
Modelo predictivo de expansión urbana en el partido de Luján, provincia de Buenos Aires, Argentina,

mediante cadenas de Markov y autómatas celulares

Modelo predictivo de expansão urbana no distrito de Luján, província de Buenos Aires, Argentina, com cadeias de Markov e autómatos celulares

Predictive model of urban growth in the municipality of Lujan, province of Buenos Aires, Argentina, with Markov chains and cellular automata

Noelia Principi

Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas (CONICET)
Universidad Nacional de Lujan, Instituto de Investigaciones geográficas (INIGEO-UNLu)
Luján, provincia de Buenos Aires, Argentina
nprincipi@unlu.edu.ar

<https://orcid.org/0000-0002-8819-6743>

Resumen

El crecimiento urbano se posiciona como una temática de gran relevancia actual, presente en las agendas territoriales desde el ámbito internacional hasta el local. A través de modelos predictivos es posible proyectar la expansión urbana teniendo en cuenta criterios que definirían las configuraciones espaciales futuras. El trabajo presenta la aplicación de un modelo basado en cadenas de Markov y autómatas celulares con apoyo en técnicas de evaluación multicriterio, en el partido de Luján, provincia de Buenos Aires, Argentina. Los resultados evidencian que la cobertura urbana para el año 2030 aumentará un 9,49% respecto al año 2020, manteniendo la tendencia del área de estudio en las últimas décadas. Este tipo de información espacial permite analizar las áreas de desarrollo urbano futuro con fines de apoyo a la planificación y gestión territorial.

PALABRAS CLAVE: expansión; modelos predictivos; evaluación multicriterio; geografía aplicada.

Resumo

O crescimento urbano é um tema de grande relevância atual, presente nas agendas territoriais desde o nível internacional ao local. Através de modelos preditivos é possível projetar a expansão urbana tendo em conta critérios que definiriam as configurações espaciais futuras. Este trabalho apresenta a aplicação de um modelo baseado em cadeias de Markov e autómatas celulares com o apoio de técnicas de avaliação multicritério no distrito de Luján, Buenos Aires, Argentina. Os resultados mostram que a cobertura urbana para o ano 2030 aumentará em 9,49% em relação a 2020, mantendo a tendência da área de estudo nas últimas décadas. Este tipo de informação espacial permite analisar as áreas de desenvolvimento urbano futuro com o objetivo de apoiar o planejamento e a gestão territorial.

PALAVRAS-CHAVE: expansão urbana; modelos preditivos; avaliação multicritério; geografia aplicada.

Abstract

Urban growth is an issue of great current relevance, present in territorial agendas from the international to the local level. Through predictive models it is possible to project urban expansion taking into account criteria that would define future spatial configurations. This paper presents the application of a model based on Markov chains and cellular automata with the support of multicriteria evaluation techniques in the Luján district, Buenos Aires, Argentina. The results show that urban coverage for the year 2030 will increase by 9.49% with respect to 2020, maintaining the trend of the study area in recent decades. This type of spatial information makes it possible to analyze areas of future urban development for the purpose of supporting territorial planning and management.

KEYWORDS: urban growth; predictive models; multicriteria evaluation; applied geography.

1. Introducción

La expansión urbana es actualmente una de las temáticas centrales en los estudios territoriales. Está presente en las medidas adoptadas por la 'Agenda 2030' de la Organización de las Naciones Unidas, donde se plantearon 17 'Objetivos de Desarrollo Sostenible' (ODS) entre los que se encuentra lograr 'ciudades y comunidades sostenibles'¹, resaltando la importancia de abordar la problemática del crecimiento urbano incontrolado, especialmente en los países en desarrollo, en áreas con infraestructuras y servicios inadecuados y/o sobrecargados (UN-Habitat, 2020).

En las últimas décadas, el aumento de la urbanización estuvo acompañado de un crecimiento acelerado e incontrolado de las ciudades, principalmente de tamaño intermedio. Esto agudizó la competencia, y consecuente conflicto, entre diferentes usos del suelo que se disputan el espacio geográfico.

Diversos autores (Bellet y Llop, 2004; Bolay y Rabinovich, 2004; Cifuentes y Llop, 2015) plantean que históricamente los estudios y la planificación urbana en los países en desarrollo se ha centrado más en las grandes áreas metropolitanas que en las ciudades intermedias, a pesar de su importancia demográfica y su potencialidad como intermediarias entre las grandes aglomeraciones y los espacios rurales circundantes. El crecimiento acelerado de las ciudades intermedias latinoamericanas en las últimas décadas estuvo acompañado de patrones de urbanización insostenibles y poco controlados, vinculados a un crecimiento extensivo (horizontal), de urbanización dispersa o periurbanización, evidenciando procesos de segregación socioespacial, con el surgimiento de asentamientos informales y urbanizaciones privadas, agudizando la ausencia de servicios básicos como agua potable, electricidad y/o gas natural, etc. La falta de planificación propició un avance muy rápido sobre otros usos del suelo, aumentando de forma excesiva la cantidad de superficie para el desarrollo urbano (Cifuentes y Llop, 2015).

El trabajo presenta la aplicación de un modelo prospectivo de crecimiento urbano basado en

cadenas de Markov y autómatas celulares, con apoyo en técnicas de evaluación multicriterio, en el partido de Luján (Buenos Aires, Argentina). Se realiza una proyección al 2020, validada con datos reales del mismo año y otra al 2030, considerando la tendencia de expansión de las áreas urbanas del partido en años anteriores.

