

Belogi, I. (2025). Delimitación de centralidades metropolitanas en América Latina: Un enfoque computacional aplicado a Buenos Aires. *GeoFocus, Revista Internacional de Ciencia y Tecnología de la Información Geográfica* (Artículos), 35, 137-157. <https://dx.doi.org/10.21138/GF.908>

DELIMITACIÓN DE CENTRALIDADES METROPOLITANAS EN AMÉRICA LATINA: UN ENFOQUE COMPUTACIONAL APLICADO A BUENOS AIRES

Ignacio Belogi 

Instituto de Investigaciones Gino Germani, Universidad de Buenos Aires (UBA) - CONICET
Presidente J. E. Uriburu 950, 6to piso. CABA – Argentina (C1114AAD)
ignacio.belogi@conicet.gov.ar

RESUMEN

Identificar y delimitar las centralidades urbanas es fundamental para comprender las dinámicas y desigualdades de las metrópolis de América Latina, un reto que históricamente ha sido significativo en los estudios urbanos. Este artículo aprovecha herramientas del giro computacional en las ciencias sociales para abordar este problema en la región, formulando una estrategia metodológica mixta que prioriza el costo, la parsimonia y la reproducibilidad. Se utilizó *big data* de Open Street Map, la técnica de agrupamiento DBSCAN, programación en Python, recorridos de campo y documentación fotográfica para el desafiante caso de Buenos Aires. Como resultado, se identificaron las centralidades de dicha ciudad y se ilustró su diversidad de centros de distintos tipos y jerarquías. Finalmente, se reflexiona sobre las lecciones del caso para replicar esta experiencia en otras ciudades de la región.

Palabras clave: estructura urbana; centros urbanos; distribución espacial; DBSCAN.

DELIMITATION OF METROPOLITAN CENTRALITIES IN LATIN AMERICA: A COMPUTATIONAL APPROACH APPLIED TO BUENOS AIRES

ABSTRACT

Identifying and delineating urban centralities is fundamental to understanding the dynamics and inequalities of Latin American metropolises, a challenge that has historically been significant in urban studies. This article leverages the tools of the computational shift in the social sciences to address this problem in the region, formulating a mixed methodological strategy that prioritizes cost, parsimony, and reproducibility. Big data from Open Street Maps, the DBSCAN clustering technique, Python programming, fieldwork, and photographic documentation were used for the challenging case of Buenos Aires. As a result, the city's centralities were identified, illustrating the diversity of centers across different types and hierarchies. Finally, the article reflects on the lessons learned from the case study to replicate this experience in other cities in the region.

Keywords: urban structure; urban centres; spatial distribution; DBSCAN.

1. Introducción

Las centralidades metropolitanas son espacios privilegiados de la ciudad y una dimensión clave para entender las desigualdades socioespaciales urbanas. Son territorios complejos, de conflicto, donde es posible observar la vinculación entre las diferentes dinámicas socioeconómicas, culturales, urbanas y políticas (Coulomb y Delgadillo 2017). Si bien hay consenso sobre su importancia, aún existen grandes desafíos metodológicos para operacionalizar este concepto.

En las últimas décadas, la emergencia del “giro metodológico” computacional en las Ciencias Sociales (Rosati *et al.* 2023) transformó la producción de conocimiento en los estudios urbanos. Estas innovaciones, aún con limitaciones, representan una gran oportunidad respecto de enfoques tradicionales basados en censos, encuestas o relevamientos de campo. Entre sus ventajas se destaca que permiten el acceso a nuevas fuentes de información, promueven el uso de datos georreferenciados, introducen nuevas técnicas de análisis, son de bajo costo económico, tienen alta resolución espacial y temporal y dan la posibilidad de automatizar, estandarizar y reproducir las metodologías de trabajo.

Sin embargo, los aportes desde esta línea de trabajo son originarios principalmente del norte global, proliferan en lengua inglesa y el incremento exponencial del uso del enfoque computacional produjo una mayor complejización en las estrategias. En contraste, en el sur global —y en América Latina en particular— el estudio del fenómeno de las centralidades en grandes metrópolis presenta un avance limitado y se beneficiaría de aprovechar los desarrollos del enfoque computacional. Ante la amplitud y diversidad de los estudios especializados que aplican este enfoque se ha descuidado el principio de parsimonia —el empleo de la estrategia más sencilla—, lo que genera barreras al momento de adaptar estas técnicas en contextos de menores recursos técnicos y económicos. Al mismo tiempo, existen dificultades para acceder a las nuevas fuentes de información, y las más utilizadas —que dependen del uso que hace la población con acceso al mundo digital de aplicaciones, sitios web, buscadores o redes sociales— no siempre se encuentran disponibles con facilidad. Además, el acceso y manipulación de estos datos requiere conocimientos técnicos específicos, como la necesidad de programar en un lenguaje determinado o el manejo de datos espaciales, que dificultan una mayor proliferación del uso de estas fuentes y técnicas.

Frente a este escenario, el presente trabajo se propone como objetivo dar cuenta del patrón de centralidades de la Buenos Aires metropolitana, con la doble premisa de, por un lado, aprovechar las potencialidades del giro metodológico en las ciencias sociales y, por otro, cuidar el costo, la parsimonia y la reproducibilidad. Específicamente, primero se identifican, georreferencian y delimitan las centralidades metropolitanas y, luego, se ilustra su diversidad en términos de jerarquía y funciones, a partir del recorrido de una selección de casos. Para ello, el trabajo se nutre de datos de Open Street Map, la técnica de agrupamiento DBSCAN, programación en Python, entrevistas a informantes locales, recorridos de campo y documentación fotográfica. Se toma el caso de Buenos Aires y se propone una parametrización del algoritmo funcional a la estructura de la ciudad. Los resultados permiten dar cuenta de las centralidades, su localización, sus bordes, y su diversidad. A partir de ello, se reflexiona sobre la complejidad, reproducibilidad, periodicidad, precisión y recursos técnicos necesarios para arribar a ellos.

En este marco, Buenos Aires —una de las metrópolis más grandes de América Latina— constituye un caso enriquecedor cuyo abordaje puede dejar lecciones y aprendizajes a nivel regional. Principalmente debido a que su compleja estructura es representativa de las de otras grandes metrópolis de América Latina, se cuenta con antecedentes realizados con otras metodologías que permiten contrastar los resultados y la disponibilidad de datos permite aplicar una estrategia metodológica de identificación, georreferenciación y delimitación de centralidades con un enfoque computacional. Además, resultados se pueden integrar con otras fuentes cualitativas para ajustar, contrastar y analizarlos.

Las centralidades se entienden como un conjunto de atributos definido a partir de la concentración, intensidad y variedad de funciones sociales y simbólicas destinadas al uso y consumo de las personas que habitan la ciudad (Rodríguez y Rodríguez 2019). No sólo son resultado de la simple agregación de funciones (Paris 2013), sino también son espacios que atraen o polarizan a la población, tienen ventajas por su localización accesible en la red metropolitana (Vecslir 2020) y son reconocidas

por la población como un punto de referencia y expresión simbólica (Vega-Centeno 2017). En las grandes ciudades, las facilidades o dificultades que tenga la población para acceder a las centralidades y hacer uso de lo que allí se concentra tiene consecuencias sobre las condiciones de vida, las posibilidades de movilidad social y puede restringir el pleno derecho a la ciudad y aprovechar las oportunidades urbanas (Apaolaza 2009, Gutierrez y Rearte 2010, Hernández 2012, Oszlak 2018).

Al momento de operacionalizar este concepto complejo los estudios especializados suelen priorizar alguna de las funciones típicas de las centralidades, entre ellas, las funciones laborales (Usach *et al.* 2017, López-García y Gómez-Álvarez 2022, Wang y Cui 2024), simbólicas (Coulomb y Delgadillo 2017, Vega-Centeno 2017), de movilidad (Carpio-Pinedo, 2014, Vanoli y Anapolsky 2023, Cai *et al.* 2024), turísticas (Giglio *et al.* 2020) o comerciales y de servicios (Abba 2005, Limonta y París 2017, Vecslir y Sciutto 2021). En este trabajo, se recupera esta última dimensión, entendiendo que las centralidades se conforman a partir de bienes, servicios y actividades que tienden a concentrarse, superponerse, acumularse y yuxtaponerse en el espacio urbano, con un rol estructurador fundamental en la vida social, económica y laboral de la sociedad (París 2013). De esta manera, se enfatiza el rol de los servicios urbanos como indicadores clave de centralidad (Yu *et al.* 2020).

El giro computacional (Rosati *et al.* 2023) en las Ciencias Sociales ha dado un nuevo impulso a los trabajos que se basan en el análisis de las funciones comerciales y de servicios, acelerados por la mayor accesibilidad a grandes volúmenes de datos espaciales, la disponibilidad de técnicas cuantitativas, el mayor uso de Sistemas de Información Geográfica (SIG) y la difusión de herramientas de programación con código abierto (Gutiérrez Puebla 2018). Esto se evidencia en las diferentes fuentes de información utilizadas, las distintas técnicas y formas de parametrizar los algoritmos involucrados para detectar los agrupamientos espaciales de comercios y servicios y, una vez encontrados los grupos, la manera en la que se delimitan sus bordes.

