

Modelado y Predicción de la Expansión Urbana en el Área Metropolitana de Córdoba Mediante Técnicas de Aprendizaje Automático.

Renzo Enrique Polo, María Virginia Monayar y Juan Pablo Carranza.

Cita:

Renzo Enrique Polo, María Virginia Monayar y Juan Pablo Carranza (2025). *Modelado y Predicción de la Expansión Urbana en el Área Metropolitana de Córdoba Mediante Técnicas de Aprendizaje Automático. XVIII Jornadas Argentinas de Estudios de Población - V Congreso Internacional de Población del Cono Sur. Asociación de Estudios de Población de la Argentina, Córdoba.*

Dirección estable: <https://www.aacademica.org/xviii.jornadas.aepa/54>

ARK: <https://n2t.net/ark:/13683/exQq/N3Y>



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons.
Para ver una copia de esta licencia, visite
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/deed.es>.

Acta Académica es un proyecto académico sin fines de lucro enmarcado en la iniciativa de acceso abierto. Acta Académica fue creado para facilitar a investigadores de todo el mundo el compartir su producción académica. Para crear un perfil gratuitamente o acceder a otros trabajos visite: <https://www.aacademica.org>.



XVIII Jornadas Argentinas de Estudios de Población

V Congreso Internacional de Población del Cono Sur

Modelado y Predicción de la Expansión Urbana en el Área Metropolitana de Córdoba Mediante Técnicas de Aprendizaje Automático

Renzo Enrique Polo

IIFAP - Facultad de Ciencias Sociales

Universidad Nacional de Córdoba

renzoepolo@unc.edu.ar

María Virginia Monayar

Instituto de Investigación de Vivienda y Hábitat

CONICET

virginia.monayar@unc.edu.ar

Juan Pablo Carranza

IIFAP - Facultad de Ciencias Sociales

Universidad Nacional de Córdoba

juan.carranza@unc.edu.ar

Resumen

La expansión urbana genera presiones sobre la infraestructura y el ambiente, haciendo indispensable la predicción de su crecimiento para una planificación proactiva. Esta investigación propone una estrategia metodológica basada en aprendizaje automático para abordar este desafío, utilizando información satelital histórica de asentamientos humanos de la misión Copernicus (1975-2020), con el objetivo de identificar las tendencias de la urbanización y proyectar escenarios futuros, mediante el desarrollo de un modelo predictivo robusto y escalable, dada la cobertura global de las fuentes de datos.

La metodología propuesta se prueba en el área metropolitana de la Ciudad de Córdoba, y comienza con el preprocesamiento de rásters quinquenales de Copernicus y la ingeniería de características espaciales. Para cada píxel, se calculan medidas relativas a su entorno, incluyendo variables socio-espaciales como proporción de edificación y densidad, y variables físicas como pendientes e historial de anegamientos. Estas características conformarán un "stack" de datos temporales, permitiendo al algoritmo aprender de la secuencia evolutiva de la urbanización hasta 2025.

A partir de esta información se entrenan diferentes algoritmos de aprendizaje automático para la identificación de píxeles cubiertos por edificaciones. La validación del modelo se realiza con el ráster de edificaciones de 2025, evaluando su precisión mediante métricas estándar. Una vez



XVIII Jornadas Argentinas de Estudios de Población

V Congreso Internacional de Población del Cono Sur

validado, el modelo se aplica para proyectar la extensión de la mancha urbana hasta 2050 de manera iterativa, incorporando predicciones previas en el entrenamiento para emular la retroalimentación del sistema urbano.

Esta investigación ofrece una herramienta predictiva valiosa para la planificación urbana y ambiental, permitiendo anticipar patrones de crecimiento e identificar áreas de presión. La demografía, aunque implícita en los datos históricos de asentamientos, es fundamental; el modelo, al capturar la evolución espacial, internaliza las tendencias poblacionales subyacentes. Así, las proyecciones informarán a planificadores y demógrafos para fomentar un crecimiento urbano más eficiente y sostenible.



1. Introducción

Desde hace décadas la población que habita en ciudades se mantiene en aumento. Así, América Latina ha experimentado en los últimos cincuenta años un crecimiento acelerado de entre 4% y 10% las tasas de urbanización de algunos países (Adler et al, 2018). Este proceso acelerado está acompañado también de un crecimiento de las áreas urbanas de las ciudades. Dice Pedro Pirez (2015) que *Urbanizar es la habilitación, o adecuación, de una porción de la superficie de la tierra como suelo urbano: segmento espacial que puede sostener las construcciones que hacen posible la aglomeración, y consecuentemente a la aglomeración misma* (pág. 1). Este proceso, implica la transformación espacial de las áreas rurales o rústicas en urbanas que, particularmente en Latinoamérica, se caracteriza por la baja densidad y discontinuidad de la edificación, lo que resulta en periferias urbanas, cuyos bordes difusos se modifican acompañando el dinámico crecimiento. Esa extensión física responde a dos factores: uno necesario y relacionado con el incremento demográfico y otro vinculado a la producción capitalista del mercado inmobiliario (Jiménez et al 2018)

