



UNIVERSIDAD NACIONAL DE SAN JUAN
Facultad de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales
Departamento de Informática
Licenciatura en Ciencias de la Computación
Trabajo Final

“Ciencia de datos para la planificación urbana: análisis geoespacial de la distribución comercial en Rivadavia (San Juan, Argentina) con QGIS y PyQGIS”

AUTORA
María del Valle Scheffer Marinero

DIRECTOR
Lic. Sergio Omar Quiroga Marinatto

CO DIRECTOR
Arq. Alberto Manuel Merlo

Tesis desarrollada en el marco del Proyecto de Desarrollo Tecnológico y Social (PDTS) titulado “Ciencia de datos como instrumento para la generación de políticas públicas en la planificación y desarrollo urbano de gobiernos municipales. Caso de estudio: Municipalidad de Rivadavia”

San Juan, 2025

Agradecimientos

A mi padre, **Antonio Scheffer**, quien partió antes de que pudiera empezar esta carrera. No tuvo la oportunidad de verme en este camino, pero tengo la certeza de que, desde donde esté, se siente orgulloso. Este logro también es suyo.

A mis hermanos **Marcos y Maximiliano**, por su cariño incondicional y por ser parte del sostén silencioso que siempre me acompañó.

A mi abuela, que también ya no está físicamente, pero que sé que estaría feliz y emocionada de verme cumplir este sueño que tantas veces me alentó a perseguir.

A mi hijo, **Astor Dobrodzejunas Scheffer**, mi pequeño gladiador de la vida. Mi vida empezó el día que él nació, y desde entonces cada paso, cada esfuerzo y cada desvelo tienen sentido por él y para él. Gracias por enseñarme la fortaleza más pura y el amor más grande.

Al padre de mi hijo, por bancarme siempre: por cuidar a Astor en mis horas de estudio, por su paciencia infinita y por acompañarme desde el día cero, aun cuando yo iba a mil. Sin ese sostén diario, silencioso y real, este camino hubiera sido mucho más cuesta arriba.

A mi amigo, mi mejor amigo y director de tesis, **Lic. Sergio Quiroga**. Gracias por ser un sostén afectivo, emocional y mental en los momentos más difíciles; por guiarme con cariño, con paciencia y con esa mezcla de compañero, colega y amigo que solo vos sabés equilibrar. Esta tesis tiene tu impronta, pero sobre todo tiene tu humanidad.

A mi codirector, Arq. Alberto Merlo, por su predisposición constante, por su mirada siempre precisa y por sumar claridad, respeto y profesionalismo en cada intercambio.

Y finalmente, **a mí misma**.

Por no bajar los brazos, por estudiar a deshora, por trabajar, ser madre y seguir adelante incluso cuando parecía imposible. Por permitirme soñar con algo más grande, y por demostrarme que era capaz. Este título no es solo un final: es la prueba de que pude, que puedo y que cuando me propongo algo, lo logro.

A todos, gracias.

INDICE GENERAL

I.	INTRODUCCIÓN	6
	1.1. Antecedentes	8
	1.2. Fundamentos del presente trabajo.....	11
	1.3. Objetivos	12
	1.3.1. Objetivo general	12
	1.3.2. Objetivos específicos.....	12
II.	MARCO TEÓRICO.....	14
	2.1. Ciencia de Datos y Ciencia de Datos Geoespacial	14
	2.2. Sistemas de Información Geográfica (SIG).....	15
	2.3. QGIS y PyQGIS.....	16
	2.4. Datos Abiertos y Geografía Voluntaria (VGI).....	16
	2.5. Herramientas de Extracción y Procesamiento: Overpass Turbo y QuickOSM17	
	2.6. Análisis Espacial y Estimación de Densidad por Núcleo (KDE)	18
	2.7. Modelos Predictivos y Modelo de Potencialidad Multicriterio	18
III.	METODOLOGÍA	20
	3.1. Enfoque general	20
	3.2. Fases Metodológicas	21
	3.3. Herramientas utilizadas.....	24
	3.4. Transición al desarrollo.....	24
IV.	DESARROLLO Y RESULTADOS	25
	4.1. Introducción	25
	4.2. Construcción del dataset geoespacial.....	25
	4.2.1. Verificación inicial.....	25

4.2.2.	Inspección de atributos y creación de campos	26
4.2.3.	Estructura final de trabajo en GeoPackage	28
4.2.4.	Incorporación de campos traducidos y simbología temática	29
4.2.5.	Generación de centroides	31
4.2.6.	Unión de capas vectoriales.....	32
4.3.	Análisis Exploratorio de Datos (EDA)	33
4.3.1.	Estadísticas de campos categóricos.....	34
4.3.2.	Listado de valores únicos y revisión de consistencia.....	35
4.3.3.	Conteo y análisis de distribución de rubros	36
4.3.4.	Visualización gráfica de la distribución de rubros	37
4.3.5.	Tipología de edificios.....	38
4.3.6.	Actualización temporal de los datos.....	39
4.4.	Procesamiento y Análisis Geoespacial	40
4.4.1.	Sistema de Referencia de coordenadas (SRC) y unidades métricas ...	40
4.4.2.	Mapas de calor (KDE).....	41
4.4.3.	Obtención de la Red Vial Principal (QuickOSM).....	44
4.4.4.	Cálculo de cercanía a calles principales	47
4.4.5.	Integración de la variable de distancia a calles principales.....	50
4.4.6.	Cercanía a paradas de transporte público (Red Tulum)	52
4.4.7.	Integración de la variable de cercanía a paradas de transporte público	55
4.4.8.	Consolidación de variables de accesibilidad y generación de la capa final	58
4.4.9.	Depuración del dataset final y generación de estadísticas por categorías	61

4.4.10.	Análisis de accesibilidad espacial por rubro	64
4.4.11.	Comparación de distancias promedio a calles y paradas por rubro ..	68
4.4.12.	Síntesis interpretativa	72
4.5.	Construcción del Modelo Predictivo Multicriterio de Potencialidad	
	Comercial	73
4.5.1.	Cálculo de la densidad comercial (KDE).....	73
4.5.2.	Normalización de la capa de densidad	75
4.5.3.	Cálculo de la cercanía a paradas de transporte público (0–1).....	76
4.5.4.	Cálculo de la cercanía a calles principales (0–1)	81
4.5.5.	Cálculo de la variable de cercanía a calles principales (0–1).....	85
4.5.6.	Selección y generación de la capa de calles principales	89
4.5.7.	Cálculo de distancia y cercanía a calles principales.....	93
4.5.8.	Integración de variables predictoras.....	98
4.5.9.	Incorporación del indicador de densidad comercial (KDE).....	102
4.5.10.	Creación y ajuste del índice de potencialidad	106
4.5.11.	Interpretación del índice de potencialidad	116
V.	CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS.....	118
5.1.	Conclusiones generales	118
5.2.	Líneas de trabajo futuro	120
VI.	BIBLIOGRAFÍA	122

I. INTRODUCCIÓN

La planificación urbana contemporánea exige construir evidencia territorial confiable, accesible y reproducible para orientar decisiones con criterios de eficiencia y equidad. En contextos municipales, donde los recursos técnicos y presupuestarios suelen ser acotados, la articulación de datos abiertos con software libre ofrece una vía operativa y de bajo costo para producir diagnósticos actualizables que fortalezcan la gestión pública (Ferrer & Martínez, 2019; QGIS Development Team, 2025).

En muchos municipios de América Latina, y en particular en áreas como Rivadavia (San Juan, Argentina), la disponibilidad de datos oficiales estandarizados y accesibles es reducida o presenta dificultades de acceso y actualización. Esta situación dificulta la formulación de diagnósticos precisos que permitan sustentar planes urbanos efectivos y equitativos (Observatorio de Políticas Públicas Territoriales UNSJ, 2022–2024).

El municipio de Rivadavia presenta una configuración territorial heterogénea, con un crecimiento urbano en expansión no siempre regulado, representativo de los desafíos urbanos de las zonas intermedias argentinas. El conocimiento del entramado comercial resulta clave para diseñar políticas integrales que promuevan la revitalización urbana, el acceso equitativo a servicios y el fortalecimiento del tejido económico local (Batty, 2013).

Para superar estas limitaciones, la combinación de Ciencia de Datos con Análisis Geoespacial y el uso de datos abiertos ha emergido como una estrategia valiosa para fortalecer la gobernanza territorial. En particular, el empleo de repositorios colaborativos de datos geográficos como OpenStreetMap (OSM) y herramientas de software libre como QGIS y PyQGIS permite desarrollar diagnósticos reproducibles, transferibles y de bajo costo, que facilitan la generación de insumos concretos para la planificación urbana municipal (Goodchild, 2007; QGIS Development Team, 2025).

El interés institucional de este trabajo se vincula con la necesidad de identificar patrones territoriales asociados a la localización de comercios, a fin de aportar insumos para la reflexión y la toma de decisiones locales. Se prioriza además la transferibilidad de los resultados, de modo que puedan ser reutilizados por equipos técnicos y académicos de la Universidad Nacional de San Juan y por áreas municipales, en concordancia con los objetivos de fortalecimiento de capacidades estatales promovidos a nivel local (Observatorio de Políticas Públicas Territoriales UNSJ, 2022–2024).

Este trabajo se enfoca en la caracterización geoespacial de la distribución comercial en el departamento de Rivadavia, San Juan, utilizando datos obtenidos de OSM mediante consultas específicas con Overpass Turbo y QuickOSM, para luego ser procesados a través de QGIS y PyQGIS. El análisis de la distribución de comercios y sus características permite identificar patrones espaciales, zonas saturadas o con vacíos comerciales, y establecer insumos útiles para la toma de decisiones sobre el desarrollo urbano local.

La importancia de este enfoque radica en su potencial para fortalecer la capacidad analítica de los gobiernos municipales y equipos académicos, generando evidencia territorial actualizable y reproducible que pueda ser empleada en la formulación de políticas públicas estratégicas. Además, la metodología desarrollada prioriza la transparencia y trazabilidad de los procesos, en línea con las mejores prácticas para la gestión pública basada en datos (Ramírez, 2020).

En consecuencia, se plantea como objetivo central diseñar y desarrollar un marco de análisis geoespacial que permita caracterizar y visualizar la distribución comercial de Rivadavia, facilitando la identificación de indicadores territoriales relevantes para la gestión urbana. Este trabajo se inscribe en el Proyecto de Desarrollo Tecnológico y Social (PDTS) de

la Universidad Nacional de San Juan, orientado a aplicar Ciencia de Datos como instrumento para la generación de políticas públicas en gobiernos municipales.

La presente monografía está estructurada para documentar con detalle el proceso metodológico, los resultados analíticos, la interpretación de hallazgos y la formulación de conclusiones y propuestas que puedan servir de base para investigaciones futuras y acciones concretas en el ámbito local. Además, se busca contribuir al desarrollo de capacidades estatales mediante la transferencia de conocimientos técnicos accesibles y sostenibles en el tiempo.

1.1. Antecedentes

La ciencia de datos aplicada al territorio y los Sistemas de Información Geográfica (SIG) se han consolidado como herramientas clave para construir diagnósticos accesibles, reproducibles y de bajo costo, fortaleciendo la transparencia y la trazabilidad de los procesos de gestión pública (Ferrer & Martínez, 2019; Ramírez, 2020). Esta orientación resulta especialmente pertinente para problemáticas urbanas que requieren lectura espacial sistemática y productos útiles para la administración local, con énfasis en procedimientos documentados y reutilizables.

En contextos municipales con restricciones técnicas y presupuestarias, han cobrado relevancia los enfoques que combinan ciencia de datos y análisis espacial, por su capacidad de producir evidencia territorial útil y actualizable. Estos enfoques permiten integrar distintas fuentes de información y promover metodologías abiertas y replicables (Ferrer & Martínez, 2019; Ramírez, 2020).

En el plano conceptual, la información geográfica voluntaria (VGI) ha mostrado que las contribuciones ciudadanas pueden complementar los repositorios oficiales y habilitar análisis exploratorios que alimentan la formulación de hipótesis de planificación. Esta perspectiva legitima el uso de datos colaborativos para caracterizaciones urbanas en contextos

donde los registros administrativos no son de acceso abierto o presentan limitaciones de normalización (Goodchild, 2007).

La adopción de datos abiertos y herramientas de software libre se destaca por su viabilidad técnica y económica, y por su potencial para consolidar prácticas de trabajo reproducibles en equipos públicos y académicos. Estas soluciones permiten fortalecer la transparencia y la continuidad en la gestión de información territorial (QGIS Development Team, 2024; QGIS Development Team, 2025).

La reflexión teórica sobre ciudad y territorio ha subrayado que las redes, flujos y localizaciones de las actividades económicas conforman dimensiones estructurales del funcionamiento urbano. Medir y representar estas estructuras espaciales permite identificar patrones y desigualdades y fundamentar decisiones de regulación y planificación a distintas escalas (Batty, 2013).

En el ámbito latinoamericano, múltiples aplicaciones con SIG han demostrado utilidad para analizar equipamiento, accesibilidad y concentración o composición comercial, aportando insumos para la gestión local. En dichas experiencias, los trabajos basados en datos abiertos y software libre resultan particularmente relevantes en municipios con capacidades técnicas limitadas (Barros & Alves, 2018; Ramírez, 2020; Moreno & Díaz, 2021).

Sobre el andamiaje instrumental, los manuales y documentación oficial de QGIS y PyQGIS constituyen referencias estables para estandarizar flujos de trabajo, describir buenas prácticas y favorecer la reproducibilidad técnica. Estas guías han sido empleadas como soporte para tareas de visualización, análisis y automatización en entornos SIG, asegurando que los procedimientos puedan ser seguidos y auditados por distintos equipos (QGIS Development Team, 2024).

En relación con el encuadre institucional, distintos programas universitarios y proyectos de desarrollo tecnológico y social (PDTs) promueven la generación de información territorial con criterios de apertura y reutilización, el fortalecimiento de capacidades estatales y la instalación de culturas organizacionales basadas en datos en el nivel municipal. Este enfoque reconoce, además, desafíos persistentes —heterogeneidad territorial, restricciones presupuestarias y debilidades de interoperabilidad— que justifican la adopción de soluciones metodológicas interdisciplinarias y replicables (Observatorio de Políticas Públicas Territoriales UNSJ, 2022–2024; Informe de Avance 2024).

En conjunto, estos aportes teóricos y antecedentes empíricos constituyen el sustento para abordar la caracterización de la actividad comercial a escala municipal con criterios de apertura, reproducibilidad y transferibilidad de resultados, en coherencia con los requerimientos académicos y con las necesidades de gestión pública local.

En síntesis, el estado del arte converge en tres ideas rectoras para propuestas aplicadas en escala municipal:

(i) la validez de integrar enfoques de ciencia de datos y SIG para producir evidencia territorial útil y actualizable (Ferrer & Martínez, 2019; Ramírez, 2020);

(ii) la legitimidad de los datos colaborativos como base para análisis exploratorios en contextos de acceso restringido a fuentes oficiales (Goodchild, 2007); y

(iii) la pertinencia de herramientas libres con documentación consolidada que facilite la reproducibilidad y la transferencia metodológica entre actores institucionales (QGIS Development Team, 2025).

1.2. Fundamentos del presente trabajo

El presente trabajo se fundamenta en la necesidad de contar con información territorial clara, actualizable y reutilizable que contribuya a la toma de decisiones en el ámbito municipal. En contextos donde los recursos técnicos y presupuestarios son acotados —como ocurre a escala local en Rivadavia (San Juan, Argentina)— resultó pertinente priorizar enfoques accesibles y reproducibles basados en datos abiertos y herramientas de software libre, como QGIS y PyQGIS, que permitieran producir diagnósticos oportunos sobre la localización y organización de la actividad comercial a escala intraurbana.

Se adoptó un enfoque aplicado, orientado a generar insumos concretos para la gestión, con información que pueda ser utilizada por equipos técnicos y académicos. Esta orientación se enmarca en la modalidad Informe Técnico de Trabajo de Investigación establecida en la Ordenanza N° 08/2024-CD-FCEFN, y responde a las metas institucionales de fortalecimiento de capacidades para el análisis territorial, con énfasis en la claridad de resultados, la trazabilidad de los procesos y la transferibilidad de lo producido.

El valor alcanzado por el trabajo se expresa en los siguientes aspectos:

- Apoyo a la planificación: mediante la organización de información geoespacial sobre la distribución comercial local.
- Mejora de la gestión: a partir de resultados comprensibles que permiten identificar patrones y orientar intervenciones.
- Eficiencia y sostenibilidad: al emplear herramientas y procedimientos que favorecen la continuidad y el mantenimiento por parte de equipos institucionales.
- Escalabilidad y replicabilidad: hacia otras áreas temáticas o territorios con necesidades similares.

Como tarea complementaria, se exploró un modelo predictivo de manera experimental con el objetivo de valorar su utilidad potencial para análisis futuros, documentando sus alcances y limitaciones en el contexto de los datos disponibles.

Finalmente, los resultados de este trabajo fueron difundidos en instancias académicas, conforme a lo dispuesto por la Ordenanza N° 08/2024-CD-FCEFN, incluyendo su envío y aceptación en congresos y revistas científicas, así como la presentación de las constancias correspondientes ante las autoridades académicas pertinentes.

1.3.Objetivos

1.3.1. Objetivo general

- Diseñar y desarrollar un marco de análisis geoespacial para caracterizar la distribución comercial en Rivadavia (San Juan, Argentina) utilizando QGIS y PyQGIS a partir de datos abiertos, con el fin de generar insumos útiles para la planificación urbana.

1.3.2. Objetivos específicos

1. Aprender a utilizar QGIS y PyQGIS y comprender el contexto del caso de estudio.
2. Relevar datos abiertos sobre establecimientos comerciales de Rivadavia desde OpenStreetMap/Overpass.
3. Depurar y organizar la información para conformar un conjunto de datos operativo para el análisis.
4. Clasificar la información según las categorías disponibles en los datos.
5. Elaborar visualizaciones y gráficos que permitan identificar patrones de localización y áreas con presencia comercial.

6. Probar algún modelo predictivo de manera exploratoria.
7. Enviar el trabajo a congreso y/o revista científica conforme a lo requerido por la ordenanza N° 08/2024-CD-FCEF.N.
8. Presentar el Informe Técnico de Trabajo de Investigación conforme a la ordenanza N° 08/2024-CD-FCEF.N, integrando los resultados y anexos correspondientes.

II. MARCO TEÓRICO

2.1.Ciencia de Datos y Ciencia de Datos Geoespacial

La Ciencia de Datos se ha consolidado como un campo interdisciplinario orientado a la obtención de conocimiento a partir de datos mediante técnicas analíticas, estadísticas y computacionales. Su propósito es transformar la información en evidencia útil para la toma de decisiones, favoreciendo procesos basados en datos y sustentados en la trazabilidad de los procedimientos (Cady, 2016, como se cita en Quiroga, 2018).

De acuerdo con Quiroga (2018), el proceso de descubrimiento de conocimiento implica una secuencia estructurada de etapas que incluye la selección, limpieza, transformación, análisis y evaluación de los datos. Dentro de este ciclo, el Análisis Exploratorio de Datos (EDA) cumple un rol fundamental, al permitir examinar la estructura, consistencia y distribución de los datos antes de aplicar técnicas analíticas o predictivas. Esta etapa resulta esencial para detectar errores, sesgos o vacíos y garantizar la calidad de los insumos que alimentan los modelos analíticos posteriores.

La Ciencia de Datos Geoespacial constituye una especialización de esta disciplina centrada en el estudio de fenómenos con referencia territorial. Combina métodos de la Ciencia de Datos con las capacidades analíticas de los Sistemas de Información Geográfica (SIG), posibilitando modelar relaciones territoriales, detectar patrones de distribución y estimar comportamientos espaciales (Goodchild, 2007).

Ramírez (2020) destaca que este enfoque permite desarrollar metodologías abiertas y adaptables a distintos contextos locales, contribuyendo al fortalecimiento institucional mediante el uso de datos abiertos y software libre.

En el ámbito de la planificación urbana, la Ciencia de Datos Geoespacial adquiere relevancia por su capacidad de integrar información heterogénea y generar diagnósticos actualizables y comparables en el tiempo. Su aplicación en contextos municipales facilita la construcción de evidencia territorial y la producción de insumos que respaldan políticas públicas, promoviendo la transparencia y la toma de decisiones informada (Ferrer & Martínez, 2019; Observatorio de Políticas Públicas Territoriales UNSJ, 2022–2024).

2.2. Sistemas de Información Geográfica (SIG)

Los Sistemas de Información Geográfica (SIG) permiten capturar, almacenar, analizar y visualizar información con referencia espacial. Constituyen una herramienta fundamental para el análisis territorial, ya que posibilitan comprender la distribución de fenómenos y su relación con el entorno (Goodchild, 2007).

En el contexto urbano, los SIG se utilizan para representar la localización de comercios, servicios o infraestructuras y analizar su influencia en la estructura urbana.

Batty (2013) plantea que los SIG facilitan el estudio de los flujos y redes que estructuran las ciudades, permitiendo reconocer patrones espaciales que no serían evidentes de otra manera. Asimismo, Moreno y Díaz (2021) resaltan que el uso de herramientas de software libre amplía la autonomía técnica de los gobiernos locales, promoviendo prácticas de análisis sostenibles y accesibles.

De esta manera, los SIG se constituyen como el soporte metodológico esencial para los estudios geoespaciales y para la aplicación de técnicas de Ciencia de Datos Geoespacial.

2.3. QGIS y PyQGIS

QGIS es un software libre de código abierto que ofrece un entorno completo para el procesamiento y análisis de datos geográficos, integrando funciones de edición, análisis vectorial y ráster, así como de visualización avanzada (QGIS Development Team, 2025). Su disponibilidad gratuita y su comunidad activa lo han convertido en una herramienta central tanto en el ámbito académico como en la gestión pública.

La integración de QGIS con Python, mediante la API PyQGIS, permite automatizar flujos de trabajo, ejecutar análisis complejos y garantizar la reproducibilidad de los procesos (QGIS Development Team, 2024). Este tipo de integración refuerza la trazabilidad metodológica y la transparencia en la construcción de resultados, principios acordes con la filosofía de la ciencia abierta.

En este trabajo, QGIS y PyQGIS fueron empleados para desarrollar un proceso analítico reproducible que combina la visualización cartográfica, el procesamiento automatizado y la generación de productos de salida interpretables. Estas herramientas garantizan la transparencia de los procedimientos y facilitan la transferencia metodológica a otros equipos técnicos y académicos (PDTS-UNSJ, 2024).

2.4. Datos Abiertos y Geografía Voluntaria (VGI)

Los datos abiertos se definen como aquellos que pueden ser utilizados, reutilizados y redistribuidos libremente, promoviendo la transparencia y la innovación (Ferrer & Martínez, 2019). Su adopción en el ámbito geoespacial ha permitido la creación de repositorios colaborativos donde ciudadanos y organismos públicos contribuyen con información territorial.

El concepto de Información Geográfica Voluntaria (Volunteered Geographic Information, VGI), propuesto por Goodchild (2007), alude a la producción colaborativa de

datos geográficos generados por usuarios. Este enfoque ha demostrado ser un complemento valioso a las fuentes oficiales, especialmente en contextos donde los datos gubernamentales son limitados o presentan dificultades de actualización.

OpenStreetMap (OSM) es el ejemplo más representativo de VGI, constituyendo una base de datos global, abierta y colaborativa, que contiene información sobre calles, edificios, servicios y actividades. Su estructura abierta posibilita el uso académico y gubernamental para tareas de planificación, investigación y desarrollo urbano (Barros & Alves, 2018; Ramírez, 2020).

El uso de datos provenientes de OSM en combinación con herramientas SIG libres constituye una alternativa viable para municipios que buscan independencia tecnológica y metodologías transparentes (Observatorio de Políticas Públicas Territoriales UNSJ, 2022–2024).

2.5.Herramientas de Extracción y Procesamiento: Overpass Turbo y QuickOSM

Overpass Turbo es una herramienta web que permite consultar la base de datos de OSM mediante el lenguaje Overpass QL. Su principal ventaja es la posibilidad de filtrar información por tipo de elemento o atributo y descargar los resultados en formatos abiertos como GeoJSON o XML, compatibles con QGIS (Overpass Turbo, s.f.).

QuickOSM, por su parte, es un complemento (plugin) de QGIS que posibilita acceder directamente a los datos de OSM sin necesidad de escribir código, integrando la información obtenida como capas vectoriales dentro del proyecto (QGIS Development Team, 2025).

Ambas herramientas fueron fundamentales en el desarrollo de este estudio, ya que permitieron automatizar la recolección de datos abiertos y preparar los insumos para el análisis geoespacial posterior.

2.6. Análisis Espacial y Estimación de Densidad por Núcleo (KDE)

El análisis espacial comprende el conjunto de técnicas empleadas para estudiar la distribución, relación y patrones de los fenómenos en el espacio geográfico. Permite identificar dependencias espaciales, concentraciones y variaciones territoriales que revelan la estructura subyacente del territorio (Goodchild, 2007; Batty, 2013).

Estas técnicas son fundamentales para el estudio de dinámicas urbanas, ya que posibilitan cuantificar fenómenos como la densidad de actividades, la accesibilidad o la influencia de distintos factores espaciales.

Entre las herramientas utilizadas en análisis espacial se encuentra la Estimación de Densidad por Núcleo (KDE, por sus siglas en inglés), una técnica estadística que representa la concentración de puntos dentro de un área de estudio mediante una superficie continua. Esta herramienta genera un mapa de densidad que muestra las áreas de mayor o menor intensidad relativa (Batty, 2013; QGIS Development Team, 2025).

En el presente trabajo, la aplicación de KDE permitió visualizar la distribución de establecimientos comerciales y detectar áreas de concentración, constituyendo un insumo clave para el modelo de potencialidad. Su integración con otros análisis espaciales, como la cercanía a calles principales y a paradas de transporte, posibilitó construir una interpretación más completa del tejido comercial del departamento de Rivadavia.

2.7. Modelo de Potencialidad Multicriterio y Modelos Predictivos

El modelo implementado en este trabajo corresponde a un modelo predictivo de potencialidad multicriterio determinístico-heurístico, en el cual se integraron distintas variables territoriales — como la densidad comercial, la cercanía a calles principales y la proximidad a paradas de transporte —, todas normalizadas y ponderadas según su relevancia espacial.

Este tipo de modelo busca identificar áreas con mayor potencial de desarrollo o concentración de actividades, mediante la combinación ponderada de factores geográficos en una superficie continua.

Según Malczewski (1999) y Eastman (2012), los modelos multicriterio determinísticos-heurísticos permiten combinar factores geográficos mediante ponderaciones establecidas por el analista, integrando criterios de decisión territorial en una superficie continua de potencialidad. Moreno Jiménez y Vargas (2018) subrayan que estos métodos posibilitan incorporar conocimiento experto en la toma de decisiones, manteniendo un carácter interpretativo y replicable dentro de los Sistemas de Información Geográfica.

Quiroga (2018) señala que la validez de los resultados en procesos analíticos de este tipo depende del cumplimiento riguroso de las etapas de preparación, transformación y evaluación de los datos, así como de la documentación completa de los procedimientos realizados.

El enfoque multicriterio determinístico-heurístico aplicado en este trabajo se alinea con estos principios, articulando la interpretación experta con Técnicas de Ciencia de Datos Geoespacial para construir un índice reproducible y verificable.

Los modelos predictivos geoespaciales son herramientas de la Ciencia de Datos que permiten estimar tendencias o patrones espaciales a partir de variables observadas. A diferencia de los modelos de aprendizaje automático, los enfoques determinísticos-heurísticos no dependen de algoritmos de predicción automatizada, sino de la integración de criterios definidos por el investigador en función del contexto territorial (Ramírez, 2020).

III. METODOLOGÍA

El trabajo se desarrolló bajo un enfoque aplicado y exploratorio, enmarcado en el campo de la Ciencia de Datos Geoespacial, orientado al análisis de información territorial mediante el uso de datos abiertos y herramientas de software libre.

La metodología empleada combinó procedimientos de análisis de datos, procesamiento geográfico y modelado espacial, con el propósito de construir un modelo predictivo de potencialidad comercial para el departamento de Rivadavia (San Juan, Argentina).

A lo largo del proceso se mantuvo un esquema de trabajo iterativo, basado en la generación constante de nuevos conjuntos de datos y visualizaciones, que permitieron retroalimentar las decisiones analíticas y garantizar la coherencia con los objetivos de la investigación.

3.1. Enfoque general

El diseño metodológico integró técnicas propias de la Ciencia de Datos Geoespacial y del análisis territorial con Sistemas de Información Geográfica (SIG).

El proceso se apoyó en la extracción, limpieza y estructuración de datos provenientes de OSM, en su tratamiento geoespacial dentro del entorno QGIS, y en la modelización de variables espaciales destinadas a identificar patrones de distribución comercial.

Las fases de trabajo no se desarrollaron de forma lineal, sino de manera solapada y con retroalimentación permanente.

La obtención de gráficos, mapas y nuevos datasets constituyó una práctica transversal a todas las etapas, sirviendo como mecanismo de control de calidad y de validación continua del proceso analítico.

3.2.Fases Metodológicas

El desarrollo del trabajo se estructuró en cinco fases metodológicas principales, en correspondencia con los objetivos específicos planteados.

Fase 1. Obtención y Preparación de Datos

La primera fase comprendió la obtención y depuración del conjunto de datos base. Se trabajó con información abierta proveniente de OpenStreetMap, extraída mediante Overpass Turbo en formato GeoJSON.

Este archivo inicial fue filtrado para obtener los atributos relevantes, incluyendo la fecha de actualización y los nombres de edificios, y posteriormente convertido a formato GeoPackage para su gestión en QGIS.

A partir de este conjunto se identificaron las entidades correspondientes a locales comerciales y edificaciones, diferenciando entre puntos y polígonos, y generando los centroides necesarios para su integración.

Durante esta etapa se realizaron tareas de limpieza, control de atributos y organización de capas, construyéndose progresivamente un dataset analítico que serviría de base para las fases posteriores del modelo predictivo.

Fase 2. Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

La segunda fase consistió en un análisis exploratorio de los datos, orientado a comprender su estructura y comportamiento espacial.

Se verificaron los atributos, se depuraron valores inconsistentes y se establecieron categorías de rubros comerciales con el fin de identificar, clasificar y contabilizar las distintas actividades registradas.

Este análisis permitió reconocer patrones iniciales de distribución y concentración comercial dentro del territorio, además de detectar posibles vacíos de información.

Los resultados obtenidos sirvieron como insumo para el procesamiento geoespacial y para definir las variables que serían integradas en el modelo.

Fase 3. Procesamiento y Análisis Geoespacial

En esta fase se desarrollaron las operaciones espaciales necesarias para generar variables derivadas a partir de los datos base.

El procesamiento incluyó el cálculo de distancias, la delimitación de áreas de influencia y la elaboración de mapas de densidad mediante el método Kernel Density Estimation (KDE).

Asimismo, se incorporaron capas complementarias de la red vial y de las paradas de transporte público pertenecientes a la Red Tulum, obtenidas con el complemento QuickOSM de QGIS.

Estas variables geográficas permitieron representar la accesibilidad, la conectividad y la densidad comercial del territorio, aportando una base sólida para la construcción del modelo predictivo.

Fase 4. Construcción del Modelo Predictivo Multicriterio de Potencialidad Comercial

En la cuarta fase se integraron las variables generadas dentro del dataset final, con el propósito de elaborar un modelo multicriterio de potencialidad comercial de carácter predictivo.

El procedimiento se basó en la normalización y ponderación de las variables, considerando su grado de influencia sobre la localización de las actividades económicas.

La combinación ponderada de las capas permitió construir un índice continuo de potencialidad territorial, que identifica zonas con distintas oportunidades para el desarrollo comercial.

Este modelo constituye el resultado metodológico central de la investigación y refleja la aplicación práctica de la Ciencia de Datos Geoespacial en la planificación urbana.

Fase 5. Validación, visualización y retroalimentación

La última fase estuvo orientada a la validación visual y analítica de los resultados obtenidos. La generación de mapas temáticos y comparaciones intermedias permitió verificar la coherencia de las capas y del modelo final, posibilitando ajustes iterativos en las fases previas cuando fue necesario.

Las visualizaciones, lejos de ser el resultado de un producto final, se consideraron una herramienta transversal de control de calidad y de descubrimiento, presentes a lo largo de todo el proceso metodológico.

De este modo, la metodología adoptó una dinámica de retroalimentación constante, en la que el análisis, la visualización y la modelización se integraron como partes de un mismo ciclo de trabajo. A lo largo del proceso se generaron múltiples conjuntos de datos intermedios que fueron depurados, verificados y combinados de manera progresiva. Esta dinámica respondió a la necesidad de construir un flujo de trabajo flexible, donde cada resultado parcial —como los rásteres de distancia, las capas vectoriales de comercios o las estadísticas zonales— servía de insumo para etapas posteriores del análisis. El proceso no se desarrolló de forma lineal, sino iterativa y realimentada, permitiendo volver sobre pasos anteriores para ajustar parámetros, incorporar nuevas variables o corregir inconsistencias detectadas. Esta estrategia de construcción sucesiva de datasets analíticos garantizó la coherencia espacial y temática de los insumos, y posibilitó alcanzar un modelo predictivo robusto y reproducible.

3.3.Herramientas utilizadas

Todas las etapas del proceso se realizaron con herramientas de software libre. Se utilizaron QGIS y su entorno PyQGIS para el procesamiento geoespacial, junto con Overpass Turbo y el complemento QuickOSM para la obtención y actualización de datos.

La elección de estas herramientas respondió a criterios de transparencia, accesibilidad y reproducibilidad, garantizando la trazabilidad del flujo de trabajo y la posibilidad de replicar los resultados obtenidos.

3.4.Transición al desarrollo

El proceso metodológico descrito permitió avanzar desde la obtención inicial del archivo GeoJSON hasta la construcción del modelo predictivo de potencialidad comercial, mediante un enfoque iterativo sustentado en la Ciencia de Datos Geoespacial.

Durante todas las fases se fueron construyendo, refinando y validando distintos datasets, lo que permitió generar las variables necesarias para el modelado y asegurar la coherencia de los resultados.

En la siguiente sección se presenta el Desarrollo, donde se detallan los procedimientos aplicados, las figuras, los mapas y los resultados que evidencian la evolución del trabajo y los productos obtenidos en cada etapa.

IV. DESARROLLO Y RESULTADOS

4.1.Introducción

Este capítulo presenta el desarrollo completo del trabajo y los resultados obtenidos en cada etapa, desde la obtención y estructuración inicial del archivo GeoJSON hasta la construcción del modelo predictivo de potencialidad comercial. La exposición sigue el orden metodológico definido, pero refleja el carácter iterativo del proceso: a lo largo de todas las fases se generaron y refinaron nuevos datasets analíticos, se produjeron visualizaciones y se verificó la coherencia de los datos y de las salidas intermedias.

Las figuras incluidas documentan cada hito (mapas, gráficos y salidas de QGIS), y se acompañan de descripciones breves que explican el objetivo del paso, el procedimiento aplicado y el resultado alcanzado, manteniendo la trazabilidad con los objetivos específicos del estudio.

4.2.Construcción del dataset geoespacial

La construcción del dataset se inició con la carga del archivo GeoJSON en QGIS versión 3.40.7, y la verificación visual de geometrías y atributos. Para contextualizar la distribución espacial, se incorporó una capa base de OSM. A continuación, se inspeccionaron las tablas de atributos de puntos y polígonos, y se creó el campo `rubro_osm` mediante la Calculadora de Campos, tanto en la capa de puntos como en la de polígonos. Finalmente, se consolidó la estructura de trabajo en un archivo GeoPackage con las capas `comercios_final_puntos` y `comercios_final_poligonos`.

4.2.1. Verificación inicial

Se realizó una primera comprobación de la distribución de locales comerciales (puntos) y centros comerciales (polígonos), y luego se añadió una capa base OSM para mejorar la referencia territorial como se observa en las Figuras 1 y 2.

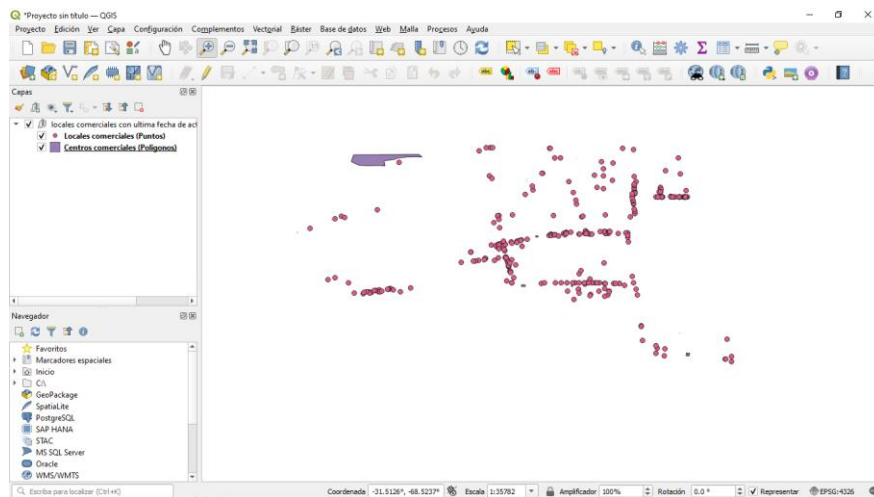


Figura 1. Vista inicial de locales comerciales (puntos) y centros comerciales (polígonos) en QGIS.