En cuanto a las fuentes, es posible acceder a datos disponibles en fuentes de información geográfica voluntaria, a un bajo costo económico y con poco esfuerzo de recolección. Esto representa una gran ventaja respecto de los estudios tradicionales basados en relevamientos de campo (Abba 2005), entrevistas (Vega-Centeno 2017) o que dependen de fuentes como los censos (López-García y Gómez-Álvarez 2022). Para el abordaje de las centralidades que utilizan fuentes de información geográfica voluntaria existen trabajos que usan datos de la interacción de usuarios en redes sociales (Fan *et al.* 2021, Liu *et al.* 2019), de la publicación de imágenes geolocalizadas (Giglio *et al.* 2020, Hu *et al.* 2015), o los puntos de interés disponibles en mapas online, como Open Street Map o Google (Liu *et al.* 2019, Pavlis *et al.* 2018, Tu *et al.* 2022, Vanoli y Anapolsky 2023, Wei y sun 2019, Yu *et al.* 2020). Estos últimos, con pretensiones de universalidad y exhaustividad, presentan ventajas por sobre el resto, y, a diferencia de trabajos que utilizan datos sólo disponibles en grandes ciudades del norte global (Hu *et al.* 2015), estas fuentes están disponibles en todo el mundo y permiten generalizar la estrategia metodológica.

En países como los latinoamericanos las fuentes de datos tradicionales pueden presentar limitaciones como su periodicidad irregular, su desactualización y su publicación espacialmente agregada como forma de velar por la confidencialidad de la información estadística. En el caso de Argentina, los censos de población, hogares y viviendas no relevan información sobre el empleo o la movilidad cotidiana de las personas (INDEC 2022) y los censos económicos publican sus datos agregados a nivel de municipio, resolución espacial inapropiada para estudiar la configuración de centralidades (INDEC 2020). Este último problema es extensivo a los datos de las encuestas de movilidad domiciliaria y los datos fiscales y tributarios, que, por otro lado, excluyen al universo de los trabajadores informales (cerca del 40 %) (Gutiérrez y Pereyra 2021, SIPA 2025). Por último, la huella digital de la movilidad en transporte público excluye al transporte privado, que dinamiza en buena medida a determinados sectores de la metrópolis y, lo que es más importante, remite a otra definición de centralidad vinculada con los centros de atracción de trabajadores y la localización de los lugares de empleo (Gonzalez y Anapolsky 2020). En este marco, el acceso a información geográfica voluntaria puntual constituye una valiosa oportunidad de identificar las centralidades urbanas entendidas como la agrupación de funciones urbanas que satisfacen diversas demandas de la población (Yu *et al.* 2020) de forma precisa y oportuna.

Respecto a las técnicas para detectar concentraciones espaciales de localizaciones típicamente centrales, se destacan las de agrupamiento y, entre ellas, DBSCAN, por su potencial, versatilidad y sencillez. El DBSCAN (por sus siglas en inglés) se traduce como Agrupamiento Espacial Basado en Densidad de Aplicaciones con Ruido y está diseñado para grandes bases de datos espaciales, detecta agrupaciones con formas arbitrarias, encuentra la cantidad de grupos que se adecuen a los parámetros de entrada y discrimina los puntos aislados de los grupos de mayor densidad (Ester *et al.* 1996). Para su funcionamiento el algoritmo depende de la configuración de dos parámetros: el radio de búsqueda (*eps*) y los puntos mínimos que debe contener cada grupo (*MinPts*). Esta combinación, dará como resultado grupos que tienen mayor densidad que su entorno y los puntos que quedan por fuera del radio de búsqueda definido se clasificarán como un grupo único, denominado ruido (Ester *et al.* 1996).

Si bien es sencillo de aplicar y sus resultados son fáciles de interpretar (Sawant 2014), existe un extenso debate sobre cómo configurar sus parámetros. Para ello, existen diversidad de criterios, desde los que utilizan criterios teóricos (Liu *et al.* 2019, Schubert *et al.* 2017), los que trabajan de manera inductiva (Hu *et al.* 2015, Tu *et al.* 2022, Vanoli y Anapolsky 2023) o en base a recomendaciones de trabajos antecedentes (Fan *et al.* 2021, Yu *et al.* 2020), hasta trabajos que usan criterios de mayor complejidad y desarrollo que automatizan la configuración de los parámetros (Liangliang Zhou y Zheng 2021, Liu *et al.* 2019, Pavlis *et al.* 2018, Wei y sun 2019, Pavlova *et al.* 2024).

Finalmente, siendo menos debatidos, existen también diversos criterios para la definición de los límites de las centralidades. En un amplio espectro de situaciones, existen trabajos que no definen sus límites, sino que representan los grupos a partir de la localización de los puntos de interés (Giglio *et al.* 2020, Pavlis *et al.* 2018, Tu *et al.* 2022, Wei y sun 2019), otros que calculan el punto central de cada grupo encontrado (Vanoli y Anapolsky 2023, Yu *et al.* 2020), y otros que, en cambio, abordan el problema de definir sus bordes y lo hacen calculando la envolvente convexa (Fan *et al.* 2021) o la envolvente cóncava (Hu *et al.* 2015).

En Buenos Aires, los esfuerzos por delimitar centralidades con las herramientas que ofrece el giro computacional aún se encuentran en una fase emergente. Desde finales de la década de los noventa, el foco se ubicó en analizar y entender los procesos de transformación y reestructuración urbanas, producto de los procesos de globalización y la emergencia de nuevas centralidades (Vecslir y Sciutto 2021). En este contexto, la estructura de centros desarrollada por Abba (2005) es el antecedente de referencia. Allí localizó los centros a partir de la ubicación de sucursales bancarias relevadas en campo. Si bien han existido intentos por reproducir este trabajo, no se ha logrado arribar a resultados similares. Como antecedentes recientes pueden citarse el trabajo de Vecslir y Sciutto (2021) en el que mapean los comercios, bienes y servicios descargados de *Google Maps* pero no los agrupan por su densidad, o el de Usach *et al.* (2017) que trabaja con los flujos laborales, pero a escala municipal. Otro antecedente directo es el de Vanoli y Anapolsky (2023), en coordinación con organismos internacionales, en el que utilizan una estrategia metodológica similar con datos de OSM y el algoritmo DBSCAN configurado de manera inductiva sin definir los bordes de los centros. Sin embargo, su objetivo no es estrictamente identificar áreas centrales, sino puntos atractores de viajes y sus resultados no coinciden con la estructura de centros metropolitanos de Abba (2005).

El presente trabajo consta de tres secciones. Primero, se presenta el caso de estudio y se describe la metodología formulada. Posteriormente, se presentan los resultados de Buenos Aires en dos subapartados: uno que analiza la localización y los atributos cuantitativos de las centralidades identificadas, y otra donde se presenta una aproximación mixta a su diversidad funcional. Por último, se concluye con una discusión sobre los hallazgos y se reflexiona acerca de la estrategia metodológica formulada.

2. Materiales, datos y métodos

2.1. El caso de estudio

Buenos Aires es una de las metrópolis más grandes de la región y es la principal concentración urbana de Argentina. El llamado Gran Buenos Aires (en adelante GBA) se define como la unidad físico-funcional identificada como el espacio hasta dónde tiene continuidad la concentración de edificaciones conectadas por vías de comunicación (Vapñarsky 1995). El GBA abarca una extensión de más de

2 000 km² y más de 13 millones de habitantes. En términos político-administrativos, su núcleo es la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (en adelante CABA) y se extiende sobre 32 municipios de la provincia de Buenos Aires —de forma total o parcial—, que reciben el nombre de “conurbano bonaerense” (Figura 1). A fines analíticos, se dividió en las clásicas coronas que toman en cuenta las diferentes etapas de expansión de la metrópolis y las características del tejido urbano (Goicoechea y Abba 2020). En este artículo, los municipios de La Plata y Cañuelas fueron eliminadas del universo, puesto que dentro de ellos sólo hay pequeñas superficies de la mancha urbana del GBA y el resto de dichas entidades municipales distorsionaban los resultados del trabajo. Por otro lado, el municipio de La Matanza suele dividirse en dos sectores, pertenecientes, respectivamente, a la primera y segunda corona, pero en este artículo su totalidad fue asignada a la primera corona.

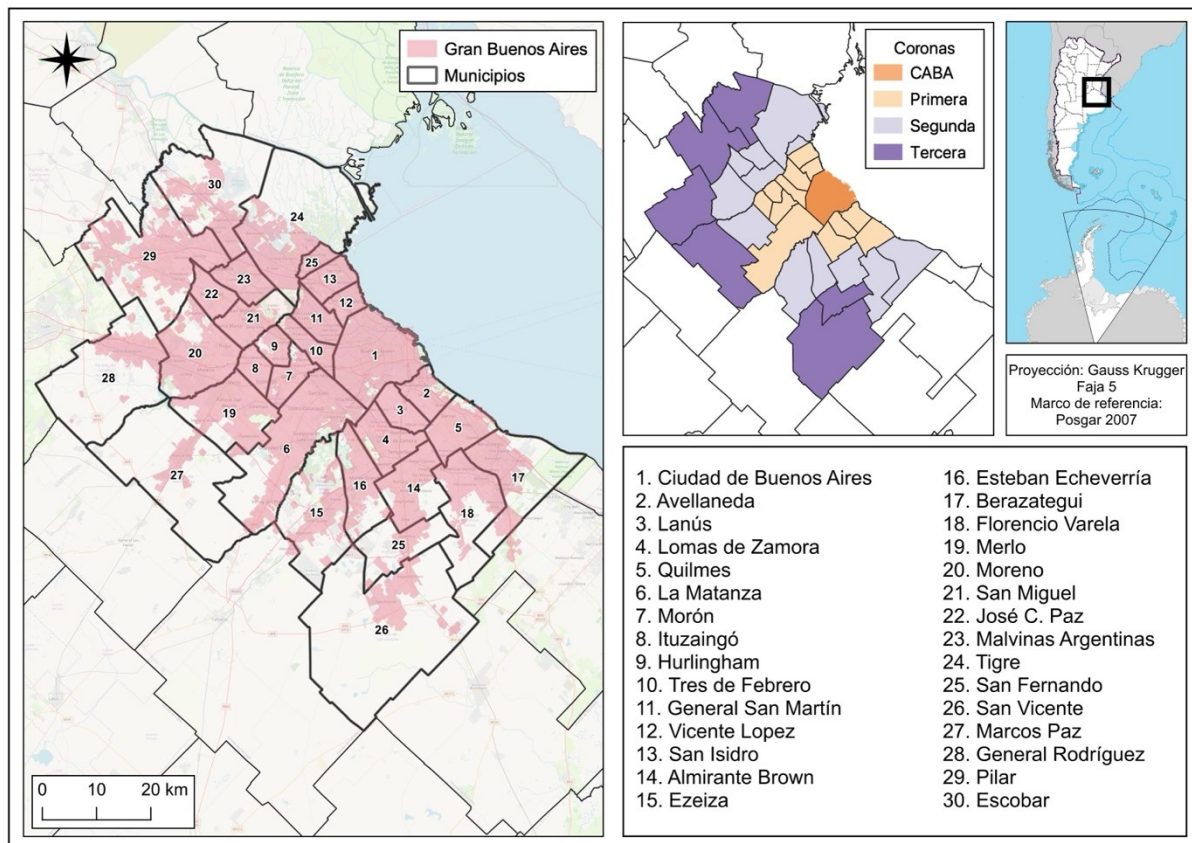


Figura 1. Gran Buenos Aires, municipios y coronas de expansión.