En este sentido, según datos del Banco Mundial, se observa que si bien el porcentaje de población urbana (respecto de la población total) de América Latina se incrementó de 49% en 1960 al 82% en 2024, el crecimiento anual de la población urbana pasó del 4,4% al 1% en el mismo período. Argentina acompaña esas dinámicas con una población urbana actual del 93% y un porcentaje anual de crecimiento del 0,5. Por otra parte, la superficie urbana

Según datos de CIPPEC (2016) en 2006, los 33 aglomerados más grandes de Argentina ocupaban 530.000 ha. superficie que se incrementó a 619.283 ha en 2016 (lo que equivale al 0,19% en 2006 al 0,22% en 2016 de la superficie del país). Este organismo, también advierte que la densidad bruta, se redujo de 47,6 a 46,5 hab/ha y se consumieron en ese periodo 89.000 hectáreas de suelo, equivalentes a 4,5 ciudades de Buenos Aires.

Este crecimiento de la superficie urbana a un ritmo mucho más acelerado que el del crecimiento poblacional, da cuenta que es la dinámica de acumulación capitalista y el mercado inmobiliario el motor de las transformaciones espaciales en las áreas urbanas. Este modelo se considera insostenible en términos económicos, sociales y ambientales, aunque la compacidad urbana también se encuentra en discusión, y con mayor énfasis a partir de la pandemia por el COVID



19. Sin embargo, es indiscutible que reconocer los patrones y formas de crecimiento que la ciudad adopta, es una información necesaria para gestionar el territorio. En este sentido, se considera que la disponibilidad de datos abiertos, imágenes satelitales y herramientas a las que se accede actualmente, son un importante insumo para producir información adecuada para la caracterización y el monitoreo de las transformaciones espaciales de las ciudades.

El presente trabajo, desarrolla el proceso metodológico de estimación y proyección del crecimiento del área urbana del Gran Córdoba, a partir de metodologías de aprendizaje automático para la identificación de píxeles cubiertos por edificaciones.

Se toma como base el preprocesamiento de rásters quinquenales de Copernicus y la ingeniería de características espaciales que considera variables socio-espaciales y variables físicas para el entrenamiento del algoritmo a partir del cual “aprende” de la secuencia evolutiva de la urbanización hasta 2025 para la estimación de la proyección.

La validación del modelo se realiza con el ráster de edificaciones de 2025, evaluando su precisión mediante métricas estándar. Una vez validado, el modelo se aplica para proyectar la extensión de la mancha urbana hasta 2050 de manera iterativa, incorporando predicciones previas en el entrenamiento para emular la retroalimentación del sistema urbano.

Se considera que los resultados son alentadores hacia el modelado espacial de las transformaciones en el entorno urbano. Por un lado, se observan acordes a las lógicas de crecimiento del aglomerado del Gran Córdoba pero también indicadores de sectores en los que es probable una mayor intensidad de crecimiento. Así, se reconoce en este tipo de metodologías una herramienta predictiva valiosa para la planificación urbana y ambiental, permitiendo anticipar patrones de crecimiento e identificar áreas de presión. Asimismo, se considera que la evolución de la mancha urbana, así como las características de dicha expansión internaliza tendencias poblacionales subyacentes que es necesario reconocer y comprender hacia un crecimiento urbano más eficiente y sostenible.



2. Antecedentes

El esfuerzo por anticipar el crecimiento de las ciudades ha dado lugar a una rica evolución de enfoques metodológicos donde se ha buscado constantemente herramientas más precisas y flexibles para simular un proceso inherentemente complejo y no lineal.

Las primeras aproximaciones cuantitativas para modelar la expansión urbana se basaron en modelos estadísticos tradicionales. La regresión logística fue ampliamente utilizada para calcular la probabilidad de que una unidad espacial cambie su uso en función de un conjunto de variables predictoras (Salem et al, 2021). Si bien estos modelos ofrecen una base cuantitativa y una interpretabilidad total, su principal limitación radica en la suposición de relaciones lineales y su dificultad para captar relaciones espaciales complejas que caracterizan el crecimiento urbano.

Un salto cualitativo se produjo con la adopción de los Autómatas Celulares (AC). Los AC son modelos dinámicos y discretos que operan sobre una grilla de celdas donde cada celda tiene un estado. El sistema evoluciona en pasos de tiempo aplicando reglas locales que actualizan el estado de cada celda según los estados de sus vecinas y, a veces, factores aleatorios o restricciones globales (Principi, 2023). Los AC puros también enfrentaron críticas significativas, principalmente relacionadas con la naturaleza a menudo heurística y rígida de sus reglas de transición, la dificultad para calibrarlas objetivamente y la complejidad de incorporar un gran número de variables predictoras de manera flexible.