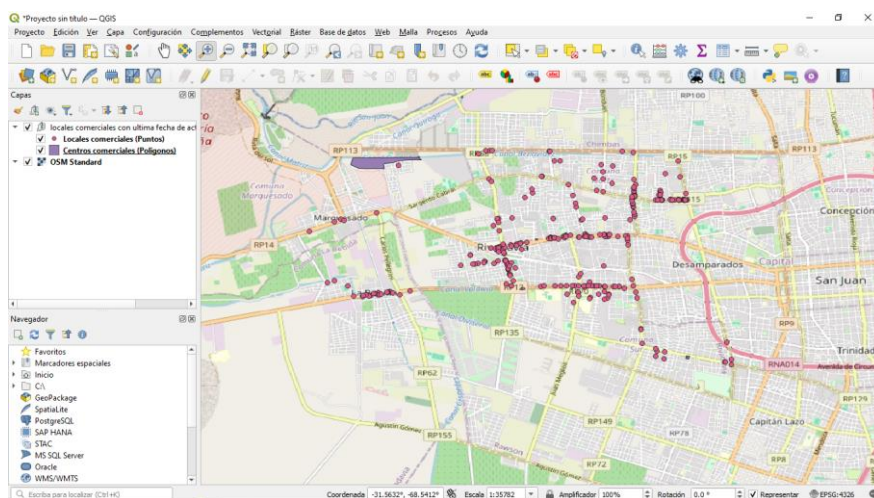


Figura 2. Adición de capa base OSM desde QuickMapServices (QMS) en QGIS.

4.2.2. Inspección de atributos y creación de campos

Se revisaron los atributos disponibles en la capa de puntos y, posteriormente, en la capa de polígonos (véanse Figuras 3 y 5). Seguidamente, como parte de la normalización, se creó el campo `rubro_osm` con la calculadora de campos, en ambas capas, tal como se muestra en las Figuras 4 y 6.

id	@id	address	addr:housenumber	add:postcode	addr:street	brand	brand:wikidata	brand:wikipedia	building	building:levels	butcher	check_date	k_date
1	node/2608842189	node/2608842189	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
2	node/2608842522	node/2608842522	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
3	node/2608842523	node/2608842523	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
4	node/2608846753	node/2608846753	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
5	node/2608852583	node/2608852583	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
6	node/2608854233	node/2608854233	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
7	node/2608856012	node/2608856012	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
8	node/2608857066	node/2608857066	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
9	node/3817450668	node/3817450668	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
10	node/4006029485	node/4006029485	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
11	node/4079463610	node/4079463610	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
12	node/4079460844	node/4079460844	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
13	node/4313553594	node/4313553594	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
14	node/4365577789	node/4365577789	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
15	node/4365623592	node/4365623592	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
16	node/4367026990	node/4367026990	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
17	node/4367040689	node/4367040689	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
18	node/4367177292	node/4367177292	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
19	node/4540504003	node/4540504003	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
20	node/4540504004	node/4540504004	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
21	node/4540504094	node/4540504094	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
22	node/4540504094	node/4540504094	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL

Figura 3. Tabla de atributos de la capa de locales comerciales (puntos).

Locales comerciales (Puntos) - Field Calculator

Only update if selected feature(s)

Crear un campo nuevo

Actualizar campo existente

Nombre del campo de salida: rubro_osm

Tipo del campo de salida:

Longitud del campo de salida: 30

Expresión:

Editor de funciones

Objeto especial:

Previsualizar: 'lothes'

Buttons: Aceptar, Cancelar, Aplicar, Ayuda

Figura 4. Creación del campo rubro_osm en la capa de puntos

id	@id	address	addr:housenumber	add:postcode	addr:street	brand	brand:wikidata	brand:wikipedia	building	building:levels	butcher	check_date	k_date
1	way/220969396	way/220969396	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	retail	NULL	NULL	NULL	NULL
2	way/40554534	Rivadavia	5166 (O)	5406	Avenida José G...	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
3	way/511133942	way/511133942	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL
4	way/545279719	way/545279719	Marquesado	5407	Avenida Libertad...	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL
5	way/54527783	way/54527783	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL
6	way/591110578	way/591110578	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL
7	way/602795135	way/602795135	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL
8	way/602795139	way/602795139	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL
9	way/7012823150	way/7012823150	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	retail	1	NULL	NULL	NULL
10	way/1060387827	way/1060387827	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	house	2	NULL	NULL	NULL
11	way/1089668694	way/1089668694	NULL	NULL	NULL	Vea	Q5858167	es:Vea (superm...)	yes	1	NULL	NULL	NULL
12	way/1169755921	way/1169755921	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL
13	way/1170883873	way/1170883873	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL
14	way/1187996511	way/1187996511	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	house	1	NULL	NULL	NULL
15	way/1207933791	way/1207933791	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	house	1	NULL	NULL	NULL
16	way/1218408876	way/1218408876	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	1	NULL	NULL	NULL
17	way/1287057192	way/1287057192	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL

Figura 5. Tabla de atributos de la capa de centros comerciales (polígonos)

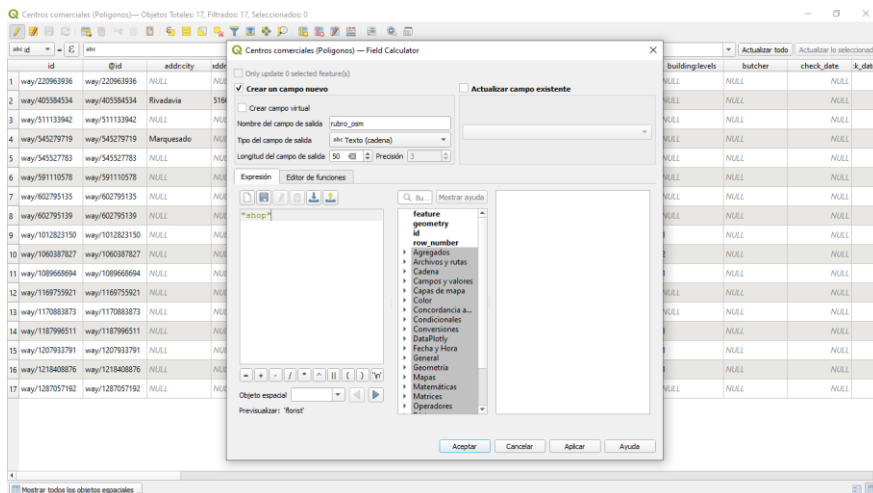


Figura 6. Creación del campo rubro_osm en la capa de polígonos

4.2.3. Estructura final de trabajo en GeoPackage

Se consolidó la estructura de proyecto en un archivo GeoPackage denominado `comercios_final.gpkg`, con las capas `comercios_final_puntos` y `comercios_final_poligonos` (véase Figuras 7). Este procedimiento se realizó debido a que el dataset original era un archivo con formato geojson.

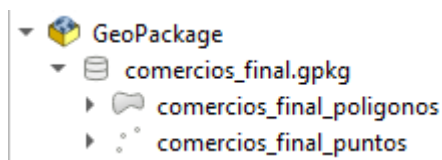


Figura 7. Estructura del GeoPackage con las capas finales del proyecto.

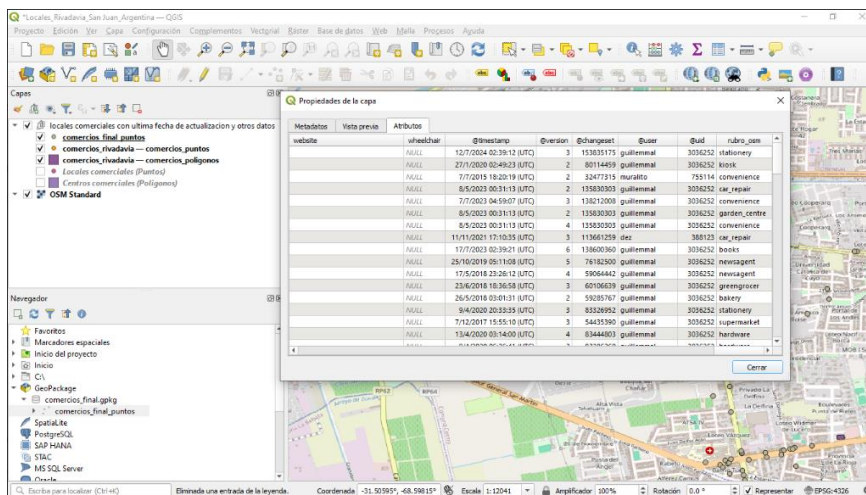


Figura 8. Verificación de metadatos/atributos clave (incluye @rubro_osm) en propiedades de la capa comercios_final_puntos

ecar_req	vicevehicelpainti	envicevehicletyre	shop	toilets	unisex	website	wheelchair	@timestamp	@version	@changeset	@user	@uid	rubro_osm
	NULL	NULL	convenience	NULL	NULL	NULL	NULL	20/7/2021 18:56...	6	108335365	GuacamayoAzul	13735371	convenience
	NULL	NULL	mall	NULL	NULL	NULL	NULL	19/7/2023 23:29...	8	138738597	guillemmal	3036252	mall
	NULL	NULL	florist	NULL	NULL	NULL	NULL	28/7/2017 18:44...	1	50656237	guillemmal	3036252	florist
	NULL	NULL	butcher	NULL	NULL	NULL	NULL	6/6/2022 18:57...	2	122039462	Leo1590	8808998	butcher
	NULL	NULL	kiosk	NULL	NULL	NULL	NULL	8/12/2017 18:22...	1	54466382	guillemmal	3036252	kiosk
	NULL	NULL	kiosk	NULL	NULL	NULL	NULL	26/5/2018 03:30...	1	59285948	guillemmal	3036252	kiosk
	NULL	NULL	convenience	NULL	NULL	NULL	NULL	28/6/2018 03:52...	1	60233770	guillemmal	3036252	convenience
	NULL	NULL	convenience	NULL	NULL	NULL	NULL	28/6/2018 03:52...	1	60233770	guillemmal	3036252	convenience
	NULL	NULL	supermarket	NULL	NULL	NULL	yes	19/7/2023 23:29...	2	138738597	guillemmal	3036252	supermarket
0	NULL	NULL	mall	NULL	NULL	NULL	NULL	16/5/2022 02:44...	1	121029911	guillemmal	3036252	mall
1	NULL	NULL	supermarket	NULL	NULL	https://superm...	yes	27/8/2022 12:58...	1	125441797	guillemmal	3036252	supermarket
2	NULL	NULL	supermarket	NULL	NULL	NULL	NULL	8/5/2023 00:31...	1	135830303	guillemmal	3036252	supermarket
3	NULL	NULL	kiosk	NULL	NULL	NULL	NULL	26/10/2023 02:4...	2	143140954	guillemmal	3036252	kiosk
4	NULL	NULL	kiosk	NULL	NULL	NULL	NULL	7/7/2023 04:53...	1	138212008	guillemmal	3036252	kiosk
5	NULL	NULL	kiosk	NULL	NULL	NULL	NULL	15/9/2023 04:57...	1	141284541	guillemmal	3036252	kiosk
6	NULL	NULL	kiosk	NULL	NULL	NULL	NULL	26/10/2023 02:4...	1	143140954	guillemmal	3036252	kiosk
7	NULL	NULL	garden_centre	NULL	NULL	NULL	NULL	27/5/2024 12:17...	1	151896123	guillemmal	3036252	garden_centre

Figura 9. Tabla de atributos de la capa comercios_final_poligonos

4.2.4. Incorporación de campos traducidos y simbología temática

Se incorporó al dataset el campo rubro_es, como resultado de la traducción y normalización de categorías comerciales al idioma español, con el fin de mejorar la legibilidad de la información y facilitar el análisis e interpretación visual (véase Figura 10). Posteriormente, se aplicó una simbología categorizada tanto a la capa de puntos como de polígonos, basada en dicho campo, lo que permitió representar visualmente los distintos rubros sobre el mapa de OSM tal como se muestra en las Figuras 11, 12, 13 y 14.

aini	envice	vehicleta	shop	toilets	unisex	website	wheelchair	@timestamp	@version	@changeset	@user	@uid	rubro_osm	rubro_es
1	NULL	NULL	stationery	NULL	NULL	NULL	NULL	12/7/2024 02:39...	3	153835175	guillemal	3036252	stationery	Librería / Art. d...
2	NULL	NULL	kiiosk	NULL	NULL	NULL	NULL	27/1/2020 02:49...	2	80114459	guillemal	3036252	kiiosk	Kiosco
3	NULL	NULL	convenience	NULL	NULL	NULL	NULL	7/7/2015 18:20...	2	32477315	muralto	755114	convenience	Almacén / Des...
4	NULL	NULL	car_repair	NULL	NULL	NULL	NULL	8/5/2023 00:31...	2	135830303	guillemal	3036252	car_repair	Taller mecánico
5	NULL	NULL	convenience	NULL	NULL	NULL	NULL	7/7/2023 04:59...	3	138212008	guillemal	3036252	convenience	Almacén / Des...
6	NULL	NULL	garden_centre	NULL	NULL	NULL	NULL	8/5/2023 00:31...	2	135830303	guillemal	3036252	garden_centre	Jardinería
7	NULL	NULL	convenience	NULL	NULL	NULL	NULL	8/5/2023 00:31...	4	135830303	guillemal	3036252	convenience	Almacén / Des...
8	yes	NULL	car_repair	NULL	NULL	NULL	NULL	11/11/2021 17:1...	3	113661259	dez	388123	car_repair	Taller mecánico
9	NULL	NULL	books	NULL	NULL	NULL	NULL	17/7/2023 02:39...	6	138603360	guillemal	3036252	books	Librería (libros)
10	NULL	NULL	newsagent	NULL	NULL	NULL	NULL	25/10/2019 05:1...	5	76182500	guillemal	3036252	newsagent	Dineros y revistas
11	NULL	NULL	newsagent	NULL	NULL	NULL	NULL	17/5/2018 23:26...	4	59064442	guillemal	3036252	newsagent	Dineros y revistas
12	NULL	NULL	greengrocer	NULL	NULL	NULL	NULL	23/6/2018 18:36...	3	60106639	guillemal	3036252	greengrocer	Verdulería
13	NULL	NULL	bakery	NULL	NULL	NULL	NULL	26/5/2018 03:01...	2	59285767	guillemal	3036252	bakery	Panadería
14	NULL	NULL	stationery	NULL	NULL	NULL	NULL	9/4/2020 20:33...	3	83226952	guillemal	3036252	stationery	Librería / Art. d...
15	NULL	NULL	supermarket	NULL	NULL	NULL	NULL	7/12/2017 15:55...	3	54435390	guillemal	3036252	supermarket	Supermercado
16	NULL	NULL	hardware	NULL	NULL	NULL	NULL	13/4/2020 03:14...	4	83444803	guillemal	3036252	hardware	Ferretería
17	NULL	NULL	hardware	NULL	NULL	NULL	NULL	9/4/2020 06:26...	3	83286260	guillemal	3036252	hardware	Ferretería
18	NULL	NULL	convenience	NULL	NULL	NULL	NULL	9/8/2020 04:06...	2	89143053	guillemal	3036252	convenience	Almacén / Des...
19	NULL	NULL	bakery	NULL	NULL	NULL	NULL	30/9/2023 03:02...	5	141925773	guillemal	3036252	bakery	Panadería
20	NULL	NULL	convenience	NULL	NULL	NULL	NULL	9/8/2020 04:06...	2	89143053	guillemal	3036252	convenience	Almacén / Des...
21	NULL	NULL	copyshop	NULL	NULL	NULL	NULL	9/12/2019 20:03...	2	78169350	guillemal	3036252	copyshop	Copias / impres...
22	NULL	NULL	copyshop	NULL	NULL	NULL	NULL	9/12/2019 20:03...	2	78169350	guillemal	3036252	copyshop	Copias / impres...

Figura 10. Tabla de atributos de comercios_final_puntos con campos rubro_osm y rubro_es normalizados

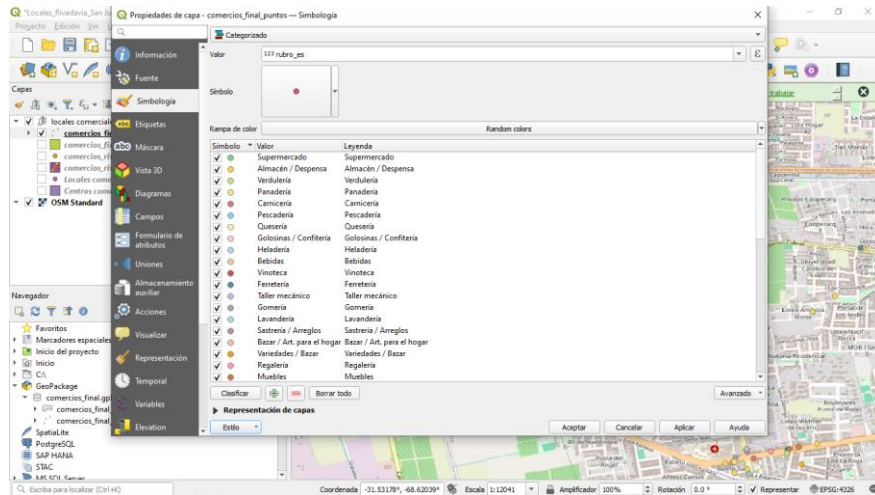


Figura 11. Asignación de simbología categorizada por el campo rubro_es en la capa de puntos

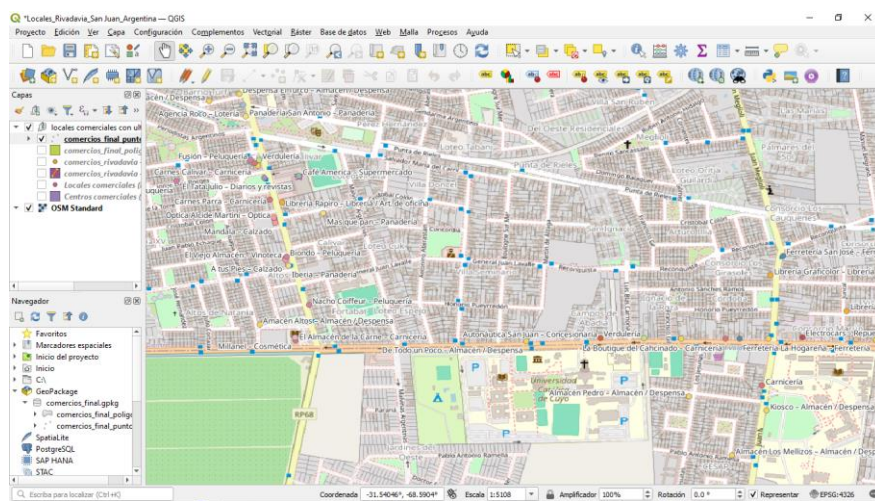


Figura 12. Visualización de comercios (puntos) categorizados por rubro sobre el mapa base OSM

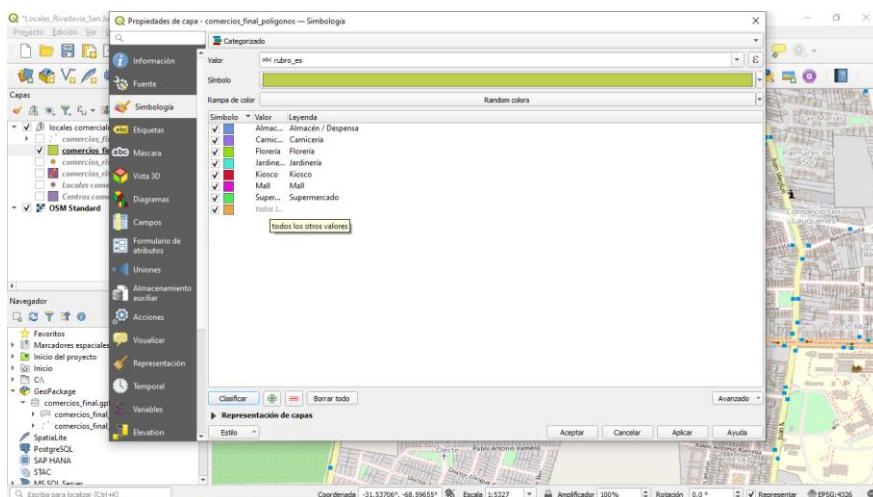


Figura 13. Asignación de simbología categorizada por campo rubro_es en la capa de polígonos

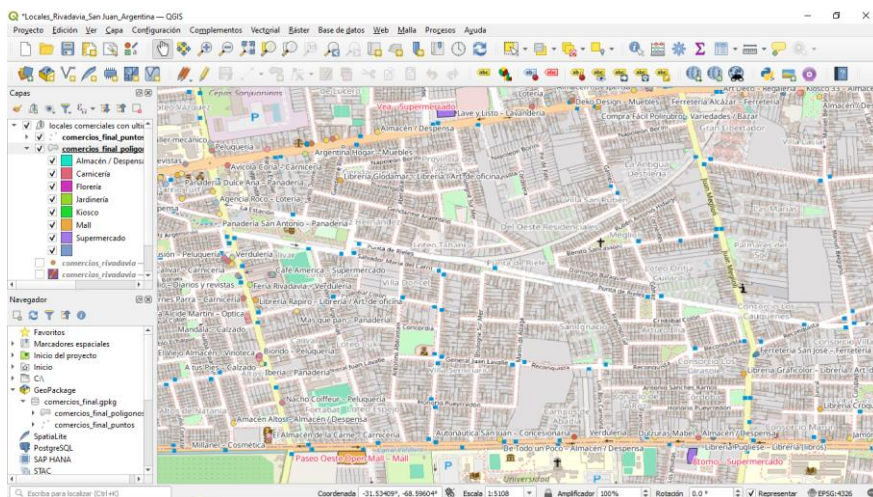


Figura 14. Visualización de centros comerciales (polígonos) categorizados por rubro sobre el mapa base OSM

4.2.5. Generación de centroides

A fin de integrar todas los puntos y polígonos en un mismo tipo geométrico para análisis posteriores, se generaron los centroides de las capas de polígonos mediante la herramienta Geometría Vectorial (Centroides) de QGIS (véanse Figuras 15 y 16). Esto permitió representar cada edificio como un punto central, manteniendo los atributos asociados a la geometría original.

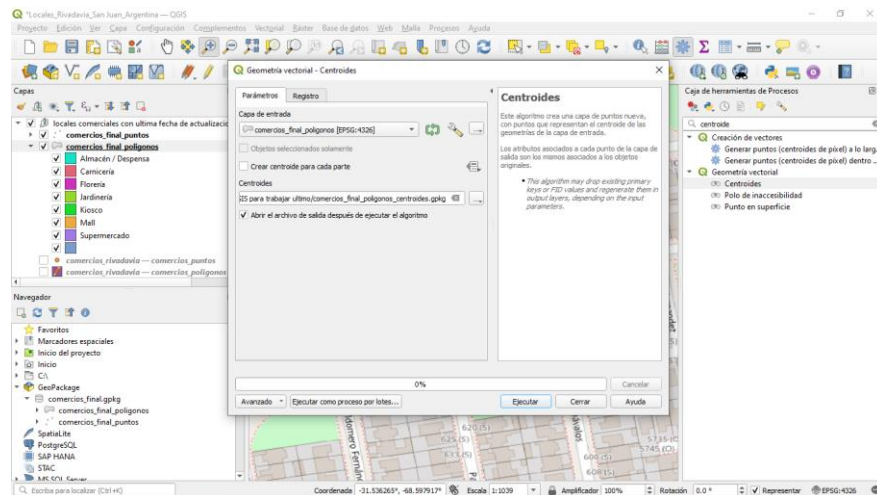


Figura 15. Generación de centroides a partir de la capa de polígonos

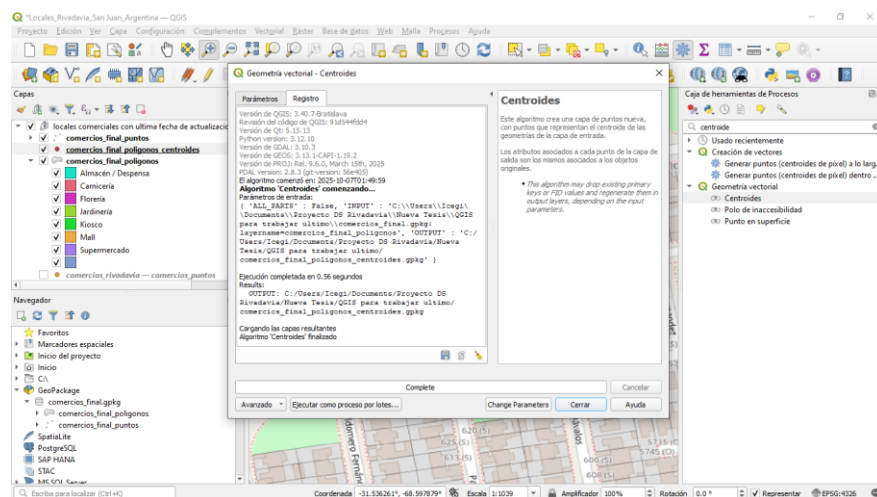


Figura 16. Registro del proceso de creación de centroides finalizado correctamente

4.2.6. Unión de capas vectoriales

Finalmente, se procedió a unificar las capas de puntos, centroides y polígonos en una sola capa vectorial denominada `comercios_unificados_puntos`, tal como se observa en las Figuras 17 y 18. Con esto se logró consolidar la información en un único dataset que integra todos los registros comerciales, facilitando los análisis posteriores.

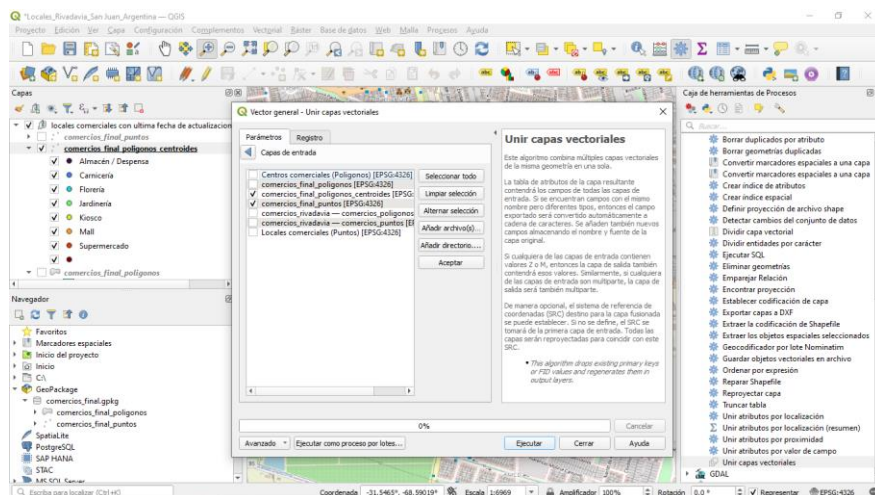


Figura 17. Interfaz de configuración de la herramienta *Unir capas vectoriales* en QGIS

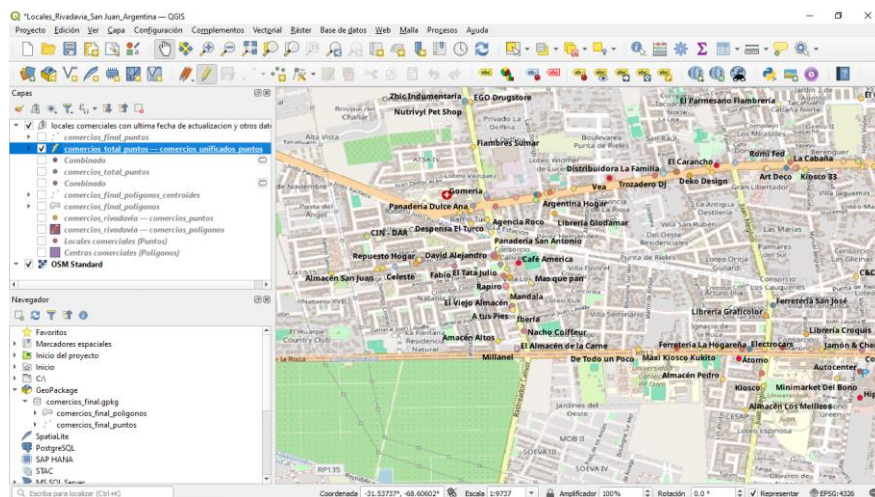


Figura 18. Capa final *comercios_unificados_puntos* con simbología categorizada sobre OSM

4.3. Análisis Exploratorio de Datos (EDA)

El análisis exploratorio de datos tuvo como objetivo examinar la estructura y el contenido del dataset consolidado de comercios, identificar patrones de distribución y verificar la consistencia de los campos creados en la etapa anterior.

A partir de la capa *comercios_unificados_puntos*, se aplicaron herramientas de análisis estadístico y categórico para cuantificar la distribución de los rubros comerciales y reconocer las categorías de mayor frecuencia dentro del tejido urbano de Rivadavia.

Esta etapa permitió una primera interpretación de la composición comercial del área, sirviendo como base para la fase de procesamiento geoespacial.

4.3.1. Estadísticas de campos categóricos

Como primer paso, se ejecutó la herramienta Estadísticas básicas de campo sobre el atributo rubro_es (véase Figura 19). Esta operación permitió obtener el recuento total de registros, valores nulos y cantidad de categorías únicas presentes en el dataset, verificando con esto la presencia de 57 rubros diferentes, con una predominancia de actividades de comercio minorista y servicios de cercanía (véase Figura 20).

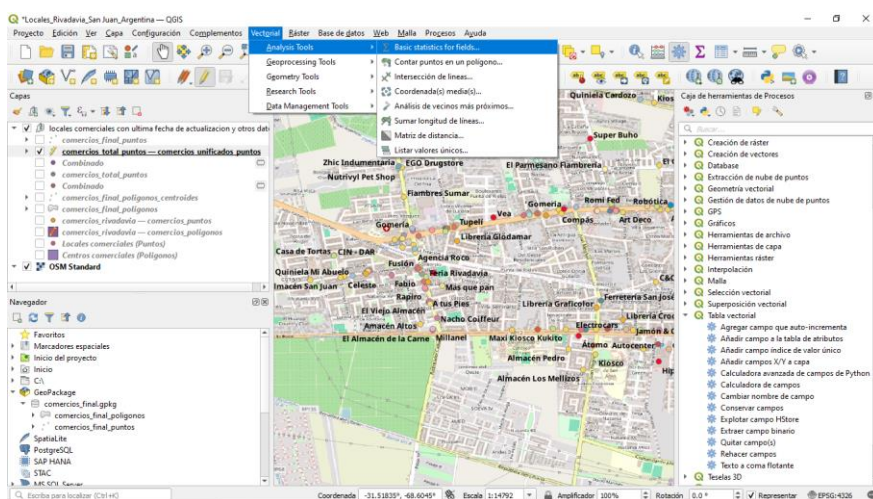


Figura 19. Panel de la herramienta Basic statistics for fields

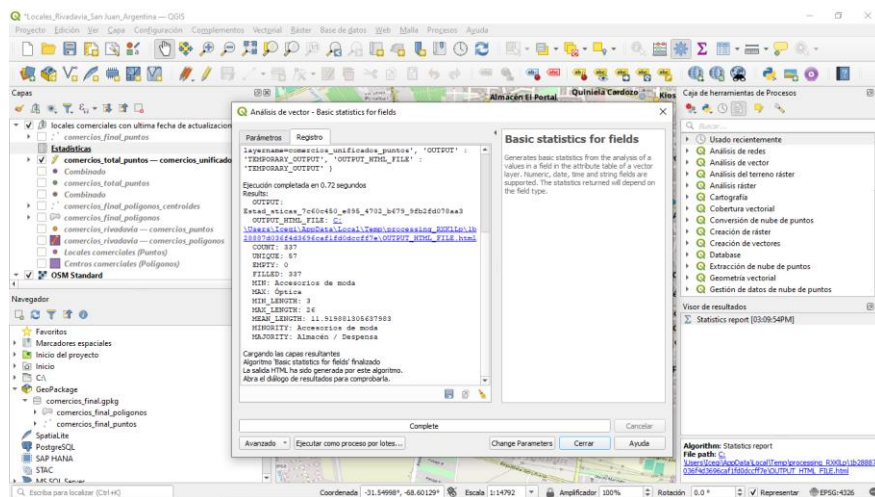


Figura 20. Resultados de estadísticas básicas mostrando número de categorías únicas en el campo rubro_es

4.3.2. Listado de valores únicos y revisión de consistencia

A continuación, mediante la herramienta Listar Valores únicos, se generó el listado completo de categorías detectadas en el campo rubro_es (véase Figura 21). Este procedimiento facilitó la identificación de repeticiones o variantes semánticas que requerían ajustes antes del modelado.

La revisión permitió confirmar la coherencia de las etiquetas y consolidar la lista final de rubros que luego fueron considerados en los análisis posteriores.

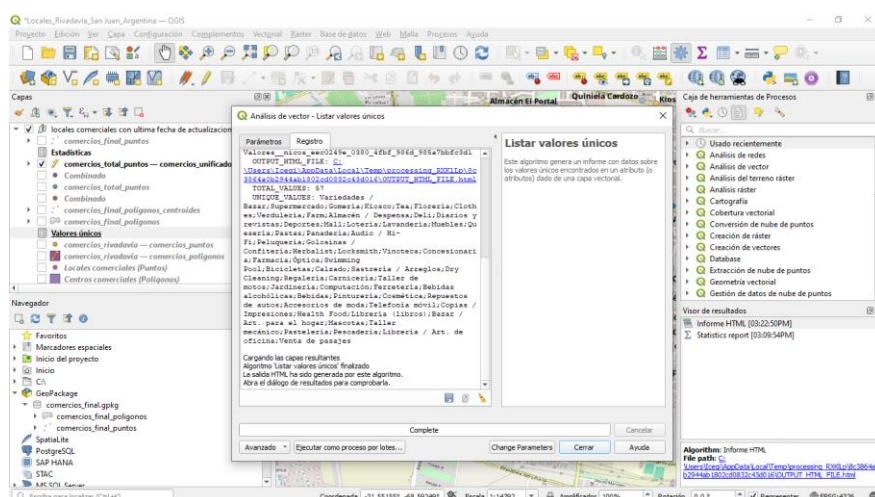


Figura 21. Ejecución de la herramienta Valores únicos mostrando las categorías comerciales identificadas

4.3.3. Conteo y análisis de distribución de rubros

Una vez verificada la consistencia de los datos, se procedió al conteo de registros por rubro, con el objetivo de observar la distribución relativa de las actividades comerciales (véanse Figuras 22 y 23).

Este análisis permitió establecer una jerarquía preliminar de rubros en función de su frecuencia espacial.

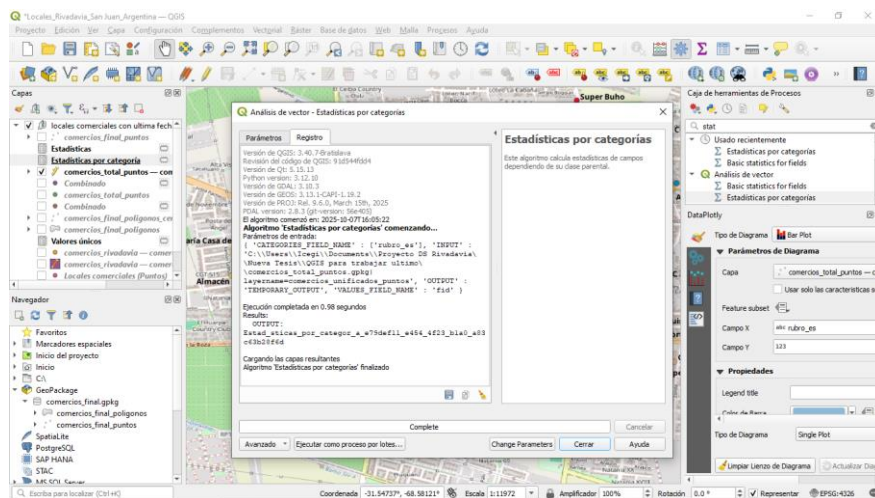


Figura 22. Resultados del conteo de rubros comerciales y ordenamiento de frecuencias

fid	rubro_es	count	unique	min	max	range	sum	mean	median	stdev	minority	majority
1	Almacén / Des...	66	66	1	333	332	10752	162.909090909...	157	91.56397433423...	1	1
2	Mall	3	3	2	268	266	280	93.3333333333...	10	123.5511589945...	2	2
3	Florería	1	1	3	3	0	3	3	3	0	3	3
4	Carnicería	26	26	4	327	323	4803	184.7307692307...	189.5	91.4269602100739	4	4
5	Kiosco	21	21	5	293	288	2332	111.0476190476...	61	106.930962839...	5	5
6	Supermercado	18	18	9	330	321	3829	212.722222222...	255.5	110.5786826731...	9	9
7	Jardinería	3	3	17	240	223	280	93.3333333333...	23	103.7379176364...	17	17
8	Librería / Art. d...	8	8	18	233	235	1116	139.5	151.5	76.5685966960...	18	18
9	Taller mecánico	8	8	21	291	270	1528	191	247	103.4420127414...	21	21
10	Librería (libros)	2	2	26	98	72	124	62	62	36	26	26
11	Diarios y revistas	3	3	27	79	52	134	44.6666666666...	28	24.28076513526...	27	27
12	Vendería	21	21	29	326	297	4146	197.4285714285...	217	91.78316653866...	29	29
13	Panadería	14	14	30	329	299	2104	150.2857142857...	134.5	94.46271265230...	30	30
14	Ferretería	15	15	33	322	289	2785	185.6666666666...	206	95.96781868012...	33	33
15	Copias / Impres...	7	7	38	314	276	802	114.5714285714...	51	101.2251481216...	38	38
16	Venta de pasajes	1	1	40	40	0	40	40	40	40	40	40
17	Bicicletas	3	3	41	278	237	590	196.6666666666...	271	110.1100459641...	41	41
18	Clothes	31	31	46	334	288	4423	142.6774193548...	110	81.8803532215679	46	46
19	Vinoteca	2	2	47	323	276	370	185	185	138	47	47
20	Calzado	4	4	49	147	98	348	87	76	36.68787265568...	49	49
21	Peluquería	18	18	50	308	258	3565	198.0555555555...	198.5	78.349294858684	50	50
22	Óptica	1	1	67	67	0	67	67	67	0	67	67

Figura 23. Vista parcial de la tabla de resumen con la frecuencia de rubros

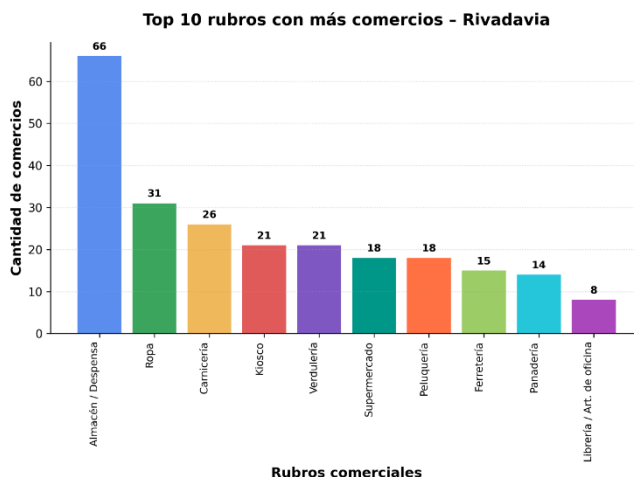


Figura 25. Gráfico de los diez rubros comerciales más frecuentes (Top 10)

4.3.5. Tipología de edificios

Se examinó en el dataset la variable `building_es`, para caracterizar el tipo de edificio donde operan los comercios. Para ello, se aplicó la herramienta Estadísticas por categorías sobre la capa `comercios_unificados_puntos`, y con esto obtener la frecuencia por tipo de edificio (véase Figura 26).