Fuente: elaboración propia en base a Instituto Geográfico Nacional (IGN), Marcos (2011) y Goicoechea y Abba (2020).

2.2. Materiales y técnicas de análisis

Partiendo de entender que las centralidades se conforman a partir de la concentración, acumulación y yuxtaposición espacial de bienes, servicios y actividades comerciales, la estrategia propuesta consistió en identificar estas “funciones centrales” —en base a una fuente de datos abierta y gratuita—, construir agrupamientos que dieran cuenta de la presencia de una centralidad así entendida —a partir de definir ciertos parámetros en términos de cantidad de puntos y distancias entre ellos— y delimitar sus bordes para obtener polígonos de centralidades concretos (Figura 2)¹.

¹ El código se encuentra disponible en el siguiente link: https://github.com/ibelogi/identificar_centralidades

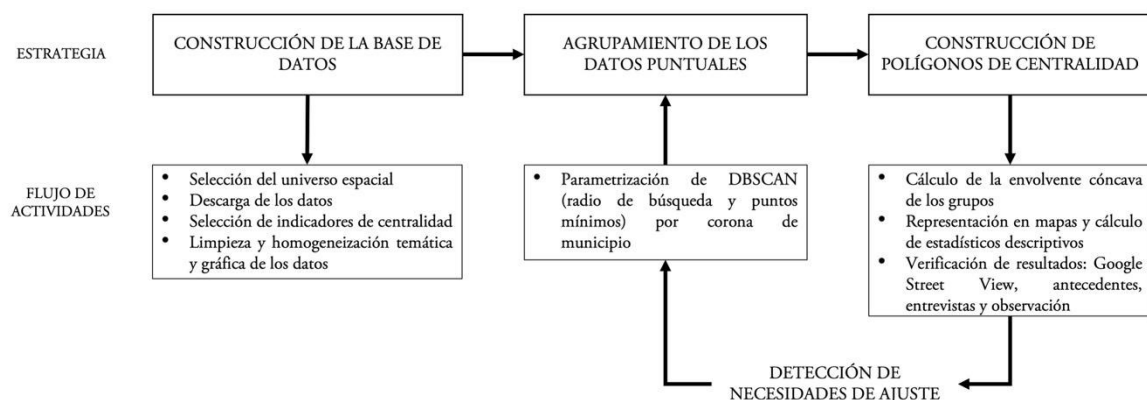


Figura 2. Estrategia metodológica para detectar centralidades

Fuente: elaboración propia

2.2.1. El acceso y construcción de la base de datos

La fuente de datos principal es Open Street Map (OSM), un proyecto colaborativo basado en software libre, que proporciona datos geográficos de todo el mundo. Entre los objetos del mapa, se encuentran los llamados “puntos de interés” (POIs, por sus siglas en inglés), que refieren a lugares de interés y uso habitual de la población. Son objetos que contienen información sobre el tipo de lugar, comercio, servicio, actividad y rubro.

Como toda fuente de tipo *Big Data*, el procesamiento requirió de la utilización de herramientas digitales específicas. Se recurrió al lenguaje de programación Python y a la librería OSMNx (Boeing, 2017) para descargar y construir una base de datos de manera gratuita y con pocas líneas de código. El procedimiento consistió en solicitar los puntos comprendidos dentro de un polígono correspondiente a la superficie del GBA. Se desestimó la opción de utilizar los atributos de los POIs para realizar una selección mediante una operación de filtro, debido a que se detectaron errores en el campo “municipio” (puntos categorizados en un municipio pero localizados en otro). Por lo tanto, a los POIs se les imputó el dato de municipio por superposición con la geometría de municipios del Instituto Geográfico Nacional (IGN).

De las 34 etiquetas disponibles en la fuente (OpenStreetMap, 2022), se seleccionaron cinco que agrupan 531 variedades de bienes, servicios y actividades, muchas de las cuales pueden considerarse indicadores de las centralidades urbanas, según la definición operacional adoptada en este trabajo:

- Comercios (“*Shop*”): lugares de comercio y venta de productos de uso diario de la población tales como tiendas de ropa, kioscos, supermercados, carnicerías, verdulerías y panaderías.
- Equipamientos (“*Amenity*”): refieren a establecimientos utilizados por los habitantes y los visitantes de la ciudad, por ejemplo, restaurantes, estacionamientos, farmacias, cafés, locales de comida rápida, bancos, clínicas y heladerías.
- Oficinas (“*Office*”): oficinas donde se desarrollan actividades administrativas o profesionales, como inmobiliarias, sedes de empresas, compañías de seguro, administración pública, estudios jurídicos o contables y embajadas.
- Turismo (“*Tourism*”): lugares de interés turístico, entre los cuales podemos mencionar alojamientos, galerías de arte, museos, puntos de información o de relevancia turística.
- Oficios (“*Craft*”): lugares donde se producen o manufacturan bienes, entre ellos, carpinterías, zapaterías, reparación de electrónicos e insumos para la construcción.

El universo preliminar quedó conformado por 91 750 POIs para todo GBA, descargados el día 10/01/2024. En la base de datos construida, se conservó la información que refiere al nombre del establecimiento declarado en la fuente, al tipo de geometría, a la etiqueta y el tipo de actividad. Además se incluyó en la base de datos las coordenadas X e Y de los POIs proyectadas en el sistema “Web Mercator” (EPSG:3857), dado que su unidad de medida está expresada en metros. Este sistema de referencia es utilizado para representar los mapas en línea y tiene la ventaja de poder ser utilizado en otras latitudes y salvar las diferencias entre los sistemas de referencia específicos de cada país.

2.2.2. Actividades de homogeneización y limpieza de los datos

En actividades exploratorias de los datos, se detectó la necesidad de tomar decisiones para garantizar su consistencia interna y su adecuación a la definición operacional de centralidades. Por un lado, se observó que entre los POIs seleccionados existían algunos que no necesariamente tienen una localización central en la trama urbana, como escuelas y jardines de infantes. Además, se encontraron otros no referidos a bienes, servicios y actividades centrales, sino a equipamientos como baños, parrillas, tachos de basura o de reciclaje y bancos de plazas. También se hallaron POIs con información incompleta acerca de su tipo. Todas estos POIs fueron eliminados. El mismo tratamiento se dió a una última inconsistencia hallada en espacios de estacionamiento (“parking_space”), que mostraban en un área pequeña todos los polígonos donde es posible estacionar los automóviles.

Por otro lado, se detectó que algunos POIs no correspondían a la geometría de tipo punto esperada, sino a polígonos o líneas. En este caso, se optó por homogeneizar el tipo de geometría obteniendo el centroide de polígonos y líneas.

Tras estas operaciones de exploración, homogeneización y limpieza de los datos, el universo final quedó conformado por 67 803 registros (POIs), es decir que se conservó el 74 % de los datos originalmente descargados.

2.2.3. La técnica de agrupamiento y su parametrización

Para identificar las centralidades, se usó la técnica de Agrupación Espacial Basada en la Densidad de Aplicaciones con Ruido (DBSCAN, por sus siglas en inglés) que se destaca por su potencial, versatilidad, sencillez de aplicación e interpretación. Sus siglas se traducen en “agrupamiento espacial basado en densidad de aplicaciones con ruido” y está diseñada para trabajar con grandes bases de datos espaciales. Tiene la ventaja de que la cantidad de grupos y su forma emergen de los datos, discrimina los puntos aislados de los grupos de mayor densidad y sus resultados se aproximan a los de un analista humano clasificando los puntos en un mapa (Ester *et al.* 1996, Wei y sun 2019). Estas características de DBSCAN motivaron a descartar el uso de K-Means y el agrupamiento jerárquico. A pesar de que son técnicas muy utilizadas, requieren definir la cantidad de grupos a identificar y se basan en criterios de distancia, pero no tienen en cuenta criterios de densidad (Ester *et al.* 1996, Liu *et al.* 2023, Wei y sun 2019).

La configuración del algoritmo DBSCAN consistió en definir los parámetros de radio de búsqueda (eps) y los puntos mínimos que debe contener cada grupo (MinPts). Esta combinación da como resultado grupos que tienen mayor densidad que su entorno. Los puntos que quedan por fuera del radio de búsqueda se clasifican como un grupo único, denominado ruido (Ester *et al.* 1996). Para ejecutarlo, se utilizó la librería llamada Scikit-Learn, donde se encuentra la función para ejecutar DBSCAN mediante unas pocas líneas de código.