La llegada del aprendizaje automático (*Machine Learning*, ML) marcó un cambio de paradigma fundamental. En lugar de depender de reglas predefinidas por el investigador, como en los AC, los modelos de ML son inherentemente impulsados por los datos (*data-driven*). Estos algoritmos tienen la capacidad de aprender las relaciones complejas, no lineales y a menudo ocultas entre un conjunto de variables predictoras y una variable objetivo. Esta flexibilidad representa una ventaja sustancial para el modelado de la expansión urbana. Permite la integración de un vasto y heterogéneo conjunto de variables (biofísicas, socioeconómicas, demográficas) sin necesidad de especificar a priori la forma funcional de su relación con el crecimiento.



La tendencia actual en la investigación no apunta a un único modelo, sino a una convergencia hacia enfoques híbridos que combinan las fortalezas de diferentes paradigmas. Se observan en la literatura combinaciones de AC con redes neuronales (Esteves, 2024) o de Random Forest con AC (Kamusoko, 2015).

El estado del arte más avanzado en el modelado predictivo espacio-temporal está actualmente dominado por los modelos de aprendizaje profundo (*Deep Learning*, DL), una subclase del aprendizaje automático basada en redes neuronales con múltiples capas. En general, la literatura sugiere que los modelos de DL pueden alcanzar un rendimiento predictivo superior al de los algoritmos de ML como Random Forest, gracias a su capacidad para aprender automáticamente jerarquías complejas de características directamente desde los datos brutos, especialmente cuando estos son de naturaleza espacial o temporal. Esta ventaja implica para el investigador, el ahorro de tiempo en la creación de las variables explicativas. Si bien los modelos de DL podrían, potencialmente, ofrecer mejoras marginales en la precisión predictiva, su principal desventaja es su naturaleza de caja negra. Adicionalmente, es notorio el requerimiento de recursos computacionales más intensivos durante el entrenamiento de los modelos.

3. Metodología

La metodología desarrollada se enfoca en la modelización predictiva y la proyección temporal del volumen edificado en la ciudad de Córdoba y su área metropolitana, a partir del entrenamiento de un algoritmo de aprendizaje computacional y diversas variables espaciales. El proceso se estructuró en varias etapas, desde la preparación inicial de los datos georreferenciados hasta la implementación del modelo para las proyecciones futuras.

Inicialmente, se consolidaron series temporales de capas ráster de volumen de construcción en ventanas quinquenales para el periodo comprendido entre 1975 y 2025. La información satelital sobre volumen edificado fue tomada del proyecto Global Human Settlement Layer (Pesaresi, et al., 2024), llevado adelante por la European Commission en base a datos de la misión Copernicus. La resolución espacial de estas capas rásters consiste en píxeles de 100 metros.



XVIII Jornadas Argentinas de Estudios de Población

V Congreso Internacional de Población del Cono Sur

Paralelamente, se integraron diversas variables independientes espaciales consideradas influyentes en el patrón de volumen edificado. Estas incluyeron:

- Áreas Naturales Protegidas y reservas urbanas: Se procesaron datos vectoriales de reservas naturales, urbanas y militares. Esta información fue tomada del portal geográfico de la Infraestructura de Datos Espaciales de la Provincia de Córdoba (IDECOR). La capa vectorial unificada que representa el espacio destinado a reserva fue posteriormente rasterizada a la misma resolución que las capas de volumen edificado, asignando valores binarios para indicar la presencia o ausencia de áreas protegidas.
- Topografía: Se incorporaron un Modelos Digitales de Elevación (DEM) y una capa con información sobre la pendiente del terreno, a partir de información libre y abierta dispuesta en el portal de IDECOR. Ambas fueron reproyectadas y remuestreadas para ajustarse a la resolución y extensión de las capas de volumen edificado, permitiendo su integración como variables continuas.
- Espacios Verdes: Se utilizaron datos geográficos abiertos de Openstreetmap (Openstreetmap, 2025) para identificar y procesar espacios verdes (parques). Estos datos vectoriales fueron unificados y rasterizados para generar una capa binaria de espacios verdes.
- Para capturar las características de vecindad y la estructura espacial del volumen, y su evolución a través del tiempo, se generaron variables focales a partir de las capas originales de volumen de construcción. Se definieron ventanas móviles de 3, 5, y 11 píxeles sobre cada capa temporal de volumen edificado, y se calculó el volumen promedio en el entorno de cada píxel. Esta estrategia permitió identificar la evolución del volumen edificado en el entorno de cada píxel a 300, 500 y 1100 metros, respectivamente.