Como resultado de este procedimiento se logró observar que la distribución evidencia una mayor presencia en categorías “Otro / No especificado” y “Casa”, seguida por “Comercio” y “Edificio comercial” (véase Figura 27), lo que sugiere una gran cantidad de comercios de pequeña escala que funcionan en zonas barriales o residenciales.

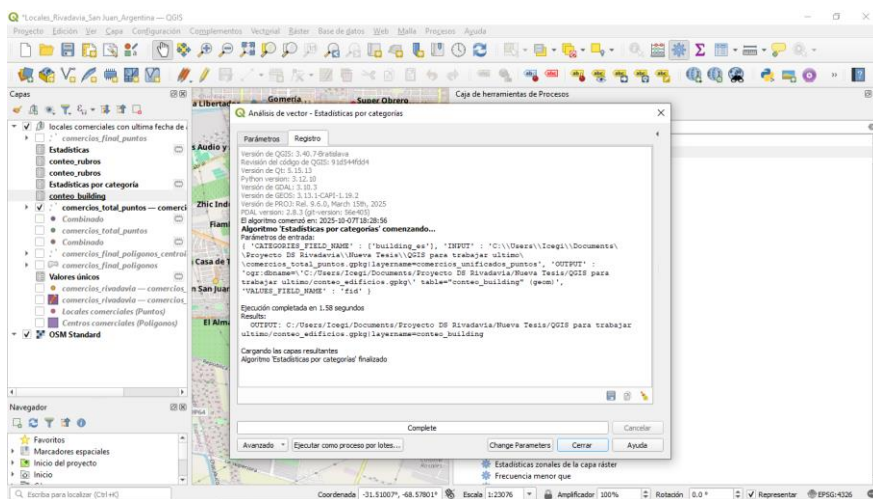


Figura 26. Panel de Estadísticas por categorías aplicado al campo building_es

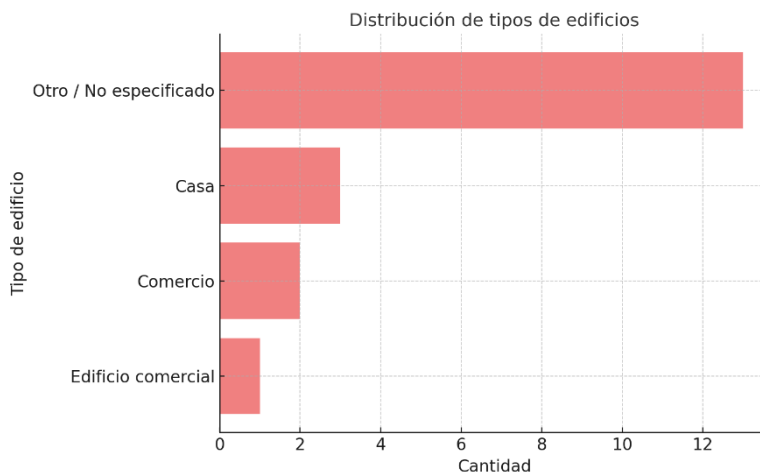


Figura 27. Gráfico de distribución de tipos de edificio (campo building_es)

4.3.6. Actualización temporal de los datos

Para evaluar la vigencia de los datos obtenidos mediante Overpass Turbo y OSM, se analizó el campo @timestamp en el dataset, y a partir del mismo se elaboró el gráfico que representa dicha información (véase Figura 28).

A partir del gráfico se pudo observar que la mayor carga y ediciones de los datos por parte de los usuarios, se realizaron en el año 2023, lo cual respalda la actualidad del dataset para el período de estudio del presente trabajo.

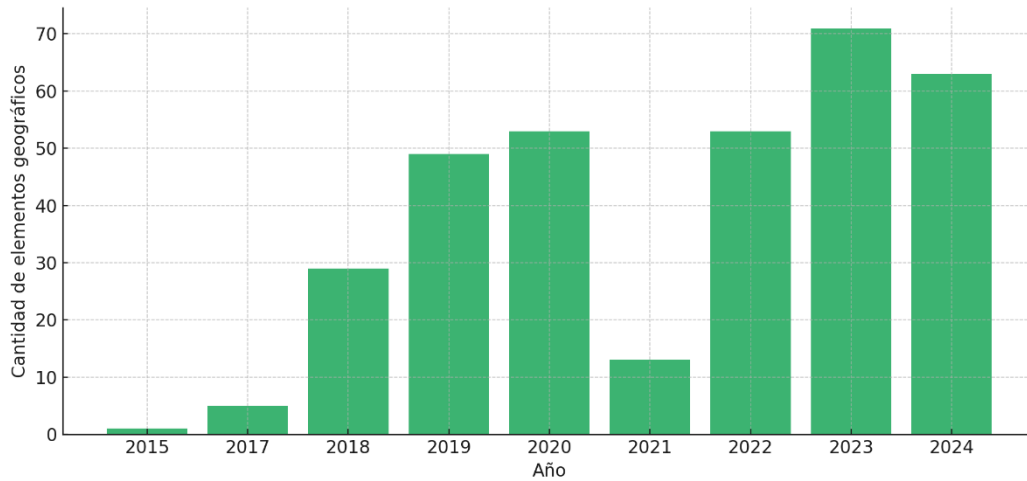


Figura 28. Año de última actualización de los elementos (a partir de @timestamp)

4.4. Procesamiento y Análisis Geoespacial

4.4.1. Sistema de Referencia de coordenadas (SRC) y unidades métricas

Antes de llevar a cabo la creación de las siguientes capas y cálculos de proximidad (distancias y cercanías), se verificó el SRC del proyecto y las unidades métricas. Inicialmente el proyecto se configuró por defecto en el SRC EPSG:4426, cuyas unidades métricas son grados, por lo que se procedió a modificarlo al SRC POSGAR 94 / Argentina 5 (EPSG:22185), adecuado para el área de San Juan y requerido para definir radios en metros (véanse Figuras 29 y 30).

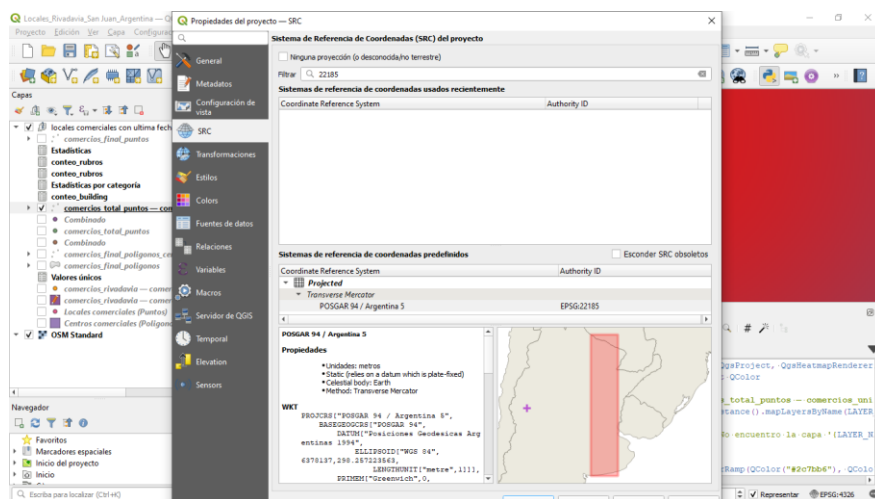


Figura 29. Propiedades del proyecto — SRC configurado en POSGAR 94 / Argentina 5 (EPSG:22185)

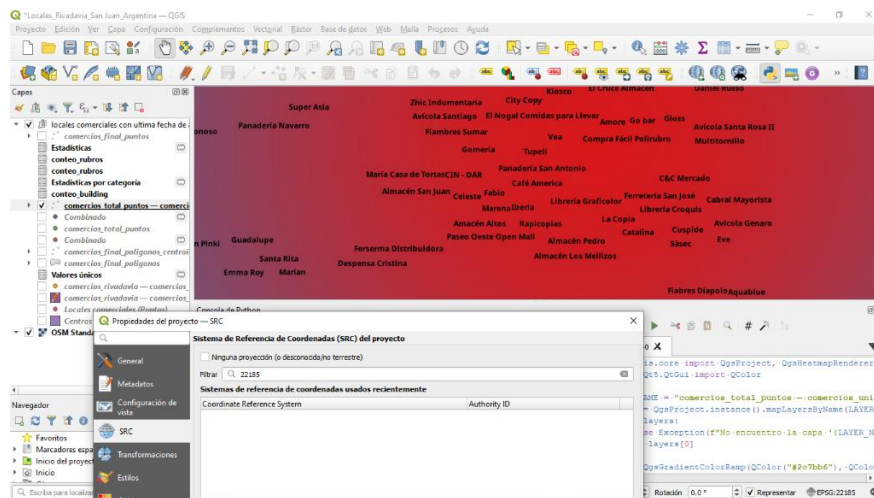


Figura 30. Detalle de unidades métricas para procesamiento

4.4.2. Mapas de calor (KDE)

Seguidamente, se generaron mapas de calor (Kernel Density Estimation, KDE) para identificar las zonas de mayor concentración comercial en el departamento de Rivadavia.

Este procedimiento se llevó a cabo con el renderizador de calor de QGIS, utilizando la capa unificada de comercios (comercios_unificados_puntos) como insumo.

El método KDE permitió representar la densidad espacial de puntos, revelando los sectores con mayor intensidad de establecimientos comerciales.

Previo a la generación de los mapas y como se mencionó en el paso anterior, se verificó que el proyecto estuviera en el sistema de referencia métrico POSGAR 94 / Argentina 5, EPSG:22185, garantizando que los radios definidos correspondieran a distancias reales en metros.

Los parámetros principales configurados fueron el radio de búsqueda, la intensidad de suavizado y la paleta de colores empleada para representar los gradientes de densidad (véanse Figuras 31 y 32).

Para evaluar el efecto del radio y seleccionar el más representativo, se realizaron tres ensayos con radios de 60 m, 80 m y 120 m.

- El radio de 60 m mostró puntos muy concentrados, donde hay pequeños grupos de comercios cercanos entre sí (véase Figura 33).
- El radio de 80 m permitió ver zonas continuas de actividad, marcando calles principales donde se agrupan varios locales (véase Figura 34).
- Por último, el radio de 120 m unió esas áreas cercanas en manchas más grandes, mostrando zonas amplias con alta densidad comercial (véase Figura 35).

En conjunto, los resultados permitieron delimitar las zonas de mayor actividad comercial y sirvieron como base para las etapas posteriores de análisis de accesibilidad, cercanía y modelado predictivo de potencialidad comercial.

El radio de 80 m fue seleccionado como óptimo por ofrecer un equilibrio entre precisión local y representación espacial global.

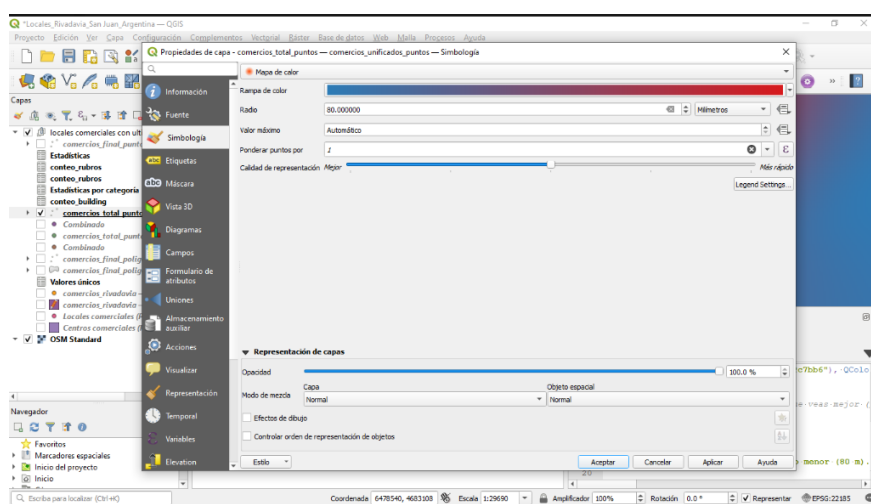


Figura 31. Configuración inicial del Renderizador de calor (unidades en metros)

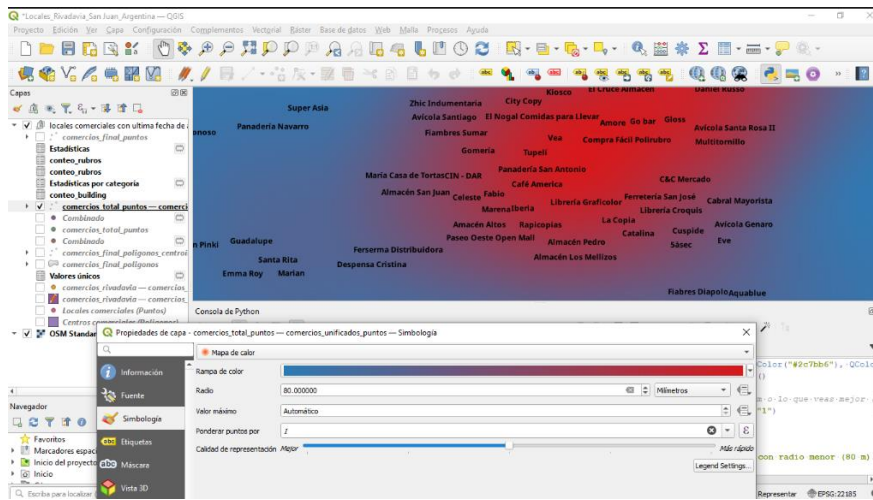


Figura 32. Ajuste de parámetros del KDE (radio y representación)

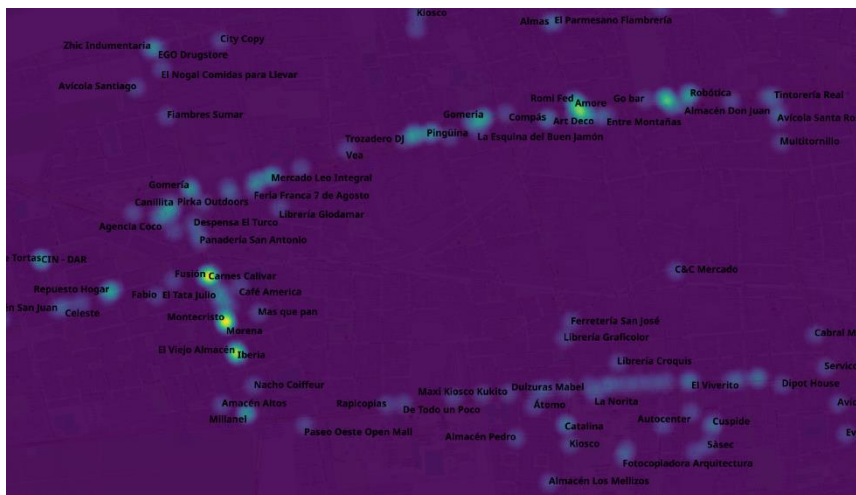


Figura 33. Mapa de calor de densidad comercial (radio 60 m)



Figura 34. Mapa de calor de densidad comercial (radio 80 m)



Figura 35. Mapa de calor de densidad comercial (radio 120 m)

4.4.3. Obtención de la Red Vial Principal (QuickOSM)

Para la siguiente fase del análisis espacial fue necesario incorporar la red vial del área de estudio, con el fin de determinar posteriormente la cercanía de los comercios a las calles principales.

Esta información se obtuvo mediante el complemento QuickOSM de QGIS, que permite descargar datos directamente desde OSM a través de la API Overpass.

En primer lugar, se verificó que el complemento QuickOSM estuviera correctamente instalado y actualizado a su versión estable (véase Figura 36). Luego, se accedió a la pestaña consulta rápida de dicha herramienta, configurando como clave highway y el valor trunk;primary;secondary;tertiary para limitar la búsqueda a las calles principales del departamento de Rivadavia (véase Figura 37).

Una vez ejecutada la consulta, se descendieron las entidades lineales correspondientes a dichas categorías, que representan las calles y avenidas con mayor jerarquía (Figura 38). Las capas obtenidas fueron inspeccionadas para comprobar su sistema de referencia de coordenadas y luego reproyectarlas al sistema métrico EPSG:22185 (POSGAR 94 / Argentina 5),

garantizando la consistencia espacial con el resto de los insumos del proyecto (véase Figura 39).

Por último, se validó visualmente la capa resultante sobre el fondo OSM para confirmar la correcta correspondencia de las geometrías y la superposición con la capa de comercios (véase Figura 40).

Esta red vial fué la base para el cálculo de la **cercanía a calles principales**, uno de los indicadores de accesibilidad utilizados en el modelo de potencialidad comercial.

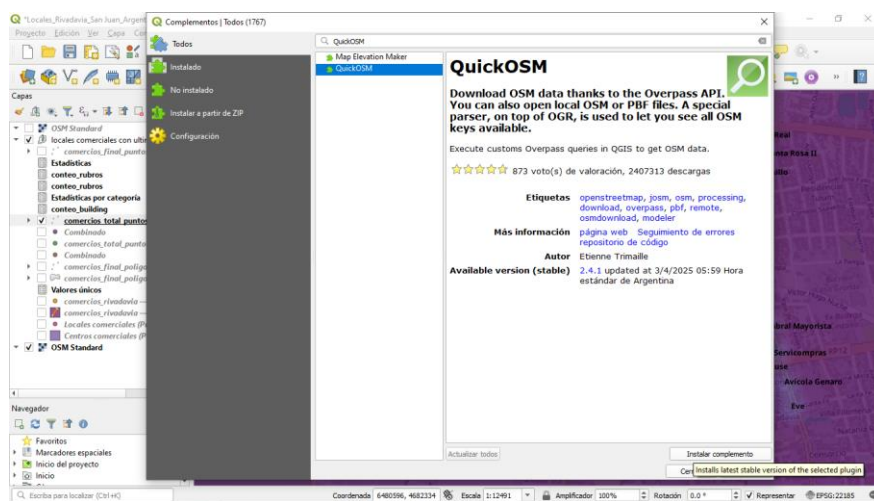


Figura 36. Instalación del complemento QuickOSM desde el administrador de complementos de QGIS.

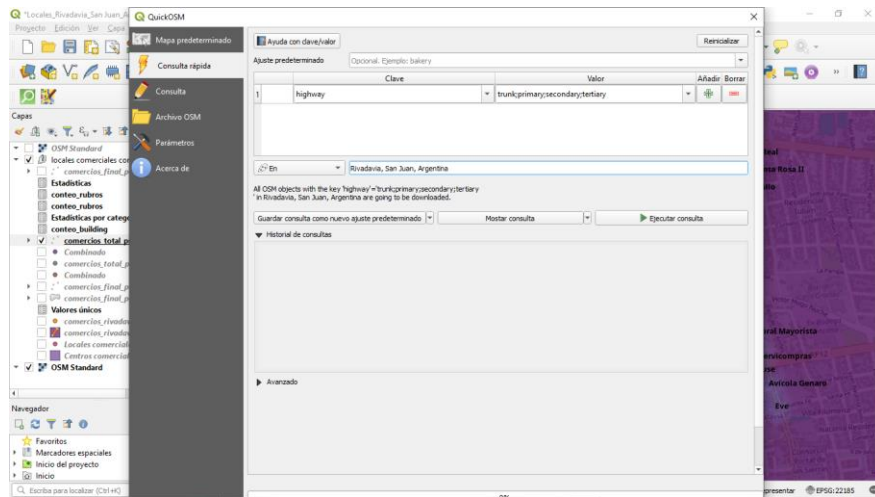


Figura 37. Configuración de la consulta highway=trunk;primary;secondary;tertiary para el área Rivadavia

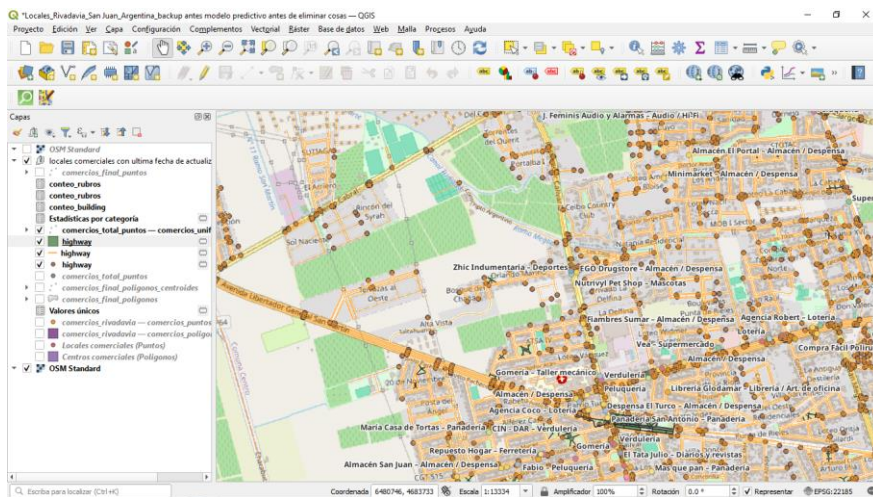


Figura 38. Resultado de la descarga de capas viales principales desde OSM

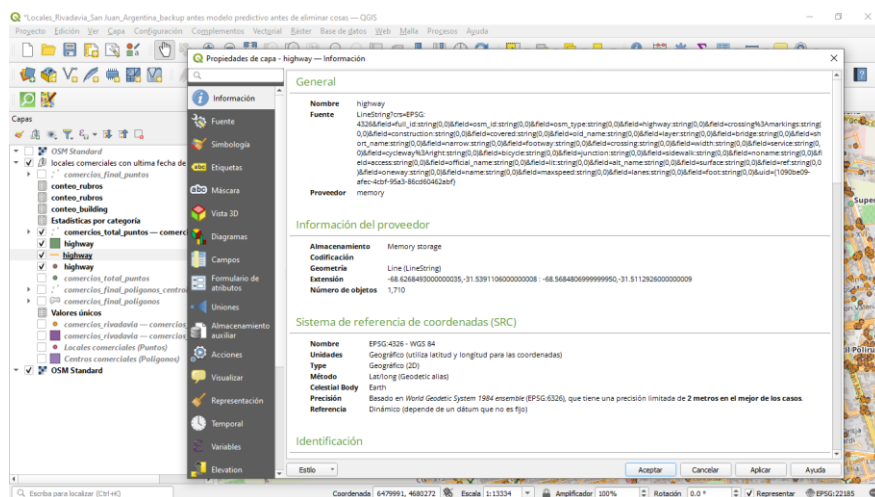


Figura 39. Verificación del sistema de referencia de coordenadas (SRC)

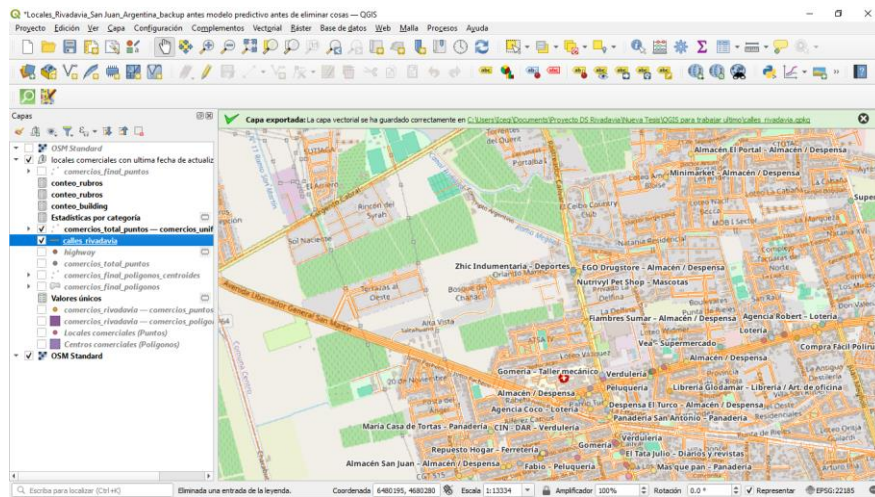


Figura 40. Visualización de la capa de calles_rivadavia exportada en coordenadas EPSG 22185 y superpuesta a los comercios georreferenciados

4.4.4. Cálculo de cercanía a calles principales

Con la capa de calles principales ya obtenida y la capa de comercios unificados reproyectada al mismo sistema de referencia (EPSG:22185 – POSGAR 94 / Argentina 5), se procedió a calcular la distancia mínima desde cada comercio hasta la calle más cercana. Este indicador permitió cuantificar la accesibilidad directa de los locales al sistema vial, fundamental para el análisis de potencialidad comercial.

En primer lugar, se verificó la proyección de la capa comercios_unificados_puntos (EPSG:4326 – WGS 84) y fue reproyectada a EPSG:22185, exportándola finalmente como la capa comercios_rivadavia_unificados.gpkg (véanse Figuras 41 y 42).

Posteriormente, mediante la herramienta Línea más corta entre objetos, se obtuvo para cada comercio la distancia hacia el tramo vial más próximo (véase Figura 43). El resultado de este procedimiento generó la capa distancia_calles_rivadavia, que incluye un nuevo campo denominado distance, expresado en metros, representando la distancia lineal mínima (véase Figura 44).

La inspección de la tabla de atributos permitió verificar la correcta asignación de distancias para los 337 puntos comerciales (véase Figura 45). Estas mediciones se utilizarán posteriormente como variable predictora dentro del modelo de índice de potencialidad comercial.

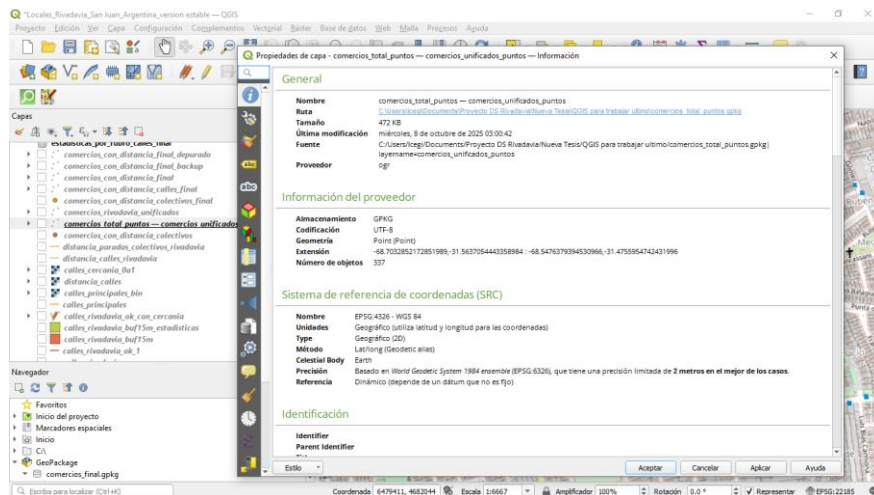


Figura 41. Verificación del SRC de la capa comercios_unificados_puntos (EPSG:4326 – WGS 84 en grados)

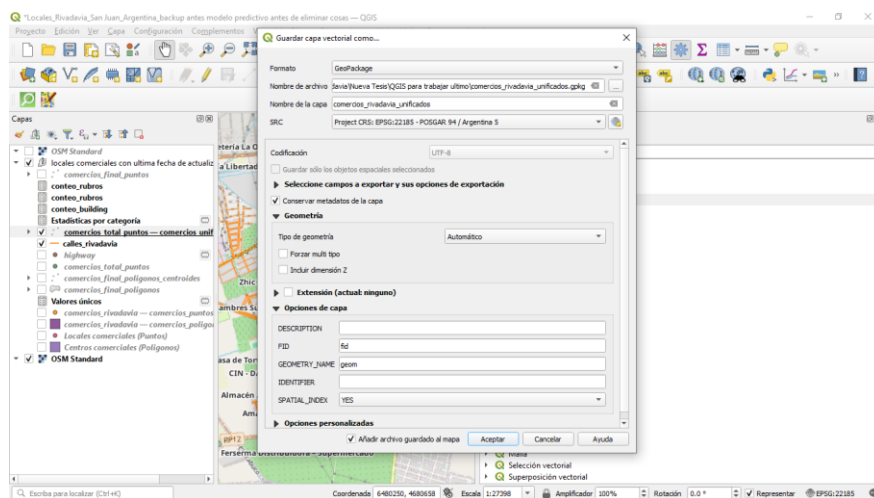


Figura 42. Exportación de la capa reproyectada comercios_rivadavia_unificados.gpkg al sistema POSGAR 94 / Argentina 5 (EPSG:22185 en metros)

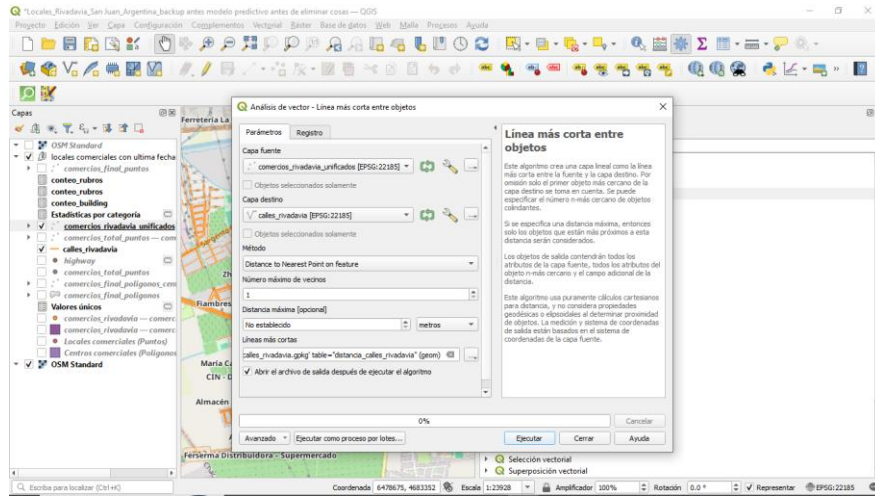


Figura 43. Configuración de la herramienta Línea más corta entre objetos para medir la distancia comercio–calle

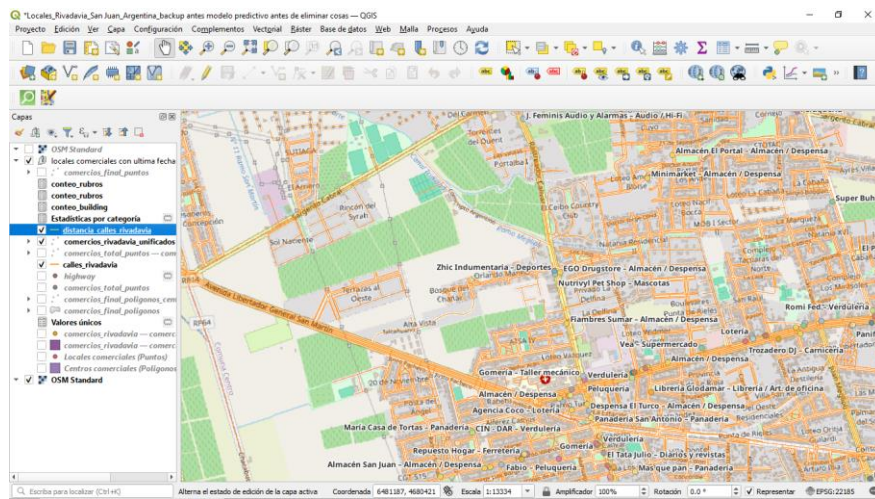


Figura 44. Resultado visual de las líneas de conexión entre comercios y calles principales en Rivadavia

id	name	access	official_name	lit	alt_name	surface	ref	oneway	name_2	maxspeed	lanes	foot	distance
1	NULL	destination	NULL	NULL	NULL	pebblestone	NULL	no	Juan de San Ma...	40	2	NULL	5404.117485246...
2	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	NULL	no	Mahines Argen...	40	2	NULL	69.68131123317...
3	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL	3806.817825590...
4	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL	281.1713046117...
5	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL	1009.807664950...
6	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	ground	RP64	no	Chacabuco	60	2	NULL	481.7275361961...
7	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL	7802.846346809...
8	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	NULL	NULL	NULL	7432.529274399...
9	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	asphalt	EP70	no	Juan Meglioli	60	2	NULL	168.4721914857...
10	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	paved	NULL	no	Atahualpa Yug...	40	2	NULL	107.752694715...
11	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	NULL	no	NULL	NULL	NULL	NULL	25.13627688224...
12	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	asphalt	NULL	no	Punta de Rietes	40	2	NULL	2289.338104010...
13	yes	private	NULL	yes	NULL	pebblestone	NULL	no	NULL	20	2	NULL	13.3925328783...
14	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	asphalt	NULL	no	Punta de Rietes	40	2	NULL	1779.665208097...
15	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	pebblestone	NULL	no	Las Camelias	40	2	NULL	130.4251471509...
16	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	3.420880561963...
17	NULL	destination	NULL	NULL	NULL	pebblestone	NULL	no	Juan de San Ma...	40	2	NULL	215.8010157540...
18	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	96.07250767025...
19	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	asphalt	EP70	no	Juan Meglioli	60	2	NULL	112.1660676705...
20	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	asphalt	NULL	no	Punta de Rietes	40	2	NULL	2023.339617577...
21	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	asphalt	NULL	no	Punta de Rietes	40	2	NULL	1916.745375226...
22	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	asphalt	NULL	no	Punta de Rietes	40	2	NULL	1848.25325848...

Figura 45. Tabla de atributos con las distancias calculadas (campo distance) entre comercios y calles principales

4.4.5. Integración de la variable de distancia a calles principales

Una vez obtenida la capa `distancia_calles_rivadavia`, con las distancias mínimas desde cada comercio a la calle principal más cercana, fue necesario incorporar esta información a la capa base de comercios unificados.

Este paso permitió consolidar las variables espaciales dentro de un mismo dataset, facilitando el posterior análisis estadístico y la generación del modelo predictivo de potencialidad comercial que se desarrolló en etapas posteriores.

Para ello, se aplicó la herramienta Unir atributos por localización, utilizando como capa de entrada `comercios_rivadavia_unificados` y como capa de comparación `distancia_calles_rivadavia`, ambas en el sistema EPSG:22185 (véase Figura 46). La operación se configuró para unir los atributos de la segunda capa que intersectaban con los puntos de la primera, obteniendo así una nueva capa denominada `comercios_con_distancia` (véase Figura 47).

Esta nueva capa incorporó el campo `distance`, correspondiente a la distancia en metros desde cada comercio a la calle principal más próxima. Posteriormente, se aplicó estilos y se realizó una simbología graduada basada en este campo, empleando una paleta de colores verde-rojo, donde los tonos verdes representaron mayor accesibilidad (menor distancia) y los tonos rojos menor accesibilidad (mayor distancia), tal como puede apreciarse en las Figuras 48 y 49.

El resultado visual permitió identificar de forma inmediata las zonas mejor conectadas con las calles principales, evidenciando la distribución espacial desigual del acceso vial entre los comercios del departamento.

Esta variable en etapas posteriores fué normalizada (0–1) para ser integrada al índice de potencialidad comercial, junto con las variables derivadas de la cercanía a paradas de transporte y densidad de establecimientos.