Los resultados obtenidos evidencian un aumento potencial de 9,49% de cobertura del suelo urbano compacto en el partido de Luján al 2030, considerando el decenio 2020-2030. Se observa que la tendencia de crecimiento es similar a los periodos previos considerados en el modelo y a través de estos resultados es posible analizar las áreas de desarrollo urbano futuro con fines de apoyo a la planificación y gestión territorial.

2. Área de estudio

El partido de Luján (FIGURA 1) se encuentra en la Región Pampeana, específicamente en la ecorregión de la Pampa Ondulada que es una de las principales zona agro-productivas de Argentina pero que, a su vez, se encuentra afectada por un notable crecimiento urbano a través de la expansión del Área Metropolitana de Buenos Aires (AMBA) y de ciudades de tamaño intermedio muy dinámicas como es el caso de Luján, ciudad cabecera del partido homónimo.

Luján es uno de los 135 partidos de la provincia de Buenos Aires. La ciudad cabecera fue fundada en 1730, y se encuentra a 67 kilómetros de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA). La superficie del partido es de 777,13 km² y limita al norte con el partido de Exaltación de la Cruz, al este y noreste con el de Pilar y al este y sudeste con el de General Rodríguez. Según datos del Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas, realizado en el año 2022, el total de habitantes del partido es de 111.365 (INDEC, 2023). La población urbana se encuentra distribuida en las siguientes localidades: Luján, Jáuregui, Pueblo Nuevo, Cortines, Carlos Keen, Open Door, Torres y Olivera. La ciudad cabecera concentra, históricamente, alrededor del 75% de la población urbana total del partido.

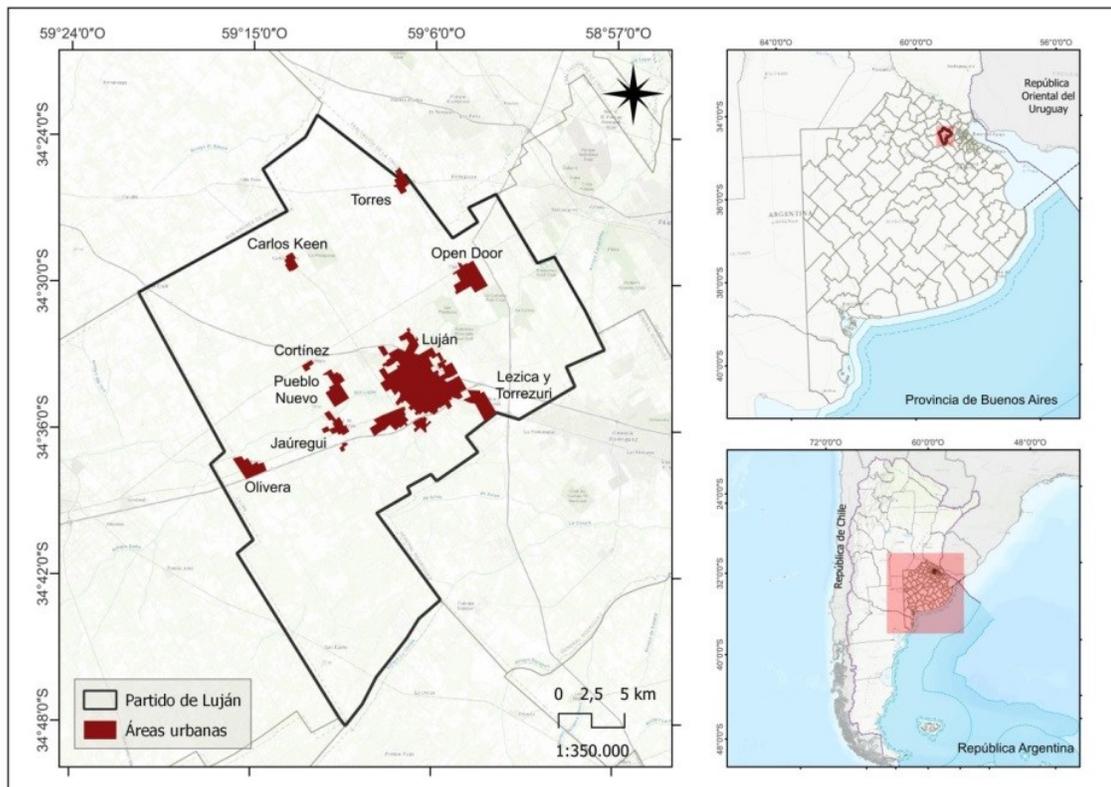


FIGURA 1. Aglomeraciones urbanas del Partido de Luján. Fuente: elaboración personal con mapa base *World Light Gray* de ESRI

3. Materiales y métodos

3.1 Modelización del crecimiento urbano

Las modelizaciones de crecimiento urbano basadas en autómatas celulares (AC) emplean generalmente una estructura ráster, donde cada celda contiene un valor específico. Cada celda puede asumir uno de varios estados definidos, y se establece una vecindad que influye en el estado de una celda. Además, se definen reglas de transición que determinan cómo cambian los estados de cada celda en relación con su estado inicial y el de sus vecinos. Finalmente, se establece una secuencia discreta de tiempos o iteraciones para simular el crecimiento urbano a partir de diversos parámetros (Aguilera Benavente *et al.*, 2009; Aguilera Ontiveros, 2002).