La parametrización exigió la realización de distintas pruebas, que consistieron en replicar las configuraciones de trabajos antecedentes (Fan *et al.* 2021, Hu *et al.* 2015, Pavlis *et al.* 2018, Schubert *et al.* 2017, Vanoli y Anapolsky 2023) y realizar sucesivas modificaciones y verificaciones (contrastación de resultados con imágenes satelitales, imágenes de Google Maps y fotos de Google Street View, centralidades identificadas en la misma ciudad por otros autores, entrevistas a informantes locales y recorridos de campo). Así se arribó a la propuesta final (Tabla 1), cuya característica distintiva es que no se trata de una parametrización única, sino por coronas: se optó por una mayor exigencia de los parámetros en la CABA y un relajamiento de la exigencia de la parametrización hacia las coronas exteriores de municipios.

En el caso de la CABA, el radio de búsqueda se definió en 190 m, lo que equivale a una distancia caminable total de 380 m. El mínimo de puntos por grupo se configuró en 30, dado que es un espacio de gran concentración de actividades. Esto permitió detectar grupos de gran tamaño y cercanos entre sí, pero sin que se unificaran en un único grupo. En el caso de las coronas municipios que la rodean, se optó por duplicar la distancia caminable, por lo que el parámetro *eps* se definió en 350 m, debido a que sostener la misma exigencia que en CABA daba como resultado pocos y pequeños grupos. En cuanto a la cantidad mínima de puntos, se relajó la exigencia en las coronas que se encuentran a mayor distancia

de la CABA y tienen menor cantidad de datos. De lo contrario, los grupos eran pequeños y se encontraban muy lejanos entre sí o los valores más altos del *MinPts* generaban que no se conformaran grupos por la poca cantidad de datos. Para el cálculo de distancia, se optó por la opción “Manhattan”, que sigue el trazado de calles. En la Tabla 1, también se incluyó información de la cantidad de POIs por corona, que colaboró a tomar estas decisiones. La tendencia es menor cantidad de puntos en las coronas exteriores respecto de la CABA. Como resultado, se arribó a 409 grupos de POIs.

Tabla 1. Parámetros del algoritmo DBSCAN y cantidad de POIs por corona.

Corona	Parámetros DBSCAN		Puntos de interés	
	Radio de búsqueda en metros (<i>eps</i>)	Puntos mínimos (<i>MinPts</i>)	Abs.	%
CABA	190	30	28 999	42.8
Primera	350	20	21 325	31.5
Segunda	350	10	15 269	22.4
Tercera	350	5	2 210	3.1
			67 803	100

Fuente: Elaboración propia y datos de OSM.

2.2.4. La técnica para llegar a polígonos de centralidad

La definición de los límites y construcción de los polígonos de cada centralidad se realizó con el cálculo de su envolvente cóncava (Duckham *et al.* 2008) ya que proporciona una mejor caracterización de la distribución del conjunto de puntos y una delimitación más acorde a los bordes de los grupos. Para ello, se utilizó la librería “*concave_hull*”. Se descartó la utilización de la envolvente convexa que aproxima a una delimitación de los centros por exceso, puesto que incluye en los polígonos zonas sin comercios, bienes y servicios. Luego de diferentes pruebas de parámetros del índice, se configuró el índice de concavidad en 2, ya que valores inferiores produjeron polígonos con bordes demasiado detallados y valores más altos dieron como resultado la envolvente convexa.

2.2.5. Estrategias cuantitativas: mapa y estadísticos

Para la representación de los resultados, se construyó una cartografía temática y se calcularon valores estadísticos descriptivos acerca de la superficie y la cantidad de POIs que contienen las centralidades identificadas en el total del GBA, así como en la CABA y las coronas de municipios que la rodean. Para la construcción de la cartografía se trabajó con el software libre QGIS 3.28 “Firenze” y las estadísticas se generaron con Python. En línea con el IGN, se utilizó el marco de referencia POSGAR 2007 definido el Marco de Referencia Geodésico Nacional y la faja 5 de la proyección Gauss Kruger, donde se encuentra ubicada la mayor parte del GBA.

2.2.6. Contrastación de los resultados

La contrastación de resultados fue una actividad fundamental que tuvo lugar tanto durante la construcción de resultados como con posterioridad.

Por un lado, el proceso de identificación de las centralidades fue acompañado por un trabajo iterativo de contrastación de los resultados obtenidos con imágenes satelitales, imágenes de *Google Maps* y fotos de *Google Street View*, antecedentes académicos que identificaron centralidades en Buenos Aires con otras metodologías, entrevistas a informantes locales y recorridos de campo. A partir de ello se fueron realizando diversas revisiones, ajustes y modificaciones de los parámetros utilizados hasta llegar a la propuesta definitiva.

Por otro lado, una vez obtenidos los resultados finales, se recurrió a datos del Censo de Población, Hogares y Viviendas 2022 (INDEC, 2022) que permiten identificar la existencia de *usos no residenciales* de las viviendas particulares —es decir, que identifican a las viviendas donde no se realizó la entrevista censal porque éstas se utilizan como oficina, comercio o consultorio—, entendiendo que ello puede ser indicador de áreas vinculadas con funciones de centralidad. Se obtuvo la cantidad de oficinas, comercios

y consultorios (111 623) para todo Buenos Aires y se realizó una intersección espacial entre los polígonos de centralidad y las unidades geoestadísticas más pequeñas.

2.2.4. Estrategia mixta: selección de casos y recorrido con documentación fotográfica

A partir de los recorridos de campo y la documentación fotográfica se buscó ilustrar la diversidad del sistema de centralidades de Buenos Aires. Para la selección de los casos se recurrió a la tipología propuesta por Vecslir y Sciutto (2021), quienes proponen distinguir cinco grandes tipos de centralidades: los *centros tradicionales* que agrupan actividades de comercio y servicios diversificadas —los cuales, según su alcance, pueden ser de nivel barrial, local o regional—, *áreas especializadas*, que concentran locales de un mismo rubro, *corredores* o desarrollos lineales que se despliegan en torno a calles, avenidas y rutas, el *comercio disperso*, cuyo emplazamiento tiende a difundirse a lo largo de todo el tejido urbano y *artefactos aislados* como shoppings y paseos de compra. En base a esta tipología se decidió ilustrar cuatro tipos de centralidad: por un lado, los centros tradicionales en sus diversas jerarquías (regional, local, barrial) y, por otro lado, una centralidad no tradicional relacionada con lógicas de producción del espacio urbano más actuales y disruptivas con la trama consolidada: un artefacto aislado de configuración insular (Janoschka 2002) asociado al consumo de los barrios privados que lo circundan.

En función de ellos se seleccionaron cinco casos representativos del total de dinámicas de las centralidades: a) el *centro regional* de mayor jerarquía del GBA, el Centro Administrativo y de Negocios (CBD, por sus siglas en inglés, *Central Business District*) de la CABA; b) dos *centros locales*: uno localizado en una antigua periferia de la CABA (Liniers) y otro que se corresponde con la cabecera de un municipio de su conurbación (Berazategui); c) un *centro barrial* de la zona sur del GBA (Marítimo); y d) un *artefacto aislado* de tipo shopping regional, el Centro Comercial Nordelta, en la zona norte del GBA, correspondiente al municipio de Tigre.

3. Descripción y análisis de resultados.

3.1. Localización, atributos cuantitativos y heterogeneidades de las centralidades

Se han identificado, georreferenciado y delimitado 409 centralidades en el GBA (Figura 3) a partir de la agrupación espacial de los comercios, equipamientos, oficinas, oficios y puntos turísticos. El patrón espacial de las centralidades tiene una lógica centro-periferia en forma tentacular hacia el norte, oeste y sur de la metrópolis. En línea con diversos trabajos (Abba 2005, Ciccolella y Vecslir 2012, Vecslir y Sciutto 2021), la distribución de las centralidades coincide con el CBD y su extensión hacia el norte de la CABA, con las cabeceras municipales y con la infraestructura de transporte. Las estaciones del ferrocarril, la intersección de avenidas y los entornos de los accesos a autopistas han servido como estructuradoras de las centralidades, han orientado la direccionalidad de su extensión, y han favorecido (o no) el aumento de su superficie y modelado su forma (lineal o asimilable a una mancha de aceite). El patrón espacial identificado da cuenta de un sistema compuesto por centros urbanos consolidados y por elementos que cuentan con carácter de centralidad dispersos por el territorio (Paris 2013).

Del total del universo de comercios, bienes y servicios, el 63 % se encuentra dentro de centralidades mientras que los restantes constituyen “ruido” en términos de la técnica, y pueden asimilarse al “comercio disperso” (Vecslir y Sciutto 2021). Las centralidades tienen una mediana de 35 comercios, bienes y servicios cada una, en total ocupan un área de 85.4 km² y son heterogéneas en cuanto a su tamaño con altos coeficientes de variación (mayores al 200 %). A su vez, en las centralidades se agrupa casi el 53 % de las viviendas con usos no residenciales (Tabla 2).