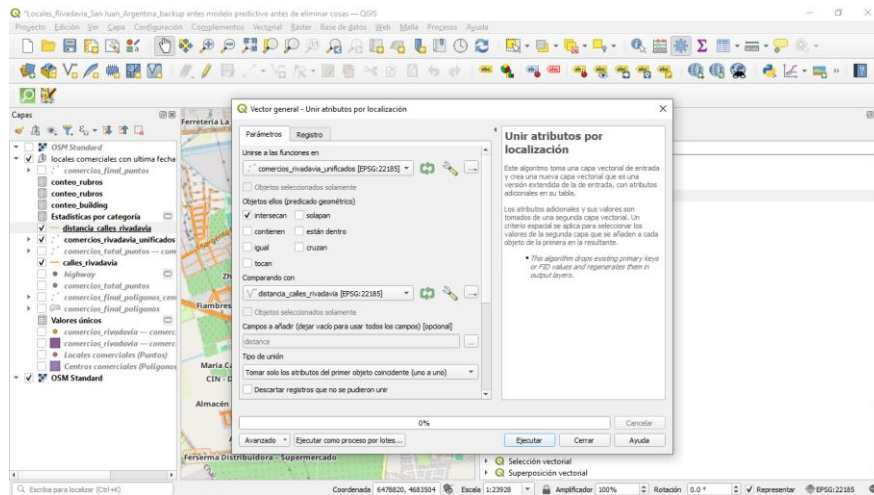


Figura 46. Configuración de la herramienta Unir atributos por localización entre comercios y distancias

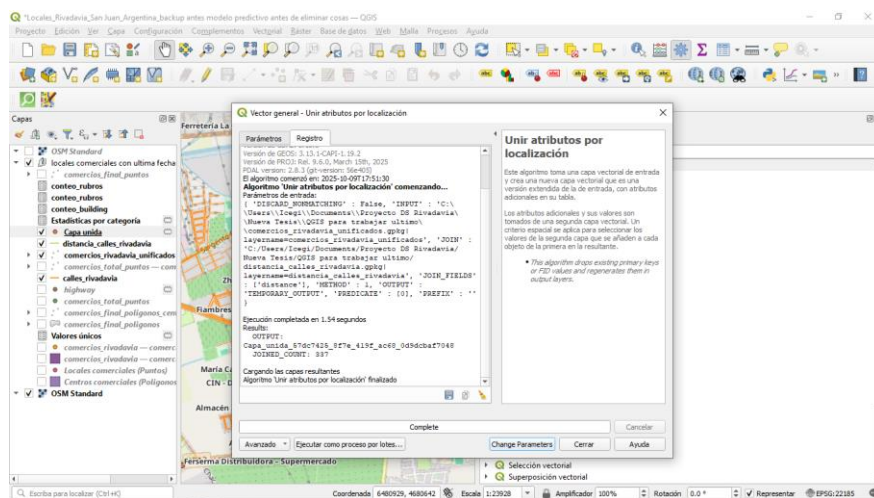


Figura 47. Registro de ejecución exitoso y generación de la capa comercios_con_distancia llamada inicialmente por defecto capa unida

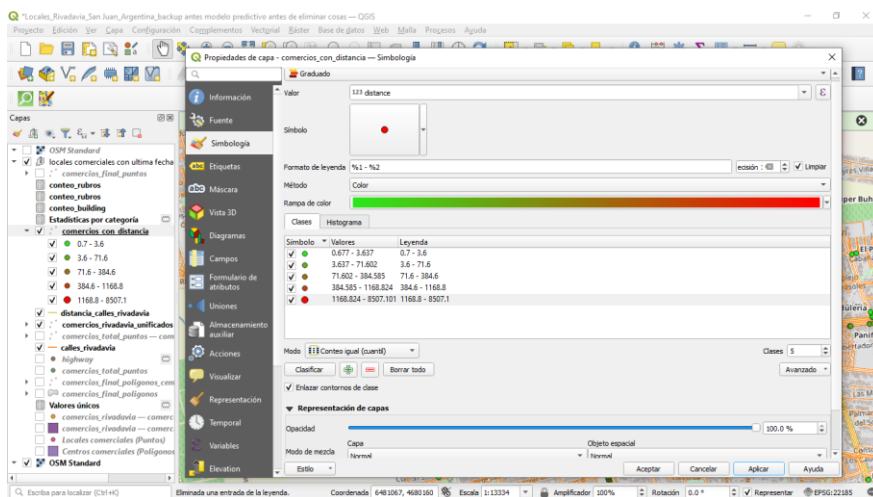


Figura 48. Simbología graduada aplicada al campo distance en la capa de comercios

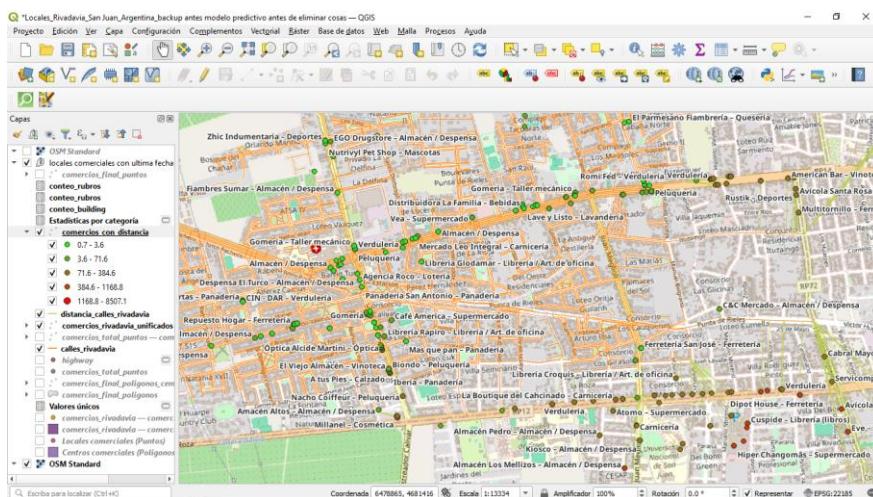


Figura 49. Visualización de la variable de cercanía a calles principales

4.4.6. Cercanía a paradas de transporte público (Red Tulum)

Para incorporar la dimensión de accesibilidad al transporte público dentro del análisis de potencialidad comercial, se descargaron los datos de paradas de colectivos del sistema Red Tulum correspondientes al departamento de Rivadavia.

La descarga se realizó utilizando el complemento QuickOSM, configurando la consulta rápida con la clave highway y el valor bus_stop (véase Figura 50). De esta manera, se obtuvieron los nodos de OSM que representan las paradas activas dentro del área de estudio.

Una vez generada la capa, se la exportó al formato GeoPackage (.gpkg) bajo el nombre `paradas_colectivos_rivadavia`, re proyectándola al sistema EPSG:22185 – POSGAR 94 / Argentina 5 para mantener la compatibilidad con las capas previamente procesadas (véanse Figuras 51 y 52).

La capa resultante contiene un total de 299 registros, lo cual se observa en la tabla de atributos, que corresponde a las paradas identificadas en el área, con atributos tales como nombre de la parada, código de ruta y pertenencia a la red “Red Tulum”, entre otros (véase Figura 53).

Posteriormente, se aplicó la herramienta Línea más corta entre objetos para calcular la distancia mínima desde cada comercio hasta la parada de colectivo más cercana. El resultado de este procedimiento se guardó en la capa `distancia_paradas_colectivos_rivadavia`, generando un campo `distance` expresado en metros (véanse Figuras 54 y 55). Esta variable representa un indicador de accesibilidad al transporte público, fundamental dentro del modelo de potencialidad comercial, ya que permite identificar los sectores mejor conectados mediante la red de transporte urbano.

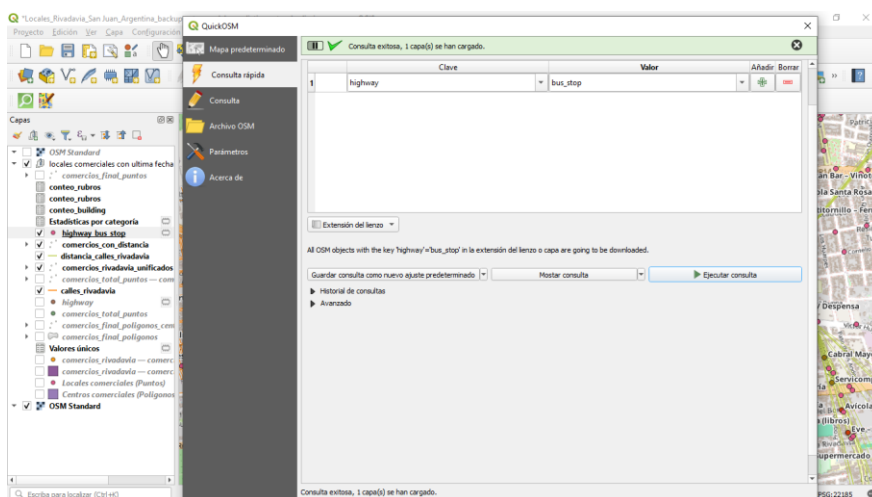


Figura 50. Configuración de la consulta `highway=bus_stop` en QuickOSM para obtener las paradas de colectivos

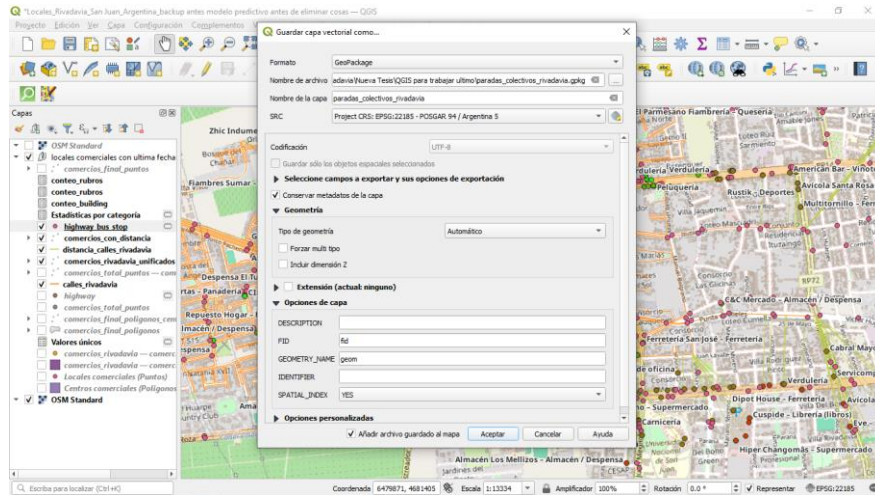


Figura 51. Exportación de la capa paradas_colectivos_rivadavia al formato GeoPackage

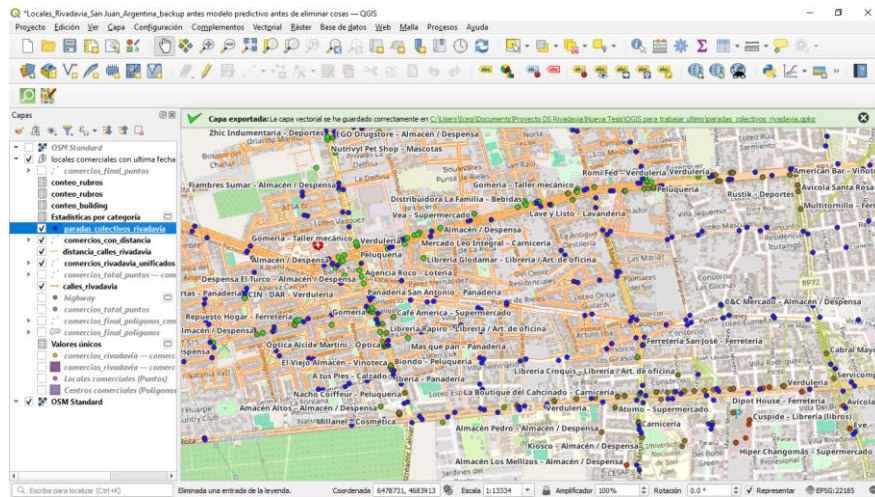


Figura 52. Verificación del SRC de la capa de paradas (EPSG:22185 – POSGAR 94 / Argentina 5)

paradas_colectivos_rivadavia—Objetos Totales: 299, Filtrados: 299, Seleccionados: 0

	check_date	bench_ger_informacion_c	lit	tactile_paving	bin	bus	shelter	route_ref	public_transport	network	name	covered	bench
1	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	no	A:122:140:141:L...	platform	Red Tulum	Plaza Madre Un...	yes	yes
2	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	no	A:122:140:141:L...	platform	Red Tulum	Plaza Desampar...	no	yes
3	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	120:121:125:127...	platform	Red Tulum	Carlos Gardel	yes	yes
4	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	120:124:125:127...	platform	Red Tulum	Parque de Riva...	no	no
5	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	140:161	platform	Red Tulum	Paseo Punta de...	yes	yes
6	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	no	124:125:127:128...	platform	Red Tulum	Restadoro CAL...	no	no
7	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	TE0:10:40	platform	Red Tulum	Avenida Ignaci...	NULL	NULL
8	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	no	TE0:120:130	platform	Red Tulum	Avenida Ignaci...	no	no
9	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	TE0:10:40	platform	Red Tulum	Universidad Cat...	NULL	NULL
10	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	140:141:142:160...	platform	Red Tulum	Hospital Doctor...	NULL	NULL
11	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	123:140:141:142...	platform	Red Tulum	Plaza Doctor Sa...	yes	yes
12	NULL	NULL	NULL	no	no	NULL	no	125:400	platform	Red Tulum	Santa María de ...	NULL	no
13	NULL	NULL	NULL	no	no	NULL	no	122:400	platform	Red Tulum	Santa María de ...	NULL	no
14	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	A:122:140:141:L...	platform	Red Tulum	Avenida Libertad...	NULL	NULL
15	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	A:122:140:141:L...	platform	Red Tulum	Avenida Libertad...	NULL	NULL
16	NULL	NULL	yes	no	no	NULL	no	122:400	platform	Red Tulum	Santa María de ...	NULL	no
17	NULL	NULL	NULL	no	no	NULL	no	125:400	platform	Red Tulum	Amable Jones y...	NULL	no
18	NULL	NULL	NULL	no	no	NULL	yes	125:400	platform	Red Tulum	Santa María de ...	NULL	no
19	NULL	no	yes	no	no	NULL	no	104:209	platform	Red Tulum	Santa Fe e Hipó...	NULL	no
20	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	104:160:161:209	platform	Red Tulum	Santa Fe y Gene...	NULL	NULL
21	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	123:140:141:142...	platform	Red Tulum	Avenida Libertad...	NULL	NULL
22	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	123:140:141:142...	platform	Red Tulum	Avenida Libertad...	NULL	NULL

Figura 53. Tabla de atributos de la capa paradas_colectivos_rivadavia con información de la Red Tulum

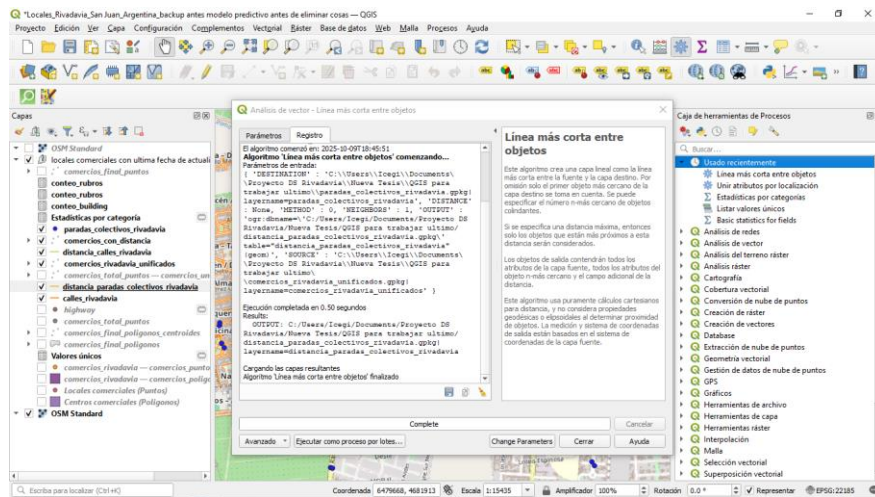


Figura 54. Ejecución de la herramienta Línea más corta entre objetos para calcular la distancia comercio–parada

id	incl_iger_informacion_c	lit	tactile_paving	bin	bus	shelter	route_ref	public_transport	network_2	name_2	covered	bench	distance
1	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	123:140:141:142...	platform	Red Tulum	Banio 20 de No...	NULL	NULL	7986.714419454...
2	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	yes	TEO:125:127:12...	platform	Red Tulum	Ignacio de la R...	NULL	yes	42.12033005473...
3	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	124:129	platform	Red Tulum	Jorge Luis Borge...	no	no	9550.801249597...
4	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	123:140:141:142...	platform	Red Tulum	Banio 20 de No...	NULL	NULL	2335.491156974...
5	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	123:140:141:142...	platform	Red Tulum	Banio 20 de No...	NULL	NULL	2986.194665331...
6	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	124:129	platform	Red Tulum	Jorge Luis Borge...	no	no	1235.1401562476...
7	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	no	TEO:120:130	platform	Red Tulum	El Huateco Coun...	no	no	9180.703209982...
8	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	124:129	platform	Red Tulum	Jorge Luis Borge...	no	no	8882.082028344...
9	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	TEO:124:125:12...	platform	Red Tulum	Avenida Ignaci...	no	no	74.8915302177...
10	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	120:121:125:127...	platform	Red Tulum	Carlos Gardel	yes	yes	60.08881430200...
11	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	123:140:141:142...	platform	Red Tulum	Avenida Liberta...	NULL	NULL	42.76142219618...
12	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	208	platform	Red Tulum	Soler y Brasil	no	no	1272.99491969...
13	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	122	platform	Red Tulum	Plaza Los Arroy...	NULL	NULL	208.4211646109...
14	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	208	platform	Red Tulum	Soler y Brasil	no	no	775.545941475...
15	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	127	platform	Red Tulum	Manuel Zavalla...	NULL	NULL	1158.88999590...
16	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	125	platform	Red Tulum	Santo Domingo...	NULL	NULL	757.1644681081...
17	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	123:140:141:142...	platform	Red Tulum	Banio 20 de No...	NULL	NULL	2185.172303815...
18	NULL	yes	no	no	yes	no	125:128	platform	Red Tulum	Juncal e Ignaci...	no	no	92.90731120596...
19	NULL	yes	no	no	yes	no	TEO	platform	Red Tulum	Compañero Uni...	yes	yes	40.80205923482...
20	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	208	platform	Red Tulum	Soler y Brasil	no	no	1050.05503045...
21	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	208	platform	Red Tulum	Soler y Brasil	no	no	934.1739523421...
22	NULL	NULL	NULL	NULL	yes	no	208	platform	Red Tulum	Soler y Brasil	no	no	869.6819848488...

Figura 55. Tabla de atributos resultante con distancias calculadas a las paradas más cercanas

4.4.7. Integración de la variable de cercanía a paradas de transporte público

Con la capa distancia_paradas_colectivos_rivadavia que se obtuvo, se procedió a incorporar esta información dentro del conjunto de datos de comercios unificados tal como se hizo con las calles, de manera de obtener una nueva variable predictiva asociada a la accesibilidad al transporte público.

El procedimiento se llevó a cabo mediante la herramienta Unir atributos por localización, utilizando como capa de entrada comercios_rivadavia_unificados y como capa de comparación distancia_paradas_colectivos_rivadavia (véanse Figuras 56 y 57).

De esta forma, se transfirió a cada punto de comercio el valor del campo distance que representa la distancia mínima a la parada de colectivo más próxima. La ejecución del proceso generó una nueva capa denominada `comercios_con_distancia_colectivos.gpkg`, en la cual cada registro que representa un comercio contiene ahora tanto la **distancia a la vía principal** como la **distancia a la parada de transporte público** (véanse Figuras 58 y 59). Estas dos variables constituyen indicadores complementarios de accesibilidad urbana, esenciales para el posterior cálculo del **índice de potencialidad comercial**.

Finalmente, se verificó la tabla de atributos de la nueva capa, confirmando la correcta incorporación del campo distance proveniente de la capa de paradas (véase Figura 60). A partir de este dataset unificado, fue posible analizar espacialmente las diferencias de conectividad entre zonas y avanzar hacia la normalización de variables predictoras.

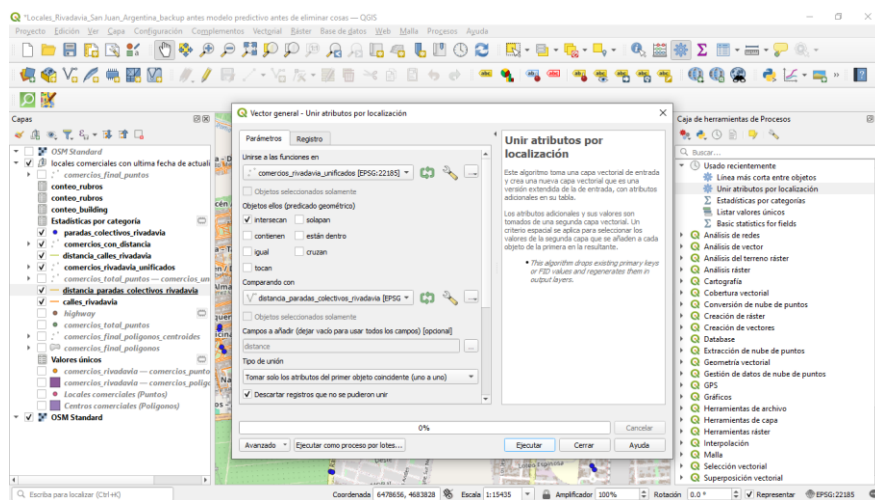


Figura 56. Configuración de la herramienta Unir atributos por localización para incorporar la variable de distancia a paradas

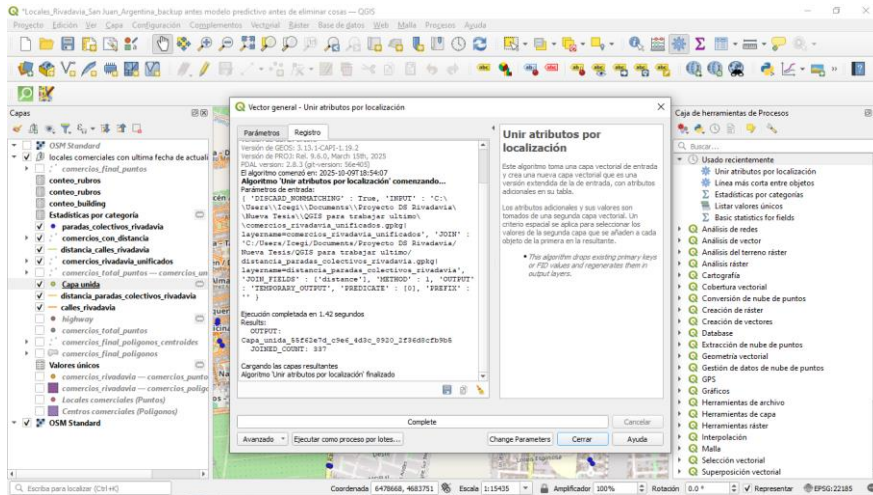


Figura 57. Registro de ejecución de la unión espacial entre comercios y paradas

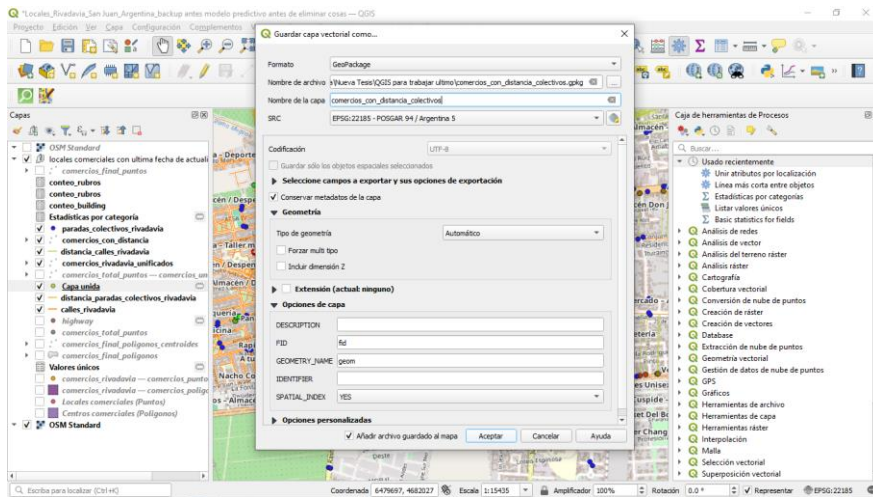


Figura 58. Exportación de la capa resultante comercios_con_distancia_colectivos.gpkg

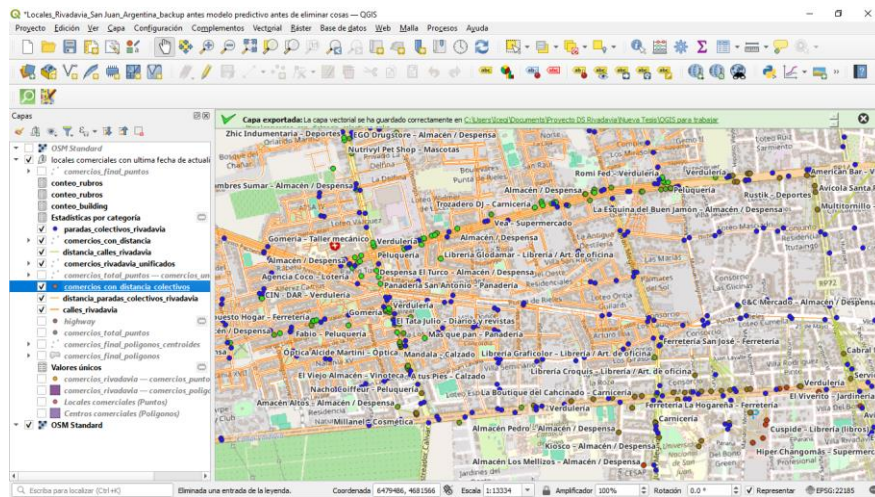


Figura 59. Visualización en mapa de los comercios vinculados con sus paradas de transporte más cercanas

website	wheelchair	@timestamp	@version	@changeset	@user	@uid	rubro_oss	rubro_es	layer	path	building_es	distance
NULL	NULL	20/7/2021 18:56...	6	10833365	GuacamayoAzul	1373371	convenience	Almacén / Des...	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Comercio	7366.714419454...
NULL	NULL	19/7/2023 23:29...	8	13873937	guillemmal	3036232	mall	Mall	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Sin dato	42.1203050473...
NULL	NULL	28/7/2017 18:44...	1	50656237	guillemmal	3036232	florist	Florista	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Otro / No espe...	5050.801349597...
NULL	NULL	6/6/2022 18:57...	2	122039462	Leo1590	8809998	butcher	Carnicería	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Otro / No espe...	2335.491156974...
NULL	NULL	8/12/2017 18:22...	1	54466382	guillemmal	3036232	kiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Otro / No espe...	2986.194665331...
NULL	NULL	26/5/2018 03:30...	1	59285948	guillemmal	3036232	kiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Otro / No espe...	1235.140192476...
NULL	NULL	28/6/2018 03:52...	1	60233770	guillemmal	3036232	convenience	Almacén / Des...	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Otro / No espe...	9180.703209982...
NULL	NULL	28/6/2018 03:52...	1	60233770	guillemmal	3036232	convenience	Almacén / Des...	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Otro / No espe...	8882.982028344...
NULL	yes	19/7/2023 23:29...	2	13873937	guillemmal	3036232	supermarket	Supermercado	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Comercio	74.8915302177...
NULL	NULL	16/5/2022 02:44...	1	121029911	guillemmal	3036232	mall	Mall	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Casa	60.08881430200...
https://supem...	yes	27/8/2022 12:58...	1	125441797	guillemmal	3036232	supermarket	Supermercado	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Otro / No espe...	42.76142219618...
NULL	NULL	8/5/2023 00:31...	1	135830303	guillemmal	3036232	supermarket	Supermercado	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Sin dato	1272.994591969...
NULL	NULL	26/10/2023 02:4...	2	143140954	guillemmal	3036232	kiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Otro / No espe...	208.4211646109...
NULL	NULL	7/7/2023 04:53...	1	138212008	guillemmal	3036232	kiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Casa	775.5545944475...
NULL	NULL	15/9/2023 04:57...	1	141284541	guillemmal	3036232	kiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Casa	1158.899999580...
NULL	NULL	26/10/2023 02:4...	1	143140954	guillemmal	3036232	kiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Otro / No espe...	757.1634681801...
NULL	NULL	27/5/2024 12:17...	1	151896123	guillemmal	3036232	garden_centre	Jardinería	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Sin dato	2185.172303815...
NULL	NULL	12/7/2024 02:39...	3	153835175	guillemmal	3036232	stationery	Librería / Art. d...	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Sin dato	92.90731102596...
NULL	NULL	27/1/2020 02:48...	2	80114459	guillemmal	3036232	kiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Sin dato	40.80205923482...
NULL	NULL	7/7/2015 18:20...	2	32477315	marlito	751114	convenience	Almacén / Des...	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Sin dato	1050.055030485...
NULL	NULL	8/5/2023 00:31...	2	135830303	guillemmal	3036232	car_repair	Taller mecánico	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Sin dato	934.1739523421...
NULL	NULL	7/7/2023 04:59...	3	138212008	guillemmal	3036232	convenience	Almacén / Des...	comercios_final...	C:/Users/cegi/...	Sin dato	869.8919884869...

Figura 60. Tabla de atributos de la capa comercios_con_distancia_colectivos, con los valores de distancia a paradas incorporados

4.4.8. Consolidación de variables de accesibilidad y generación de la capa final

Una vez calculadas las distancias a las calles principales y a las paradas de colectivos, se procedió a integrar ambas variables dentro de un único conjunto de datos de comercios. Este paso fue necesario para disponer de un dataset completo de variables predictoras de accesibilidad, sobre el cual se aplicaron posteriormente las etapas de normalización y modelado.

En primer lugar, se generó un campo nuevo denominado distancia_paradas, copiando los valores provenientes del atributo distance de la capa comercios_con_distancia_colectivos

mediante la calculadora de campos. Este procedimiento permitió estandarizar el nombre del campo y asegurar la compatibilidad con la estructura general del modelo (véase Figura 61). Luego, se exportó la capa resultante como `comercios_con_distancia_colectivos_final.gpkg`, seleccionando únicamente los campos relevantes para el análisis: `layer`, `path`, `building_es`, `distance` (renombrado como `distancia_paradas`), entre otros (véase Figura 62).

De manera análoga, se generó la capa `comercios_con_distancia_calles_final.gpkg`, que contiene la variable `distancia_calles` derivada de la capa de distancias a calles principales (véase Figura 63).

Ambas capas, correspondientes a los dos componentes de accesibilidad, fueron posteriormente integradas mediante la herramienta Unir atributos por localización, tomando como base la capa de calles y vinculando la información de paradas según la proximidad geométrica (véase Figura 64).

El resultado fue la capa **`comercios_con_distancia_final.gpkg`**, donde cada comercio cuenta con dos variables predictoras cuantitativas:

- `distancia_calles`: distancia (en metros) a la calle principal más cercana.
- `distancia_paradas`: distancia (en metros) a la parada de colectivo más próxima.

La tabla de atributos final (véase Figura 65) muestra ambas columnas correctamente integradas, conformando así el conjunto de datos definitivo que servirá como insumo para la fase de análisis espacial y modelado de potencialidad comercial.

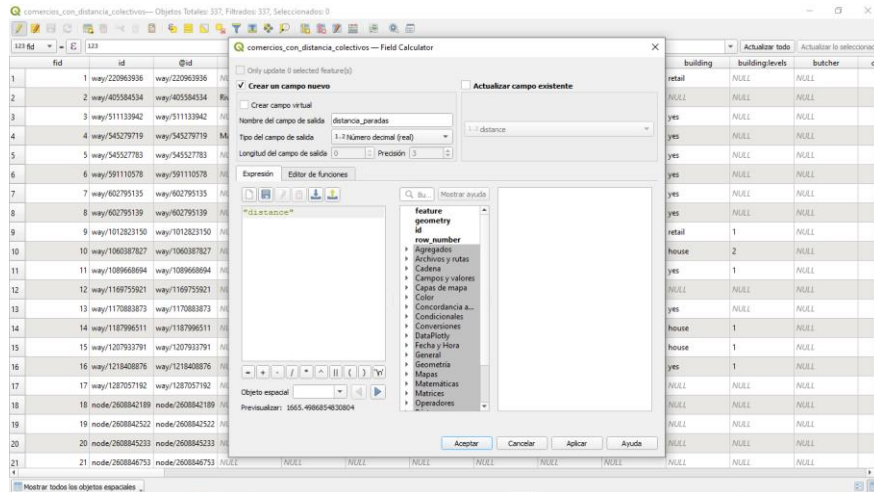


Figura 61. Creación del campo distancia_paradas en la calculadora de campos

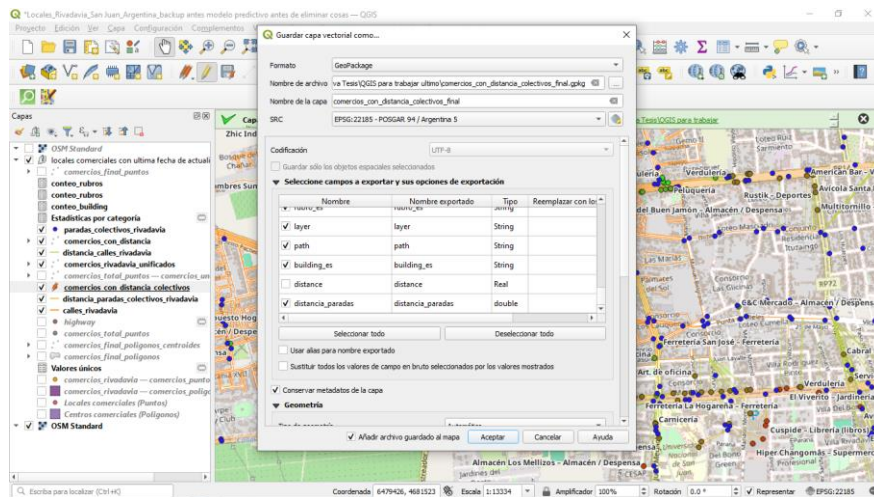


Figura 62. Exportación de la capa comercios_con_distancia_colectivos_final.gpkg

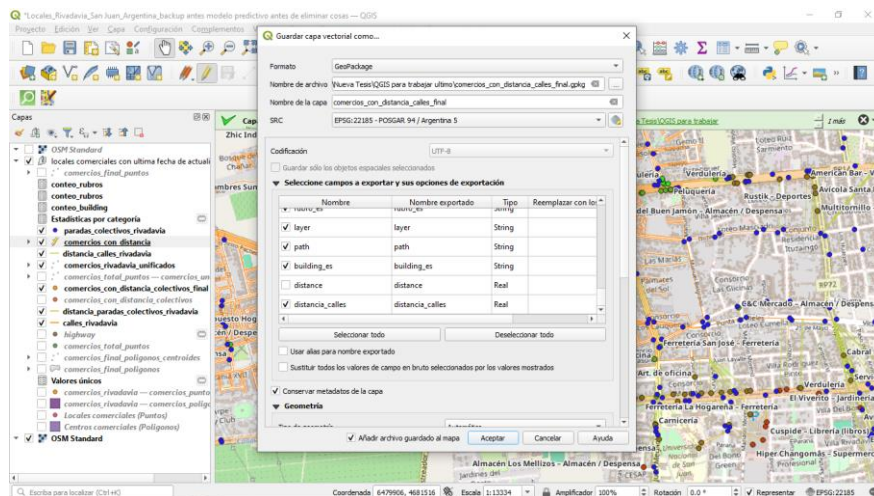


Figura 63. Campos seleccionados para la exportación de la capa de calles. Aquí puede observarse el campo distancia_calles

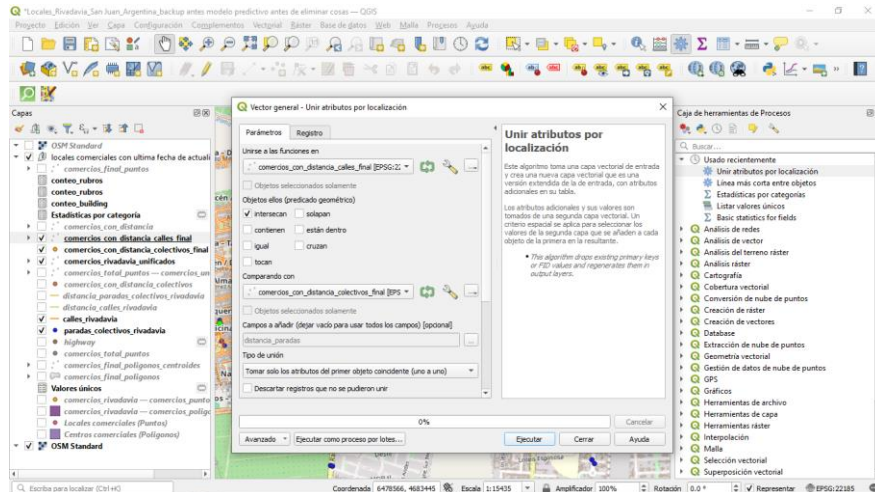


Figura 64. Configuración de la herramienta Unir atributos por localización para integrar las dos variables de distancia (distancia_calles y distancia_paradas)

	@wheelchair	@timestamp	@version	@changeset	@user	@uid	rubro_osm	rubro_es	layer	path	building_es	distancia_calles	distancia_paradas
1	NULL	20/7/2021 18:56...	6	108335365	GuacamayoAzul	13753771	convenience	Almacén / Des...	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Comercio	5404.117485246...	7980.714419454...
2	NULL	19/7/2023 23:29...	8	138738597	guillemmal	3036252	mall	Mall	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Sin dato	69.68131123317...	42.13035005473...
3	NULL	28/7/2017 18:44...	1	50656237	guillemmal	3036252	florist	Florería	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Otro / No espe...	3806.817825590...	5650.801249597...
4	NULL	6/6/2022 18:57...	2	122039462	Leo1590	8809998	butcher	Carnicería	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Otro / No espe...	281.1713046117...	2335.491156974...
5	NULL	8/12/2017 18:22...	1	54466382	guillemmal	3036252	kiiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Otro / No espe...	1009.807664950...	2986.194665331...
6	NULL	26/5/2018 03:30...	1	59285948	guillemmal	3036252	kiiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Otro / No espe...	481.7275361961...	1235.140192476...
7	NULL	28/6/2018 03:52...	1	60233770	guillemmal	3036252	convenience	Almacén / Des...	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Otro / No espe...	7902.84634609...	9180.703309982...
8	NULL	28/6/2018 03:52...	1	60233770	guillemmal	3036252	convenience	Almacén / Des...	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Otro / No espe...	7432.529274399...	8882.082020344...
9	yes	19/7/2023 23:29...	2	138738597	guillemmal	3036252	supermarket	Supermercado	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Comercio	168.4721914857...	74.89153022177...
10	NULL	16/5/2022 02:44...	1	121029911	guillemmal	3036252	mall	Mall	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Casa	107.782894715...	60.08881430200...
11	yes	27/8/2022 12:58...	1	125441797	guillemmal	3036252	supermarket	Supermercado	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Otro / No espe...	25.13627838224...	42.76142219618...
12	NULL	8/5/2023 00:31...	1	135830303	guillemmal	3036252	supermarket	Supermercado	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Sin dato	2289.338104070...	1272.994591969...
13	NULL	26/10/2023 02:4...	2	143140954	guillemmal	3036252	kiiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Otro / No espe...	13.39253258783...	208.4211646109...
14	NULL	7/7/2023 04:53...	1	138212008	guillemmal	3036252	kiiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Casa	1779.665208097...	775.545941475...
15	NULL	15/9/2023 04:57...	1	141284541	guillemmal	3036252	kiiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Casa	130.4251471509...	1156.889999580...
16	NULL	26/10/2023 02:4...	1	143140954	guillemmal	3036252	kiiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Otro / No espe...	3.42888061863...	172.1634681081...
17	NULL	27/5/2024 12:17...	1	151896133	guillemmal	3036252	garden_centre	Jardinería	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Sin dato	215.8010197540...	2185.127303815...
18	NULL	12/7/2024 02:39...	3	153835175	guillemmal	3036252	stationery	Librería / Art. d...	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Sin dato	96.0720767025...	92.90731120596...
19	NULL	27/1/2020 02:49...	2	80114459	guillemmal	3036252	kiiosk	Kiosco	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Sin dato	112.1660678705...	40.80205923482...
20	NULL	7/7/2015 18:20...	2	32477315	muralito	755114	convenience	Almacén / Des...	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Sin dato	2023.339617377...	1050.055030485...
21	NULL	8/5/2023 00:31...	2	135830303	guillemmal	3036252	car_repair	Taller mecánico	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Sin dato	1916.745375226...	934.173923421...
22	NULL	7/7/2023 04:59...	3	138212008	guillemmal	3036252	convenience	Almacén / Des...	comercios_final...	C:/Users/lcegi/...	Sin dato	1848.225325848...	869.6819804869...

