibra la distancia entre el centro y los elementos de los resultados métricos para cada regla AC, produciendo formas simétricas. De tal manera que al final de los cálculos se obtiene una matriz de métricas (Jiménez-López, 2022).

El componente principal del filtro inverso es encontrar la distancia de Mahalanobis que determina la misma distribución de probabilidad para las métricas de ajuste utilizadas en este trabajo. Como estas, la entropía de Shannon, la dimensión fractal, el índice de Jaccard y el índice Kappa. Con los indicadores se crea una matriz A , calculamos un centro C , que se obtiene del promedio de cada indicador y se forma la columna x_i , generando un vector de métricas promedio. Se realiza con la matriz de covarianza ζ está definida por la ecuación 3.

$$d_m(\vec{x}, \vec{y}) = \sqrt{(\vec{x}, \vec{y})^T \zeta^{-1} (\vec{x}, \vec{y})} \quad (3)$$

Donde, d_m es la distancia de Mahalanobis entre el centro (i.e el promedio de los valores obtenidos de las métricas) y los vectores que componen la matriz métrica A . Los valores de la matriz A son los valores de las mediciones con las métricas de ajuste. Con esta técnica de análisis propuesta se cumplen dos propósitos, uno de ellos es determinar la mejor regla de vecindad que genera el AC y la segunda determinar el menor error posible inherente a las simulaciones.

2.5. Entropía

Es una medida de dispersión en la que el valor binario de los mapas se distribuye sobre áreas espaciales. Si el índice tiene un valor de 1, el valor de la variable está distribuido uniformemente. Si tiene un valor de 0, las variables están concentradas (Ecuación 4).

$$E_n = \frac{\sum_{i=1}^n p_i \log(1/p_i)}{\log(n)} \quad (4)$$

Donde, E_n representa la entropía, p_i representa la probabilidad de hallar la variable n en alguna de las zonas. El valor de la entropía nos da un valor cuantificable de la concentración y dispersión de las construcciones en la ciudad. Si hay valores cercanos a 0 nos dice que la ciudad está demasiado concentrada en zonas concretas y si es cercano a 1 nos dice que la ciudad se dispersa correctamente.

2.6. Dimensión fractal

La dimensión fractal en este trabajo se considera como una medida de crecimiento. Las medidas de la dimensión euclidiana son $D = 1$ es una línea y $D = 2$ es un plano sólido. En esta propuesta la dimensión está contenida entre uno y dos. Si la dimensión es cercana a dos se puede decir que tiene muchos puntos cubriendo el espacio (i.e. crecimiento) y si está cercana a uno no tiene ausencia de puntos y se acerca a una línea (i.e. decrecimiento).

El cálculo de D se fundamenta en la medición correspondiente del número de píxeles negros que envuelven un conjunto específico. En la mancha urbana como lo hemos manejado el mapa lo consideramos como una malla de cuadrados de tamaño r para contar cuántos de estos cuadrados son necesarios para cubrir el área urbana construida. Se denota $N(r)$ a dicho número de cuadrados, que depende del tamaño r . Es muy complicado realizar ese cálculo de los cuadros o píxeles ocupados, se aproximarlos después de realizar varias mediciones con mallas tan estrechas como sea posible y se utiliza la ecuación 5 para aproximarlos y obtener la medida de la dimensión.

$$D = \frac{\log(N(r))}{\log(1/r)} \quad (5)$$

2.7. Índice Jaccard

El índice I_j muestra la similitud entre dos imágenes de mapas. En el índice Jaccard, cuando su resultado es cercano a 1, muestra la igualdad de los mapas en valor y posición. Si el valor es cercano a 0, los mapas son desiguales en valor y en posición del píxel. El índice se obtiene con la ecuación 6.

$$I_j = \frac{F_{11}}{F_{21} + F_{12} + F_{11}} \quad (6)$$

El índice es fácil de analizar con la teoría de conjuntos. El índice de Jaccard calcula dos aspectos clave para comparar mapas: igualdad entre datos ráster y su ubicación en un mapa.

2.8. Índice Kappa de Cohen

El índice k es una medida comparativa entre las imágenes de mapas binarios, el índice puede tomar valores entre 0 y 1. Si el valor del índice obtenido es cercano a 1, el grado de igualdad entre los mapas es mayor, mientras que si es cercano a 0, la desigualdad es mayor (Ecuación 7).

$$k = \frac{E_0 - E_e}{1 - E_e} \quad (7)$$

Donde, E_0 es la relación de similitud observada, E_e es la similitud de igualdad esperada y $1 - E_e$ representa el mayor grado de igualdad o acuerdo.