A partir de la información detallada anteriormente, se entrenó el algoritmo Random Forest (Breiman, 2001), en donde el volumen edificado en 2025 representó la variable dependiente, y las variables independientes fueron:

- Áreas naturales y reservas (dicotómica, 0 ó 1, según presencia de la característica)



XVIII Jornadas Argentinas de Estudios de Población

V Congreso Internacional de Población del Cono Sur

- Elevación (metros sobre el nivel del mar)
- Pendiente (grados)
- Espacios verdes (dicotómica, 0 ó 1, según presencia de la característica)
- Volumen edificado en 1975 (metros cúbicos en cada píxel)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 1975 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 1975 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 1100 metros en 1975 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado en 1980 (metros cúbicos en cada píxel)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 1980 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 1980 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 1100 metros en 1980 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado en 1985 (metros cúbicos en cada píxel)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 1985 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 1985 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 1100 metros en 1985 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado en 1990 (metros cúbicos en cada píxel)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 1990 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 1990 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 1100 metros en 1990 (metros cúbicos promedio en el entorno)



XVIII Jornadas Argentinas de Estudios de Población

V Congreso Internacional de Población del Cono Sur

- Volumen edificado en 1995 (metros cúbicos en cada píxel)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 1995 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 1995 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 1100 metros en 1995 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado en 2000 (metros cúbicos en cada píxel)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 2000 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 2000 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 1100 metros en 2000 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado en 2005 (metros cúbicos en cada píxel)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 2005 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 2005 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 1100 metros en 2005 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado en 2010 (metros cúbicos en cada píxel)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 2010 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 2010 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 1100 metros en 2010 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado en 2015 (metros cúbicos en cada píxel)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 2015 (metros cúbicos promedio en el entorno)



XVIII Jornadas Argentinas de Estudios de Población

V Congreso Internacional de Población del Cono Sur

- Volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 2015 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 1100 metros en 2015 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado en 2020 (metros cúbicos en cada píxel)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 2020 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 2020 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Volumen edificado promedio en un entorno de 1100 metros en 2020 (metros cúbicos promedio en el entorno)

Los datos resultantes, consistentes en una tabla de 278200 filas y 48 columnas, fueron divididos en conjuntos de igual tamaño para ser utilizados como entrenamiento y como validación. El modelo se estima sobre los datos de entrenamiento, para ser validado posteriormente sobre el conjunto de datos de prueba. En esta instancia de validación, se compara el volumen edificado real de 2025 contra el volumen edificado predicho por el modelo para el conjunto de datos de validación (que no fue utilizado durante el proceso de ajuste del modelo). El nivel de desempeño de este modelo fue estimado mediante el cálculo de indicadores de desempeño estándar, como el coeficiente de determinación (R^2) y el error porcentual promedio en valor absoluto (MAPE, por sus siglas en inglés), calculado como $\sum_{i=1}^n (|y_i - \hat{y}_i|/y_i) (1/n)$.

Una vez entrenado, el modelo, se utilizó para realizar un proceso iterativo para las proyecciones de años futuros. Para realizar la predicción de volumen edificado para un quinquenio específico se incorporaron como variables independientes las predicciones de volumen edificado y sus correspondientes ventanas de entorno realizadas para los quinquenios previos. Así, por ejemplo, para predecir el volumen edificado en el año 2040, se utilizaron las variables independientes referidas a áreas de reserva, espacios verdes y topografía, además del volumen edificado por píxel y entornos para los quinquenios comprendidos entre 1990 y 2025, a las que se agregaron:

- Predicción del volumen edificado en 2030 (metros cúbicos en cada píxel)



- Predicción del volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 2030 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Predicción del volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 2030 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Predicción del volumen edificado promedio en un entorno de 1100 metros en 2030 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Predicción del volumen edificado en 2035 (metros cúbicos en cada píxel)
- Predicción del volumen edificado promedio en un entorno de 300 metros en 2035 (metros cúbicos promedio en el entorno)
- Predicción del volumen edificado promedio en un entorno de 500 metros en 2035 (metros cúbicos promedio en el entorno)

Este proceso de ventana temporal móvil permitió que el modelo aprendiera de la evolución temporal del volumen edificado, incluyendo las proyecciones anteriores, para generar nuevas predicciones. Se aplicó una lógica de ajuste para asegurar que las proyecciones de volumen no fueran decrecientes con respecto al año anterior, reflejando una suposición de crecimiento o estabilidad mínima en el volumen de construcción.