Figura 65. Tabla de atributos final con las variables distancia_calles y distancia_paradas consolidadas

4.4.9. Depuración del dataset final y generación de estadísticas por categorías

Con el objetivo de optimizar la estructura del dataset y conservar únicamente los campos necesarios para el análisis, se aplicó la herramienta Rehacer campo sobre la capa `comercios_con_distancia_final_backup`, dicha capa de backup se creó para evitar hacer la prueba de manera directa sobre la original. Esta operación permitió redefinir el tipo de dato y el nombre de los campos finales, seleccionando los atributos más relevantes: `id_osm`, `rubro_es`, `distancia_calles` y `distancia_paradas` (véase Figura 66). El resultado fue una nueva capa

depurada denominada **comercios_con_distancia_final_depurado.gpkg**, que consolida las variables esenciales del modelo y que no contiene columnas redundantes o intermedias generadas en etapas previas.

La tabla de atributos de esta capa (véase Figura 67) evidencia un dataset limpio y homogéneo, con los valores de distancia en metros asociados a cada rubro comercial. Esta depuración constituyó la base definitiva sobre la cual se calculan las estadísticas descriptivas y comparativas para los distintos tipos de rubros.

Posteriormente, se aplicó la herramienta Estadísticas por categorías, utilizando como campo de categorización rubro_es y como campo de análisis distancia_calles (véase Figura 68). Este proceso permitió obtener métricas detalladas - como cantidad de registros (count), valores máximos y mínimos (max, min), media (mean), mediana (median) y desviación estándar (stdev) - para cada rubro comercial presente en el tejido urbano.

Los resultados obtenidos en la Figura 69, muestran diferencias significativas en las distancias promedio según el tipo de actividad.

Los rubros de abastecimiento cotidiano, como almacenes, despensas, panaderías y carnicerías, presentan valores medios más bajos, evidenciando una mayor proximidad a las calles principales. En contraste, los rubros especializados o de menor frecuencia (por ejemplo, ópticas, estudios o tiendas de indumentaria) tienden a localizarse a mayor distancia del sistema vial.

Estos patrones confirman la existencia de una estructura comercial fuertemente asociada a la accesibilidad vial y refuerzan el peso de la variable “distancia a calles principales” en el modelo predictivo de potencialidad.

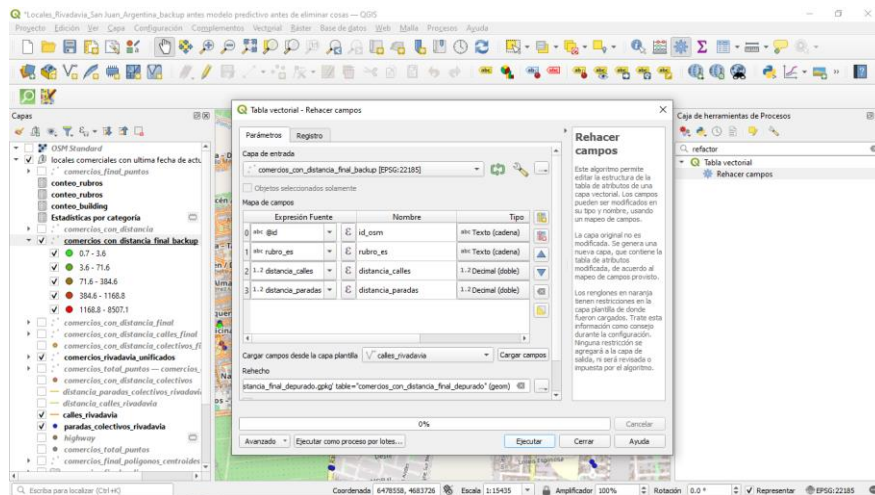


Figura 66. Parámetros de la herramienta Rehacer campos aplicados a la capa comercios_con_distancia_final_backup

fid	rubro_es	distancia_calles	id_com	paradas
1	Almacén / Des...	5404.117483246...	way/220963936	7368.714419454...
2	Mall	69.68131123317...	way/405594534	42.12035005471...
3	Florentia	3806.617825590...	way/511133942	5650.891249597...
4	Carnicería	281.1713046117...	way/545279719	2335.491156974...
5	Kiosco	1009.807664950...	way/54527783	2988.194665331...
6	Kiosco	481.7275381961...	way/591110578	1235.140192476...
7	Almacén / Des...	7802.846346809...	way/602795135	9180.703209982...
8	Almacén / Des...	7432.520274399...	way/602795139	8882.082020304...
9	Supermercado	168.4721914857...	way/1012823150	74.89153002177...
10	Mall	107.7582694715...	way/1060387827	60.08881430200...
11	Supermercado	25.13627838224...	way/1089668694	42.7614219618...
12	Supermercado	2286.338104010...	way/116975921	1272.994951960...
13	Kiosco	13.3925258783...	way/1170863873	208.4211646105...
14	Kiosco	1739.665208097...	way/1187995511	775.5545841473...
15	Kiosco	130.4231471509...	way/1207333791	1158.089999580...
16	Kiosco	3.428880561863...	way/1218408876	757.1634661081...
17	Jardíneta	215.8010157540...	node/1287057192	2185.172303815...
18	Librería / Art. d...	96.07250707025...	node/2608842189	92.90731120596...
19	Kiosco	112.1660678705...	node/2608842522	40.30205933482...
20	Almacén / Des...	2023.339617577...	node/2608845233	1050.050300485...
21	Taller mecánico	1916.745375226...	node/2608946753	934.1739533421...
22	Almacén / Des...	1840.2252325048...	node/2608925280	869.6819884895...

Figura 67. Tabla de atributos de la capa depurada comercios_con_distancia_final_depurado

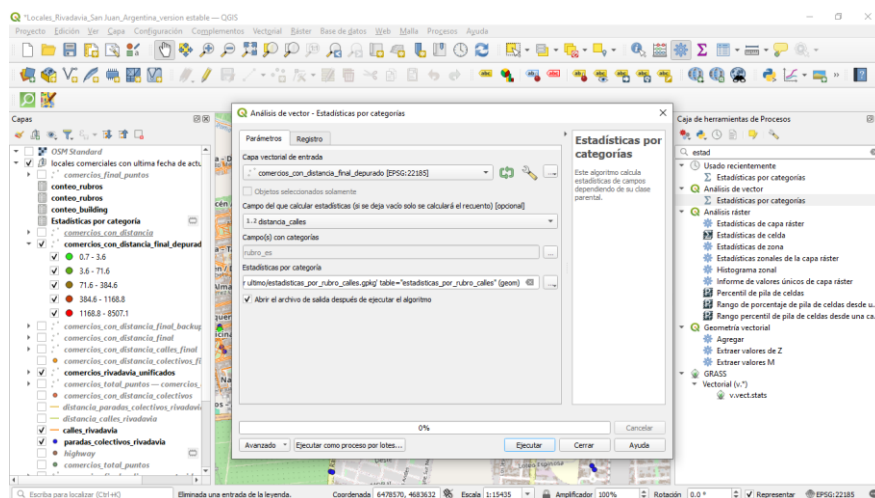


Figura 68. Configuración del análisis Estadísticas por categorías para el campo rubro_es

fid	rubro_es	count	unique	min	max	range	sum	mean	median	stdev	minority	majority
1	Almacén / Des...	66	66	1.1348897061	8507.10066966	8505.966477992	62005.22479654	939.4731030082	362.50377469614	1737.789972474	1.1348897061	7.841
2	Mail	3	3	69.68131123317	486.0172579546	416.3359467214	663.458038593	221.1522795531	107.7382664715	187.9318230056	69.68131123317	68.71
3	Floristería	1	1	3806.817825590	3806.817825590	0	3806.817825590	3806.817825590	3806.817825590	0	3806.817825590	3806
4	Carnicería	26	26	1.071175139559	1616.5475632208	1615.476388069	13961.45427749	536.9667029804	394.7001851956	509.282332419	1.071175139559	115.8
5	Kiosco	21	21	1.206304915721	1779.665208097	1778.458903181	5295.063070845	252.1458805164	5.979544198468	494.750998114	1.206304915721	2.678
6	Supermercado	18	18	3.915115429216	2389.338104010	2385.422985830	8672.82841753792	481.8238009754	204.6998939495	570.93844062716	3.915115429216	25.13
7	Jardinería	3	3	215.8010157540	1976.879521437	1761.078505683	2579.30420403	856.7674734077	386.6218832118	792.9898855926	215.8010157540	301.2
8	Librería / Art. d...	8	8	2.569990728238	1571.204094043	1568.714913316	1697.678540318	212.2098175148	5.194466892759	514.5474052348	2.569990728238	4.588
9	Taller mecánico	8	8	0.861066157198	2844.494698011	2843.633631854	9747.90030927378	1218.487338659	1511.117548646	965.964530079	0.861066157198	131.7
10	Librería (libros)	2	2	189.0720029256	471.5093635883	282.497806626	660.5213665139	330.2606832569	330.2606832569	141.2488803313	189.0720029256	189.0
11	Diarios y revistas	3	3	2.433586845802	480.1462796172	477.712109713	485.4959051396	161.8319683766	2.916058686916	225.0823942157	2.433586845802	2.674
12	Verdulería	21	21	1.215588074287	2797.584039244	2796.368451170	14294.05392902	680.6692347155	568.6194767339	708.7821923149	1.215588074287	4.498
13	Panadería	14	14	1.270172599574	2503.168803039	2501.898630439	6662.6109244325	475.9007803166	19.8898348443	740.7953465065	1.270172599574	3.584
14	Fenotería	15	15	0.969963694537	1517.004179771	1516.039454276	5833.002888784	388.866891189	115.5787746086	494.7838827943	0.969963694537	7.402
15	Copias / Impres...	7	7	4.463339217248	369.67851198544	365.2151727818	1257.199970391	179.5942814844	178.5422362266	134.8816130425	4.463339217248	77.10
16	Venta de pasajes	1	1	1245.746556354	1245.746556354	0	1245.746556354	1245.746556354	1245.746556354	0	1245.746556354	1245
17	Bicicletas	3	3	217.3407196077	1656.531741562	1439.191021954	2243.107247482	747.7024158308	369.2347863223	645.6242955555	217.3407196077	299.2
18	Clothes	31	31	0.937882214242	2922.632400897	2921.714718682	16410.70303242	529.3783968522	9.299811465881	782.9598643918	0.937882214242	3.327
19	Vinoteca	2	2	9.164094441330	303.0522356837	293.8881412424	312.2163301251	156.1061650625	156.1061650625	146.944076212	9.164094441330	9.164
20	Calzado	4	4	1.123378714700	726.1498464126	725.0264676978	744.3786741360	186.0946685340	8.5527204305	311.8161629671	1.123378714700	4.480
21	Peluquería	18	18	1.65803395819	1599.873161879	1598.2151279228	9398.444740304	522.138189057	269.736627631	593.5677400910	1.65803395819	3.832
22	Óptica	1	1	7.787474914797	7.787474914797	0	7.787474914797	7.787474914797	7.787474914797	0	7.787474914797	7.787

Figura 69. Resultados del análisis por categorías mostrando las métricas estadísticas por rubro comercial

4.4.10. Análisis de accesibilidad espacial por rubro

A continuación de lo desarrollado en el apartado anterior, se calculó la **accesibilidad espacial por tipo de rubro** considerando, para cada comercio, la **distancia media** tanto a la **calle principal** más cercana como a la **parada de colectivo** más próxima. El objetivo fue **comparar niveles de conectividad** entre rubros y disponer de insumos consistentes para el modelo de potencialidad.

Para ello se trabajó sobre la capa `comercios_con_distancia_final_depurado`, que contiene los campos `distancia_calles` y `distancia_paradas`. Primero, se aplicó Estadísticas por categorías usando `rubro_es` como variable categórica y el campo `distancia_paradas` como campo de análisis, obteniendo para cada rubro recuento, mínimo, máximo, media, mediana y desviación estándar (véase Figura 70). Luego, se sistematizaron los resultados en dos tablas resumen: una para calles y otra para paradas, que sirvieron de base comparativa del análisis (véanse Figuras 71 y 72).

Para homogeneizar nombres y reducir variantes se normalizaron ambas tablas resumen. Para ello se creó el campo **rubro_final** mediante la calculadora de campos con expresiones CASE WHEN, agrupando categorías equivalentes bajo una misma etiqueta (véase Figura 73).

Bajo este esquema, se repitió el cálculo de estadísticas por categorías tomando **rubro_final** como campo de clase y, **distancia_calles** y **distancia_paradas** como campos de análisis (véanse Figuras 74 y 75). Estas tablas normalizadas permitieron comparar, la accesibilidad media por rubro.

Finalmente, se elaboraron los gráficos de barras con la distancia media por rubro a la calle principal y distancia media por rubro a la parada de colectivo más cercanas (véanse Figuras 76 y 77).

En términos generales, como resultado de este proceso se pudo observar que los rubros de consumo cotidiano (p. ej., farmacias, kioscos, librerías, verdulerías, supermercados) muestran medias más bajas - <500 m - respecto de ambos referentes de accesibilidad, lo cual sugiere su localización en sectores mejor conectados. En contraste, rubros especializados o menos frecuentes (p. ej., florerías, talleres mecánicos, venta de pasajes, tiendas gourmet) presentan medias significativamente mayores - en varios casos >1.500 m -, evidenciando localizaciones más sobre la periferia o con menor integración a la red vial y al transporte público. Estos hallazgos confirman la fuerte asociación que existe entre tipo de actividad comercial y accesibilidad (vial y de transporte), y constituyen una evidencia clave para el modelo predictivo de potencialidad desarrollado en la siguiente sección.

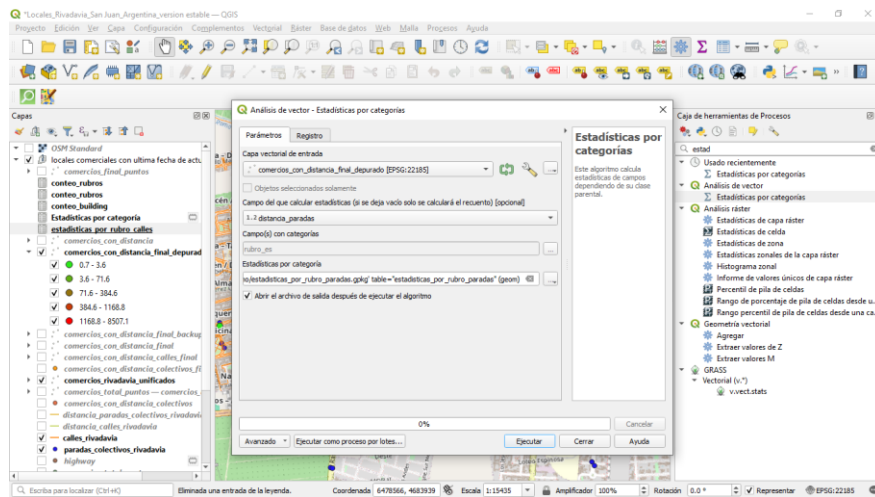


Figura 70. Aplicación de la herramienta Estadísticas por categorías para distancias por rubro

fid	rubro_es	count	unique	min	max	range	sum	mean	median	stddev	minority	majority
1	33 Lavandería	1	1	0.677223834886...	0.677223834886...	0	0.677223834886...	0.677223834886...	0.677223834886...	0	0.677223834886...	0.677223834886...
2	40 Quisería	1	1	2.042500598452...	2.042500598452...	0	2.042500598452...	2.042500598452...	2.042500598452...	0	2.042500598452...	2.042500598452...
3	45 Farma	1	1	3.303192133796...	3.303192133796...	0	3.303192133796...	3.303192133796...	3.303192133796...	0	3.303192133796...	3.303192133796...
4	30 Locksmith	1	1	3.91776632066...	3.91776632066...	0	3.91776632066...	3.91776632066...	3.91776632066...	0	3.91776632066...	3.91776632066...
5	51 Vendedores / Ba...	1	1	3.939278797552...	3.939278797552...	0	3.939278797552...	3.939278797552...	3.939278797552...	0	3.939278797552...	3.939278797552...
6	47 Audio / Hi-Fi	1	1	4.247411441055...	4.247411441055...	0	4.247411441055...	4.247411441055...	4.247411441055...	0	4.247411441055...	4.247411441055...
7	37 Pastelería	1	1	5.633463024018...	5.633463024018...	0	5.633463024018...	5.633463024018...	5.633463024018...	0	5.633463024018...	5.633463024018...
8	22 Óptica	1	1	7.787474914797...	7.787474914797...	0	7.787474914797...	7.787474914797...	7.787474914797...	0	7.787474914797...	7.787474914797...
9	31 Lotería	6	6	0.94726674160...	70.44656180122...	69.49929512706...	83.44319879567...	13.90719979927...	2.75928133488...	25.30384867735...	0.94726674160...	0.94726674160...
10	56 Tea	1	1	32.56070242502...	32.56070242502...	0	32.56070242502...	32.56070242502...	32.56070242502...	0	32.56070242502...	32.56070242502...
11	32 Bebidas	2	2	0.857901437079...	67.59677954140...	66.73927810432...	68.4543097848...	34.22714048924...	34.22714048924...	33.36963905216...	0.857901437079...	0.857901437079...
12	46 Health Food	2	2	11.22917007706...	162.2659709234...	151.0368008453...	173.4951409994...	86.74757049974...	86.74757049974...	75.51840042368...	11.22917007706...	11.22917007706...
13	27 Cosmética	1	1	111.0837472611...	111.0837472611...	0	111.0837472611...	111.0837472611...	111.0837472611...	0	111.0837472611...	111.0837472611...
14	44 Deportes	2	2	1.885638653759...	246.7744323770...	244.8887699233...	248.6600712308...	124.3300356154...	124.3300356154...	122.4443969616...	1.885638653759...	1.885638653759...
15	35 Computación	2	2	1.498349525157...	258.861987734...	257.3668438209...	260.3635537260...	130.181778630...	130.181778630...	128.6834219104...	1.498349525157...	1.498349525157...
16	23 Regalería	4	4	3.491445137991...	562.9234055353...	559.4319604105...	578.4177525088...	144.6044381272...	6.00145093474...	241.5319652676...	3.491445137991...	3.491445137991...
17	39 Pastas	1	1	151.6744837631...	151.6744837631...	0	151.6744837631...	151.6744837631...	151.6744837631...	0	151.6744837631...	151.6744837631...
18	19 Vinoteca	2	2	9.16494441330...	303.0522536837...	293.8881412424...	312.2163301251...	156.1081650625...	156.1081650625...	146.9440706212...	9.16494441330...	9.16494441330...
19	11 Diarios y revistas	3	3	2.433568843802...	480.1462796172...	477.712108713...	485.495951299...	161.8319683766...	2.91658686916...	225.0822942157...	2.433568843802...	2.433568843802...
20	15 Copias / Impres...	7	7	4.46339217248...	369.6785198544...	365.2151727881...	1257.199970931...	179.5942814844...	178.542236226...	134.8816130423...	4.46339217248...	4.46339217248...
21	20 Catado	4	4	1.12337874780...	726.1498464126...	725.0264678978...	744.3786741360...	186.0946685340...	8.55274504305...	311.8161629671...	1.12337874780...	1.12337874780...
22	50 Concesionaria	1	1	187.5728227352...	187.5728227352...	0	187.5728227352...	187.5728227352...	187.5728227352...	0	187.5728227352...	187.5728227352...

Figura 71. Tabla resumen de resultados de distancias a calles (estadísticas_por_rubro_calles.gpkg)

fid	rubro_es	count	unique	min	max	range	sum	mean	median	stddev	minority	majority
1	51 Vendedores / Ba...	1	1	9.288228494231...	9.288228494231...	0	9.288228494231...	9.288228494231...	9.288228494231...	0	9.288228494231...	9.288228494231...
2	39 Pastas	1	1	10.50366883422...	10.50366883422...	0	10.50366883422...	10.50366883422...	10.50366883422...	0	10.50366883422...	10.50366883422...
3	30 Locksmith	1	1	23.88619590243...	23.88619590243...	0	23.88619590243...	23.88619590243...	23.88619590243...	0	23.88619590243...	23.88619590243...
4	35 Computación	2	2	15.97291958157...	36.24186374762...	20.26947216425...	52.2142533203...	26.1071276640...	26.1071276640...	10.13478608122...	15.97291958157...	15.97291958157...
5	40 Quisería	1	1	28.54628105150...	28.54628105150...	0	28.54628105150...	28.54628105150...	28.54628105150...	0	28.54628105150...	28.54628105150...
6	26 Herbalist	2	2	3.742953121507...	53.68576476254...	49.94281164104...	57.42877786405...	28.71435894202...	28.71435894202...	24.97140562052...	3.742953121507...	3.742953121507...
7	19 Vinoteca	2	2	28.19912070620...	30.1235840558...	1.926437699382...	58.32467911778...	29.1623395589...	29.1623395589...	0.963218849691...	28.19912070620...	28.19912070620...
8	22 Óptica	1	1	32.36480207151...	32.36480207151...	0	32.36480207151...	32.36480207151...	32.36480207151...	0	32.36480207151...	32.36480207151...
9	50 Concesionaria	1	1	42.33414324667...	42.33414324667...	0	42.33414324667...	42.33414324667...	42.33414324667...	0	42.33414324667...	42.33414324667...
10	56 Tea	1	1	48.50046564819...	48.50046564819...	0	48.50046564819...	48.50046564819...	48.50046564819...	0	48.50046564819...	48.50046564819...
11	27 Cosmética	1	1	58.66711295845...	58.66711295845...	0	58.66711295845...	58.66711295845...	58.66711295845...	0	58.66711295845...	58.66711295845...
12	33 Lavandería	1	1	59.39811191328...	59.39811191328...	0	59.39811191328...	59.39811191328...	59.39811191328...	0	59.39811191328...	59.39811191328...
13	46 Health Food	2	2	23.31649057642...	49.87410266684...	73.11453090212...	119.7475202448...	59.87376012248...	59.87376012248...	36.55726954606...	23.31649057642...	23.31649057642...
14	32 Bebidas	2	2	62.84294698279...	63.058070030...	0.215713707514...	125.904076991...	62.95070384655...	62.95070384655...	0.107856853757...	62.84294698279...	62.84294698279...
15	44 Deportes	2	2	32.84978722795...	92.29791566496...	60.44812845701...	126.1477029129...	63.07385145645...	63.07385145645...	30.22406422850...	32.84978722795...	32.84978722795...
16	25 Bebidas alcohol...	1	1	63.62586706380...	63.62586706380...	0	63.62586706380...	63.62586706380...	63.62586706380...	0	63.62586706380...	63.62586706380...
17	37 Pastelería	1	1	68.55799802240...	68.55799802240...	0	68.55799802240...	68.55799802240...	68.55799802240...	0	68.55799802240...	68.55799802240...
18	10 Librería (libros)	2	2	20.7714971491...	149.317948765...	128.5465551616...	170.088945914...	85.04469729574...	85.04469729574...	64.27327738002...	20.7714971491...	20.7714971491...
19	2 Mail	3	3	42.12035005473...	173.038901548...	130.9183401001...	275.2478541515...	91.7482483719...	68.0881432000...	57.94648098482...	42.12035005473...	42.12035005473...
20	41 Repuestos de a...	3	3	63.652883325806...	126.164856668...	62.5119603328...	289.0347437212...	96.34491453735...	99.21468622282...	25.401079338238...	63.652883325806...	63.652883325806...
21	24 Dry Cleaning	2	2	34.74561174079...	195.3511844697...	160.6055722009...	230.967958185...	115.0483979962...	115.0483979962...	80.30278618047...	34.74561174079...	34.74561174079...
22	31 Lotería	6	6	6.488557671879...	608.5883888749...	602.0998412030...	815.9575750935...	135.9929291822...	54.828544600391...	212.7133736035...	6.488557671879...	6.488557671879...

Figura 72. Tabla resumen de resultados de distancias a paradas (estadísticas_por_rubro_paradas.gpkg)

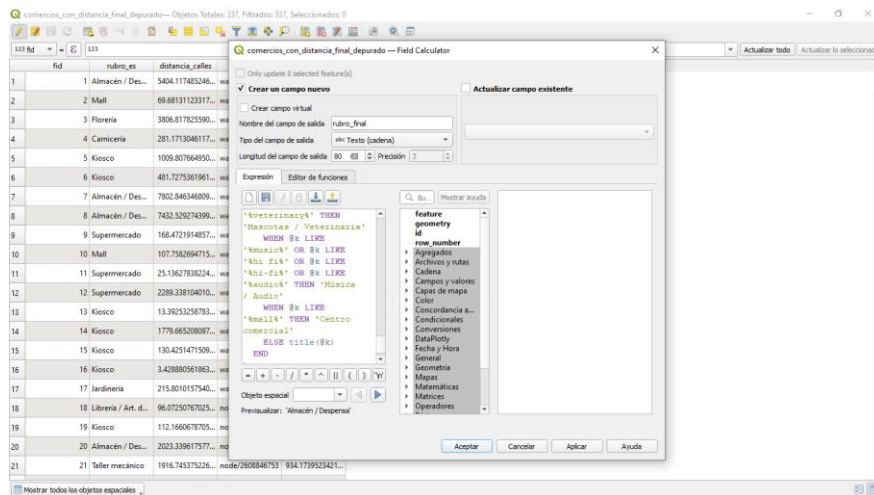


Figura 73. Creación del campo rubro_final en la calculadora de campos

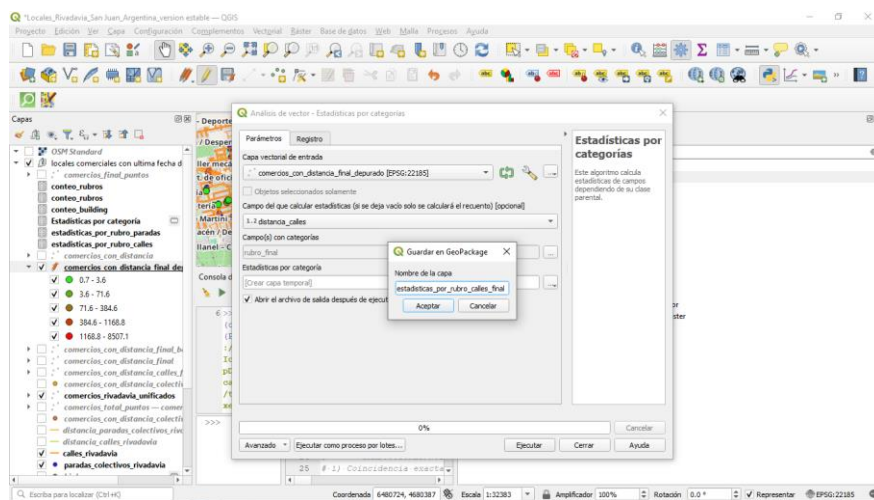


Figura 74. Estadísticas por categorías aplicadas al campo rubro_final a partir de distancia_calles. Se obtiene estadísticas_por_rubro_calles_final

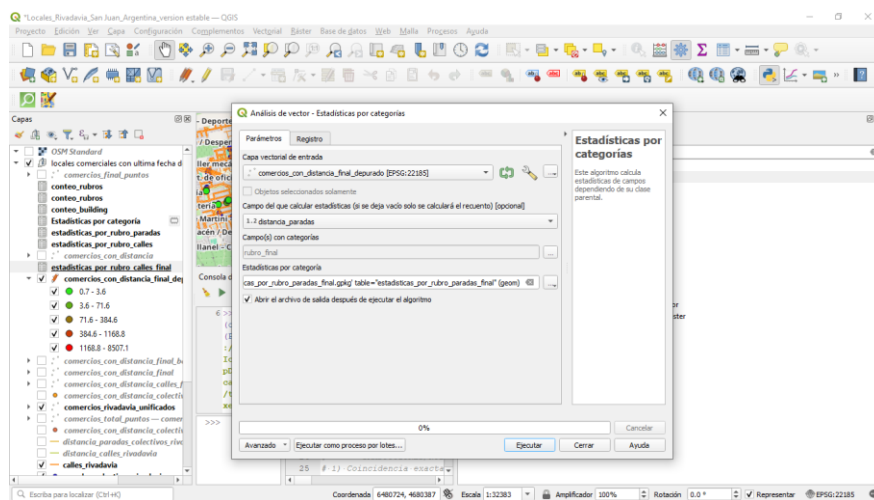


Figura 75. Estadísticas por categorías aplicadas al campo rubro_final a partir de distancia_paradas. Se obtiene estadísticas_por_rubro_paradas_final

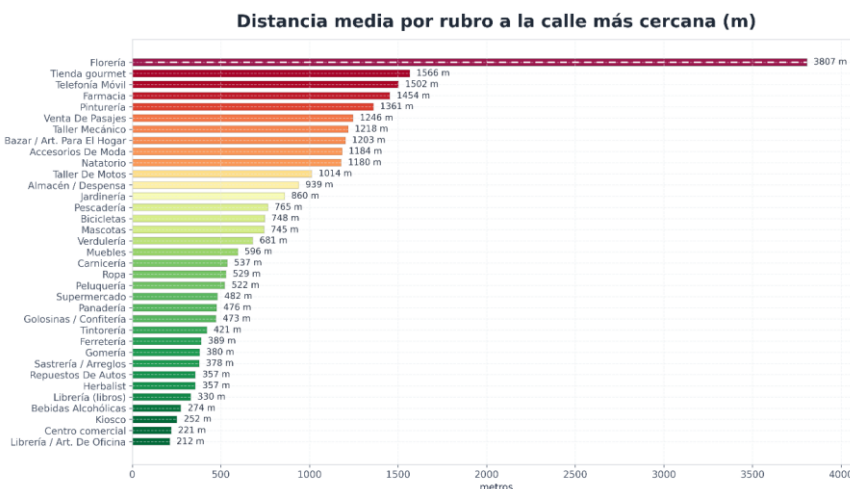


Figura 76. Gráfico de distancia media por rubro a la calle principal más cercana (m)

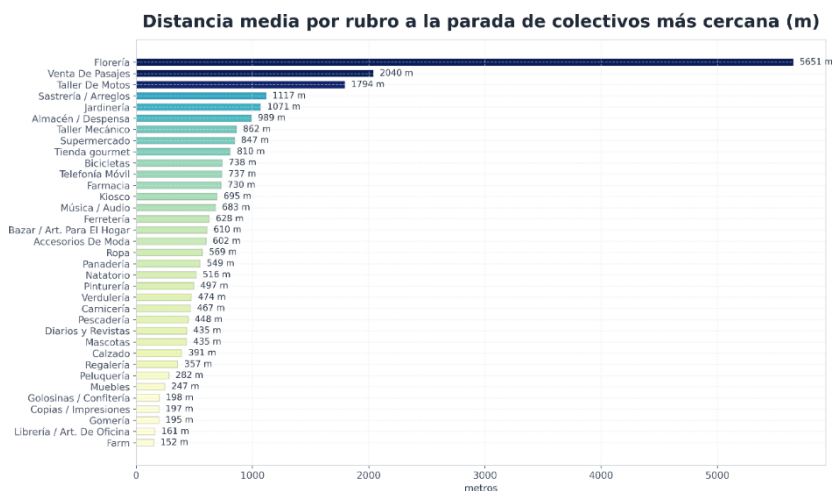


Figura 77. Gráfico de distancia media por rubro a la parada de colectivo más cercana (m)

4.4.11. Comparación de distancias promedio a calles y paradas por rubro

Con el objetivo de contrastar en una misma visualización la accesibilidad relativa de los rubros comerciales frente a ambos indicadores, distancia a calles principales y distancia a paradas de colectivos, se unificaron las tablas estadísticas generadas en el apartado anterior (estadísticas_por_rubro_calles_final y estadísticas_por_rubro_paradas_final), tomando como campo de unión el atributo rubro_final.

El proceso se llevó a cabo mediante la herramienta Vector general (Unir atributos por valor de campo), definiendo como capa base estadísticas_por_rubro_calles_final y como capa a unir estadísticas_por_rubro_paradas_final, cuyo tipo de unión fue uno a uno (coincidente) y descartando los registros que no presentaban correspondencia exacta (véase Figura 78).

La capa resultante incorporó los campos rubro_final, calles_mean y paradas_mean, correspondientes a las distancias medias a calles y paradas por cada rubro esto puede observarse en la Figura 79. A partir de esta estructura unificada, se exportó la nueva tabla bajo el nombre distancia_promedio_calles_paradas.gpkg, seleccionando únicamente los campos de análisis mencionados tal como se muestra en la Figura 80.

Por último, se elaboraron dos gráficos comparativos que permiten observar de manera simultánea las distancias promedio a calles y paradas:

- Gráfico de distancias promedio a calles vs. paradas por rubro (véase Figura 81). Representa todos los rubros incluidos en el dataset, evidenciando las diferencias de accesibilidad. A partir del gráfico se destacan rubros como Florería y Venta de Pasajes, con valores muy superiores a la media general (> 5 km), frente a otros de carácter cotidiano (Farmacia, Kiosco, Supermercado) con valores inferiores a 500 m.
- Gráfico de distancias promedio a calles vs. paradas -Top 35 rubros (véase Figura 82). Permite una lectura más clara de los rubros más representativos, mostrando brechas reducidas entre ambos indicadores para comercios de consumo cotidiano y diferencias más amplias en comercios especializados.

En conjunto, estos resultados refuerzan la tendencia observada en apartados anteriores, lo cual significa que los rubros de consumo cotidiano tienden a localizarse en áreas de alta accesibilidad, mientras que los especializados presentan mayores distancias medias, tanto al sistema vial estructurante como a la red de transporte público.