2.9. Fuente de datos

Los datos de cobertura del suelo se obtuvieron a partir de la base de datos del INEGI (Instituto Nacional de Estadística y Geografía), que incluye mapas de la región urbana de la ciudad de Toluca, incluyendo la zona urbana del valle de Toluca (ver Figura 2), en el periodo

disponible para 2010/11 y 2020/21. Se utilizaron imágenes de alta resolución, los datos que podemos llamar auxiliares para este estudio incluyen factores físicos (i.e. pendientes), factores de infraestructura (i.e. equipamiento urbano), redes viales (i.e. calles, vías urbanas primarias y secundarias) y factores de desarrollo (i.e. áreas restringidas para la construcción). La mayoría de los datos son estáticos y permanecen sin cambios durante el periodo de modelación.

El territorio de investigación es la región metropolitana de Toluca (i.e. Mancha Urbana de Toluca), ubicada a 45 kilómetros de la Ciudad de México. En las últimas décadas, Toluca ha experimentado un rápido desarrollo, evolucionando de poco más de 800 mil residentes a comienzos del siglo XXI, a más de 1.2 millones de personas en 2020 (INEGI, 2021). En 2010, la ciudad comprendía 16 mil 500 hectáreas y para 2020, ya contaba con cerca de 30 mil.

3. Resultados

El mapa binario de 2010 contiene información en el tiempo t_0 , mientras que la información del mapa binario de 2020 se refiere a la información en el tiempo t . Con estos datos se efectúa un recuento de ceros y unos, los cuales se reúnen para crear una matriz transicional (P). Con la determinación de esta matriz P_n se obtienen las mediciones en el tiempo, se realizan en un análisis espacial con AC y la búsqueda de la mejor regla con el Filtro Inverso.

Cuando se utiliza el modelo CM-AC-Multiescalar para realizar proyecciones, se utiliza la mejor regla encontrada con el filtro inverso para reflejar el desarrollo o transformación de los estados en la matriz de transición, se utiliza la matriz de transición para representar el crecimiento o transformación de los estados. La mejor regla encontrada define que un píxel posee una mayor posibilidad de modificar su categoría o estado debido a la configuración-contacto con los píxeles vecinos.

Los datos de entrada constan de dos mapas binarios en diferentes momentos (por ejemplo, con los mapas en t_0 y t). Con base en estos datos se realiza una división de los mapas, la primera división que es la base de la propuesta que hicimos, se divide el espacio en cuatro

regiones como se muestra en la Figura 2 a) y b), (es decir, cada una corresponde a un cuadrante del plano cartesiano). Los cuadrantes tienen un tamaño de 2000000×2500000 píxeles, donde se lleva a cabo un conteo binario que estableció los cimientos para crear una matriz transicional. Se logró una nueva matriz de transición mediante la metodología CM, que representa la proyección de los datos, se llevó a cabo la simulación espacial utilizando AC. Se tomaron los valores que pasaron de cero a uno, junto con los que se mantuvieron en uno, y se implementaron el AC con zonas limitadas por la probabilidad de transición encontrada y también con la mejor regla en la sección del mapa en t , que genera el nuevo mapa en el tiempo t_1 , que es la proyección en la ciudad de Toluca en el año 2030 (Figura 3).

Para ejemplificar lo propuesto en este trabajo se toma el cuadrante IV, mostrado en la Figura 2 c) y d) en los dos tiempos de análisis. Con la proyección de la ciudad de Toluca para el 2020 realizamos un banco de pruebas que encuentra la mejor regla de proyección, con la cual realizamos la proyección al 2030. Esta regla de vecindad se encuentra de manera muy eficiente comparando el mapa real y el simulado para en el área de análisis de la ciudad de Toluca en 2020 con el Filtro inverso podemos ver qué tan eficiente es el método de distribución de píxeles. También es un método generado por este equipo de trabajo incluido en AC, que trata la distribución de píxeles de forma Aleatoria, así como el crecimiento de la ciudad y que muchos autores llaman la ciudad compleja. Los mejores valores en el cuadrante IV son los siguientes, el valor de la entropía de Shannon es 0.95, la dimensión fractal 0.94, índice de Jaccard 0.95 y el índice Kappa es 0.85.

La metodología propuesta de combinación CM-AC-Multiescalar y Filtro es altamente eficaz y presenta resultados destacables, podemos crear una proyección en un cuadrante de la ciudad de Toluca para el año 2030 con la mejor regla que es 119. Es posible afirmar que durante un lapso de 20 años, la tasa de crecimiento de Toluca sigue manteniendo una tendencia logarítmica, como lo demuestra el crecimiento de CM.