En contraste, los modelos basados en cadenas de Markov asumen que la probabilidad de que ocurra un evento está vinculada al evento en un

estado anterior, destacando así una relación de dependencia (Urban y Wallis, 2002). Estos modelos restringen los procesos a casos donde hay un número finito de estados (espacio discreto) y las probabilidades de transición permanecen constantes en el tiempo (tiempo discreto).

En el análisis de crecimiento urbano, los modelos basados en cadenas de Markov postulan que la distribución espacial de las coberturas del suelo en un tiempo específico (t_1) resulta de la situación en un momento anterior (t_0), en el caso de una cadena de primer orden. Si se tienen datos de dos momentos anteriores, el modelo permite prever el estado de una clase de cobertura del suelo en un momento dado (t_2) a partir de los estados anteriores (t_0 y t_1), considerando que los cambios observados

tienden a repetirse en períodos posteriores (cadena markoviana de segundo orden) (Paegelow *et al.*, 2003). Por lo tanto, se calcula la probabilidad de cambio de una clase de cobertura del suelo a otra mediante una matriz de transición de cambios en un tiempo determinado, y estos modelos se consideran probabilísticos-tendenciales (Eastman, 2012; Reynoso-Santos *et al.*, 2016).

En un modelo de Markov adquiere especial relevancia la matriz de transición P , que presenta la probabilidad de que una celda del tipo de cobertura i cambie al tipo de cobertura j , durante un paso de tiempo (Urban y Wallin, 2002). El estado de un sistema se puede definir como [1]:

$$[1] x_t = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots]$$

donde x_t corresponde a la proporción de células del tipo de cobertura i en el tiempo t ($x_t=i$). El estado del sistema para el tiempo $t+1$ se obtiene multiplicando el vector por la matriz de probabilidad de cambios, de la siguiente manera [2]:

$$[2] x_{t+1} = x_t P$$

De esta forma, se podría continuar con siguientes proyecciones, para el tiempo $t+2$, $t+3$, etc. [3]:

$$[3] x_{t+2} = x_{t+1} P = x_t P^2$$

Finalmente, el estado del sistema en el tiempo $t=t+k$ queda definido como [4]:

$$[4] x_{t+k} = x_t P^k$$

Donde x_t es la condición inicial del mapa. Por lo tanto, el modelo se puede proyectar hacia el futuro simplemente iterando a través de la operación matricial.

El modelo de AC-Markov da cuenta de la situación probabilística de cambio temporal, pero no espacial; es simple y sirve como un punto de partida para evaluar escenarios tendenciales o probar hipótesis. Los cambios que se producen en el mapa proyectado se realizan de manera probabilística, entonces el nuevo mapa es sólo

una de las muchas realizaciones estocásticas posible. Además, las probabilidades de transición entre un estado y otro pueden tener dependencias espaciales, vinculados, por ejemplo, por ciertos factores sociales, ambientales, etc., que no solo corresponden al estado actual del sistema sino a algunas condiciones establecidas previamente (Urban y Wallis, 2002). En este sentido, es posible incorporar al modelo este tipo de factores a partir de técnicas de EMC, redes neuronales o mapas de probabilidad condicional (Ramos-Reyes *et al.*, 2021). En este trabajo se utilizaron técnicas de EMC para incorporar criterios espaciales vinculados al crecimiento urbano.

La EMC se enmarca en la teoría de la decisión y engloba un conjunto de técnicas destinadas a facilitar el proceso de toma de decisiones. Se evalúan diversas alternativas a través de múltiples criterios, considerando uno o varios objetivos (Gómez Delgado y Barredo Cano, 2006; Malczewski y Rinner, 2015). Un paso fundamental es asignar valores o pesos a los diferentes criterios para expresar cuantitativamente su importancia. Este proceso puede generar controversias debido a la manera en que se asignan dichos pesos, por esto se emplean métodos de ponderación que respalden la determinación de los distintos pesos.

Uno de los métodos más utilizados en el ámbito de la decisión multicriterio es el Proceso de Análisis Jerárquico (*Analytical Hierarchy Process – AHP*), propuesto Saaty (1980), que permite modelar el problema de toma de decisiones a través de una estructura jerárquica, utilizando comparaciones entre pares de criterios para incorporar las preferencias del investigador o decisor. Se utiliza una escala de razón considerada válida para la toma de decisiones complejas, a partir de juicios que pueden fundamentarse teóricamente, ser prácticos o derivar de consultas a expertos, según el objetivo de la toma de decisiones (Saaty, 1987).

3.2 Aplicación del modelo AC-Markov al partido de Luján

Para iniciar el procesamiento del modelo AC-Markov fue necesario definir la cantidad de

iteraciones, correspondiente al número de pasos de tiempo por año. Como se consideraron los periodos 2000-2010 y 2010-2020 para proyectar el crecimiento urbano al 2020 y 2030

respectivamente, se definieron 10 iteraciones (10 años). Se empleó el filtro de contigüidad espacial de 5x5 estándar (FIGURA 2), el cual puede ajustarse según las necesidades (Eastman, 2012).

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

FIGURA 2. Filtro de contigüidad estándar 5x5 utilizado en el modelo AC-Markov

Si contamos con varios periodos de tiempo, es posible validar el resultado de la proyección con datos reales. Es decir, verificar cuál es el grado de correspondencia/acuerdo existente entre lo predicho por el modelo y la realidad, a partir del Índice de Acuerdo Kappa (KIA) que permite establecer la correspondencia de los resultados, midiendo los acuerdos del mapa resultado de la simulación con el mapa de validación. Los valores del índice oscilan entre -1 y 1. Si el valor es cercano a 1 indica mayor nivel de correspondencia (Landis y Koch, 1977). Para la aplicación en el partido de Luján, se verificó el resultado del 2020 con datos reales.