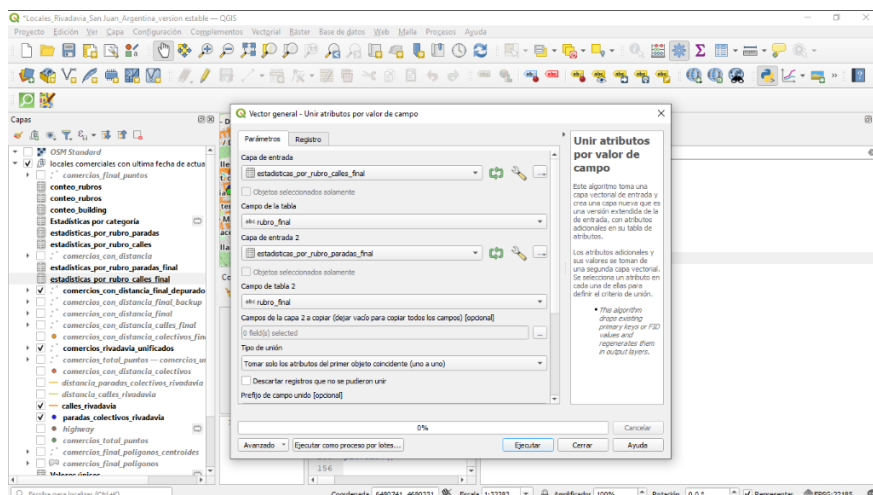


Figura 78. Configuración de la herramienta Unir atributos por valor de campo para integrar las tablas de calles y paradas

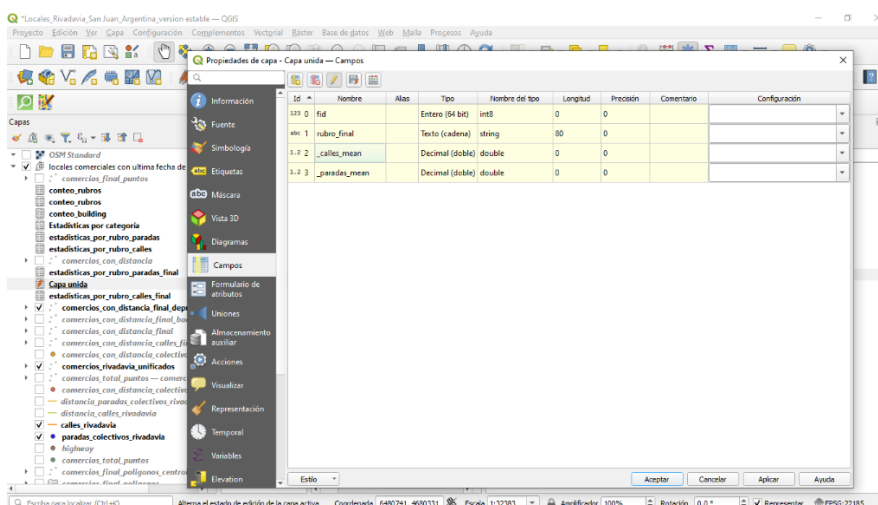


Figura 79. Vista de campos resultantes tras la unión (rubro_final, calles_mean, paradas_mean)

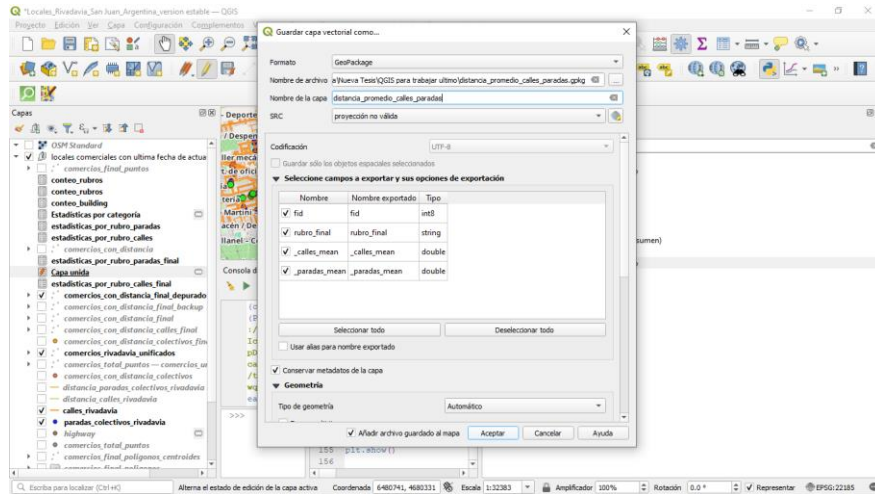


Figura 80. Selección de campos y exportación de la capa distancia_promedio_calles_paradas

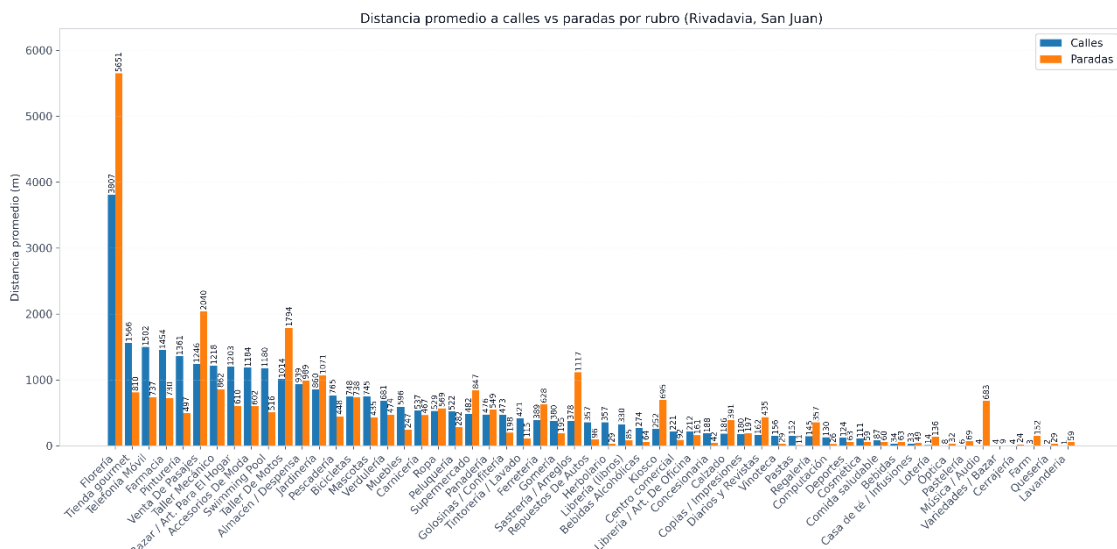


Figura 81. Gráfico de distancias promedio a calles vs. paradas por rubro (Rivadavia, San Juan)

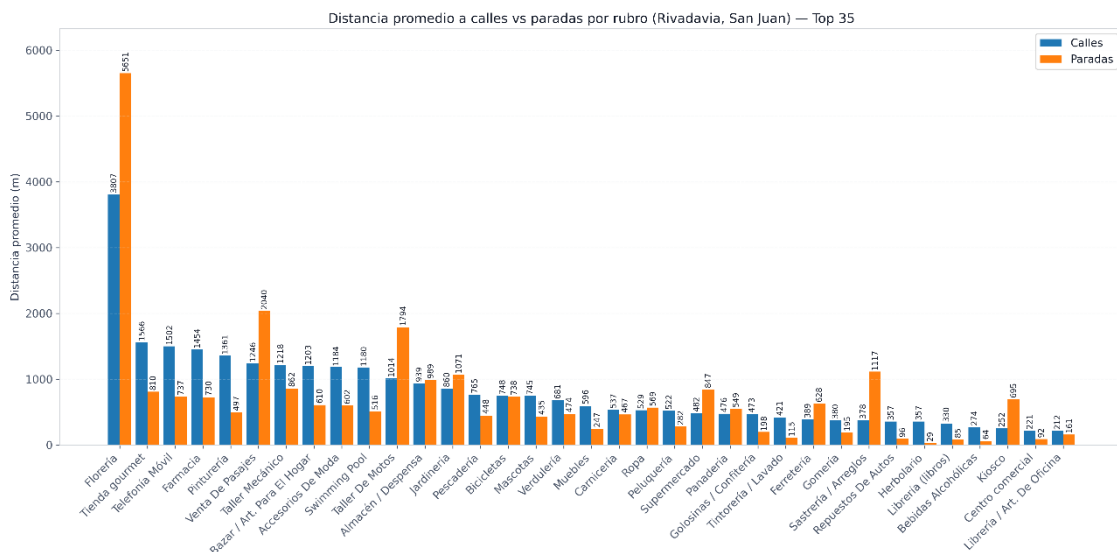


Figura 82. Gráfico de distancias promedio a calles vs. paradas por rubro - Top 35

4.4.12. Síntesis interpretativa

El conjunto de procedimientos realizados hasta este punto permitió consolidar las tres primeras fases metodológicas: obtención y preparación de datos, análisis exploratorio (EDA) y procesamiento geoespacial. A partir de las mismas se logró caracterizar la distribución comercial de Rivadavia, identificar patrones espaciales de concentración y dispersión, y generar las variables necesarias para el modelado predictivo.

El análisis de accesibilidad a las calles principales y paradas de colectivos mostró que los rubros de consumo cotidiano como kioscos, supermercados, panaderías y farmacias, tienden a localizarse en zonas centrales y de mayor conectividad, mientras que los rubros especializados presentan una dispersión más amplia en áreas periféricas o con menor densidad de servicios de transporte. Por lo tanto, estos resultados evidencian que la accesibilidad vial y de transporte constituyen un factor determinante en la organización del entramado comercial del municipio de Rivadavia.

El trabajo desarrollado hasta este punto permitió, además, validar la coherencia de los datos, depurar inconsistencias y construir un conjunto de capas y métricas normalizadas que servirán de insumo para la siguiente fase. De esta manera, el proceso analítico realizado en QGIS y PyQGIS establece una base sólida para la Fase 4, en la que se abordará la construcción del Modelo Predictivo Multicriterio de Potencialidad Comercial mediante la integración de las variables geoespaciales obtenidas.

Por otra parte, cabe destacar y mencionar que la Fase 5 de validación, visualización y retroalimentación estuvo presente de forma continua a lo largo de todo el proceso metodológico.

Cada conjunto de gráficos, mapas y análisis intermedios desarrollados hasta este punto, permitió verificar la coherencia de los datos y garantizar la consistencia de los resultados, reafirmando el carácter iterativo y de mejora continua que caracterizó el presente trabajo.

4.5. Construcción del Modelo Predictivo Multicriterio de Potencialidad Comercial

En esta sección se integraron las variables generadas en las fases anteriores con el propósito de construir un modelo predictivo multicriterio de potencialidad comercial para el departamento de Rivadavia.

El objetivo en esta fase fue identificar áreas con mayor probabilidad de concentración o desarrollo de actividades económicas, combinando información sobre densidad comercial, accesibilidad vial y proximidad al transporte público.

El desarrollo de esta etapa se llevó a cabo, tal como se hizo desde el comienzo, en el entorno QGIS y utilizando herramientas de análisis ráster y vectorial. Bajo este contexto, es importante mencionar que el análisis vectorial permite trabajar con entidades geométricas discretas (puntos, líneas y polígonos) para representar objetos como locales comerciales, calles o paradas de colectivos; mientras que el análisis ráster opera sobre una estructura de celdas o píxeles, lo que facilita el cálculo de superficies continuas como densidad, cercanía o potencialidad. La combinación de ambos enfoques permitió integrar información de diferente naturaleza y escala dentro de un mismo modelo espacial.

4.5.1. Cálculo de la densidad comercial (KDE)

Como primer paso se aplicó el método de Estimación de Densidad de Núcleo (Kernel Density Estimation, KDE) sobre la capa de locales comerciales depurados. Esta técnica permitió obtener una representación continua de la densidad espacial de puntos, asignando mayor peso a las áreas con mayor concentración de locales comerciales.

El radio de búsqueda de 80 metros se definió tras varias pruebas de ajuste, como se mencionó en los apartados anteriores, ya que permitió representar adecuadamente la estructura urbana de Rivadavia: un valor menor generaba concentraciones muy localizadas, mientras que uno mayor diluía las zonas de alta densidad. Este umbral ofreció un equilibrio adecuado para el nivel de análisis del caso de estudio.

Como primer paso se muestra la configuración del algoritmo en QGIS para generar el mapa de calor (véase Figura 83), donde se estableció un tamaño de celda de 25 m, y radio de 80 metros, coherente con la escala del área urbana y la resolución utilizada en las demás variables.

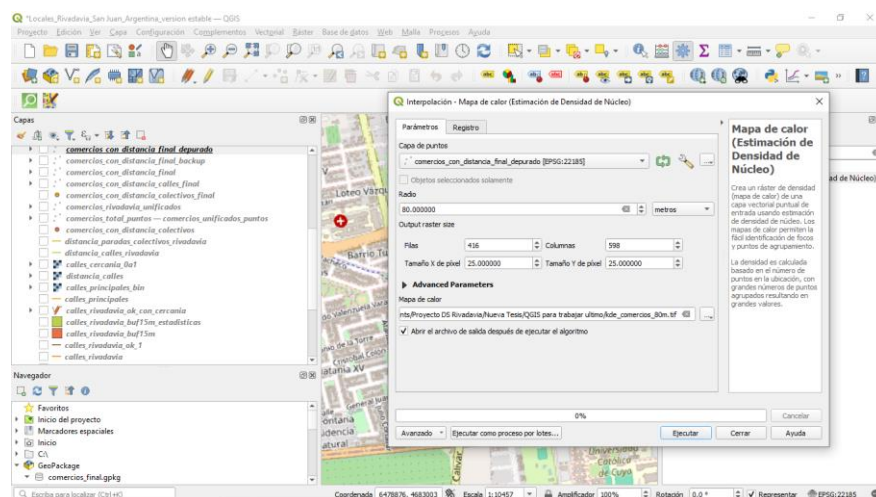


Figura 83. Configuración del mapa de calor (KDE) para locales comerciales

Posteriormente, se verificaron las propiedades del ráster generado (véase Figura 84). Esta verificación fue fundamental para garantizar la consistencia de los datos y la correcta representación de la densidad comercial del área de estudio.

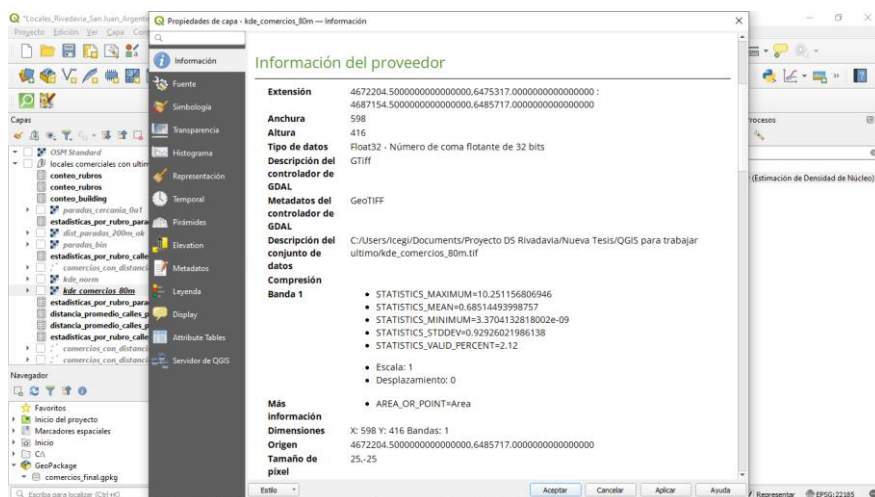


Figura 84. Propiedades del ráster KDE generado

4.5.2. Normalización de la capa de densidad

Para poder integrar la variable de densidad dentro del modelo multicriterio, fue necesario normalizar los valores del ráster KDE a una escala común (0–1). Para ello, se utilizó la calculadora ráster de QGIS (véase Figura 85), aplicando la siguiente expresión:

$$x' = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

$$kde_comercios_80m@1' = \frac{kde_comercios_80m@1 - 3.370412881832 \times 10^{-9}}{10.251156860964 - 3.370412881832 \times 10^{-9}}$$

Esta operación permitió transformar los valores originales en proporciones relativas: los valores cercanos a 1 representan zonas con alta concentración comercial, mientras que los valores próximos a 0 indican áreas con baja o nula densidad. De esta manera, todas las variables del modelo comparten una misma escala, lo que permite su comparación e integración posterior.

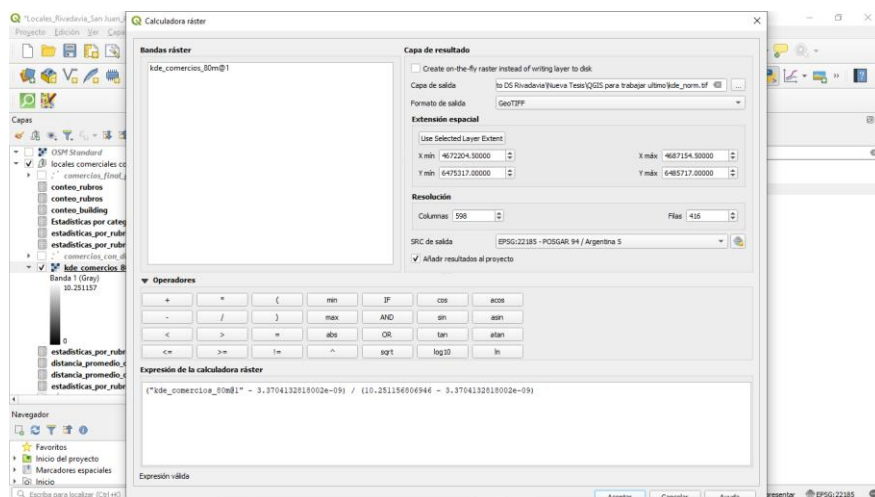


Figura 85. Proceso de normalización del ráster KDE

El resultado fue la obtención de una capa ráster normalizada, cuyos valores oscilan entre 0 y 1, donde los tonos más intensos indican áreas de alta densidad comercial (véase Figura 86). Esta superficie constituye la primera variable predictora del modelo de potencialidad comercial.

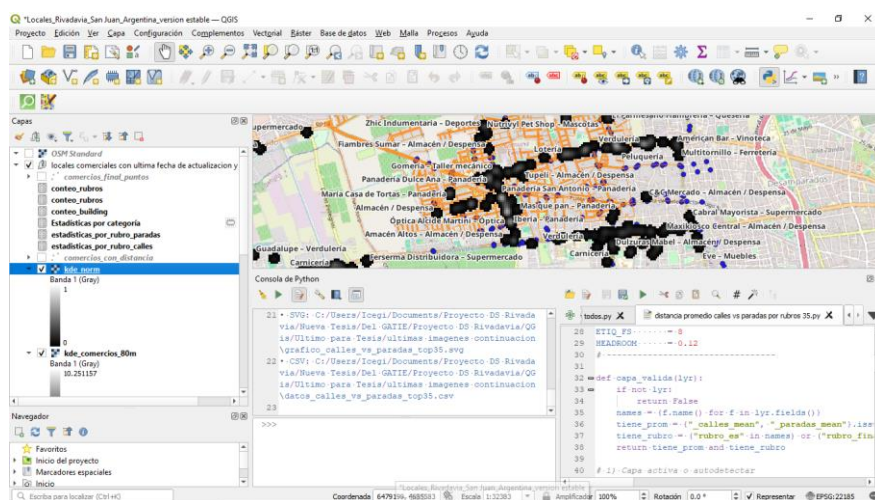


Figura 86. Mapa de densidad comercial normalizada

4.5.3. Cálculo de la cercanía a paradas de transporte público (0–1)

Como segunda variable del modelo predictivo, se incorporó la accesibilidad al transporte público, expresada como un índice continuo de cercanía a las paradas de colectivos de la Red Tulum.

El objetivo fue representar espacialmente la facilidad de acceso a los servicios de transporte en el departamento de Rivadavia. Para ello, en primer lugar, la capa vectorial de paradas de colectivos fue convertida a formato ráster utilizando la herramienta Rasterizar (vectorial a ráster), con un tamaño de celda de 25×25 metros, sistema de referencia EPSG:22185 y valor asignado igual a 1 (véanse Figuras 87 y 88). Este proceso generó un ráster binario donde cada celda con presencia de parada tiene valor 1 y el resto 0.

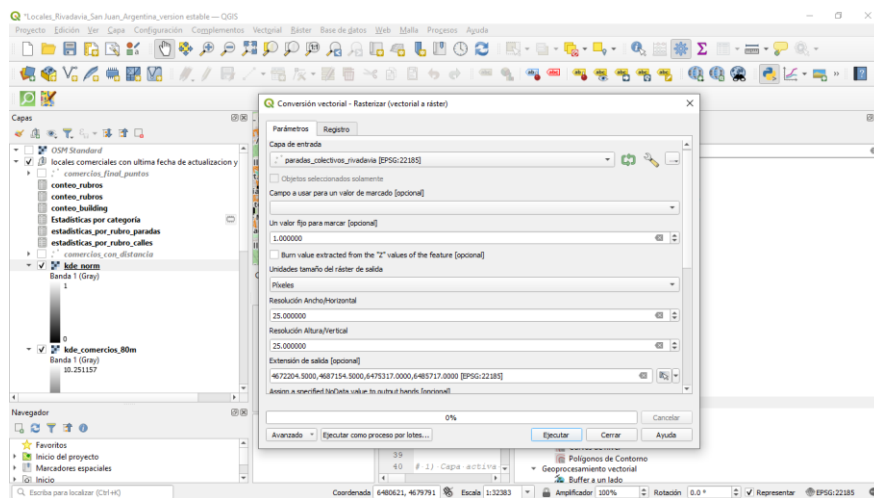


Figura 87. Parámetros de la herramienta Rasterizar (vectorial a ráster)

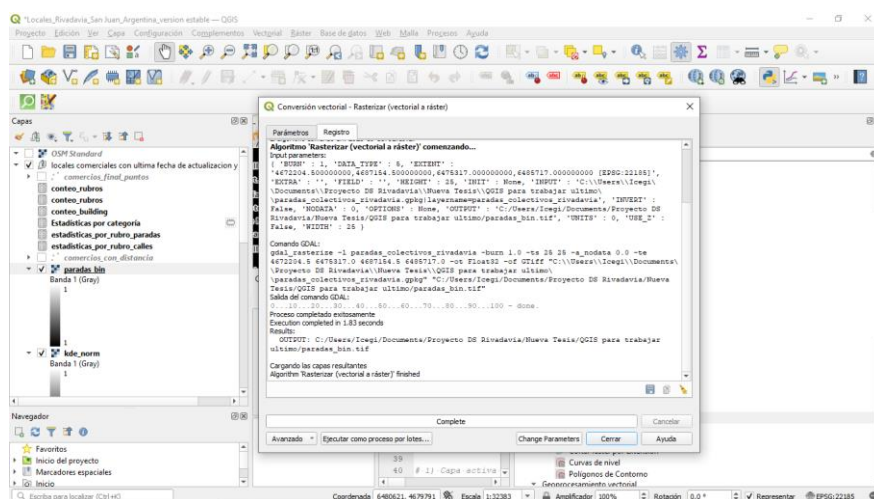


Figura 88. Registro del proceso de rasterización completado correctamente y mediante el cual se obtuvo el ráster binario paradas_bin

Seguidamente, se aplicó la herramienta Proximidad (distancia ráster) para calcular la distancia euclidiana desde cada celda hasta la parada más cercana (véase Figura 89). El resultado de este proceso, denominado distancia_paradas.tif, contiene valores en metros, y permitió generar una superficie continua de accesibilidad potencial.

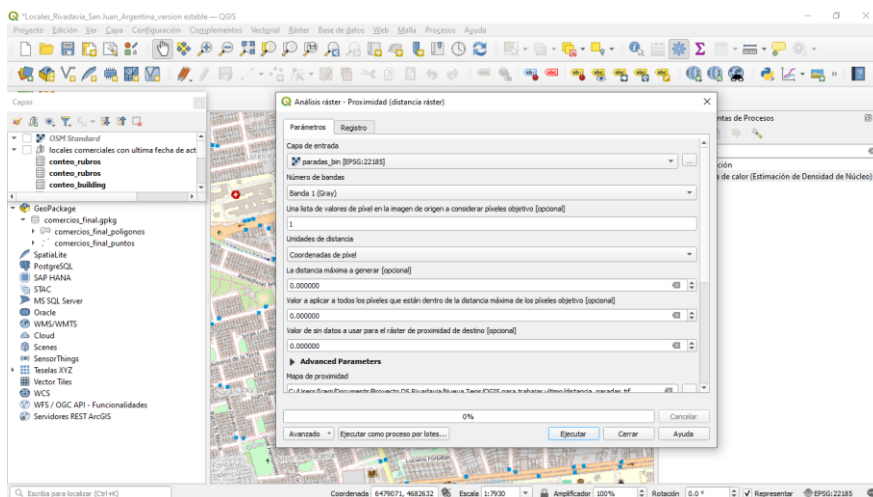


Figura 89. Parámetros de la herramienta Proximidad (distancia ráster)

Para estandarizar esta variable dentro del modelo, se aplicó una normalización 0–1 mediante la calculadora ráster, estableciendo un umbral máximo de 200 m. Este valor representa aproximadamente dos cuadras, una distancia caminable que refleja el alcance efectivo de cada parada.

La expresión utilizada fue:

$$("distancia_paradas@1" < 200) * ((200 - "distancia_paradas@1") / 200)$$

De este modo, las celdas a menos de 200 m de una parada obtienen valores próximos a 1, mientras que las más alejadas tienden a 0. El resultado se guardó como paradas_cercania_0a1.tif (véase Figura 90).

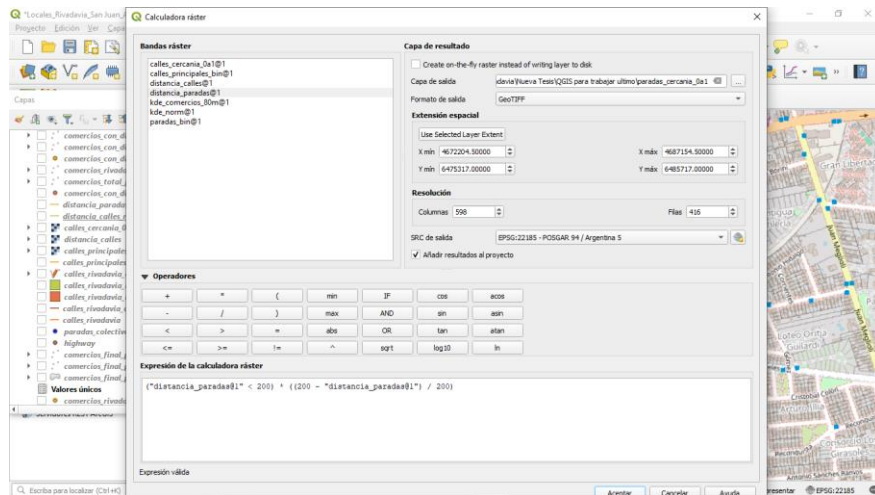


Figura 90. Expresión empleada en la calculadora ráster para generar el índice de cercanía a paradas (0–1)

Por último, se realizó la validación visual del resultado (véanse Figuras 91 y 92), obteniendo un mapa que permitió observar un patrón de color que refleja las zonas de alta accesibilidad (en tonos amarillos claros) concentradas alrededor de las paradas, con una disminución gradual hacia los sectores más alejados.

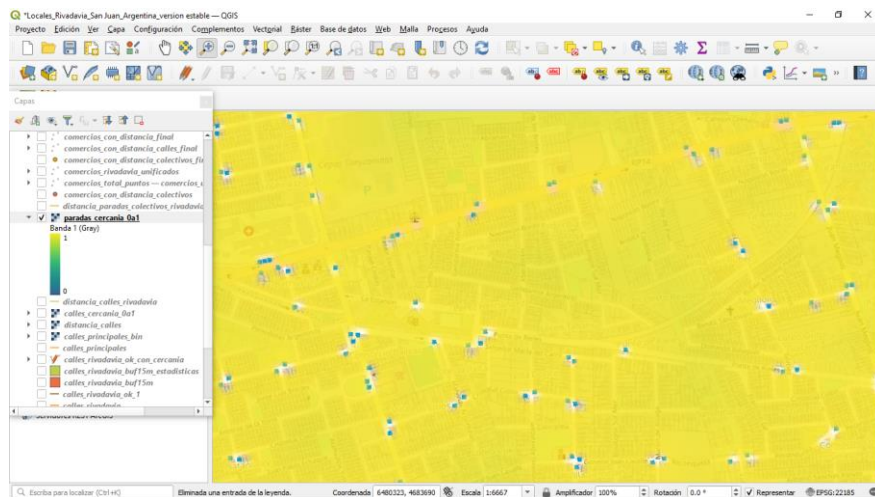


Figura 91. Mapa de cercanía a paradas (índice 0–1)

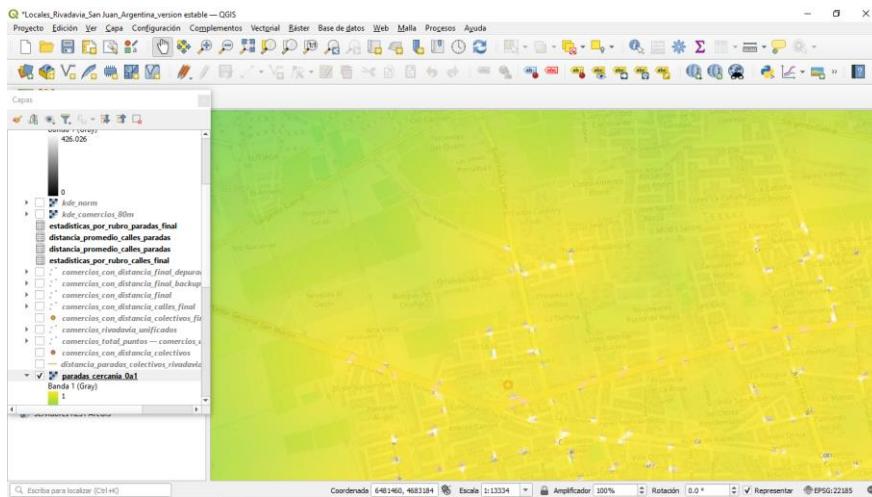


Figura 92. Detalle de la superficie de cercanía a paradas mostrando el gradiente espacial

Para una mejor interpretación de los resultados obtenidos en este paso, es importante mencionar que el cálculo de la variable cercanía a paradas de colectivos (0–1) permitió incorporar al modelo la dimensión de accesibilidad al transporte público, un factor clave en la determinación de la potencialidad comercial. El propósito de esto fue representar de forma continua qué tan accesibles son las distintas zonas del departamento Rivadavia en relación con las paradas de la Red Tulum, considerando que la proximidad al transporte incrementa el flujo de personas y, por ende, las oportunidades comerciales.

El valor de 200 metros se adoptó como umbral máximo de influencia de cada parada, por corresponder a una distancia caminable promedio en áreas urbanas (equivalente a unas dos cuadras). Este rango garantiza una representación realista del alcance peatonal del servicio y mantiene coherencia con el criterio aplicado en la variable de cercanía a calles principales. De esta forma, los valores próximos a 1 indican alta accesibilidad (sectores ubicados dentro del radio de 200 m de una parada), mientras que los valores cercanos a 0 corresponden a zonas más alejadas.

En el mapa resultante se pudo apreciar una amplia cobertura en tonos amarillos, que representa las áreas con mayor accesibilidad al transporte público. Esta tonalidad dominante evidencia que gran parte del territorio de Rivadavia se encuentra bien cubierto por la red de paradas de la Red Tulum. Los sectores con tonalidades más oscuras reflejan, en cambio, zonas periféricas o de menor cobertura, lo cual aporta información valiosa para identificar posibles áreas con menor conectividad peatonal hacia el sistema de transporte.

El índice obtenido luego fue integrado en las etapas siguientes del modelo predictivo, junto con las demás variables espaciales normalizadas, lo cual permitió construir el mapa final de potencialidad comercial.

4.5.4. Cálculo de la cercanía a calles principales (0–1)

En esta parte se trabajó con la variable cercanía a calles principales, que representa el nivel de accesibilidad y visibilidad que tiene cada zona respecto de las calles más transitadas del municipio. Estar cerca de una calle principal suele favorecer la instalación de comercios, ya que aumenta el movimiento de personas y la conexión con otros puntos del territorio.

El proceso de esta etapa comenzó con la capa original de calles de Rivadavia descargada desde OSM, que incluía 1.711 tramos viales con distintos tipos de clasificación (véase Figura 93). A partir de esa información se usó el Editor de Expresiones para seleccionar solo las calles más importantes, correspondientes a las categorías primary, secondary y tertiary (véase Figura 94).

De este modo se filtró la red vial principal, que luego se exportó como una nueva capa GeoPackage llamada `calles_rivadavia_ok_1.gpkg` (véase Figura 95).

fid	full_id	osm_id	osm_type	highway	crossing-markings	construction	covered	eld_name	layer	bridge	short_name	narrow
1	w178463365	178463365	way	secondary	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
2	w189434708	189434708	way	secondary	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
3	w189434719	189434719	way	secondary	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
4	w190019324	190019324	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
5	w191385274	191385274	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
6	w191385278	191385278	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
7	w191385282	191385282	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
8	w191385287	191385287	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
9	w191385288	191385288	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
10	w191385289	191385289	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
11	w191385292	191385292	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
12	w191385293	191385293	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
13	w191425996	191425996	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
14	w191425998	191425998	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
15	w191425710	191425710	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
16	w191577929	191577929	way	tertiary	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
17	w191583151	191583151	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
18	w191583152	191583152	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
19	w191583153	191583153	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
20	w191583155	191583155	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A
21	w191583156	191583156	way	residential	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A	N/A

Figura 93. Tabla de atributos de la capa de calles de Rivadavia obtenida desde OSM

calles_rivadavia — Select by Expression

Expresión

```

"highway" IN (
  'motorway', 'motorway_link',
  'trunk', 'trunk_link',
  'primary', 'primary_link',
  'secondary', 'secondary_link',
  'tertiary', 'tertiary_link',
  'residential', 'unclassified',
  'living_street', 'road', 'service'
)
-- Si Excluir servicios internos
-- (por lo que se venían etiquetados)
AND COALESCE('service','') NOT IN
('driveway', 'parking_aisle',
'alley')
-- Si Excluir explícitamente vías
-- no vehiculares ni algunas que sí
-- son etiquetadas
AND "highway" NOT IN ('footway',
'path', 'cycleway', 'bridleway',
'staps', 'corridor', 'track')

```

feature

- geométrico
- id
- Agregados
- Archivos y rutas
- Cadena
- Campo y valores
- Capas de mapa
- Color
- Condiciones aproximadas
- Condiciones
- Conversiones
- Datetimes
- Fecha y Hora
- General
- Geometría
- Mapas
- Matemáticas
- Alfabetos
- Categorías
- Reúens
- Reciente (selection)
- Registros y atributos
- Sensores
- Variables

Figura 94. Selección por expresión de las vías principales mediante atributos de clasificación

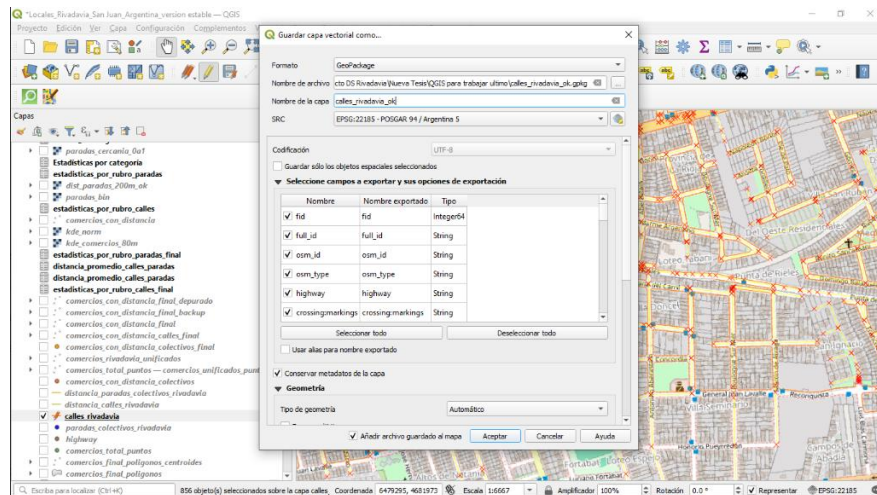


Figura 95. Exportación de la selección a una nueva capa GeoPackage denominada *calles_rivadavia_ok_1*

La capa resultante quedó compuesta por 856 tramos de calles principales (véase Figura 96). Seguidamente, en esta nueva versión se calculó la longitud de cada segmento con la calculadora de campos (véase Figuras 97), usando la expresión `length($geometry)`. Este cálculo permitió verificar que las geometrías estuvieran correctas y obtener una referencia de la extensión real de cada tramo en metros.

fid	full_id	osm_id	osm_type	highway	crossingmarkings	construction	covered	old_name	layer	bridge	short_name	narrow
1	w17946395	17946395	way	secondary	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
2	w189434708	189434708	way	secondary	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
3	w189434719	189434719	way	secondary	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
4	w190019324	190019324	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
5	w191385274	191385274	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
6	w191385278	191385278	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
7	w191385282	191385282	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
8	w191385287	191385287	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
9	w191385288	191385288	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
10	w191385289	191385289	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
11	w191385292	191385292	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
12	w191385293	191385293	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
13	w191425696	191425696	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
14	w191425698	191425698	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
15	w191425710	191425710	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
16	w19157929	19157929	way	tertiary	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
17	w19158151	19158151	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
18	w19158152	19158152	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
19	w19158153	19158153	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
20	w19158155	19158155	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
21	w19158156	19158156	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE
22	w19158157	19158157	way	residential	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE	NOULE

Figura 96. Tabla de atributos de la capa *calles_rivadavia_ok_1*

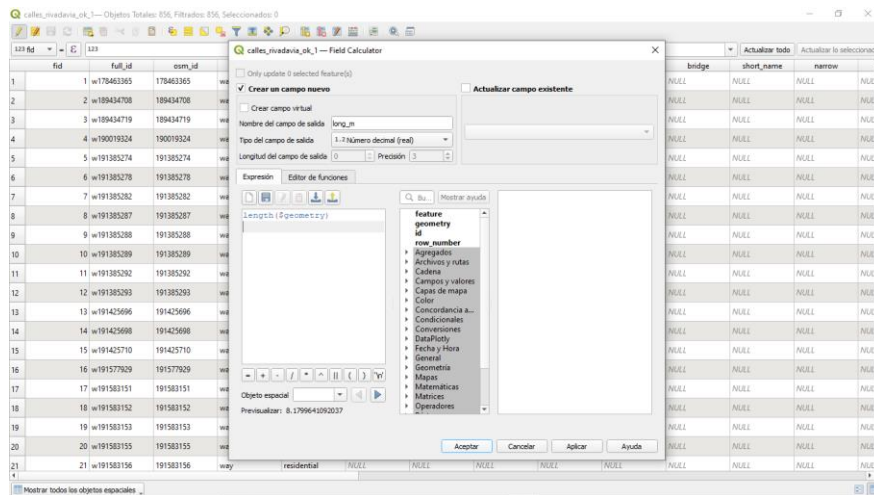


Figura 97. Cálculo del campo de longitud en metros (long_m)

Como los algoritmos de análisis ráster no trabajan directamente con líneas, fue necesario convertir las calles a polígonos para poder analizarlas como superficies. Para eso se aplicó la herramienta Buffer, que genera una franja o zona alrededor de cada línea, en este caso de 15 metros a cada lado (véase Figura 98). Esto permitió representar el espacio de influencia inmediata de las calles, esto es, el área que las rodea e incluye la calzada y las veredas.

El valor de 15 metros se eligió porque se ajusta bien al ancho promedio de las calles y avenidas urbanas, dando una representación bastante realista de su alcance.

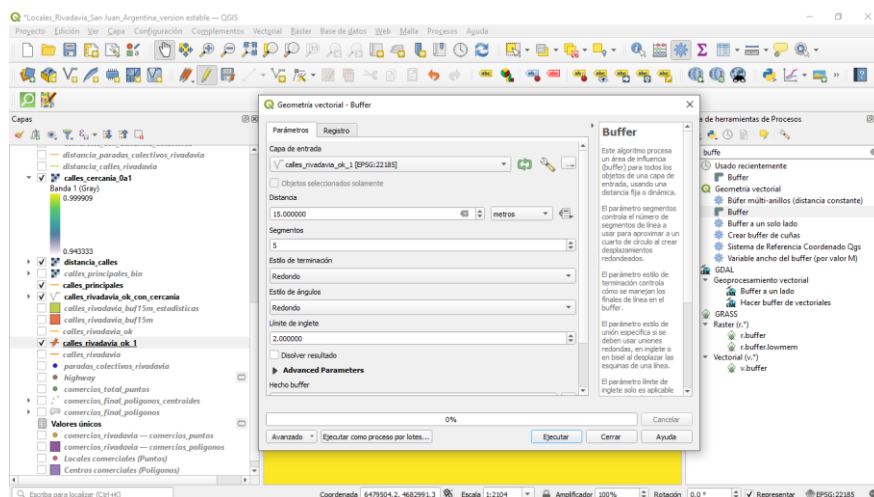


Figura 98. Parámetros del algoritmo Buffer para la capa de calles principales

El resultado final fue una nueva capa llamada `calles_rivadavia_buf15m.gpkg` donde las calles principales aparecen representadas como franjas o polígonos, en lugar de simples líneas (veas Figura 99). Esta capa se utilizó luego para calcular las distancias de cercanía a calles principales (0–1), que forman parte del modelo predictivo de potencialidad comercial.