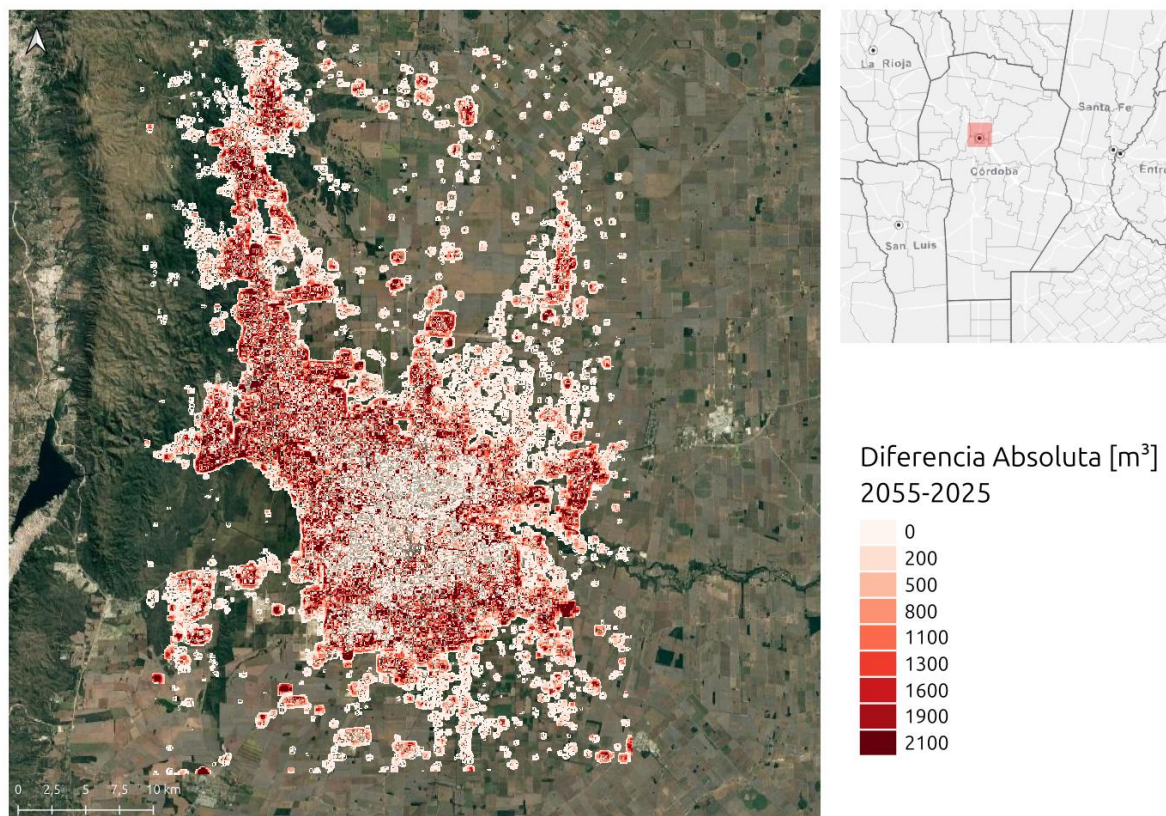
4. Resultados

La Figura 1 muestra la expansión esperada del volumen edificado para el período de 30 años comprendido entre 2025-2055. Para este período se prevé un aumento de 93.590.986 metros cúbicos edificados, sobre los 1.344.784.704 metros cúbicos edificados en 2025. Esto implica un aumento acumulado del 6,97% durante los próximos 30 años.

Calculados sobre el conjunto de datos de prueba, no utilizado en el entrenamiento del modelo, el coeficiente de determinación R^2 resultó igual a 0.9699, en tanto que el MAPE fue igual a 19.80% para la predicción realizada para el año 2025, último periodo sobre el que se cuenta con una “verdad de campo” contra la cual realizar la medición del nivel de error.



Figura 1 - Expansión esperada del volumen edificado 2025 - 2055



Fuente: Elaboración propia.