El modelo se aplicó de forma automatizada en el software *TerrSet Geospatial Modeling and Monitoring System*, desarrollado por Clark Labs, en su versión 18.21, a partir de: (1) mapas de cobertura de la tierra con categorías 'urbano' y 'no-urbano', base para las proyecciones (t_0 , t_1 y t_2), (2) matrices de áreas de transición entre coberturas, obtenidas con el módulo 'Markov' en *TerrSet*, y, (3) mapas de aptitud condicional de cambio para la cobertura urbana, obtenidos a partir de técnicas de EMC.

Se utilizaron mapas de cobertura urbana y no-urbana en el partido de Luján de los años 2000, 2010 y 2020, realizados por Humacata (2021), a

partir de una clasificación digital y visual de imágenes satelitales *Landsat 5* (sensor TM) con fechas 11/01/2000 y 8/12/2010 y 4/3/2020 respectivamente.

4. Resultados y discusión

Inicialmente, se definieron factores que intervendrían en el proceso de expansión urbana y que fueron normalizados con valores entre 0 y 255, para poder ser incorporados en el análisis de EMC y generar los mapas de aptitud para el desarrollo urbano, con datos 2010 y 2020. Se consideraron los mismos factores para ambos años, con las actualizaciones de datos correspondientes. A continuación se describen brevemente los criterios considerados:

- ✓ **Distancia a áreas urbanas actuales:** Se considera que la aptitud para la expansión urbana disminuye al aumentar la distancia de las áreas urbanas actuales. Los 2.000 metros son considerados como el umbral de máxima aptitud, luego los valores disminuyen gradualmente a medida que se alejan del valor óptimo.
- ✓ **Distancia a red vial:** La cercanía a vías de comunicación principales se considera apropiada para el desarrollo urbano,

estableciendo los 1.500 metros como la distancia óptima.

- ✓ **Distancia a centros educativos:** La cercanía centros educativos de diferentes niveles se considera apropiada para la expansión urbana, estableciendo los 1.500 metros como la distancia óptima.
- ✓ **Distancia a centros de salud:** Se considera que la aptitud para la expansión urbana es mayor cuando la distancia a los centros de salud es menor, considerando la importancia del acceso a servicios urbanos básicos. Se establecieron 1.500 metros como la distancia óptima.
- ✓ **Densidad de población:** Se considera que cuanto mayor es la densidad de población existe mayor probabilidad de crecimiento urbano en zonas contiguas a estas áreas. Los 1.000 metros son considerados como el umbral de máxima aptitud, luego los valores

disminuyen gradualmente a medida que se alejan del valor óptimo.

- ✓ **Distancia a Áreas Complementarias (AC) del Código de Ordenamiento Urbano (COU)²:** La aptitud para la expansión urbana es óptima cuando está dentro de las AC que se destinan al desarrollo urbano, consideradas en el COU del partido de Luján con el código AC-RE1 (Áreas complementarias Residenciales Extraurbanas 1) y AC-RE2 (Áreas complementarias Residenciales Extraurbanas 2). La aptitud disminuye a mayor distancia de las AC, considerando los 1.000 metros de distancia como valor óptimo.

Luego, se realizó la definición de pesos, a través del Método AHP, disponible en el módulo *Weight* en *TerrSet*. La matriz de Saaty resultó consistente, con un valor de 0,06, y los pesos de ponderación obtenidos para cada factor fueron los siguientes (TABLA 1).

TABLA 1. Ponderación de factores por método AHP

Factor	Peso
Distancia a áreas urbanas actuales	0,3521
Densidad de población	0,1165
Distancia a red vial	0,1596
Distancia a áreas complementarias - COU	0,3154
Distancia a centros educativos	0,0282
Distancia a centros de salud	0,0282

A continuación, con los pesos definidos, se realizó la aplicación de EMC a través de la combinación lineal ponderada, procedimiento donde los criterios continuos estandarizados se combinan por medio de una suma ponderada. Es de los métodos más empleados por su sencillez y por ser fácil de implementar. Se calcula sumando el resultado de la multiplicación del valor de cada criterio por su peso, según la siguiente fórmula:

$$r_i = \sum_{j=i}^n w_j v_{ij}$$

Dónde: r_i : es la variable ponderada definida como objetivo.

w_j : es el peso del criterio o factor j .

v_{ij} : es el valor ponderado de la alternativa i en el criterio o factor j .

De esta forma, se obtuvieron los dos mapas de aptitud para expansión urbana en el partido de Luján (2010 y 2020). El resultado fue el siguiente (FIGURA 3): la aptitud disminuye desde los valores de 255 hacia 0.