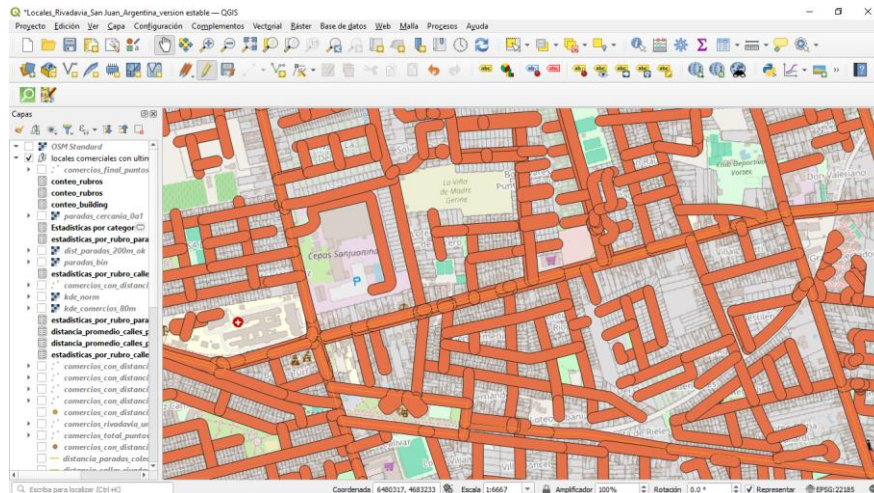


Figura 99. Visualización del buffer de 15 m aplicado a la red vial principal

4.5.5. Cálculo de la variable de cercanía a calles principales (0–1)

Una vez generado el buffer de 15 m para las calles principales, el siguiente paso consistió en calcular la cercanía promedio de cada tramo respecto a la red vial jerarquizada, expresada en valores normalizados entre 0 y 1.

Para ello, primero se aplicó el algoritmo de Estadísticas de zona, utilizando como capa ráster de entrada el mapa de cercanía a calles y como capa de polígonos el buffer de 15 m (véase Figura 100). Este proceso permitió obtener, para cada tramo, valores estadísticos como mínimo, máximo y promedio, representados en los campos `cer_min`, `cer_max` y `cer_mean`.

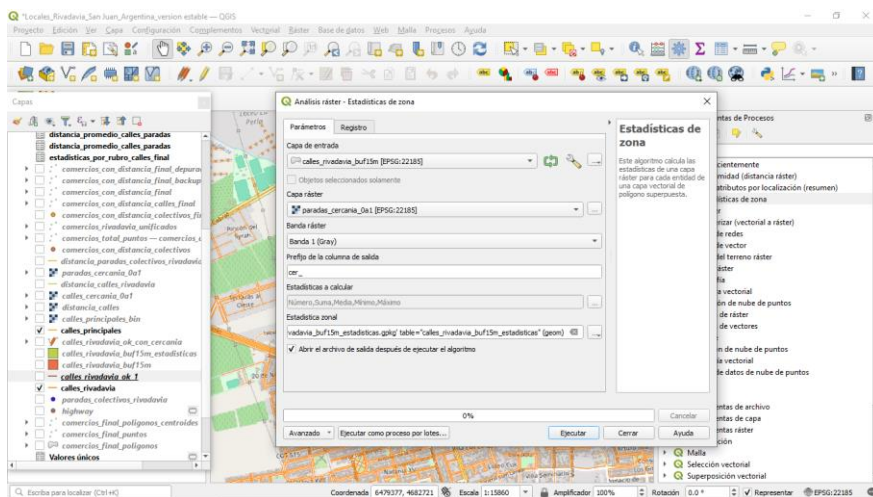


Figura 100. Parámetros del algoritmo Estadísticas de zona

Los valores obtenidos se integraron nuevamente a la capa original de calles mediante la herramienta Unir atributos por localización, conservando el promedio de cercanía como principal indicador (véase Figura 101). De este modo, cada tramo de calle quedó asociado a un valor medio de proximidad, permitiendo comparar el grado de accesibilidad vial en todo el departamento.

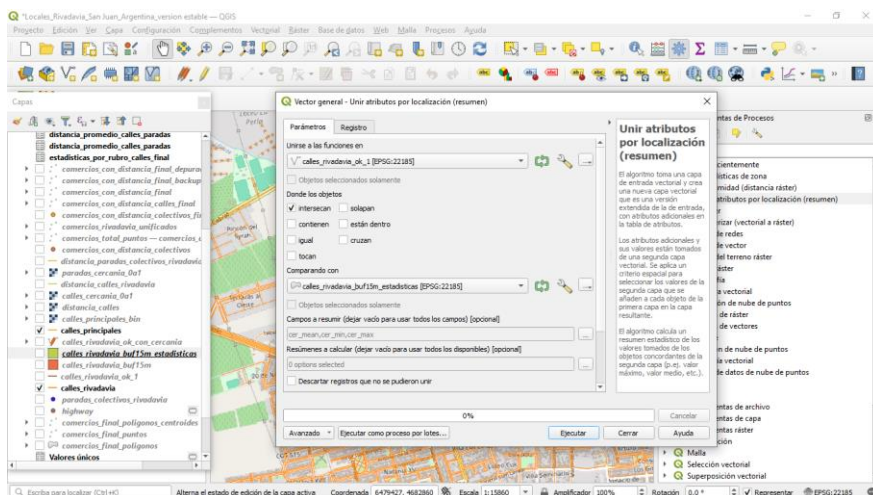


Figura 101. Configuración de la unión espacial entre la capa de calles y la tabla de estadísticas

Luego, se creó un nuevo campo denominado `cercania_0a1_15m` para normalizar los valores y facilitar su interpretación (véanse Figuras 102 y 103).

La expresión aplicada fue:

$$\text{round}(\text{coalesce}(\text{"cer_mean_mean"}, 0) * 100)$$

Este cálculo permitió convertir los valores 0–1 en una escala de 0 a 100, donde los números más altos indican mayor cercanía a una calle principal.

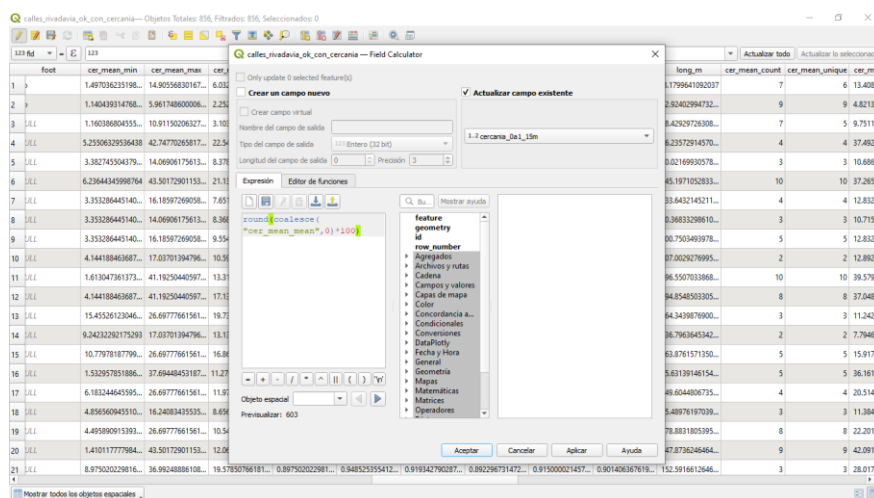


Figura 102. Cálculo del campo de cercanía normalizado (0–1) expresado en porcentaje

id	cer_min_ipr	cer_max_count	cer_max_unique	cer_max_range	cer_max_sum	cer_max_median	cer_max_stddev	cer_max_minority	cer_max_majority	cer_max_q1	cer_max_q3	cer_max_ipr	cer_cercania_0a1_15m
1	0.00443248202...	7	5	0.10956704616...	6.820838356018...	0.990000009536...	0.003868686877...	0.98197217559...	0.990000009536...	0.98504137316...	0.99146448356...	0.00496022834...	603
52	0.003090712006...	7	5	0.100811388492...	8.894313726234...	0.98881968756...	0.003138072627...	0.98587844352...	0.98881968756...	0.98387844352...	0.98881968756...	0.002961814403...	225
65	0.002845685676...	9	3	0.004804134366...	6.867887377738...	0.97938481906...	0.002124915393...	0.98197217559...	0.97938481906...	0.97938481906...	0.983088416917...	0.003695935010...	310
4	0.024263013196...	4	4	0.041168888541...	3.416397750377...	0.858494320187...	0.016024185420...	0.829119920730...	0.829119920730...	0.840229630470...	0.867969244718...	0.02779614248...	2254
5	0.013025738453...	3	3	0.02627224922...	2.495715856552...	0.839967988882...	0.014230324832...	0.812050521373...	0.812050521373...	0.82519055128...	0.841832617599...	0.016313612461...	838
83	0.024918798889...	10	10	0.064327898224...	8.632684707641...	0.862025827169...	0.021435701726...	0.833491742610...	0.833491742610...	0.841888103153...	0.883202993392...	0.04816890239...	2114
6	0.010774348519...	4	4	0.015557825665...	3.344707906246...	0.83545119609...	0.006804076682...	0.829119920730...	0.829119920730...	0.830521285533...	0.841832617599...	0.01131383205...	765
89	0.013035738453...	3	3	0.03262724922...	2.488650918006...	0.83182260337...	0.013425224138...	0.812050521373...	0.812050521373...	0.821986585855...	0.838300198316...	0.016313612461...	837
9	0.016472385479...	5	5	0.03315246105...	4.117915899154...	0.829119920730...	0.012533903200...	0.805835127830...	0.805835127830...	0.812050521373...	0.837926503037...	0.019872128963...	955
10	0.023013004660...	2	2	0.010465621948...	1.64168381660979...	0.820841908454...	0.005232810974...	0.815609097480...	0.815609097480...	0.815609097480...	0.826074719429...	0.010465621948...	1059
11	0.024782950878...	10	9	0.048294305801...	8.234103739261...	0.818954885005...	0.018670828315...	0.803213298320...	0.805835127830...	0.805835127830...	0.840547800064...	0.034712672233...	1332
54	0.02778925933...	8	8	0.067075480951...	6.675895419311...	0.83364035722...	0.01943411078...	0.803213298320...	0.803213298320...	0.820841908454...	0.846612721681...	0.02370813226...	1713
15	0.019037594894...	3	3	0.02627224922...	2.484424690091...	0.836751899447...	0.011371762037...	0.815609097480...	0.815609097480...	0.826180398464...	0.838318901300...	0.013138502896...	1973
14	0.011639232693...	2	2	0.018183231353...	1.649401426315...	0.834700713157...	0.009091615676...	0.815609097480...	0.815609097480...	0.815609097480...	0.833762328834...	0.018183231353...	1314
15	0.00721257686...	5	5	0.030916571617...	4.121627171611...	0.82933954241...	0.011673629528...	0.805835127830...	0.805835127830...	0.815609097480...	0.833491742610...	0.017882645130...	1687
37	0.016405870993...	5	4	0.034568705024...	3.828937100410...	0.765906035900...	0.001765380575...	0.765906035900...	0.764150440692...	0.764150440692...	0.768822771930...	0.002772313237...	1127
77	0.03565242661...	4	4	0.042211115360...	3.463454604148...	0.873870044946...	0.01699093734...	0.836751899447...	0.836751899447...	0.854344063699...	0.877382869574...	0.023038089275...	1197
31	0.00961611091...	3	3	0.040488243103...	2.860210716734...	0.963944447474...	0.018132066303...	0.82788989448...	0.82788989448...	0.845916742086...	0.96160863637...	0.02044121551...	866
38	0.012341156353...	8	7	0.062039996704...	7.066037714481...	0.892065107822...	0.019066322381...	0.836751899447...	0.836751899447...	0.83296731472...	0.893410801887...	0.013623521596...	1055
02	0.016947068914...	9	9	0.066625058950...	6.514135301113...	0.84999988078...	0.019967796505...	0.89019611835...	0.89019611835...	0.94614835993...	0.95968873087...	0.01354038783...	1206
21	0.025703166215...	3	3	0.022703289955...	2.704219102859...	0.800795905778...	0.009296731472...	0.83296731472...	0.83296731472...	0.89409540700...	0.905961185693...	0.011351644992...	1958

Figura 103. Visualización de la tabla con el nuevo campo generado

Finalmente, se aplicó una simbología graduada sobre el campo cercanía_0a1_15m, en siete clases, para destacar los tramos con distinta accesibilidad (véanse Figuras 104 y 105). Las calles con valores más altos aparecen en tonos verdes, correspondientes a zonas más próximas a la red principal, mientras que las de menor valor se representan en tonos fríos.

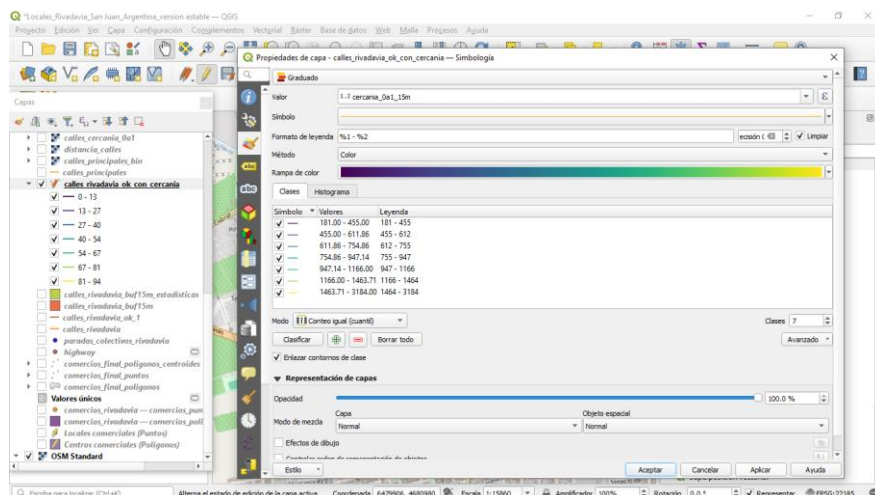


Figura 104. Parámetros de simbología graduada según cercanía a calles principales

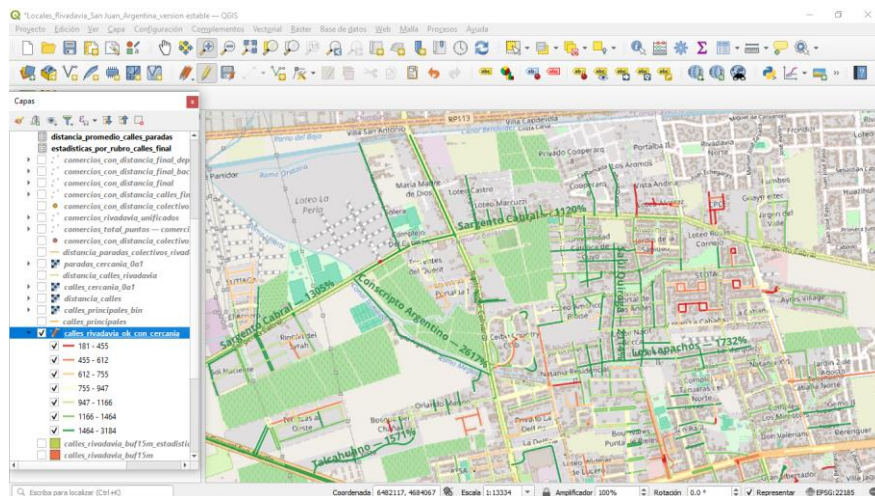


Figura 105. Mapa final de cercanía a calles principales (0-1)

En el mapa se observa que gran parte de la trama urbana presenta valores medios a altos de accesibilidad, especialmente sobre los ejes de mayor circulación, como Av. Libertador San Martín, calles Meglioli y Rastreador Calivar. Esto refleja que la mayor parte del área urbana se encuentra bien conectada, confirmando la coherencia entre la red vial principal y la localización comercial observada en los análisis anteriores.

Después de generar el buffer de 15 metros y calcular la cercanía de cada sector a las calles principales, los resultados se integraron nuevamente a la capa original de ejes viales. Esto se hizo para que cada tramo de calle conservara su propia información de proximidad y pudiera ser analizado de forma independiente. De esa manera, los valores calculados (mínimo, máximo y promedio de cercanía) quedaron asociados a cada segmento del eje vial, lo que facilitó su comparación directa y su posterior uso en el modelo predictivo.

Al vincular los datos nuevamente al eje original, fue posible representar en un solo archivo tanto la geometría real de las calles como su grado de accesibilidad, sin necesidad de depender de la capa del buffer. En otras palabras, vuelve la información calculada al tramo base para unificar el análisis espacial y mantener una estructura de datos más simple y ordenada.

El campo final obtenido, `cercania_0a1_15m`, expresa de manera numérica la influencia que ejerce la red vial principal sobre cada tramo y su entorno inmediato. Los valores altos (cercaños a 100) indican zonas de alta exposición y conectividad, donde el flujo de tránsito y la visibilidad comercial son mayores, mientras que los valores bajos reflejan sectores más alejados o con menor accesibilidad.

4.5.6. Selección y generación de la capa de calles principales

Para poder definir la red vial principal de Rivadavia, se realizó una nueva selección dentro de la capa general de calles (véase Figura 106). En esta etapa se filtraron únicamente las categorías “primary”, “secondary” y “tertiary”, correspondientes a los ejes de mayor jerarquía vial según la clasificación de OSM.

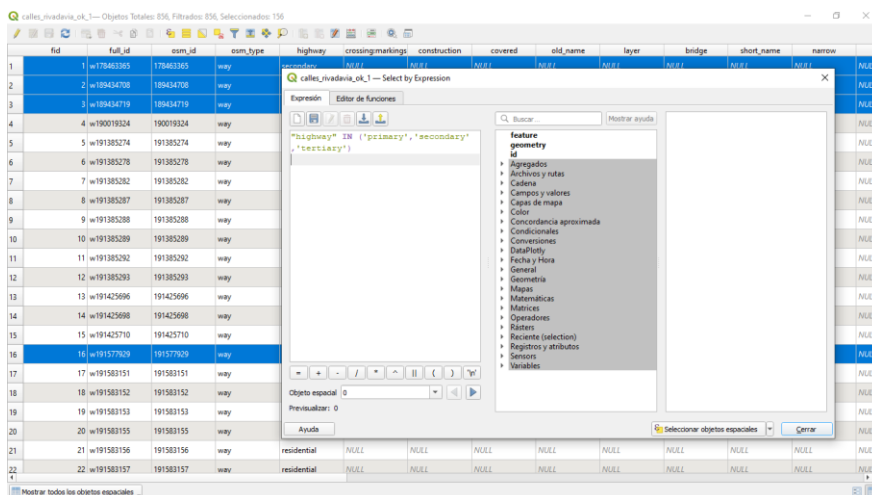


Figura 106. Consulta por expresión para seleccionar calles principales

Esta selección permitió aislar las arterias que concentran el flujo vehicular más importante, tales como Avenida Libertador General San Martín, Rastreador Calívar, Meglioli y Sargento Cabral, entre otras. Al visualizar el resultado (véase Figura 107), permitió observar cómo estas vías estructuran la conectividad del departamento y delimitan zonas con alta densidad comercial.

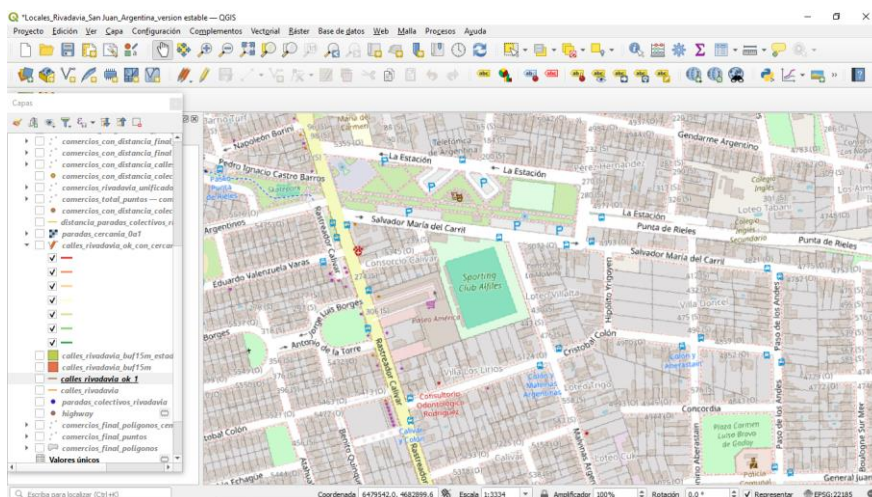


Figura 107. Visualización de los ejes seleccionados como calles principales

Una vez verificado el conjunto seleccionado, la capa se exportó a un nuevo archivo GeoPackage denominado *calles_principales_ok.gpkg* (véase Figura 108), que conserva los atributos originales y garantiza su compatibilidad con los pasos posteriores del análisis.

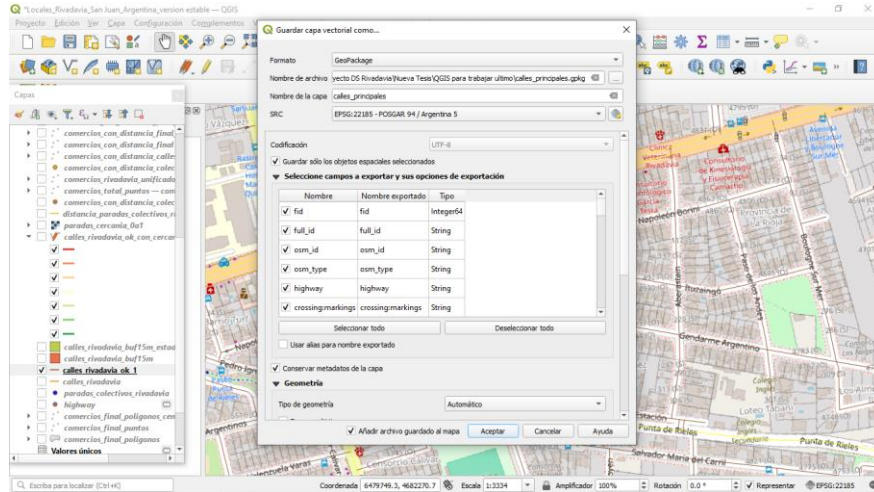


Figura 108. Exportación de la capa filtrada a un nuevo archivo GeoPackage

El resultado fue una red compuesta por 156 segmentos viales, que representan el entramado estructural de la movilidad urbana del departamento (véase Figura 109).

	name	access	official_name	lit	alt_name	surface	ref	oneway	name	maxspeed	lanes	foot	long_m
1	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP70	no	Juan Meglioli	60	2	no	8.1799641092037
2	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	paved	RP68	yes	Rastreador Cal...	40	2	no	12.82402994732...
3	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	paved	RP68	yes	Rastreador Cal...	40	1	NULL	38.42929726308...
4	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP64	no	Chacabuco	60	2	NULL	15.43139146154...
5	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	NULL	yes	La Estación	40	2	NULL	173.8901446432...
6	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	NULL	yes	Salvador María ...	40	2	NULL	225.3667053301...
7	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP14	yes	Avenida Liberta...	40	2	NULL	30.08836090575...
8	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP14	yes	Avenida Liberta...	60	2	NULL	121.8893912462...
9	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP14	yes	Avenida Liberta...	60	2	NULL	127.769526415...
10	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP14	yes	Avenida Liberta...	60	2	NULL	892.4581024106...
11	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP14	yes	Avenida Liberta...	60	2	no	20.04414392107...
12	NULL	NULL	NULL	yes	Calligón Ullum	asphalt	NULL	no	Amobio Sánchez	40	2	NULL	373.2877913919...
13	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	asphalt	NULL	no	Punta de Rieles	40	2	NULL	1006.36609459...
14	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP68	no	Rastreador Cal...	60	2	NULL	53.5309602699...
15	NULL	NULL	NULL	NULL	Francisco Trista...	asphalt	RP115	yes	Sargento Cabral	60	2	NULL	12.77801958226...
16	NULL	NULL	NULL	NULL	Francisco Trista...	asphalt	RP115	yes	Sargento Cabral	60	2	NULL	11.66078219285...
17	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP115	no	Sargento Cabral	60	2	NULL	4.89386501873823
18	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP115	no	Sargento Cabral	60	2	NULL	139.9003140667...
19	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	paving_stones	NULL	yes	Rotonda Libert...	40	2	no	19.09134026330...
20	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP68	no	Rastreador Cal...	60	2	NULL	188.235504589...
21	NULL	NULL	NULL	yes	NULL	asphalt	RP14	yes	Avenida Liberta...	60	2	NULL	97.96498374559...
22	NULL	NULL	NULL	NULL	NULL	asphalt	RP14	yes	Avenida Liberta...	40	2	no	14.95924280754...

Figura 109. Visualización final de la capa de calles principales con 156 tramos

Con esta capa depurada, se procedió a convertir la geometría lineal a formato ráster mediante el algoritmo Vectorial a ráster (véase Figura 110). Esta conversión fue necesaria para integrar las calles principales al modelo de análisis espacial, permitiendo que puedan combinarse con otras variables en formato ráster, como las de densidad o cercanía, dentro del modelo predictivo.

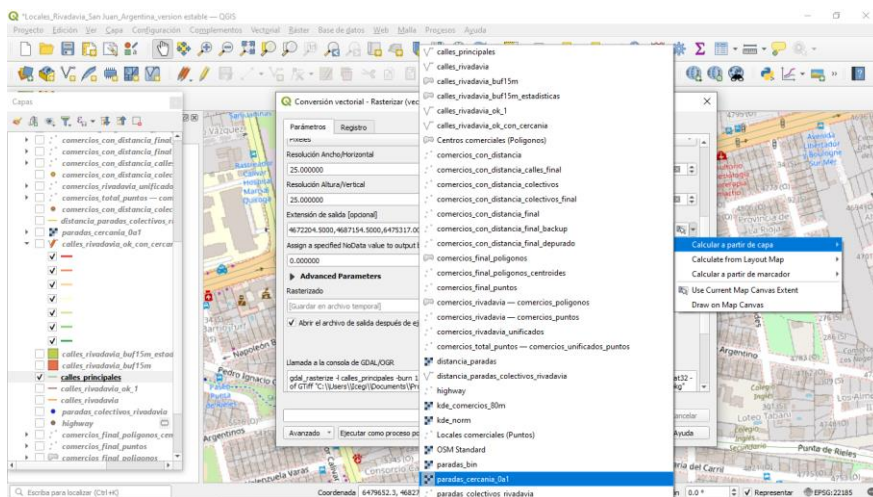


Figura 110. Parámetros de conversión vectorial a ráster

La capa resultante, `calles_principales_bin.tif`, muestra en color los sectores que corresponden a los tramos viales seleccionados (véase Figura 111). Esta representación binaria (valores 0 y 1) permite que el modelo interprete la presencia o ausencia de calles principales en cada celda del territorio.

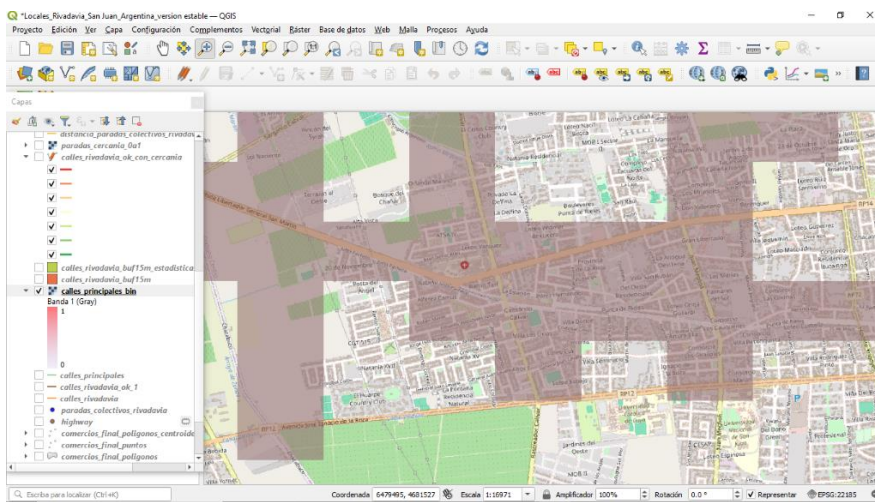


Figura 111. Representación ráster de las calles principales utilizadas en el modelo predictivo

4.5.7. Cálculo de distancia y cercanía a calles principales

Con la capa ráster de calles principales generada previamente, se aplicó el análisis de proximidad para calcular la distancia de cada punto del territorio a los ejes viales de mayor jerarquía (véase Figura 112).

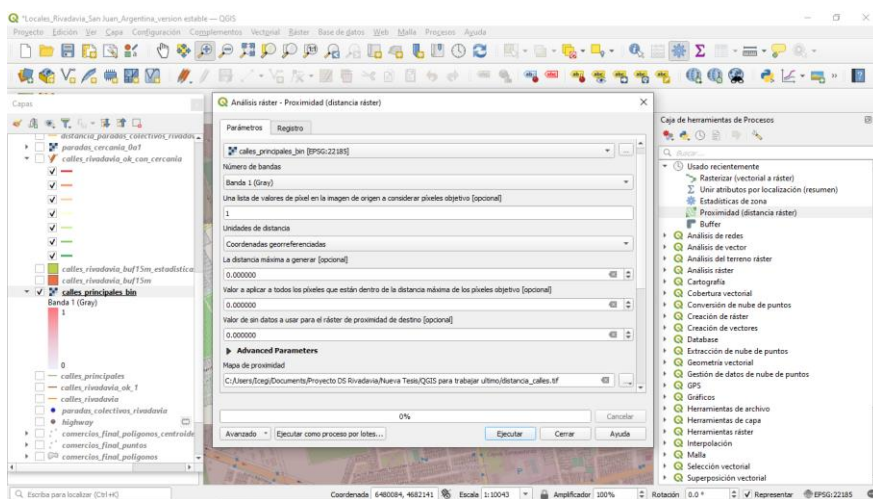


Figura 112. Parámetros del algoritmo de proximidad (distancia ráster) aplicado a las calles principales

Una vez ejecutado el proceso, se obtuvo el archivo `distancia_calles.tif`, donde los valores más bajos representan zonas próximas a calles principales y los más altos, áreas más alejadas. En la tabla de propiedades de la capa (véase Figura 113) puede verse que los valores oscilan entre 0 y 17 m, lo cual indica que la mayor parte de la trama urbana se encuentra dentro de un radio relativamente corto respecto a las vías principales.

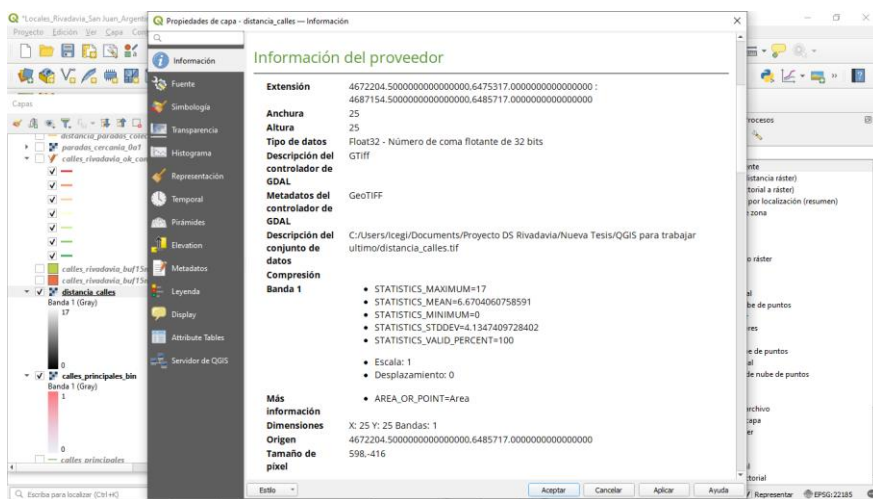


Figura 113. Propiedades y estadísticas del ráster de distancia a calles principales

Luego, mediante la herramienta calculadora ráster, se normalizó esta información para expresar la distancia en una escala de cercanía 0 a 1, donde 1 equivale a máxima proximidad y 0 a máxima lejanía.

La fórmula aplicada fue:

$$("distancia_calles@1" < 300) * ((300 - "distancia_calles@1") / 300)$$

Esta expresión permitió representar como áreas de alta accesibilidad aquellas situadas a menos de 300 m de las calles principales, límite considerado adecuado para captar la influencia vial sobre la localización comercial (véase Figura 114).

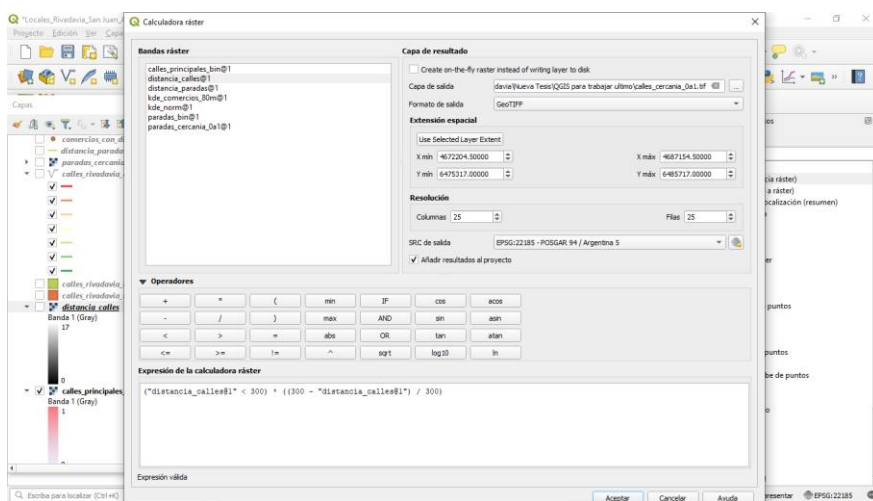


Figura 114. Cálculo del índice de cercanía (0–1) a calles principales

El resultado, guardado como *calles_cercania_0a1.tif*, presenta valores entre 0 y 1, con un promedio de 0.54 (véase Figura 115). Esto significa que, en general, la accesibilidad vial del departamento es buena y homogénea.

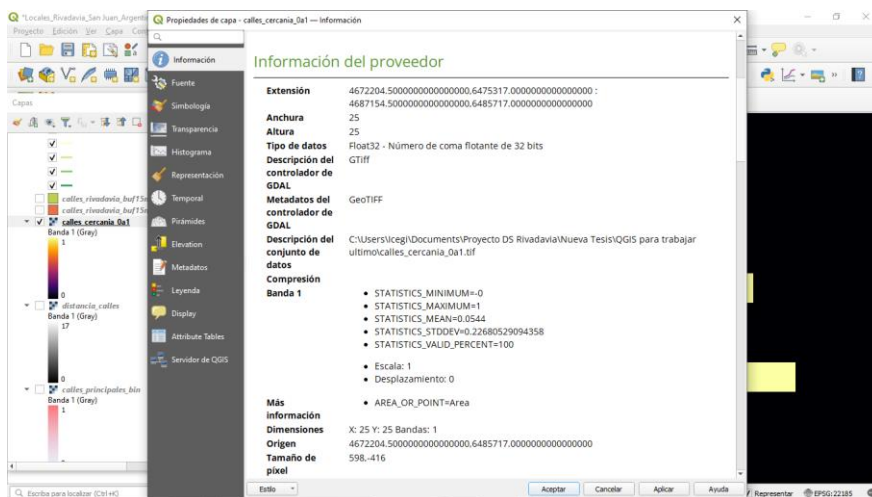


Figura 115. Propiedades del ráster de cercanía a calles principales

La visualización final de la Figura 116, muestra que los tonos amarillos representan zonas muy próximas a las calles principales, mientras que los tonos azules corresponden a sectores más alejados o con menor conectividad, similar a lo que pudo visualizarse en etapas anteriores.

En términos generales, se aprecia una cobertura bastante amplia sobre la zona urbana, lo que refleja la influencia de la red vial principal sobre la distribución de los comercios.

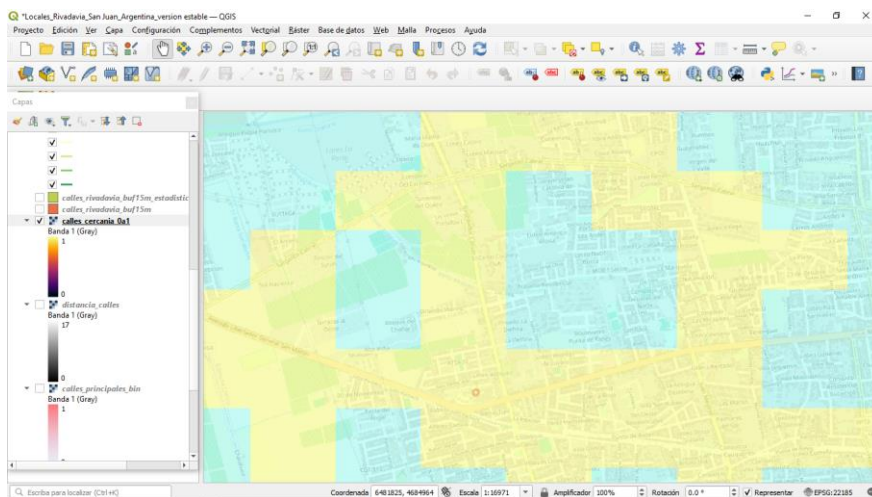


Figura 116. Mapa de cercanía a calles principales (0–1)

Finalmente, para asociar estos valores a cada tramo de calle y facilitar su posterior análisis dentro del modelo predictivo, se ejecutó nuevamente el proceso de Estadísticas de zona (véase Figura 117). Este paso permitió calcular, para cada segmento vial, los valores promedio, mínimo y máximo de cercanía, que luego fueron incorporados como nuevos campos dentro de la capa vectorial original.