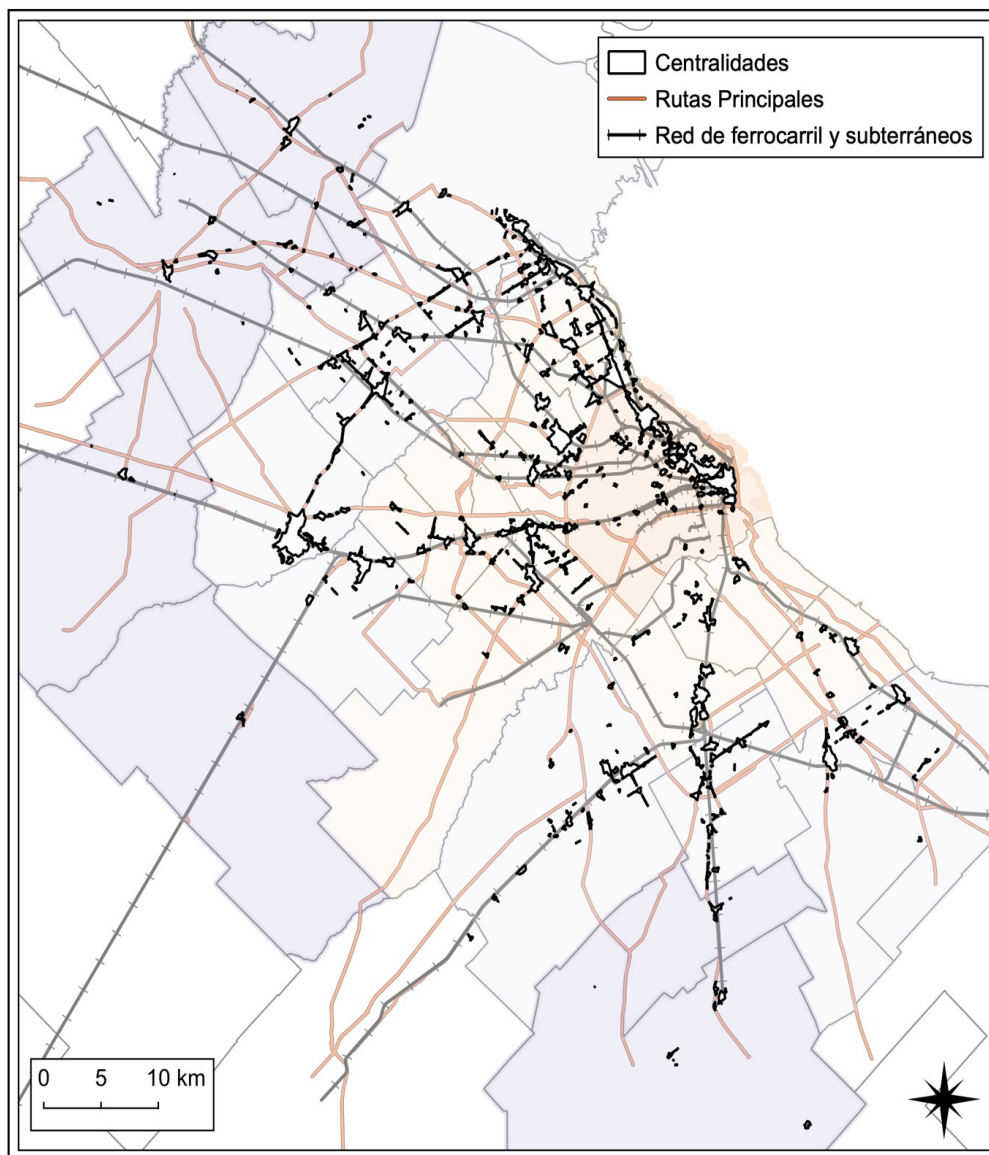


Figura 3. Centralidades. Gran Buenos Aires, enero de 2024

Fuente: elaboración propia en base a datos OSM.

Las centralidades se encuentran fuertemente concentradas en la CABA y las dos primeras coronas de municipios (88 %). Ello coincide con la estructura urbana consolidada y madura desde la década de 1970, momento desde el cual el crecimiento metropolitano fue principalmente en sus bordes (Goicoechea y Abba 2020).

En la CABA, se encontraron menos centralidades (69), pero son más densas y más heterogéneas que en las primeras dos coronas de su conurbación. La oferta de comercios, bienes y servicios es muy superior (mediana de 66 POIs) a la del conurbano. También hay más variedad de tamaños y superficies de centralidades en la CABA (Tabla 2).

A su vez, dentro de la CABA la localización de las centralidades sigue patrones específicos (Figura 3). Las de mayor tamaño están ubicadas en la zona norte, donde coexisten con otras de menor tamaño. Esta zona es especialmente atractiva para aprovechar los beneficios de una mejor ubicación relativa y obtener mayor rentabilidad por la presencia de población de mejor nivel socioeconómico y mayor infraestructura de servicios (Harvey, 2008, Bertonecello, 2010). En cambio, en la zona central y sur, las centralidades son más pequeñas y están a mayor distancia entre sí. Estas zonas se integraron de manera gradual y tardía a la ciudad y se consolidaron como un área residencial de los sectores populares (Di Virgilio *et al.* 2024). Mención aparte merecen otros dos rasgos. En primer lugar, hay centralidades en los bordes de la CABA con centralidades vecinas del otro lado del límite municipal, que podrían interpretarse como centralidades intermunicipales que quedan separadas debido a barreras físicas y por

el uso de parámetros diferentes por corona. Por otro lado, las centralidades de menor tamaño tienden a tener forma lineal, asociada al trazado de avenidas.

Finalmente, el 47 % de los comercios, bienes y servicios no agrupados de la CABA (Tabla 2) se encuentran diseminadas en su territorio, lo que da cuenta de que las centralidades se complementan con una gran oferta de “comercio disperso” (Vecslir y Sciutto 2021) y de cercanía para el abastecimiento diario (Janoschka 2002).

Tabla 2. Centralidades: cantidad, POIs que agrupan y superficie (en km²) por corona. Gran Buenos Aires, enero de 2024.

Indicadores	Total	CABA	Corona		
			Primera	Segunda	Tercera
Cantidad de centralidades					
Abs.	409	69	126	163	51
%	100	16.9	30.8	39.9	12.5
Cantidad de POIs por centro					
Abs.	42 255	15 496	13 371	12 044	1 344
% sobre el total de POIs de la corona	62.6	53.4	62.7	78.9	60.8
Media	103.3	224.6	106.1	73.9	26.4
Mediana	35.0	66.0	42.0	23.0	10.0
Desvío estándar	282.2	569.0	165.4	185.0	34.5
Coefficiente de variación	273.2	253.4	155.9	250.3	130.9
Área de las centralidades (km ²)					
Superficie total abarcada por centralidades	85.40	15.60	30.10	34.20	5.50
Superficie media de cada centralidad	0.21	0.23	0.25	0.22	0.11
Superficie mediana de cada centralidad	0.06	0.05	0.07	0.05	0.03
Desvío estándar	0.50	0.63	0.44	0.56	0.17
Coefficiente de variación	236.00	277.00	179.00	256.00	158.00
Cantidad de viviendas de uso no residencial en centros					
Abs.	58 973	24 111	17 627	8 018	9 217
% sobre el total de la corona	52.7	50.5	44.5	60.4	81.1

Fuente: Elaboración propia en base a datos OSM e INDEC, 2022.

Por fuera de la CABA, en las primeras dos coronas se encuentra el 70 % de las centralidades (126 y 163, respectivamente) (Tabla 2). Estas tienen menor densidad de oferta de comercios, bienes y servicios (mediana de 42 y 23 POIs, respectivamente) y son muy heterogéneas en términos de oferta de comercios, bienes y servicios y de superficie. Especialmente en la segunda corona, donde los valores son similares a los de CABA (con coeficientes de variación por arriba del 250 %). Además, las dos coronas tienen porcentajes de agrupamiento de comercios, bienes y servicios superiores al 60 %, es decir que, a diferencia de la CABA, el comercio disperso no es tan frecuente y la población necesita desplazarse más hacia las centralidades.

En estas dos coronas las centralidades más grandes abarcan alguna vía de circulación vehicular principal, pero también sus calles adyacentes, desplegándose en forma de mancha de aceite (Figura 3). Por lo general, constituyen cabeceras conurbadas, es decir, antiguos pueblos que se encontraban separados del área urbanizada continua del GBA y que posteriormente coalescieron con ella y pasaron a conformar el centro de los municipios (Marcos y del Río 2022). El resto de las centralidades del conurbano bonaerense tienden a ser más pequeñas y a extenderse en forma lineal sobre avenidas, en especial cuanto más alejadas se encuentran de la CABA.

Al igual que en CABA, particularmente en la primera corona, parece tener continuidad el patrón de las centralidades ubicadas en la zona norte a diferencia de las que están en el oeste y sur (Figura 3). Las primeras son de mayor tamaño y se encuentran cercanas entre sí. En cambio, las segundas tienen menor tamaño y se encuentran más dispersas. Ello se vincula con el mayor nivel de consolidación urbana y socioeconómico del conurbano norte por sobre el oeste y el sur (Torres, 1999).

Finalmente, en los municipios periféricos, cuya superficie forma parte de la ciudad, pero también del periurbano, hay pocas centralidades (51) que son chicas y similares entre sí en términos de cantidad de puntos promedio y superficie (Tabla 2). Se ubican principalmente en cabeceras municipales o en intersecciones de avenidas (Figura 3). También aquí el comercio disperso de cercanía es escaso.

3.2. Aproximación mixta a la diversidad de centralidades identificadas

Respecto del objetivo de ilustrar la diversidad de las centralidades en términos de jerarquía y funciones, la propuesta metodológica ha tenido la suficiente sensibilidad para captarla. En línea con la tipología de Vecslir y Sciutto (2021), se ilustran aquí los casos seleccionados: cuatro centralidades tradicionales de diferente jerarquía (la regional, dos locales y una barrial) y una centralidad no tradicional de tipo shopping.

Las centralidades regionales, como el caso del CBD del GBA (Figura 4), se caracterizan por concentrar el poder político y económico, y cuentan con funciones y actividades asociadas a la economía global: sedes principales de multinacionales, grandes bancos y servicios financieros, grandes marcas de indumentaria y gastronomía, oficinas de la administración pública nacional, puntos turísticos de referencia y cadenas hoteleras de renombre internacional (Ciccolella 1999, Vecslir y Elinbaum 2016). La categoría de oficinas (7,4%) y de turismo (11,7%) son elocuentes de ello. Además, en su entorno se encuentran otras centralidades complementarias, pero separadas (Figura 4).