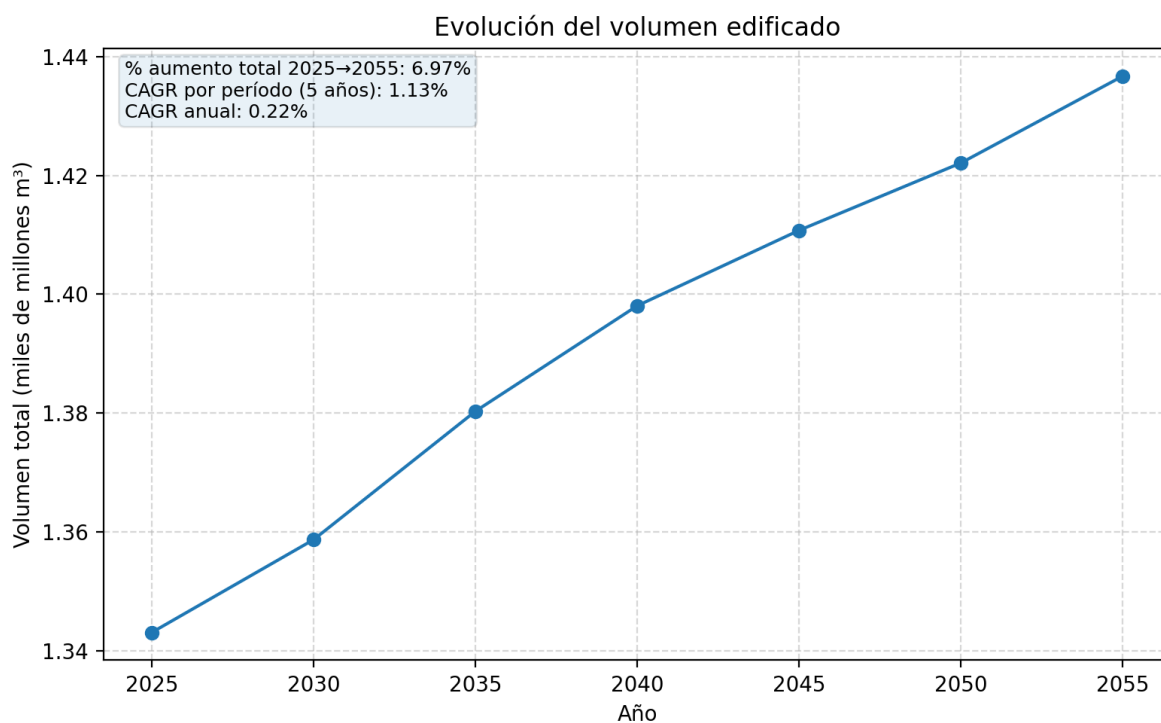
Como se mencionó, la serie temporal del volumen edificado muestra una trayectoria creciente y sostenida entre 2025 y 2055 con un incremento acumulado de 6,97% respecto del nivel de 2025. La tasa anual compuesta (*Compound Annual Growth Rate* o CAGR por sus siglas en inglés) mide el ritmo geométrico, con capitalización, que aplicado de forma constante, lleva los niveles iniciales 2025 al valor final 2055.

$$CAGR = \left(\frac{V_{2055}}{V_{2025}} \right)^{1/n} - 1$$

Esta tasa es 1,13% por período de 5 años (CAGR por período) y 0,22% anual, lo que indica un crecimiento moderado pero persistente a lo largo de las seis transiciones quinquenales.



Figura 2 - Expansión esperada del volumen edificado 2025 - 2055



Fuente: Elaboración propia.

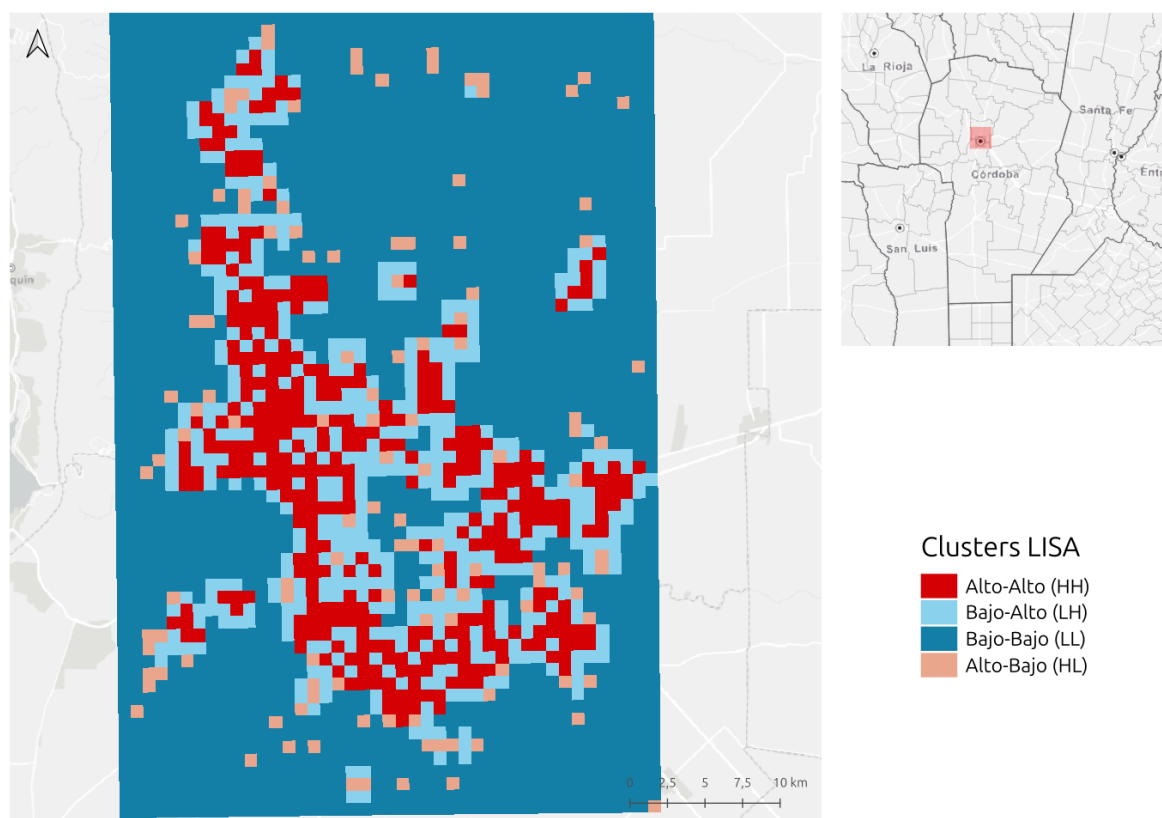
En términos de distribución espacial del crecimiento, el patrón es marcadamente concentrado. El coeficiente de Gini calculado sobre el incremento absoluto (2055–2025) alcanza 0,885. Este valor indica que la desigualdad de aportes es extrema: el 10% de las celdas explica 79,4% del crecimiento total, el 20% explica 95,9% y el 1% concentra 27,8%. Estos resultados son consistentes con un proceso de intensificación localizado en sub-áreas específicas del territorio.