En la simulación realizada para 2030 en el cuadrante IV abarca 1262 hectáreas. Un incremento de 427 hectáreas, lo que implica que se prevé que la ciudad aumente casi un 34% en comparación con 2020. La expansión de los 10 años precedentes (2010 a 2020) tuvo una velocidad de crecimiento similar. El modelo trabaja con un crecimiento tendencial, es importante saber dónde crecerá la ciudad y que potencial de transición tiene cada espacio de análisis. Es muy importante resaltar que estos modelos encuentran los factores que más contribuyen al crecimiento de la mancha urbana y se debe resaltar la técnica de análisis multiescalar poco utilizada en este tipo de trabajos.

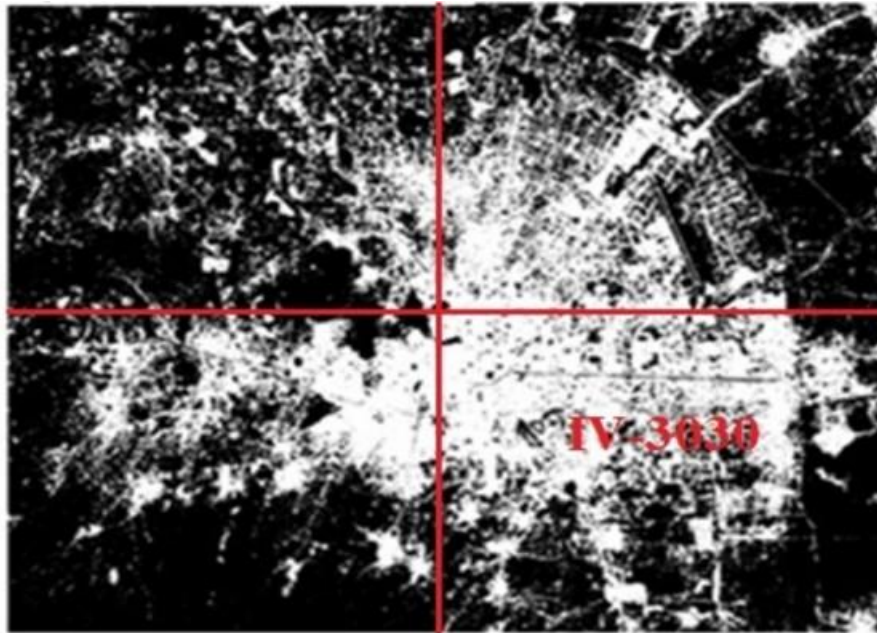


Figura 3. Simulación del crecimiento de la ciudad de Toluca 2030.

Fuente: elaboración propia.

En la figura 3, el cuadrante IV muestra las zonas de crecimiento en la ZMT. En la periferia sureste de esta zona como ejemplo en Metepec, San Mateo Atenco, Ocoyoaca, San Miguel Totocuitlapilco, podemos ver qué tan eficiente es el método de distribución de píxeles. Con esto podemos determinar que el modelo propuesto de combinar Análisis Multiescalar, CM, AC y Filtro inverso es muy eficiente y tiene muy buenos resultados. La Figura 3 es una

imagen que presenta un balance en los valores que pasaron de uno a cero y en el otro sentido, por lo tanto, se puede afirmar que, durante un lapso de 10 años, el ritmo de crecimiento de la ciudad de Toluca sigue una tendencia logarítmica ascendente.

5. Conclusiones

Este trabajo proporcionó una metodología para analizar el desarrollo de la mancha urbana en Toluca con la unión de diferentes técnicas: Análisis Multiescala, CM, AC y Filtro Inverso. La función de estas técnicas nos ayuda en la proyección de crecimiento de la ciudad de Toluca, la cual tiene una tasa de crecimiento muy alta por ser una ciudad con más de un millón de habitantes. Proporciona datos útiles y una perspectiva distinta al método convencional de crecimiento con potencial de transición en secciones del mapa en estudio, enfocándose principalmente en el crecimiento de la mancha urbana con diferentes factores que contribuyen o no contribuyen al crecimiento.

Lo más destacable del modelo es el análisis de la división-temporal-espacio, muy complicado de localizar métodos que proyectan mapas o que llevan a cabo cálculos en el crecimiento de ciudades. La tendencia en las proyecciones de los píxeles ocupados nos lleva a un análisis en el tiempo y CM. El espacio con la mejor regla de vecindad encontrada por AC y el filtro inverso.

Las técnicas de comparación cartográfica y el concepto de comparación-posición en la mancha urbana nos impulsa a utilizar comparadores estadísticos, tales como el Índice Kappa de Cohen y el Índice Jaccard. La comparación de mapas y la creación de índices demuestran cuán eficaz es el modelo. La única variable que carece de control es la adquisición de los mapas para el análisis, todo se basa en mantener las mismas condiciones de captura durante la toma de escala y la división. Este trabajo nos conduce a investigar métodos escasamente empleados en la investigación cartográfica: la dimensión fractal y la entropía de Shannon, cuyo uso ha sido relevante para ilustrar el crecimiento-difusión de la expansión urbana.