La diversidad de funciones se ilustra en las fotografías, donde se observa la presencia de grandes marcas de comida rápida, pantallas publicitarias, el obelisco como emblema turístico de Buenos Aires y el tráfico vehicular y peatonal que se complementa con servicios de transporte automotor y subterráneos (Foto 1). Los edificios modernos de gran altura, sedes de las principales de empresas bancarias, multinacionales y financieras, representan otro rasgo distintivo (Foto 2). Y, finalmente, las áreas peatonales están enteramente dedicadas al comercio y los servicios turísticos (Foto 3).

Los centros locales conforman un universo heterogéneo, con especificidades vinculadas con su localización y la diversidad de funciones que conglomeran. Por ejemplo, Liniers, un centro local ubicado en la CABA, se caracteriza por formar parte de su antigua periferia (Di Virgilio *et al.* 2024) (Figura 5). En la actualidad, además de tener funciones comerciales (68 %) y de esparcimiento (pero no administrativas), es un nodo de transporte clave del GBA, con servicios de transporte automotor, ferrocarril, acceso a una autopista y una terminal de transporte de larga distancia (Foto 1). Muy cercana, se encuentra otra centralidad en el municipio vecino de La Matanza, pero por la amplitud de la frontera intermunicipal (la autopista y sus colectoras) y la parametrización por corona, han quedado separadas. Típicamente las fachadas son enteramente dedicadas al comercio, los servicios y el esparcimiento (Foto 2). A su vez, la presencia del colectivo boliviano (Mera, 2020) suma a la oferta comercial productos de ese país, así como servicios de envío de bienes y remesas (Foto 3).



En cambio, los centros locales ubicados por fuera de la CABA se conformaron en los cascos urbanos del conurbano bonaerense. En el pasado estaban separados del área urbanizada, con el tiempo coalescieron con ella y en la actualidad tienen un alto nivel de consolidación y constituyen cabeceras municipales (Marcos y del Río 2022). Este tipo de centralidad tiene funciones similares al CBD, pero a escala local. Por lo tanto, como se observa en el caso de Berazategui (Figura 6), a la presencia de comercios (44 %) y equipamientos (44 %) (Foto 3) se le incorporan funciones de la administración pública local, oficinas (11.4 %) y establecimientos educativos (Foto 2). Esto se complementa con las funciones industrial y de movilidad (Foto 1), que dinamizaron el crecimiento del municipio y su actual centro a partir de la década de 1930, en la etapa conocida como de industrialización por sustitución de importaciones e inmigración campo-ciudad.



Figura 6. Centro Local: Berazategui. Segunda corona GBA. 2024.

Fuente: Elaboración propia

En el peldaño más bajo de las centralidades tradicionales aparecen los centros barriales, que se enfocan en el abastecimiento y servicios cotidianos de la población de las inmediaciones. El caso de Marítimo (Figura 7) conglomeró fundamentalmente comercios (75 %) (Foto 1) a lo largo de una avenida y alrededor de una rotonda vehicular y —junto a otras centralidades parecidas que se configuran en el cruce de avenidas—, constituye una alternativa para los residentes de la zona, que se abastecen en él en lugar de tener que desplazarse para ello al centro principal del municipio de Berazategui. Sin embargo, no hay presencia de grandes marcas, ni de indumentaria, electrodomésticos o gastronomía; tampoco de sucursales bancarias, sino sólo un cajero automático (Foto 2), oficinas de estudios contables o jurídicos y un registro civil provincial (Foto 3). Además, a diferencia del resto de las centralidades, en el relevamiento de campo se registró que el horario de atención de los comercios es más limitado. En las calles adyacentes la función es únicamente residencial, de construcciones de baja altura, con un gran contraste entre la avenida y las calles aledañas. En este caso, la urbanización fue tardía y dinamizada por el transporte público de jurisdicción municipal que conectó la zona con la cabecera del municipio y el ferrocarril.



Figura 7. Centro Barrial: Barrio Marítimo. Municipio de Berazategui, Segunda Corona GBA, 2024.

Fuente: Elaboración propia

Por último, las centralidades identificadas en el GBA también incluyen centros no tradicionales como los centros comerciales o shopping malls, también denominados “artefactos comerciales aislados” (Vecslir y Sciutto 2021) o “islas de consumo” (Janoschka 2002). Es el caso, por ejemplo, del Centro Comercial Nordelta (Figura 8), ubicado en la zona norte del GBA, en la segunda corona (Municipio de Tigre). Esta centralidad constituye un shopping regional que abastece a la población de nivel socioeconómico medio-alto y alto que se suburbanizó en los barrios cerrados de las inmediaciones² (Vidal-Koppmann *et al.* 2018). A diferencia de los centros tradicionales, que no tienen bordes fijos, este caso parece haberse generado a partir de delimitar primero su área con cercos vigilados por servicio de seguridad privada, para luego diseñar la localización de los locales comercios y equipamientos urbanos.

Estos enclaves de ocio y consumo (Vecslir y Sciutto 2021) están asociados a un patrón de movilidad dependiente del automóvil particular —lo cual queda ilustrado en Nordelta por los amplios estacionamientos que lo rodean (Foto 1)— y una lógica de abastecimiento semanal o mensual en hipermercados (Janoschka, 2002), muy alejada de la lógica se orienta al consumo diario y de abastecimiento cotidiano de los centros tradicionales. Pero los comercios constituyen sólo el 27 % de la oferta. El grueso (71 %) son equipamientos, que incluyen restaurantes, cafés, locales de comida rápida y esparcimiento. También se detectaron servicios financieros y oficinas (Foto 2) como inmobiliarias, estudios contables, de abogacía e incluso oficinas de alquiler tipo “cowork” (Foto 3). El común denominador son las grandes marcas, los bienes de lujo y los productos gourmet destinados a un público de alto poder adquisitivo.

² Se trata de urbanizaciones cerradas creadas por grandes desarrolladores privados, cuyo acceso se encuentra restringido por muros y barreras, y donde el espacio público se encuentra privatizado (Marcos y del Río, 2022)



Figura 8. Shopping Regional: Nordelta. Municipio de Tigre, Segunda Corona GBA. 2024.

Fuente: Elaboración propia

4. Discusión y conclusión

El presente trabajo se propuso dar cuenta del patrón de centralidades de Buenos Aires con una estrategia metodológica que aprovecha el “giro metodológico” computacional en las Ciencias Sociales (Rosati *et al.* 2023) y es de bajo costo, sencilla y reproducible. Partiendo de operacionalizar el concepto de centralidades como agrupaciones de comercios, bienes y servicios se las pudo identificar, georreferenciar y delimitar con la técnica de agrupamiento DBSCAN. A su vez, a partir del recorrido y documentación fotográfica de una selección de casos se ilustró la diversidad que presentan las centralidades metropolitanas.

El caso de Buenos Aires fue un caso desafiante para aplicar el enfoque computacional. La base de datos construida y los criterios de agrupamiento elegidos demostraron ser muy efectivos para detectar sus centralidades, tuvieron la sensibilidad suficiente para captar su diversidad funcional y se encuentran en línea con la literatura especializada. Se identificó que la estructura de centros de Buenos Aires se compone del centro regional de referencia para toda la metrópolis (CBD) y su extensión hacia el norte de la CABA. Esta se complementa con centros locales, coincidentes con antiguas periferias de la CABA y con las cabeceras municipales del conurbano bonaerense. En las intersecciones de avenidas o bajadas de autopista, se encuentran centralidades barriales orientadas al abastecimiento diario. A esta estructura de centros tradicionales, se le incorporan shoppings de distinto alcance. También se observaron diferencias entre la CABA y el conurbano bonaerense. En la primera, las centralidades son más densas y el “comercio disperso” está presente en todo su territorio. En cambio, en el conurbano, existe menor densidad de comercio disperso y la oferta se concentra en las centralidades y (Abba 2005, Ciccolella y Vecslir 2012, Vecslir y Sciutto 2021).

En un contexto en el que los estudios computacionales sobre centralidades aún son incipientes en América Latina, el estudio del caso Buenos Aires aporta lecciones y aprendizajes que pueden ser útiles a nivel regional. En términos económicos, de tiempo y de procesamiento, éste es de bajo costo. La elección de criterios para agrupar los datos es sencilla y permite una adaptación a otras ciudades o escalas de análisis. Es reproducible, integrable con otros estudios y con otras fuentes de información cuantitativas y cualitativas. Si bien se encontraron limitaciones, fue posible solucionarlas y lograr

excelentes resultados para un caso complejo como Buenos Aires. El método empleado demostró ser sensible a captar diferentes tipos de centralidades, ya sean tradicionales o artefactos aislados. La aplicación de este enfoque entonces no sólo aprovecha el giro metodológico computacional, cuidando el costo, la parsimonia y la reproducibilidad, sino que incorpora información cualitativa a lo largo de todo el proceso.

Ante el desafío de identificar los bienes, servicios y actividades comerciales se recurrió a una fuente de datos abiertos (OSM), gratuitos y con bajo esfuerzo de recolección. La misma tiene una alta frecuencia de actualización y permiten evitar la ausencia o escasez de datos (Liu *et al.* 2023, Wei y sun 2019). Sus pretensiones de ser una fuente universal, exhaustiva y estandarizada permiten la generalización de la estrategia metodológica. Estas características ofrecen ventajas frente al uso de datos no siempre disponibles en todo el mundo, como los provenientes de redes sociales (Fan *et al.* 2021, Hu *et al.* 2015, Liu *et al.* 2023), o los que son más costosos por depender de relevamientos de campo (Abba 2005), entrevistas (Vega-Centeno 2017), censos (López-García y Gómez-Álvarez 2022) o datos pagos (Vecslir y Sciutto 2021).