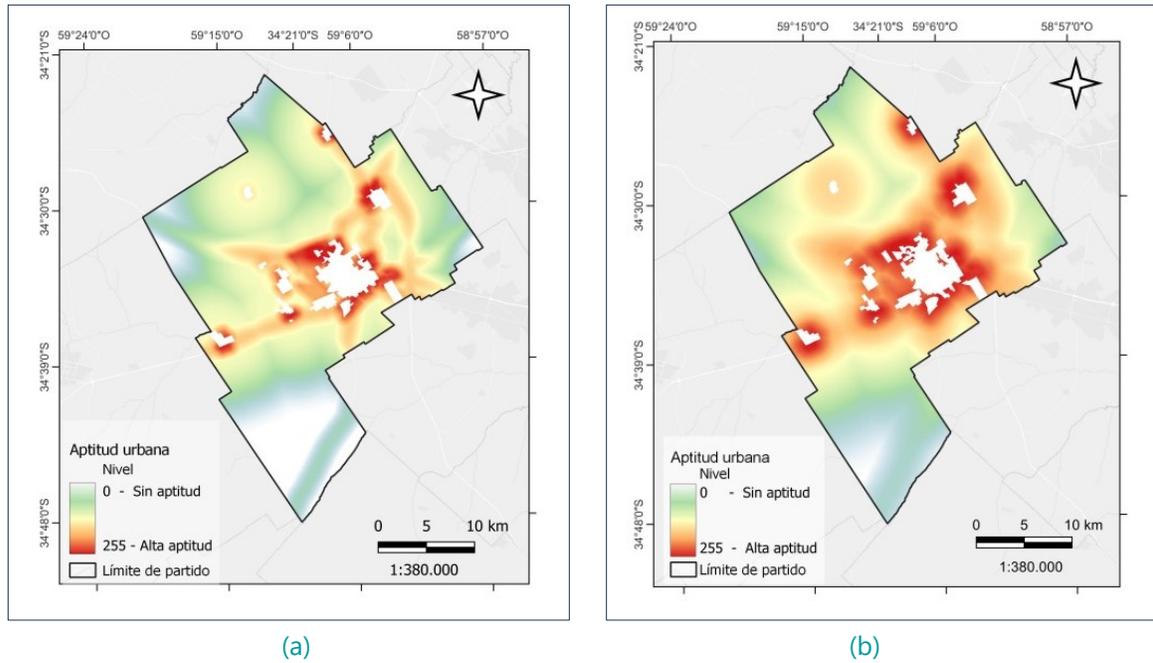


FIGURA 3. Mapas de aptitud urbana 2010 (a) y 2020 (b)

Los resultados obtenidos muestran que la distribución espacial de las áreas más propicias para el crecimiento o la expansión urbana en el partido de Luján se encuentran adyacentes o cercanas a las áreas urbanas existentes, indicando su conexión con la expansión de las áreas ya consolidadas, en concordancia con la regla de decisión aplicada que priorizó la proximidad a las áreas urbanas actuales con mayor ponderación en la aplicación del método AHP. Esto, además, es congruente con el tipo de modelo conceptual-

espacial que Buzai (2014) identifica para la ciudad de Luján con el desarrollo principalmente de anillos concéntricos y un incipiente sector de crecimiento hacia el sur, lo que representa un modelo urbano compacto de gran simplicidad. Luego, a partir del módulo *Markov*, se obtuvieron las matrices de transición 2000-2010 y 2010-2020. Considerando las clases: urbano (Clase 1) y no-urbano (Clase 2). Los resultados se muestran en las TABLAS 1 y 2.

TABLA 1. Matriz de transición 2000-2010
Probabilidad de cambio 2000-2010

	Clase 1	Clase 2
Clase 1	0.9987	0.0013
Clase 2	0.0055	0.9945

TABLA 2. Matriz de transición 2010-2020
Probabilidad de cambio 2010-2020

	Clase 1	Clase 2
Clase 1	0.9799	0.0201
Clase 2	0.0034	0.9966

Con las matrices de transición y los mapas de aptitud obtenidos a través de la EMC, fue posible aplicar el modelo de cadenas de Markov y autómatas celulares, automatizado en el módulo

CA_Markov de *TerrSet*. En principio, se utilizó como base los años 2000-2010 (FIGURA 4) para proyectar 2020 y comparar con el mapa real de 2020 (FIGURA 5)