Las técnicas tradicionales de modelado de sistemas dinámicos, como los modelos de regresión lineal o los modelos de series de tiempo, pueden diferir significativamente del enfoque propuesto en términos de la capacidad de capturar la complejidad y la no linealidad del crecimiento urbano. Es útil discutir estas diferencias, cómo afectan la validez y utilidad de los resultados obtenidos, pero lo dejamos para trabajos futuros.

Conflictos de intereses

Los autores declaran no tener conflicto de interés.

6. Referencias

Altuntas, S.; Dereli, T.; Kusiak, A. (2016). Assessment of corporate innovation capability with a data-mining approach: industrial case studies. *Computers and Industrial Engineering*, 102, pp. 58--68.

Batty, M. (2007). Planning support systems: progress, predictions, and speculations on the shape of things to come. *UCL Working Papers Series*, 1, pp. 1--26.

Berberoğlu, S.; Akın, A.; Clarke, K. (2016). Cellular automata modeling approaches to forecast urban growth for adana, Turkey: A comparative approach. *The Planning Review*, 153, pp. 11--27.

Bushell, G.; Yan, Y.; Woodfield, D.; Raper, J.; Amal, R. (2002). On techniques for the measurement of the mass fractal dimension of aggregates. *Advances in Colloid and Interface Science*, 95, pp. 1--50.

Bartumeus, F.; Levin, S. (2008). Fractal reorientation clocks: Linking animal behavior to statistical patterns of search. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 105 (49), pp. 19072--19077.

Fang, C.; He, S.; Wang, L. (2021). Spatial characterization of urban vitality and the association with various street network metrics from the multi-scalar perspective. *Frontiers in Public Health*, 9, pp. 677--910.

Fuenzalida, M.; Buzai, G.; Moreno Jiménez, A.; García de León, A. (2018). Geografía, geotecnología y análisis espacial: tendencias, métodos y aplicaciones. In *Análisis Espacial*; Repositorio Institucional CONICET Digital: Godoy Cruz, Argentina, pp. 1--213.

Garrocho, C.; Chavez, T.; Jiménez-López, E. (2021). Autómata Celular Metro-nasz: laboratorio experimental de expansión urbana. *La situación demográfica de México 2021*, 3, (3), pp. 149--175.

Gounaridis, D.; Chorianopoulos, I.; Symeonakis, E.; 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*, 464, pp. 320--335.

Harvey, F. (2015). *A primer of GIS: Fundamental geographic and cartographic concepts*. Guilford Publications.

INEGI, 2021. Comunicado de Prensa 55/21, 26 de enero de 2021. Dirección Regional Centro Sur / Coordinación Estatal México. Toluca, Estado de México. 2021.

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), pp. 109--140.

Jiménez-López, E.; Garrocho C.; Chávez T. (2021). Autómatas Celulares en Cascada para modelar la expansión urbana con áreas restringidas. *Estudios demográficos y urbanos*, 36, (3), pp. 779--823.

Jiménez-López, E. (2022). Inverse Filter in the Growth of Urban Sprawl with Cellular Automata Model. In *Complex Systems and Their Applications: Second International Conference (EDIESCA 2021)*, 1, pp. 231--247.

Li, X.; Gar-On Yeh, A. (2004). Data mining of cellular automata's transition rules. *International Journal of Geographical Information Science*, 18 (5), pp. 723--744.

Liu, Y.; Batty, M.; Wang, S.; Corcoran, J. (2021). Modelling urban change with cellular automata: Contemporary issues and future research directions. *Progress in Human Geography*, 45, pp. 3--24.

Majumdar, S; Mounaix, P.; Sabhapandit, S.; Schehr, G. (2021). Record statistics for random walks and Lévy flights with resetting. *Journal of Physics A: Mathematical and Theoretical*, 55(3), pp. 034002.

Serafino, M.; Cimini, G.; Maritan, A.; Rinaldo, A.; Suweis, S.; Banavar, J.; Caldarelli, G. (2021). True scale-free networks hidden by finite size effects. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118(2), e2013825118.

Xu, T.; Gao, J. (2019). Directional multi-scale analysis and simulation of urban expansion in Auckland, New Zealand using logistic cellular automata. *Computers, Environment and Urban Systems*, 78, pp. 101390.

Yeh, A.; Li, X.; Xia, C. (2021). Cellular automata modeling for urban and regional planning. *Urban informatics*, pp. 865-883. Book Serie.