Los “Puntos de Interés” (POIs) de OSM permitieron operacionalizar la compleja definición teórica de centralidades y brindaron una solución adecuada para la tarea de identificarlas. Sin embargo, se identificaron algunas limitaciones. Por un lado, si bien la construcción local y comunitaria de la información es una ventaja, pueden existir problemas de cobertura. Por ejemplo, en Berazategui se observó en campo que la cantidad de comercios puede estar subestimada. O en Nordelta, hay ciertas funciones no relevadas, como las oficinas. Es fundamental tener una estrategia mixta que permita contrastar la información en campo, con otras fuentes y con la literatura especializada. Por otro lado, para el acceso, tratamiento, limpieza y adecuación de los datos se requieren conocimientos especializados en el manejo de SIG y de lenguajes de programación, lo que resalta la importancia de los equipos interdisciplinarios para replicar estas estrategias.

Ante el desafío de agrupar los bienes, servicios y actividades comerciales en centralidades, se eligieron criterios sencillos y adaptables para definir la cantidad mínima de puntos y el radio de búsqueda. Para la detección de centralidades, la definición manual de estos criterios presenta ventajas respecto de otras propuestas que buscan automatizar el proceso. La automatización está orientada a obtener los parámetros óptimos para agrupar la mayor cantidad de datos. Una vez obtenidos no es posible recalibrar o ajustar los parámetros según las necesidades del caso (Liangliang Zhou y Zheng 2021, Liu *et al.* 2019, Pavlis *et al.* 2018, Wei y sun 2019). Además, estas propuestas requieren conocimientos de programación no tan difundidos y más complejos que podrían dificultar la reproducibilidad.

Los ajustes y verificaciones de este proceso manual e iterativo permitieron resignificar algo que DBSCAN agrupa como “ruido” (Ester *et al.* 1996). Con esta propuesta se logró evitar que esos puntos sean descartados. Los puntos no agrupados, representan el “comercio disperso” (Vecslir y Sciutto 2021) y son un dato valioso que complementa al fenómeno de las centralidades. La realización de múltiples pruebas favoreció la comprensión del funcionamiento del algoritmo, permitió evitar que se descarte información relevante y permite una mejor adaptación de la estrategia a otros casos de estudio.

Ante el desafío de delimitar los bordes de las centralidades, en este trabajo se logró obtener polígonos detallados a partir de puntos de bienes, servicios y actividades comerciales. Esta característica de la estrategia puede servir para analizar otras características de las centralidades, ser un insumo para otras aplicaciones, aportar a conocer la evolución en el tiempo del fenómeno, entender como es la diversidad funcional de las centralidades e incluso clasificar sus tipologías en base a trabajos previos (Vecslir y Sciutto 2021). No obstante, los resultados de esta metodología son útiles para análisis de escala metropolitana. Para estudios de menor escala (municipales, barriales o áreas determinadas) se recomienda que, además de adaptar los parámetros según el caso, se complementen los datos de OSM con otras fuentes de información más precisas.

Durante todo el proceso fue clave la contrastación de resultados. La misma permitió, por un lado, corroborar los resultados obtenidos con fuentes de datos heterogéneas como imágenes satelitales, imágenes y fotos, e incluso con antecedentes académicos. Por otro lado, en las entrevistas a informantes locales y en los recorridos de campo fue posible ilustrar la diversidad de las centralidades identificadas

con el enfoque computacional. Este abordaje mixto, pone de relieve la importancia de integrar los enfoques cuantitativos y cualitativos para el abordaje de fenómenos sociales complejos como lo son las centralidades metropolitanas.

En suma, la estrategia es una solución adecuada al problema de dar cuenta del patrón de centralidades metropolitanas y fue posible ilustrar en Buenos Aires sus diversidades en términos de jerarquía y funciones. Las facilidades que presenta esta estrategia pueden favorecer la proliferación de este tipo de trabajos en contextos de producción del sur global. Ya sea para los estudios sobre estructura urbana y la configuración comercial, para analizar transformaciones o reestructuraciones en la estructura de centros, dan la posibilidad de analizar series temporales de las centralidades metropolitanas o pueden servir de insumo para otros estudios como los de movilidad cotidiana, accesibilidad o los de carácter simbólico. Los resultados incluso pueden servir de base para pasar de la descripción a la clasificación de centralidades para comprender los procesos y tendencias que dan forma a las centralidades, así como a los tipos de habitar de cada sector social.

6. Agradecimientos

El presente trabajo fue realizado en el marco del proyecto PICT 2020-SerieA-01446 “Presente y futuro de las necesidades habitacionales en la Región Metropolitana de Buenos Aires: un estudio desde la demografía de la vivienda” (AGENCIA I+D+i); Proyecto PIP 11220210100192CO “Demografía de las necesidades habitacionales metropolitanas: entre los hogares ocultos sin vivienda en el presente y los hogares a alojar en el futuro” (CONICET); y Proyecto 80120230100017TF “Desigualdades (migratorias) urbanas: diferenciales y determinantes del acceso a la propiedad de la vivienda en el Gran Buenos Aires” (UNTREF). Deseo agradecer a mis directoras Dras. Mariana Marcos y Gabriela Mera, por su orientación, apoyo y generosidad, a mis compañeros/as de formación e informantes clave del trabajo y a revisores anónimos y editores cuyas observaciones colaboraron a mejorar la investigación.

Referencias bibliográficas

- Abba, A. P. (2005). Nuevas lógicas de centralidad urbana en el siglo XXI. Área Metropolitana de Buenos Aires. Documento de trabajo CIHaM, FADU, UBA.
- Apaolaza, R. (2009). Los debates sobre transporte urbano, movilidad cotidiana y exclusión social. Una revisión desde el caso argentino. Avance de investigación en curso. Beca Doctoral Programa UBACYT (F - 134), período 2012 - 2015.
- Bertoncello, R. (2010). Configuración espacial de una metrópoli. Dinámica de una ciudad: Buenos Aires, 97-128.
- Boeing, G. (2017). OSMNX: New Methods for Acquiring, Constructing, Analyzing, and Visualizing Complex Street Networks. *Computers Environment and Urban Systems*, 65, 126-139. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2017.05.004>.
- Cai, J., Li, R., Liu, Z., Liu, X., Wu, H. (2024). Quantifying spatial interaction centrality in urban population mobility: A mobility feature- and network topology-based locational measure. *Sustainable Cities and Society*, 114, 105769. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2024.105769>.
- Carpio-Pinedo, J. (2014). Localización y evolución del comercio y servicios a pie de calle en los entornos urbanos. Factores locales frente a la multi-accesibilidad. El caso de la ciudad de Madrid. *Territorios en formación*, 6, 63-84.
- Ciccolella, P. (1999). Globalización y dualización en la Región Metropolitana de Buenos Aires: Grandes inversiones y reestructuración socioterritorial en los años noventa. *EURE (Santiago)*, 25(76), 5-27.
- Ciccolella, P., Vecslir, L. (2012). Dinámicas, morfologías y singularidades en la reestructuración metropolitana de Buenos Aires. *Revista Iberoamericana de Urbanismo*, 8, 23-41.
- Coulomb, R., Delgadillo, V. (Eds.). (2017). Habitar la centralidad urbana: Reflexiones y debates alrededor de un proyecto de investigación. Universidad Autónoma Metropolitana, Azcapotzalco.

- Di Virgilio, M. M., Lulle, T., Contreras, Y., Dureau, F., Levy, J.-P., Le Roux, G. (2024). Hacia una definición de las antiguas periferias: un diálogo entre conceptos y casos a ambos lados del Atlántico. *Estudios Demográficos y Urbanos*, 39(3), 1–29. <https://doi.org/10.24201/edu.v39i3.2219>.
- Duckham, M., Kulik, L., Worboys, M., Galton, A. (2008). Efficient generation of simple polygons for characterizing the shape of a set of points in the plane. *Pattern Recognition*, 41(10), 3224–3236. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2008.03.023>.
- Ester, M., Kriegel, H.-P., Xu, X. (1996). A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. *Kdd*, Vol. 96, No. 34, pp. 226–231).
- Fan, T., Guo, N., Ren, Y. (2021). Consumer clusters detection with geo-tagged social network data using DBSCAN algorithm: A case study of the Pearl River Delta in China. *GeoJournal*, 86. <https://doi.org/10.1007/s10708-019-10072-8>.
- Giglio, S., Bertacchini, F., Bilotta, E., Pantano, P. (2020). Machine learning and points of interest: Typical tourist Italian cities. *Current Issues in Tourism*, 23(13), 1646–1658.
- Goicoechea, M. E., Abba, A. P. (2020). Geografías de la desigualdad en el nuevo milenio: Los mapas sociales de la Buenos Aires metropolitana. <https://ri.conicet.gov.ar/handle/11336/149222>.
- González, F., Anapolsky, S. (2022) Construcción de una Matriz OD del Transporte Público para el Área Metropolitana de Buenos Aires en base a datos SUBE. Banco Interamericano de Desarrollo. Recuperado 25 de marzo abril de 2025, a partir de <https://github.com/EL-BID/Matriz-Origen-Destino-Transporte-Publico/blob/main/informe/Matriz%20OD%20de%20Transporte%20Publico%20en%20base%20a%20datos%20SUBE.pdf>
- Gutiérrez Puebla, J. (2018). Big Data y nuevas geografías: La huella digital de las actividades humanas. *Documents d'anàlisi geogràfica*, 64(2), 195–217. <https://doi.org/10.5565/rev/dag.526>.
- Gutiérrez, A. I., Pereyra, L. P. M. (2021). Cartografías de movilidad. ATLAS ENcuesta MOvilidad Dmiciliaria (ENMODO) del AMBA, 2009–2010. *Geográfica digital*, 18(36), Article 36. <https://doi.org/10.30972/geo.18364682>.
- Gutierrez, A., Rearte, J. (2010). Movilidad y Centralidad. Reflexiones en torno al debate sobre la nueva estructura urbana y el ordenamiento territorial. CODATU XIV: El transporte ambientalmente sustentable y la calidad de vida de las ciudades, Temas y subtemas: Políticas de Transporte Urbano. Buenos Aires.
- Harvey, D. (2008). *El derecho a la ciudad*. New left review, 53, 23–39.
- Hernández, D. (2012). Activos y estructuras de oportunidades de movilidad: Una propuesta analítica para el estudio de la accesibilidad por transporte público, el bienestar y la equidad. *EURE (Santiago)*, 38(115), 117–135. <https://doi.org/10.4067/S0250-71612012000300006>.
- Hu, Y., Gao, S., Janowicz, K., Yu, B., Li, W., Prasad, S. (2015). Extracting and understanding urban areas of interest using geotagged photos. *Computers, Environment and Urban Systems*, 54, 240–254. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2015.09.001>.
- INDEC (2020). *Censo Nacional Económico*. Síntesis conceptual del CNE 2020/2021. Buenos Aires. Recuperado 25 de abril de 2025, a partir de <https://censoeconomico.indec.gob.ar/wp-content/uploads/2020/12/CNE-2020-2021-Si%CC%81ntesis-conceptual.pdf>.
- INDEC (2022). *Censo Nacional de Población y Vivienda 2022*. Síntesis de la planificación del Censo 2022. Buenos Aires. Recuperado 25 de abril de 2025, a partir de https://www.censo.gob.ar/wp-content/uploads/2022/06/brochure_censo_2022.pdf.
- Janoschka, M. (2002). El nuevo modelo de la ciudad latinoamericana: Fragmentación y privatización. *Eure (Santiago)*, 28(85), 11–20.
- Liangliang Zhou, Y. S., Zheng, J. (2021). Business Circle Identification and Spatiotemporal Characteristics in the Main Urban Area of Yiwu City Based on POI and Night-Time Light Data. *Remote Sensing*, 13, 5153. <https://doi.org/10.3390/rs13245153>.