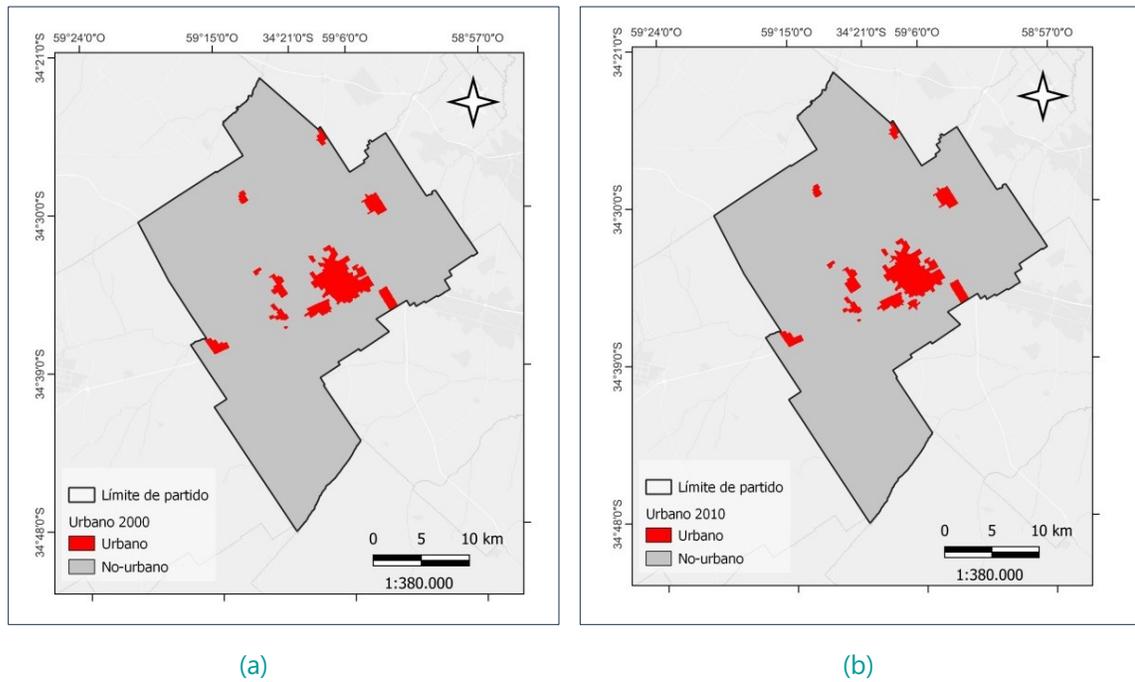


FIGURA 4. Cobertura del suelo urbano (a) 2000 y (b) 2010

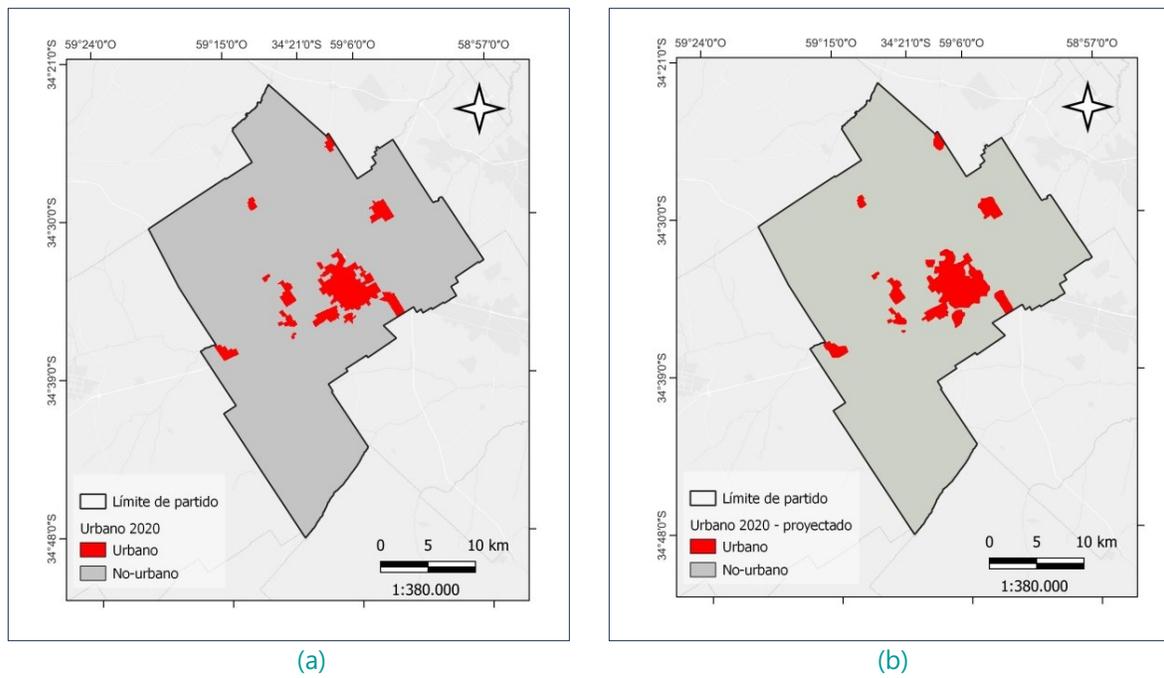


FIGURA 5. Mapa real 2020 (a) vs mapa proyectado con CA_Markov 2020 (b)

Es posible comparar la proyección 2020 con el mapa de cobertura urbana 2020 real; con el módulo *Crosstab* de *TerrSet* se realiza la aplicación de la validación con Kappa a partir de una tabulación cruzada. El resultado de la validación arrojó un valor global de Kappa de 0,99. Indicando una excelente aproximación entre el mapa proyectado y el mapa real, lo que permite avanzar con mayor seguridad hacia la proyección al 2030. Finalmente, se replicaron los

procedimientos para simular el crecimiento urbano al 2030, utilizando en el modelo el mapa de aptitud urbana 2020.

A continuación se presenta la proyección 2030 y la evolución de la cobertura urbana desde el 2000 (FIGURA 6).

En la TABLA 4 se presentan los datos de aumento de cobertura del suelo urbano compacto desde el año 2000 hasta su proyección al 2030.