Dado que el coeficiente de Gini indica grado de concentración se realizó un análisis de autocorrelación espacial que confirmó dicho fenómeno en el crecimiento. El Índice de Moran Global para el cambio absoluto es 0,118 (valor esperado $\approx -0,00036$), con $z = 12,56$ y $p < 10^{-35}$, evidenciando autocorrelación positiva altamente significativa. Es decir, las celdas con mayores aumentos tienden a agruparse espacialmente, al igual que las de menores incrementos. El Análisis Espacial de Autocorrelación Local (LISA por sus siglas en inglés) (Anselin, 1995) cuantificado a través del Índice de Moran Local y calculado sobre una grilla muestreada ($n = 2.795$ unidades), permitió cartografiar clústeres Alto-Alto (HH) y Bajo-Bajo (LL), además de



vecindarios de transición Bajo-Alto (LH) y Alto-Bajo (HL), útiles para identificar corredores de intensificación y áreas de estancamiento. En la Figura 3 se ubica espacialmente dicho resultado.

Figura 3 - Clústers de expansión esperada del volumen edificado.



Fuente: Elaboración propia.

5. Discusión

Si bien el resultado obtenido evidencia lógicamente una mayor intensidad de expansión en volumen edificado en la periferia de la ciudad de Córdoba, se reconoce mayor crecimiento hacia el área metropolitana. Las mayores zonas de expansión territorial de las edificaciones se dan en el espacio correspondiente a Sierras Chicas, particularmente al sur de La Calera, oeste de Villa Allende, y sectores al norte de Salsipuedes. Esta zona tuvo un crecimiento vertiginoso en el recorte temporal en estudio, destinado a fines del siglo XIX a la actividad turística y de ocio de parte de la sociedad con mayor poder adquisitivo. En esta época existía una incipiente



XVIII Jornadas Argentinas de Estudios de Población

V Congreso Internacional de Población del Cono Sur

urbanización caracterizada por grandes lotes respondiendo al tipo de uso y ocupación, que con el tiempo se fue consolidando como un sector residencial. Ello fue reforzado por la estructura vial, convirtiéndose en un corredor de desarrollo urbano (Cisterna, Monayar y Pedrazani, 2012). Una vez consolidado como corredor de crecimiento, se observan sectores con mayor intensidad que devienen de la construcción de urbanizaciones y loteos promovidos por el sector privado. Ello responde a un cambio en el patrón residencial de una parte de la población que genera principalmente un tipo espacial de hábitat de baja densidad y amplios terrenos lo que impacta en un crecimiento más disperso, extenso y acelerado de la mancha urbana, sin necesariamente estar acompañado de un crecimiento poblacional. Marengo (2013)

También se observa una fuerte expansión en espacios periurbanos menos acotados por la topología del terreno o por restricciones normativas, como sectores hacia el este, en torno a Malvinas Argentinas y el corredor hacia Pilar - Río Segundo.

Dentro del Ejido del Departamento Capital, se verifica un crecimiento en torno al Río Suquía, particularmente marcado en hacia el Oeste. Por otra parte, tanto el sector céntrico de la ciudad, como el área del macrocentro, no reflejan expansión considerable en el volumen edificado, en relación a lo observado en otras partes del espacio urbano. Por su parte, el sur de la ciudad también presenta un marcado crecimiento en el volumen edificado, en consonancia con la dinámica inmobiliaria presente en el sector, por lo que es necesario considerar la influencia del mercado en la dinámica de expansión. De manera esperable, dada la metodología utilizada, estos resultados reflejan procesos de expansión urbana actualmente en curso.