- Limonta, G., París, M. (2017). OSM come strumento di monitoraggio dei sistemi commerciali urbani. Recuperado 25 de abril de 2025, a partir de <https://re.public.polimi.it/handle/11311/1037433>.
- Liu, X., Guan, Y., Wu, Z., Nie, L., Ji, X. (2023). Big Data Application in Urban Commercial Center System Evaluation. *Sustainability*, 15(5), 4205. <https://doi.org/10.3390/su15054205>.
- Liu, X., Huang, Q., Gao, S. (2019). Exploring the uncertainty of activity zone detection using digital footprints with multi-scaled DBSCAN. *International Journal of Geographical Information Science*, 33(6), 1196-1223. <https://doi.org/10.1080/13658816.2018.1563301>.
- López-García, D., Gómez-Álvarez, D. (2022). Estructura urbana del Área Metropolitana de Guadalajara, 1999-2019: Un análisis de subcentros de empleo. *Estudios Demográficos y Urbanos*, 37(2), Article 2. <https://doi.org/10.24201/edu.v37i2.2053>.
- Marcos, M. (2011). Base cartográfica para el estudio de diferencias intraurbanas en la Aglomeración Gran Buenos Aires: Procedimientos técnicos para su realización. *Geografía y Sistemas de Información Geográfica* (Geosig), 3(3), 1-21.
- Marcos, M., del Río, J. P. (2022). Los tipos de hábitat en Buenos Aires: Poblamiento, estructura demográfica y condiciones residenciales. *Estudios Demográficos y Urbanos*, 37(3), 889-933. <https://doi.org/10.24201/edu.v37i3.2045>.
- Mera, G. (2020). Migración y vivienda en la Aglomeración Gran Buenos Aires: Un estudio sobre condiciones habitacionales a partir de una tipología de áreas residenciales. *Territorios*, 43. <https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/territorios/a.8177>.
- Oszlak, O. (2018). Derecho a la ciudad y derecho al espacio urbano. *Voces en el Fenix*, 71. https://www.vocesenelfenix.com/sites/default/files/pdf/01-Oszlak_0.pdf.
- Paris, M. (2013). De los centros urbanos consolidados a los lugares de centralidad: Una propuesta metodológica para su estudio. *Ciudades*, 16(1), 47-69. <https://doi.org/10.24197/ciudades.16.2013.47-69>.
- Pavlis, M., Dolega, L., Singleton, A. (2018). A Modified DBSCAN Clustering Method to Estimate Retail Center Extent: Clustering Retail Agglomerations. *Geographical Analysis*, 50(2), 141-161. <https://doi.org/10.1111/gean.12138>.
- Pavlova, A., Katynsus, A., Natykin, M., Mityagin, S. (2024). Automated Identification of Existing and Potential Urban Central Places Based on Open Data and Public Interest. In: Gervasi, O., Murgante, B., Garau, C., Taniar, D., C. Rocha, A.M.A., Faginas Lago, M.N. (eds) Computational Science and Its Applications – ICCSA 2024. ICCSA 2024. *Lecture Notes in Computer Science*, vol 14813. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-64605-8_28.
- Rodriguez, M. C., Rodriguez, M. F. (2019). Centralidades metropolitanas: Abordajes multidimensionales para su comprensión. *QUID* 16, 12, 1-9.
- Rosati, G., Chazarreta, A., Burin, L. D., Piñeyrúa, F., Maguire, T. (2023). Ciencias Sociales Computacionales: Un estado de la cuestión y una agenda de investigación. *Papeles de Trabajo*, 17. <https://revistasacademicas.unsam.edu.ar/index.php/papdetrab/article/view/1510>.
- Sawant, K. (2014). Adaptive Methods for Determining DBSCAN Parameters. *International Journal of Innovative Research in Science Engineering and Technology*, 1.
- Schubert, E., Sander, J., Ester, M., Kriegel, H. P., Xu, X. (2017). DBSCAN Revisited, Revisited: Why and How You Should (Still) Use DBSCAN. *ACM Transactions on Database Systems*, 42(3), 1-21. <https://doi.org/10.1145/3068335>.
- SIPA (2025). *Situación y evolución del trabajo registrado* (SIPA). Secretaría de Trabajo, Empleo y Seguridad Social. Ministerio de Capital Humano. Recuperado 25 de abril de 2025, a partir de https://www.argentina.gob.ar/sites/default/files/trabajoregistrado_2501_informe_0.pdf.
- Torres, H. (1999). La aglomeración Gran Buenos Aires: Sus patrones de expansión física y los cambios recientes de su mapa social. Documento de trabajo, FADU-UBA.

- Tu, X., Fu, C., Huang, A., Chen, H., Ding, X. (2022). DBSCAN Spatial Clustering Analysis of Urban “Production–Living–Ecological” Space Based on POI Data: A Case Study of Central Urban Wuhan, China. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 19(9), 5153. <https://doi.org/10.3390/ijerph19095153>.
- Usach, N., Garrido-Yserte, R., Gallo-Rivera, M.-T. (2017). Organización territorial y funcional de la metrópoli de Buenos Aires. *Revista EURE-Revista de Estudios Urbano Regionales*, 43(128). <http://www.eure.cl/index.php/eure/article/view/1754>.
- Vanoli, C., Anapolsky, S. (2023). Acceso a oportunidades en América Latina (El Gato y La Caja). CAF: Observatorio de Movilidad Urbana y Ciudades con Futuro. <https://scioteca.caf.com/handle/123456789/2003>.
- Vapñarsky, C. A. (1995). Primacía y macrocefalia en la Argentina: La transformación del sistema de asentamiento humano desde 1950. *Desarrollo económico*, 227-254.
- Vecslir, L. (2020). Centralidad. En Benedetti, A. *Palabras Clave Para El Estudio de Las Fronteras*. Buenos Aires: TeseoPress. Recuperado 25 de marzo de 2025, a partir de <https://www.academia.edu/47760374/Centralidad>.
- Vecslir, L., Elinbaum, P. (2016). Centro y centralidades en la Región Metropolitana de Buenos Aires. En Jaimes, et al. (2016) *Del conocimiento al desarrollo : nuevos desafíos de la universidad en la gestión del desarrollo urbano contemporáneo*. Ciudad Autónoma de Buenos Aires : Eudeba, 2016. 420-438.
- Vecslir, L., Sciutto, F. (2021). Las configuraciones emergentes del consumo. Transformaciones del comercio minorista y reestructuración de la centralidad en la región metropolitana de Buenos Aires. *Punto sur*, 4, 119-146. <https://doi.org/10.34096/ps.n4.10405>.
- Vega-Centeno, P. (2017). La dimensión urbana de las centralidades de Lima Norte: Cambios y permanencias en la estructura metropolitana. *EURE (Santiago)*, 43(129), 5-25. <https://doi.org/10.4067/S0250-71612017000200001>.
- Vidal-Koppmann, (2018). Centralidades Y Movilidad: Un Desafío Para El Ordenamiento Territorial De La Región Metropolitana De Buenos Aires. En F. Fridman, L. A. Gennari, S. Lencioni (Eds.), *Políticas públicas e territórios* (pp. 195-214). CLACSO. <https://doi.org/10.2307/j.ctvnp0jdb.11>.
- Wang, L., Cui, H. (2024). Identification and classification of urban employment centers based on big data: A case study of Beijing. *PLOS ONE*, 19(5), e0299726. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0299726>.
- Wei, J., sun, S. (2019). Commercial Activity Cluster Recognition with Modified DBSCAN Algorithm: A Case Study of Milan. *2019 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2)*, 228-234. <https://doi.org/10.1109/ISC246665.2019.9071776>.
- Yu, L., Yu, T., Wu, Y., Wu, G. (2020). Rethinking the Identification of Urban Centers from the Perspective of Function Distribution: A Framework Based on Point-of-Interest Data. *Sustainability*, 12(4), 1543. <https://doi.org/10.3390/su12041543>.