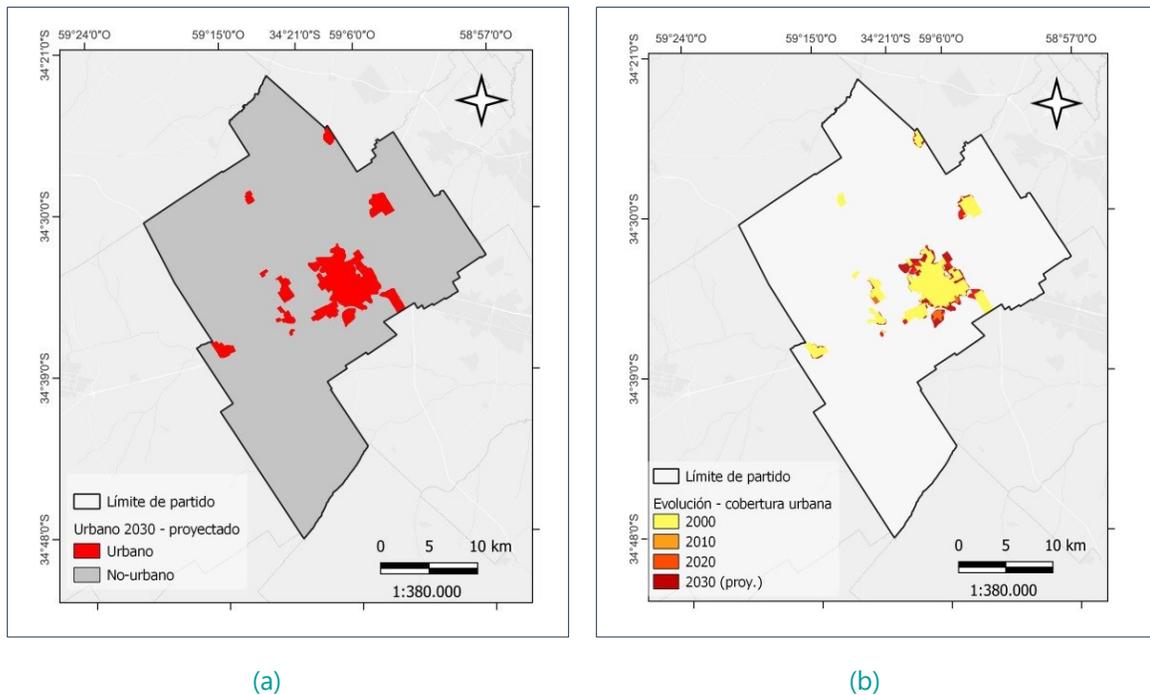


FIGURA 6. (a) Modelización de la cobertura del suelo urbano al 2030; (b) Evolución espacial de la cobertura de suelo urbano 2000, 2010, 2020 y 2030 (proyectado)

TABLA 4. Datos de aumento de superficie urbana

	2000	2010	2020	2030 (simulado)
Superficie en km²	36,54	41,85	46,01	50,38
Aumento en km²	-	5,31	4,16	4,37
Aumento en %	-	14,53	9,94	9,49

Los valores de crecimiento de la superficie urbana de las últimas tres décadas, y su proyección a partir del modelo prospectivo para la siguiente, sostienen una tendencia que se corresponden

con el dinamismo que tienen las aglomeraciones de tamaño intermedio en el país y sobre todo una ciudad como Luján que integra a la Región Metropolitana de Buenos Aires (RMBA).

El resultado evidencia la tendencia de expansión urbana en los próximos diez años si no se realizara ningún tipo de intervención. Se espera avanzar hacia estudios más complejos que permitan integrar el análisis de riesgo a inundación en el partido, como una de las problemáticas más importantes del área y también hacia la identificación de potenciales conflictos entre diferentes usos del suelo, considerando que el crecimiento urbano está avanzando sobre usos tradicionales agrícolas de la región y también sobre zonas de humedales que deberían preservarse. De aquí la importancia de contar con este tipo de información espacial básica para que los decisores puedan impulsar cambios con el objetivo de mejorar la calidad de vida de la población y evitar conflictos futuros.

5. Conclusiones

La implementación de modelos predictivos de crecimiento urbano emerge como una excelente herramienta de apoyo a las decisiones espaciales en el marco del ordenamiento territorial. Los procedimientos metodológicos explicitados precedentemente tienen especial relevancia en la etapa del diagnóstico territorial, ya que a partir de estos se generan nuevos conocimientos que permiten avanzar en la elaboración de propuestas que favorezcan la planificación territorial a escala local.

La combinación del modelado basado en autómatas celulares, cadenas de Markov y EMC permitió la generación de un escenario prospectivo de expansión urbana en el partido de Luján. Los valores de crecimiento de la superficie urbana de las últimas dos décadas (2010-2020) y su proyección al 2030 se mantienen, 46,01 km² (9,94%) y 50,38 km² (9,49%) respectivamente y se corresponden con el dinamismo que tienen las aglomeraciones de tamaño intermedio en el país.

Contar con este tipo de información resulta de especial interés para que los decisores puedan analizar el espacio geográfico con una mirada prospectiva, teniendo una aproximación a la tendencia del crecimiento urbano si no se realiza ninguna intervención. De esta forma, es posible impulsar cambios con el objetivo de favorecer la expansión urbana en áreas que presenten características favorables para el desarrollo urbano. Es importante destacar que el estudio de una realidad que es compleja requiere de un análisis multidimensional al que se puede llegar por medio de estudios sencillos que permitan ir abordando la problemática de forma cada vez más acabada, en este sentido la posibilidad que nos brindan los SIG y el análisis espacial cuantitativo resulta de especial importancia para el estudio de la realidad socioespacial. Las bases de datos geográficas y la cartografía prospectiva se presentan como herramientas factibles de ser consideradas en la toma de decisiones, en apoyo a la superación de un importante reto para el desarrollo, en este caso, proyectando áreas tendenciales de expansión urbana.