Los resultados permitieron evidenciar una proyección sostenida de la expansión urbana que no se refleja necesariamente en las proyecciones de crecimiento poblacional del área de estudio. Se considera que los modelos de Aprendizaje Computacional (DL) son una herramienta eficaz y sostenible para la construcción de escenarios en un corto tiempo, que permiten explicar el fenómeno.

Finalmente, se reconoce la dependencia de este tipo de modelos de las variables independientes. En este caso, el volumen edificado es también resultado de la aplicación de modelos predictivos sobre la clasificación automática de imágenes satelitales, que tienen un error intrínseco que está siendo absorbido por los resultados aquí encontrados. En este sentido



se considera que la construcción y disponibilidad de bases de datos de calidad, son claves hacia la mejora de los resultados. A futuro, se resalta la posibilidad de mejorar la estimación de la calidad predictiva mediante la aplicación de diferentes técnicas de propagación del error (Thompson, 2024) para dar cuenta de la incertidumbre creciente al acumular diferentes capas de predicciones que, de manera iterativa, pasan de outputs a inputs en la estructura lógica propuesta en esta investigación.

Referencias

- Adler V. y Vera F. (2018). Vivienda ¿Qué viene?: de pensar la unidad a construir la ciudad. [Publicaciones BID](#)
- Aguilera Benavente, F. (2006). Predicción del crecimiento urbano mediante SIG y modelos basados en AC. *Geofocus*, 6, 81-112.
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93–115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Breiman, L. (2001). “Random Forests”. *Machine Learning* 45, 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- CIPPEC (2016). [Área y población de los 33 Grandes Aglomerados Urbanos \(GAUs\) argentinos.](#)
- Cisterna, C.; Monayar, V. y Pedrazzani, C. (2012). Estructura urbana y estructura de precios del suelo. Análisis de las transformaciones del espacio urbano en la zona noroeste de la ciudad de Córdoba-Argentina. *Revista Breves Contribuciones del I.E.G. - N° 23 - Año 2012.*
- Esteves, R. J. Z., Velastegui-Montoya, A., Pujatti, M. A. S., Silvestre, L. J., & de Arruda Kamusoko, Courage & Jonah, Gamba. (2015). Simulating Urban Growth Using a Random Forest-Cellular Automata (RF-CA) Model. *International Journal of Geo-Information (IJGI)*. 4. 447-470. 10.3390/ijgi4020447
- Jiménez, V., Hidalgo, R., Campesino, A. J. & Alvarado, V. (2018). Normalización del modelo neoliberal de expansión residencial más allá del límite urbano en Chile y España. *EURE* (Santiago), 44(132), 27-46. <https://dx.doi.org/10.4067/s0250-71612018000200027>
- Marengo, C. (2013). Extensión urbana e intervenciones habitacionales. El caso de la ciudad de Córdoba (Argentina) Cuadernos De Vivienda Y Urbanismo. ISSN 2027-2103. Vol. 6, No. 12, julio-diciembre 2013: 280-301.
- Pereira, M. (2024). Land use and land cover change analysis in Brazilian urban centres: An approach using cellular automata and neural networks. *The International Archives of the*



XVIII Jornadas Argentinas de Estudios de Población

V Congreso Internacional de Población del Cono Sur

Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLVIII-3-2024, 155–161. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLVIII-3-2024-155-2024>

Pesaresi, M., Schiavina, M., Politis, P., Freire, S., Krasnodębska, K., Uhl, J. H., ... Kemper, T. (2024). “Advances on the Global Human Settlement Layer by joint assessment of Earth Observation and population survey data”. *International Journal of Digital Earth*, 17(1). <https://doi.org/10.1080/17538947.2024.2390454>

Pírez, P. (2015). La urbanización en América Latina: las heterogeneidades en su producción y resultados. I Congreso Latinoamericano de Teoría Social. Instituto de Investigaciones Gino Germani. Facultad de Ciencias Sociales, Universidad de Buenos Aires, Buenos Aires.

Principi, N. (2023). Modelado de expansión urbana mediante autómatas celulares y redes neuronales artificiales. *Revista Universitaria De Geografía*, 31(1), 95–113. Recuperado a partir de <https://revistas.uns.edu.ar/rug/article/view/4257>

Salem, M., et al. (2021). Urban expansion simulation based on various driving factors using a logistic regression model: Delhi as a case study. *Sustainability*, 13(19), 10805. <https://doi.org/10.3390/su131910805>

Thompson, A. (2024). Analytical results for uncertainty propagation through trained machine learning regression models. *Measurement*, 234, 114841. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2024.114841>