La Geografía Aplicada desempeña un papel central en la organización socioespacial del siglo XXI, especialmente en relación con el ordenamiento territorial. En este sentido, se destaca la relevancia de este tipo de trabajos donde los resultados obtenidos brindan apoyo técnico-científico para los organismos de planificación y gestión en relación a la toma de decisiones espaciales tendentes a mejorar las condiciones de vida de la población a través de las políticas públicas que tiendan a reducir los desequilibrios socioterritoriales buscando la eficiencia y justicia espacial considerando el crecimiento urbano, tema actual y relevante que está presente en las agendas políticas desde el ámbito local hasta el internacional.

6. Notas

¹ Resolución 70/1. Transformar nuestro mundo: La Agenda 2030 para el Desarrollo Sostenible. Asamblea General de las Naciones Unidas. 21 de octubre del 2015.

² El Código de Ordenamiento Urbano (COU) del Partido de Luján vigente actualmente fue aprobado en 2019 por decreto N°1946 de la Municipalidad de Luján y convalidado por Resolución N° 508/2019 del Ministerio de Gobierno de la Provincia de Buenos Aires. Para el análisis de aptitud del año 2010 se consideró el COU del 2013, que fue un instrumento normativo del Plan de Desarrollo Urbanístico del Partido, que tuvo poca vigencia.

7. Referencias citadas

- AGUILERA BENAVENTE, F.; PLATA ROCHA, W.; BOSQUE SENDRA, J. y M. GÓMEZ DELGADO. 2009. "Diseño y simulación de escenarios de demanda de suelo urbano en ámbitos metropolitanos". *Revista Internacional Sostenibilidad, Tecnología y Humanismo*, 4: 57-80.
- AGUILERA ONTIVEROS, A. 2002. *Ciudades como tableros de ajedrez. Introducción al modelado de dinámicas urbanas con autómatas celulares*. Colección Investigaciones del Colegio de San Luis. San Luis de Potosí, México.
- BELLET, C. y J. M. LLOP. 2004. "Miradas a otros espacios urbanos: las ciudades intermedias". *Revista Electrónica de Geografía y Ciencias Sociales*, VII(165).
- BOLAY, J. C. & A. RABINOVICH. 2004. "Intermediate cities in Latin America risk and opportunities of coherent urban development". *Cities*, 21(5): 407-421.
- BUZAI, G. D. 2014. *Mapas Sociales Urbanos*. Lugar Editorial. Buenos Aires, Argentina.
- CIFUENTES, P. y J. LLOP. 2015. "Repensando la ciudad: estrategias de desarrollo urbano sostenible de las ciudades intermedias de América Latina". *Revista Nodo*, 9(19): 73-83.
- EASTMAN, J. R. 2012. IDRISI Selva. *Guía para SIG y Procesamiento de imágenes. Manual versión 17*. Clark University. Worcester. MA, USA.
- GÓMEZ DELGADO, M. y J. BARREDO CANO. 2006. *Sistemas de información geográfica y evaluación multicriterio en la ordenación del territorio*. 2a. Edición Alfaomega Ra-ma. Ciudad de México, México.
- HUMACATA, L. 2021. "Análisis de evolución espacial de áreas urbanas de la cuenca del río Luján (1990-2010)". *Revista Geográfica*, (165): 31-50.
- INDEC. 2023. *Censo nacional de población, hogares y viviendas 2022: resultados provisionales*. (1a ed). Instituto Nacional de Estadística y Censos. Ciudad Autónoma de Buenos Aires. Argentina.
- LANDIS J. R. & G. G. KOCH. 1977. "The measurement of observer agreement for categorical data". *Biometrics*, 33:159-174.
- MALCZEWSKI, J. & C. RINNER. 2015: *Multicriteria Decision Analysis in Geographic Information Sciences*. Springer. Nueva York, USA.

- PAEGELOW, M.; CAMACHO OLMEDO, M. T. y J. MENOR TORIBIO. 2003. "Cadenas de Markov, evaluación multicriterio y evaluación multiobjetivo para la modelización prospectiva del paisaje". *GeoFocus*, 3: 22-44.
- RAMOS-REYES, R.; PALOMEQUE-DE LA CRUZ, M. A.; MEGÍA-VERA, H. J. y D. LANDEROS-PASCUAL. 2021. "Modelo del cambio de uso de suelo en el sistema lagunar Carmen-Pajonal-Machona, México". *Terra Latinoamericana*, 39: e587
- REYNOSO SANTOS, R.; VALDEZ LAZALDE, J. R.; ESCALONA MAURICE, M. J.; DE LOS SANTOS POSADAS, H. M. y M. J. PÉREZ HERNÁNDEZ. 2016. "Cadenas de Markov y autómatas celulares para la modelación de cambio de uso de suelo". *Ingeniería Hidráulica Y Ambiental*, 37(1): 72-81.
- SAATY, R. 1987. "The analytic hierarchy process: what it is and how it is used." *Mathematical Modelling*, 9(3-5): 161-176.
- SAATY, T. 1980. *The Analytic Hierarchy Proces*. Mc Graw Hill Press. London, UK.
- UN-HABITAT. 2020. *World Cities Report 2020. The Value of Sustainable Urbanization*. United Nations Human Settlements Programme. Nairobi, Kenia.
- URBAN, D. L. & D. O. WALLIN. 2002. "Introduction to Markov Models". En: S.E. Gergel y M.G. Turner (eds.), *Learning Landscape Ecology*, pp. 35-48. Springer-Verlag. New York, USA.

Lugar y fecha de finalización del artículo:
Luján, provincia de Buenos Aires, Argentina; febrero, 2024