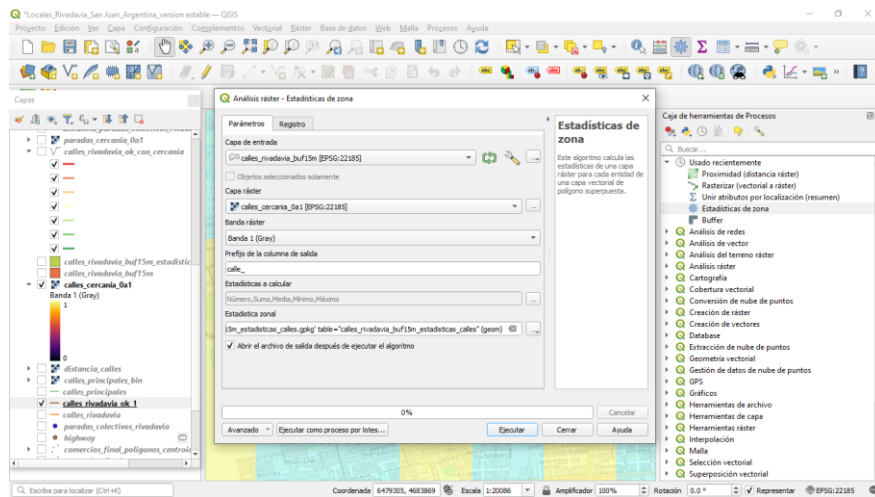


Figura 117. Configuración del análisis de estadísticas zonales

La nueva tabla de atributos (véase Figura 118) muestra los campos agregados (calle_mean, calle_min, calle_max), que cuantifican la accesibilidad de cada calle principal respecto a su entorno inmediato.

	surface	ref	oneway	name	maxspeed	lanes	foot	leng_m	calle_count	calle_sum	calle_mean	calle_min	calle_max	
1	asphalt	RP70	no	Juan Meglioli	60	2	no	8.1799641092037	0.003781382299...	0.003781382299...	1	1	1	
2	paved	RP68	yes	Rastreador Call...	40	2	no	12.92402994732...	0.004333261772...	0.004333261772...	1	1	1	
3	paved	RP68	yes	Rastreador Call...	40	1	NULL	38.42929728308...	0.007429247026...	0.007429247026...	1	1	1	
4	asphalt	NULL	no	Manuel Velazqu...	40	2	NULL	56.23572914570...	0.009576634099...	0.009576634099...	1	1	1	
5	asphalt	NULL	no	San Cuyetano	40	1	NULL	90.02169930578...	0.013651029137...	0.013651029137...	1	1	1	
6	asphalt	NULL	no	Saúl Quiroga	40	2	NULL	645.197052833...	0.08060803912...	0	0	0	0	
7	asphalt	NULL	no	Enfermero Mer...	40	1	NULL	133.6432145211...	0.018911334672...	0.018911334672...	1	1	1	
8	asphalt	NULL	no	Enfermera Ang...	40	1	NULL	90.36832298610...	0.013662831179...	0.013662831179...	1	1	1	
9	asphalt	NULL	no	Amado Omos	40	2	NULL	300.7903493978...	0.039063709640...	0.032934202333...	0.840089661081...	0	1	1
10	asphalt	NULL	no	Ansóla	40	2	NULL	107.0029276995...	0.015668802407...	0.006801657963...	0.43325962763...	0	1	1
11	asphalt	NULL	no	Sanidad Argent...	40	2	NULL	296.5507033868...	0.038556419308...	0.031607660067...	0.819776825263...	0	1	1
12	asphalt	NULL	no	Mercedario	40	2	NULL	394.8548503305...	0.059412166024...	0.009254838155...	0.183583426084...	0	1	1
13	asphalt	NULL	no	Cero Alkazar	40	2	NULL	264.3439876900...	0.034673298400...	0	0	0	0	
14	asphalt	NULL	no	Colangüil	40	2	NULL	136.7963845342...	0.019201632300...	0	0	0	0	
15	asphalt	NULL	no	17 de Noviembre	40	2	NULL	463.8761571350...	0.058723251552...	0.002570675942...	0.043776042648...	0	1	1
16	asphalt	RP64	no	Chacabuco	60	2	NULL	15.63139146154...	0.004679949028...	0.004679949028...	1	1	1	
17	asphalt	NULL	no	Carlos Ulrico C...	40	2	NULL	149.6044806735...	0.020836372271...	0	0	0	0	
18	asphalt	NULL	no	Juan Widmer	40	2	NULL	65.48978197039...	0.010692617805...	0	0	0	0	
19	asphalt	NULL	no	Sergio Boggian	40	2	NULL	278.8818053935...	0.036423452860...	0	0	0	0	
20	asphalt	NULL	no	30 de Octubre	40	2	NULL	347.8736246464...	0.044746398056...	0	0	0	0	
21	asphalt	NULL	no	Doctor Jorge OL	40	2	NULL	152.5916612646...	0.021196609190...	0	0	0	0	
22	asphalt	NULL	no	Miquel Ànzel S...	40	2	NULL	63.17902588398...	0.010413958630...	0	0	0	0	

Figura 118. Tabla de atributos final con estadísticas de cercanía a calles principales (856 ejes)

Estos valores constituyen uno de los insumos fundamentales para el modelo predictivo de potencialidad comercial, ya que permiten identificar de manera objetiva qué tramos del entramado urbano presentan mejores condiciones de visibilidad y acceso.

4.5.8. Integración de variables predictoras

Con las capas de cercanía ya generadas y validadas, el siguiente paso fue integrar ambas variables, **cercanía a paradas** y **cercanía a calles principales**, dentro de la misma capa base de calles, de modo que cada tramo contara con todos los valores necesarios para el modelo de potencialidad.

En primer lugar, se verificó la estructura de la capa `calles_rivadavia_buf15m_estadísticas_calles`, que ya contenía los campos derivados de la cercanía a calles (`calle_mean`, `calle_min`, `calle_max`) y se añadió un nuevo campo para incorporar la variable de cercanía a paradas (`mean_paradas`), esto puede observarse en la Figura 119.

ID	Nombre	Alias	Tipo	Nombre del tipo	Longitud	Precisión	Comentario	Configuración
int 20	idobsequio		Integer	Integer	0	0		
int 21	noname		Texto (cadena)	String	0	0		
int 22	access		Texto (cadena)	String	0	0		
int 23	official_name		Texto (cadena)	String	0	0		
int 24	lit		Texto (cadena)	String	0	0		
int 25	alt_name		Texto (cadena)	String	0	0		
int 26	surface		Texto (cadena)	String	0	0		
int 27	ref		Texto (cadena)	String	0	0		
int 28	oneway		Texto (cadena)	String	0	0		
int 29	name		Texto (cadena)	String	0	0		
int 30	maxspeed		Texto (cadena)	String	0	0		
int 31	lanes		Texto (cadena)	String	0	0		
int 32	foot		Texto (cadena)	String	0	0		
1.2 33	long_m		Decimal (doble)	Real	0	0		
1.2 34	cer_count		Decimal (doble)	Real	0	0		
1.2 35	cer_sum		Decimal (doble)	Real	0	0		
36	mean_paradas		Decimal (doble)	Real	0	0		
1.2 37	cer_min		Decimal (doble)	Real	0	0		
1.2 38	cer_max		Decimal (doble)	Real	0	0		

Figura 119. Estructura de campos de la capa con el nuevo atributo `mean_paradas`

Luego se comprobó en la tabla de atributos (véase Figura 120) que el campo `mean_paradas` se encontraba correctamente calculado para los 856 tramos del departamento, mostrando valores que reflejan la proximidad promedio de cada calle a las paradas del transporte público. Estos datos permitieron reconocer con precisión las calles con mejor accesibilidad combinada.

id	surface	ref	oneway	name	massspeed	lanes	foot	cer_count	cer_sum	cer_min	cer_max	long_m	mean_paradas
1	asphalt	RP08	no	Rastreador Call.	60	2	NULL	3	2.99500004768...	0.99500004768...		1 53.53086002699...	0.998333334922...
2	asphalt	NULL	yes	Reconquista	40	1	NULL	3	2.99500004768...	0.99500004768...		1 16.46426277867...	0.998333334922...
3	asphalt	NULL	yes	NULL	20	NULL	NULL	1.44220980081...	1.43958720964...	0.99292922176...		1 6.95152972067...	0.99818239549...
4	asphalt	NULL	yes	Reconquista	40	1	NULL	1.818119887518...	1.814214652349...	0.99292922176...		1 14.70127615163...	0.99782047493...
5	paved	NULL	no	Jorge Luis Borges	40	2	no	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 12.73264218417...	0.997500002384...
6	asphalt	NULL	yes	NULL	40	2	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 16.87108317047...	0.997500002384...
7	asphalt	NULL	yes	NULL	40	2	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 19.04427078774...	0.997500002384...
8	asphalt	NULL	yes	Talcahuano	40	1	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 5.3966808296092...	0.997500002384...
9	asphalt	NULL	yes	Talcahuano	40	1	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 7.87096088300...	0.997500002384...
10	asphalt	NULL	yes	NULL	20	1	no	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 8.500182733967...	0.997500002384...
11	asphalt	NULL	yes	NULL	20	1	no	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 25.6271582701...	0.997500002384...
12	asphalt	NULL	yes	Reconquista	40	1	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 13.12064474453...	0.997500002384...
13	asphalt	NULL	yes	Reconquista	40	1	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 12.9668150929...	0.997500002384...
14	asphalt	NULL	yes	Comientes	40	1	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 18.3637682932...	0.997500002384...
15	asphalt	NULL	yes	NULL	20	NULL	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 11.26752477665...	0.997500002384...
16	asphalt	NULL	yes	NULL	20	NULL	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 8.2581758557326...	0.997500002384...
17	asphalt	NULL	yes	NULL	20	NULL	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 12.13229361806...	0.997500002384...
18	asphalt	NULL	no	Justo Pacheco	40	2	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 30.31874424332...	0.997500002384...
19	asphalt	NULL	no	Doctor Arturo Z.	40	2	no	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 10.5464968173...	0.997500002384...
20	asphalt	RP08	no	Rastreador Call.	60	2	no	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 13.6163823886...	0.997500002384...
21	paved	RP08	yes	Rastreador Call.	40	2	NULL	2	1.99500004768...	0.99500004768...		1 36.31142927416...	0.997500002384...

Figura 120. Tabla de atributos con el campo mean_paradas calculado

Posteriormente, se verificó también la incorporación del campo mean_calles dentro de la misma capa (véase Figura 121). Esto garantizó que cada tramo contara con las variables necesarias para medir su **nivel de accesibilidad vial y peatonal**.

id	Nombre	Alias	Tipo	Nombre del tipo	Longitud	Precisión	Comentario	Configuración
idc 20	sidewalk		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 21	noname		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 22	access		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 23	official_name		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 24	lit		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 25	alt_name		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 26	surface		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 27	ref		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 28	oneway		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 29	name		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 30	massspeed		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 31	lanes		Texto (cadena)	String	0	0		
idc 32	foot		Texto (cadena)	String	0	0		
1.2 33	long_m		Decimal (doble)	Real	0	0		
1.2 34	calles_count		Decimal (doble)	Real	0	0		
1.2 35	calles_sum		Decimal (doble)	Real	0	0		
1.2 36	mean_calles		Decimal (doble)	Real	0	0		
1.2 37	calles_min		Decimal (doble)	Real	0	0		
1.2 38	calles_max		Decimal (doble)	Real	0	0		

Figura 121. Campos de la capa con atributos mean_calles

La tabla de atributos final de la Figura 122, muestra la combinación de ambos indicadores (mean_paradas y mean_calles), los cuales representan la **media de proximidad a paradas de colectivo y calles principales**, respectivamente. Este cruce de información es clave, ya que permite detectar tramos donde confluyen factores de movilidad que potencian la actividad comercial.

id	surface	ref	oneway	name	maxspeed	lanes	foot	long_m	calles_count	calles_sum	calles_min	calles_max	mean_calles
1	asphalt	RP70	no	Juan Meglioli	60	2	no	8.1799641092037	0.003781383299...	0.003781383299...	1	1	1
2	paved	RP68	yes	Rastreador Cal...	40	2	no	12.92402994732...	0.004353261772...	0.004353261772...	1	1	1
3	paved	RP68	yes	Rastreador Cal...	40	1	NULL	38.42329726308...	0.007429347026...	0.007429347026...	1	1	1
4	asphalt	NULL	no	Manuel Velazqu...	40	2	NULL	56.2572914570...	0.009576634099...	0.009576634099...	1	1	1
5	asphalt	NULL	no	San Cayetano	40	1	NULL	90.02169930578...	0.013651029137...	0.013651029137...	1	1	1
6	asphalt	NULL	no	Saúl Quiroga	40	2	NULL	645.197052833...	0.080600833912...	0	0	0	
7	asphalt	NULL	no	Enfermero Mer...	40	1	NULL	133.6432145211...	0.018911534672...	0.018911534672...	1	1	1
8	asphalt	NULL	no	Enfermera Áng...	40	1	NULL	90.3682328610...	0.013662821179...	0.013662821179...	1	1	1
9	asphalt	NULL	no	Amado Olmos	40	2	NULL	300.756489978...	0.039063700640...	0.032934202133...	0	1	0.843089661081...
10	asphalt	NULL	no	Ansilta	40	2	NULL	107.0029278995...	0.015698802407...	0.006801657993...	0	1	0.433259872763...
11	asphalt	NULL	no	Sanidad Argent...	40	2	NULL	296.5507033868...	0.038556419308...	0.031607860067...	0	1	0.819778825263...
12	asphalt	NULL	no	Mercedario	40	2	NULL	394.8548503305...	0.059412166024...	0.009254838155...	0	1	0.183583426084...
13	asphalt	NULL	no	Cerro Alkazar	40	2	NULL	264.3439876900...	0.03467328040...	0	0	0	
14	asphalt	NULL	no	Colangui	40	2	NULL	136.7963645342...	0.019291632300...	0	0	0	
15	asphalt	NULL	no	17 de Noviembre	40	2	NULL	463.6781571350...	0.059272351552...	0.002570675942...	0	1	0.043776042648...
16	asphalt	RP64	no	Chacabuco	60	2	NULL	15.63139146154...	0.004679949028...	0.004679949028...	1	1	1
17	asphalt	NULL	no	Carlos Uñico C...	40	2	NULL	149.6044806735...	0.020836372271...	0	0	0	
18	asphalt	NULL	no	Juan Widmer	40	2	NULL	65.48978197038...	0.010662617605...	0	0	0	
19	asphalt	NULL	no	Sergio Boggian	40	2	NULL	278.8831805395...	0.036423452060...	0	0	0	
20	asphalt	NULL	no	30 de Octubre	40	2	NULL	347.8736248464...	0.044746398856...	0	0	0	
21	asphalt	NULL	no	Doctor Jorge OL...	40	2	NULL	152.5916612646...	0.021196609190...	0	0	0	

Figura 122. Tabla de atributos combinada con cercanía a calles incorporada (mean_calles)

Por otra parte, también se verificó la estructura de la capa calles_rivadavia_ok_con_cercania, que contenía los resultados previos de la integración con el ráster de cercanía. En ella se añadió el mismo campo mean_paradas para mantener la coherencia entre capas, esto puede observarse en la Figura 123 que se muestra a continuación.

ID	Nombre	Alias	Tipo	Nombre del tipo	Unidad	Longitud	Precisión	Comentario	Configuración
1.2 58	cer_min_majority		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 59	cer_min_q1		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 60	cer_min_q3		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 61	cer_min_qr		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 62	cer_max_count		Entero (64 bit)	Integer64		0	0		
1.2 63	cer_max_unique		Entero (64 bit)	Integer64		0	0		
1.2 64	cer_max_min		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 65	cer_max_max		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 66	cer_max_range		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 67	cer_max_sum		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 68	cer_max_mean		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 69	cer_max_median		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 70	cer_max_stddev		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 71	cer_max_minonly		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 72	cer_max_majority		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 73	cer_max_q1		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 74	cer_max_q3		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 75	cer_max_qr		Decimal (double)	Real		0	0		
1.2 76	cercania_0a1_15m		Decimal (double)	Real		0	0		

Figura 123. Campos de la capa calles_rivadavia_ok_con_cercania con el nuevo atributo de cercanía a paradas (cercania_0a1_15m luego renombrada a mean_paradas)

Finalmente, para consolidar toda la información en una única capa lista para alimentar el modelo predictivo, se aplicó el algoritmo Unir atributos por localización, tomando como capa base `calles_rivadavia_ok_con_cercania` y como capa secundaria `calles_rivadavia_buf15m_estadísticas_calles`.

Esto permitió combinar los campos de ambas fuentes en una nueva capa denominada `calles_rivadavia_predictoras` (véase Figura 124).

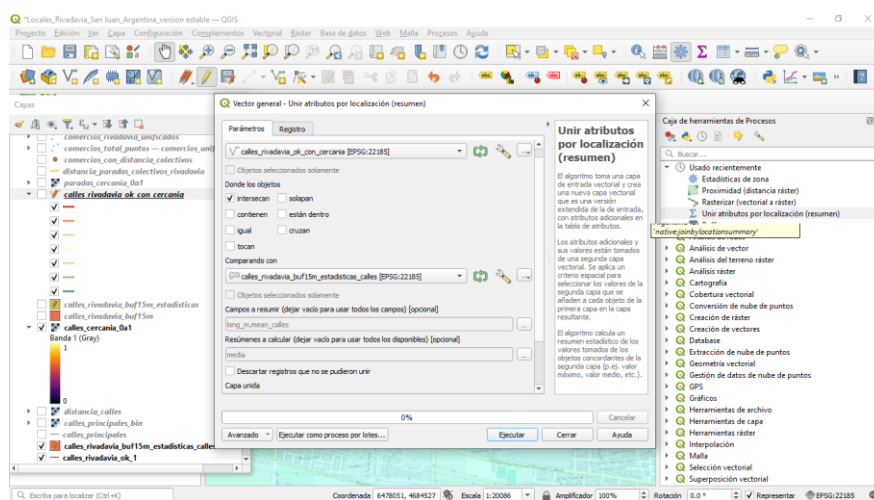


Figura 124. Parámetros del algoritmo de unión de atributos por localización

Una vez ejecutado el proceso, se generó una capa consolidada con las variables `mean_paradas` y `mean_calles` unificadas. Cada tramo de calle quedó así caracterizado por sus valores promedio de cercanía tanto a las paradas como a las vías principales, lo que constituye una base sólida para la construcción del índice de potencialidad comercial.

En la tabla de atributos de `calles_rivadavia_predictoras` (véase Figura 125) se puede observar el resultado completo con los 856 segmentos los cuales contienen la información integrada, mostrando valores numéricos coherentes entre las distintas variables predictoras.

id	cer_max_max	cer_max_range	cer_max_sum	cer_max_mean	cer_max_median	cer_max_stddev	cer_max_minority	cer_max_majority	cer_max_q1	cer_max_q3	cer_max_igr	mean_paradas	mean_calles
1	0.99202822176	0.010956704616	6.920838356018	0.886911937176	0.990000009536	0.00386886977	0.96197217359	0.990000009536	0.986041317516	0.991464645836	0.004960228340	603	1
2	0.993000004768	0.010811388492	8.894513726234	0.988279302914	0.988819658756	0.003138072627	0.98357844332	0.988819658756	0.98357844332	0.988819658756	0.002961814403	225	1
3	0.984188616275	0.004004134366	6.86787377778	0.881126782348	0.97938481906	0.002124915393	0.96197217359	0.97938481906	0.97938481906	0.982080416917	0.003695925010	310	1
4	0.870288799272	0.04116888541	3.416397750377	0.854096437594	0.858484520187	0.016024185420	0.829119920730	0.829119920730	0.840229630470	0.867969244718	0.027739614248	2254	0.741981969625
5	0.844677746295	0.03262724922	2.495713854552	0.831905283517	0.83898758882	0.014230324832	0.812050521373	0.812050521373	0.82519055128	0.841832667589	0.016313612461	838	0.947866533693
6	0.898019611835	0.064527868224	8.632864707641	0.863286470764	0.862025827169	0.021435701726	0.83491742610	0.83491742610	0.841886101533	0.883702993392	0.041816890239	2114	0.139317105402
7	0.844677746295	0.015537825565	3.344707906246	0.836176976561	0.835455119609	0.006084076682	0.829119920730	0.829119920730	0.83521285533	0.841832667589	0.01311382055	765	1
8	0.844677746295	0.03262724922	2.488650918006	0.829550960002	0.83182260037	0.013425234138	0.812050521373	0.812050521373	0.82798685855	0.838200798316	0.016313612461	837	0.947866533693
9	0.83898798882	0.033152401051	4.117915809154	0.823583161830	0.829119920730	0.01253995200	0.805835127830	0.805835127830	0.812050521373	0.831920905037	0.019872128963	955	0.93257302732
10	0.826074719428	0.010465621948	1.64168381690979	0.820841908454	0.820841908454	0.005232810974	0.815609097480	0.815609097480	0.815609097480	0.826074719428	0.010465621948	1059	0.308421548423
11	0.851507604122	0.046294305801	8.234103739261	0.823410373926	0.818954885005	0.018670828315	0.803213298320	0.805835127830	0.805835127830	0.840547800064	0.034712672233	1332	0.80466667237
12	0.870288799272	0.067075490951	6.675495419311	0.834461927413	0.833640355722	0.019452411078	0.803213298320	0.803213298320	0.820841908454	0.846612721681	0.023708132226	1713	0.26818495125
13	0.84188610153	0.026277005672	2.49449090081	0.831415633360	0.836751699447	0.011371762037	0.815609097480	0.815609097480	0.82618038464	0.839318901300	0.013138502836	1973	0.061194475361
14	0.83379232884	0.01818321353	1.649401426315	0.824700713157	0.824700713157	0.009091619676	0.815609097480	0.815609097480	0.815609097480	0.83379232884	0.01818321353	1314	0.0917917319042
15	0.836751699447	0.030916571617	4.121027171611	0.82420544332	0.829339504241	0.011673629528	0.805835127830	0.805835127830	0.815609097480	0.83491742610	0.01788245130	1687	0.223824029535
16	0.768807411193	0.004656975000	3.829937004010	0.765987420082	0.765987420082	0.001765380575	0.765987420082	0.764150440692	0.764150440692	0.766822771930	0.002772331237	1127	1
17	0.87890812407	0.04221115360	3.465454604448	0.865863651037	0.873817004946	0.016990937734	0.836751699447	0.836751699447	0.84544460399	0.877382695674	0.023038898275	1197	0.26789140487
18	0.86837722551	0.040488243103	2.860210716724	0.853403572241	0.86384444724	0.01812366300	0.827888989448	0.827888989448	0.845916742086	0.866160863637	0.020244121551	866	0
19	0.898757696151	0.062005996704	7.066037714481	0.883254714310	0.892065107822	0.019086322381	0.836751699447	0.892296731472	0.87978849731	0.893410801887	0.0136225252156	1055	0.03894570243
20	0.96464670486	0.066625058650	8.514133501113	0.948015033457	0.94999988079	0.019987788505	0.898019611835	0.898019611835	0.948148333933	0.959688723087	0.013540387153	1206	0.006756345947
21	0.81500021437	0.02270328985	2.704219102859	0.801406367619	0.868623349629	0.00979585778	0.892296731472	0.892296731472	0.884609540700	0.905961185683	0.01153446992	1958	0.03618383827

Figura 125. Tabla de atributos final de la capa calles_rivadavia_predictoras con las variables integradas

4.5.9. Incorporación del indicador de densidad comercial (KDE)

Hasta este punto, se logró obtener la capa **calles_rivadavia_predictoras**, que integra la información de cercanía a paradas de colectivo y a calles principales. Sin embargo, para analizar el potencial comercial real de cada tramo, se necesitó agregar una tercera variable: **la densidad de comercios**.

Esta variable permitió entender qué tan concentrada está la actividad comercial alrededor de cada calle, es decir, si se trata de una zona con muchos locales próximos entre sí o de un área más dispersa.

Para poder relacionar esta densidad (que se encontraba en un ráster generado con el método KDE) con las calles, fue necesario crear un buffer de 15 metros alrededor de cada tramo. Este paso resultó importante porque el ráster de densidad trabaja por píxeles y no por líneas, mientras que las calles son entidades lineales. Al generar el buffer, se crea una pequeña franja alrededor de cada calle que representa su entorno inmediato, esto es, el espacio donde se concentran comercios, veredas y frentes de locales. De esta manera, el buffer permitió capturar los valores del ráster dentro de esa zona de influencia (véase Figura 126).

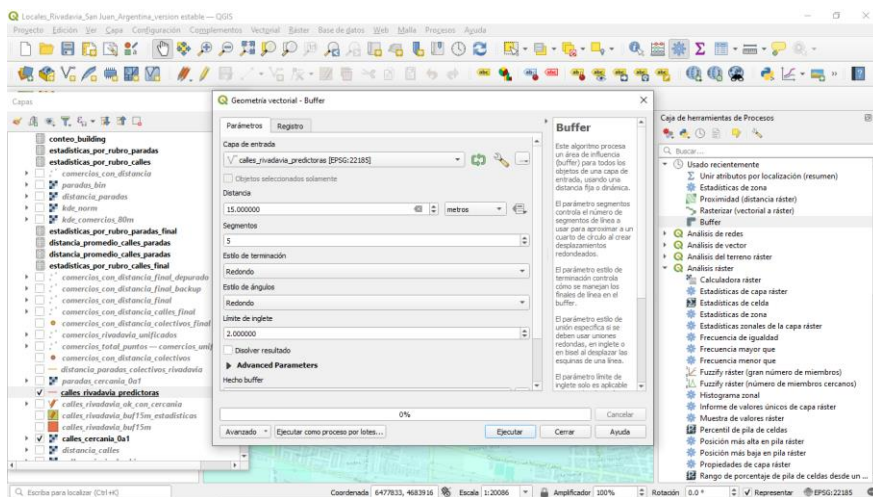


Figura 126. Generación del buffer de 15 m alrededor de cada tramo de calle

Luego de configurar los parámetros, se ejecutó el proceso de sobre la capa `calles_rivadavia_predictoras`. El resultado fue una nueva capa, llamada `calles_rivadavia_predictoras_buf15m`, donde cada calle aparece rodeada por su franja de influencia. Tras esto puede observarse en el mapa cómo las calles quedan resaltadas en color rosado, mostrando claramente el área que se analizará en relación a la densidad de comercios (véase Figura 127).

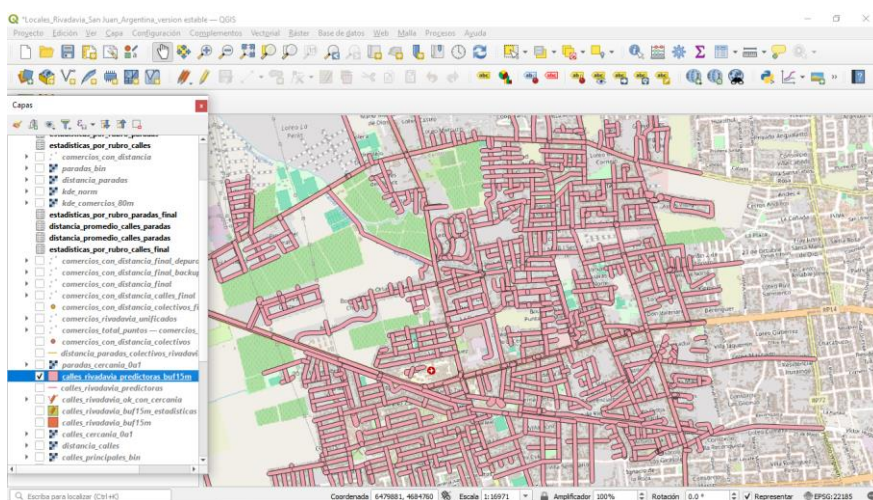


Figura 127. Visualización del buffer de 15 m aplicado sobre el entramado urbano

Con la capa de buffer lista, se aplicó luego el algoritmo de Estadísticas de zona. En este caso, se utilizó el ráster de densidad de comercios (KDE) como capa de entrada, y la capa de buffer como zona de análisis. El objetivo fue obtener, para cada tramo de calle, el valor promedio de densidad comercial dentro de su área de influencia (véase Figura 128).

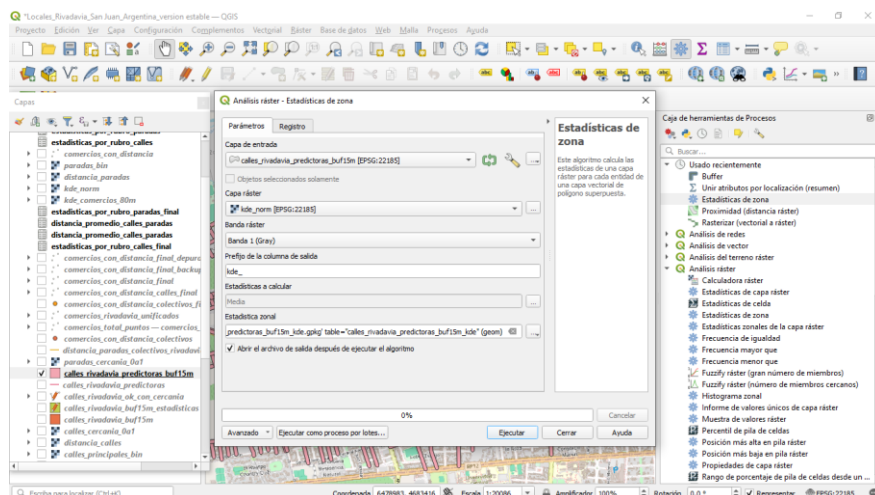


Figura 128. Configuración del análisis de Estadísticas de zona usando el ráster KDE

Tras ejecutar el proceso, se generó la capa `calles_rivadavia_predictoras_buf15m_kde`, que incorporó el nuevo campo en su tabla de atributos (`kde_mean`), con la media de densidad comercial de cada tramo.

La tabla de atributos resultante muestra los valores de `kde_mean` junto a los demás indicadores (`mean_paradas` y `mean_calles`). Estos valores permitieron identificar qué calles se encuentran en zonas con mayor o menor concentración comercial, completando así el conjunto de variables necesarias para el análisis (véase Figura 129).

ax	cer_max_range	cer_max_sum	cer_max_mean	cer_max_median	cer_max_stddev	cer_max_minorty	cer_max_majority	cer_max_q1	cer_max_q3	cer_max_tpr	mean_calles	kde_mean
1	0.01095670416	6.82088335018	0.98891193716	0.990000009536	0.003868686977	0.01972217559	0.990000009536	0.98604137516	0.99146463586	0.00496032840	603	1
68	0.01081388462	8.84513724234	0.98827930294	0.98891968756	0.003138072627	0.985857844352	0.98891968756	0.985857844352	0.98891968756	0.002961814403	225	1
75	0.00404314366	6.87678737738	0.98112678248	0.979384481906	0.002124915393	0.01972217559	0.979384481906	0.979384481906	0.98300416917	0.00369953010	310	1
72	0.04116889541	3.416397750377	0.85409943794	0.858494320187	0.016024185420	0.829119920730	0.829119920730	0.840229630470	0.867969244718	0.027739614248	2254	0.741981996925
95	0.03267224922	2.49571589552	0.831905285517	0.83988798882	0.014230324832	0.812050521373	0.812050521373	0.82519055128	0.841832667589	0.016313612461	838	0.947896553693
6	0.06427892224	8.6328407041	0.86328470764	0.862025827169	0.021483570126	0.83491742610	0.83491742610	0.84188103153	0.88370299392	0.04181689029	2114	1.138317105482
95	0.01557825565	3.34470790246	0.83617697661	0.835455119609	0.006084076662	0.829119920730	0.829119920730	0.830521285533	0.841832667589	0.01131382055	765	1
8	0.03267224922	2.49571589552	0.831905285517	0.83988798882	0.014230324832	0.812050521373	0.812050521373	0.82519055128	0.841832667589	0.016313612461	837	0.947896553693
92	0.033152461051	4.117915809154	0.82398161680	0.829119920730	0.01253990200	0.80583127830	0.80583127830	0.812050521373	0.83192609337	0.019872128963	955	0.932573002732
29	0.010465621948	1.64168381869979	0.82084908454	0.82084908454	0.005232810974	0.81560907480	0.81560907480	0.81560907480	0.82084779429	0.010465621948	1059	0.308421494923
11	0.048294035081	8.234103739261	0.823410373926	0.818954885005	0.01867098315	0.803213288320	0.80583127830	0.80583127830	0.840466606737	0.034712672333	1332	0.80466606737
72	0.067074909951	6.75954519911	0.834461927413	0.833642035722	0.019452411078	0.803213288320	0.803213288320	0.82084908454	0.846612721681	0.023770813226	1713	0.26016495125
95	0.026270076672	2.49446909006	0.83145633260	0.836751699447	0.011371762037	0.81560907480	0.81560907480	0.82618098464	0.83918901300	0.013139520936	1973	0.06194475361
14	0.018183231353	1.64907429515	0.824700713157	0.824700713157	0.009091615676	0.81560907480	0.81560907480	0.81560907480	0.83379228834	0.018183231353	1314	0.091791713042
47	0.030916756171	4.121027771611	0.82405434322	0.82939594241	0.011673629528	0.80583127830	0.80583127830	0.81560907480	0.833497142610	0.017882645130	1687	0.22384249515
95	0.004658975000	3.829971704010	0.765987420882	0.765906035900	0.001765380575	0.765906035900	0.7645044662	0.7645044662	0.76622771930	0.002723213237	1127	1
17	0.04221115360	3.4634640448	0.85963651037	0.87387004466	0.01699097374	0.836751699447	0.836751699447	0.8543466399	0.87738299574	0.02303809275	1197	0.076789140487
51	0.026270076672	2.49446909006	0.83145633260	0.836751699447	0.011371762037	0.81560907480	0.81560907480	0.82618098464	0.845916742066	0.020244121551	866	0
19	0.06205996704	7.066037714481	0.883254741010	0.882965107822	0.019066322381	0.836751699447	0.832296731472	0.879782497311	0.893410801887	0.013622525156	1055	0.03809457043
86	0.06662098650	8.514133520113	0.940015033457	0.94999998078	0.019887789055	0.89801981835	0.89801981835	0.946148335933	0.959688723087	0.01340387793	1206	0.006756345947
21	0.02273282959	2.704219102959	0.901406367619	0.89623249920	0.009795905778	0.882296731472	0.882296731472	0.884609540700	0.905961185693	0.011351644992	1958	0.03818383827
92	0.00790418951	2.838468384742	0.87948481580	0.87982614807	0.003246758816	0.873802376541	0.873802376541	0.87738299574	0.88133294100	0.003950208425	650	0

Figura 129. Tabla de atributos con la variable kde_mean incorporada

Finalmente, para unificar con toda la información en una sola capa, se utilizó nuevamente el algoritmo Unir atributos por localización. En este caso, se cruzó la capa base calles_rivadavia_predictoras con la capa resultante del análisis de zona calles_rivadavia_predictoras_buf15m_kde, de modo que los valores calculados de densidad comercial se integran directamente en la capa de tramos (véase Figura 130).

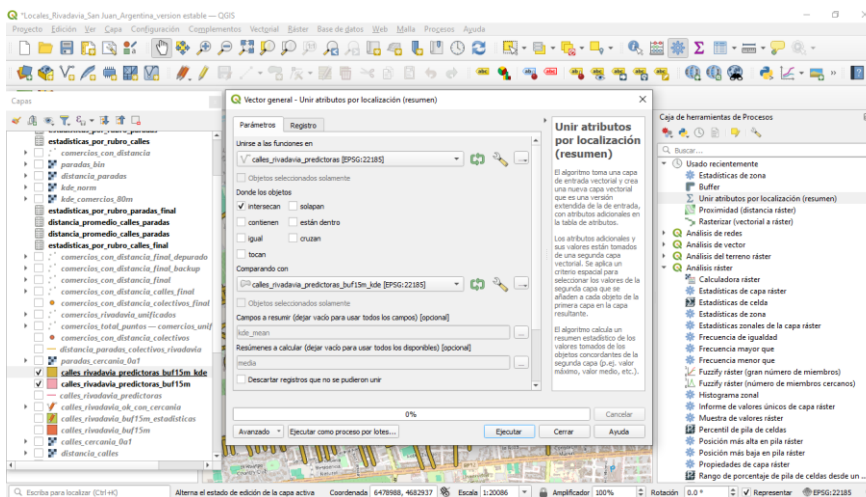


Figura 130. Parámetros del proceso de unión espacial entre capas

El proceso se ejecutó correctamente y generó la capa calles_rivadavia_predictoras_final, para reunir en una misma tabla los tres indicadores principales:

- mean_paradas: cercanía a paradas de colectivo,
- mean_calles: cercanía a calles principales
- kde_mean: densidad de comercios.

Esta capa constituyó la base completa del modelo de potencialidad comercial.

La tabla de la Figura 131, muestra los valores combinados para cada uno de los 856 tramos de calle. A partir de aquí, fue posible continuar con la construcción del índice de potencialidad comercial, integrando todas las variables normalizadas dentro de un mismo análisis comparativo.

id	cer_max_range	cer_max_sum	cer_max_mean	cer_max_mediana	cer_max_stddev	cer_max_minorty	cer_max_majorty	cer_max_q1	cer_max_q3	cer_max_ig	mean_paradas	mean_calles	kde_mean
1	0.010956704616	6.920838356018	0.988891193716	0.990000009536	0.003868686877	0.981972217559	0.990000009536	0.986504137516	0.991464465856	0.004960328340	603	1	0.118263958493
2	0.010811388492	8.894513728234	0.988279302914	0.98881968756	0.003138072627	0.985857844352	0.98881968756	0.985857844352	0.98881968756	0.002961814423	225	1	0.09045787723
3	0.004804134368	6.867887377738	0.981126786248	0.979384481906	0.002124915393	0.981972217559	0.979384481906	0.979384481906	0.98300416917	0.003695935010	310	1	0.180304547920
4	0.04116886541	3.418597750377	0.854099437594	0.858494520187	0.016024185420	0.829119920730	0.829119920730	0.840229630470	0.867969344718	0.027739614248	2254	0.741981996925	0.046094304646
5	0.032627224922	2.495158959552	0.831952525517	0.839987958882	0.014230324832	0.812050521373	0.812050521373	0.82519055128	0.841832667599	0.016313612461	838	0.947896553693	0.018237666537
6	0.064527869224	8.832684707641	0.863288470764	0.862025827169	0.021435701728	0.833491742610	0.833491742610	0.841888103153	0.881702993392	0.041816890239	2114	1.389317105482	0.04252534047
7	0.015557825565	3.344707906246	0.836176976561	0.835455119609	0.006084076662	0.829119920730	0.829119920730	0.830521285533	0.841832667599	0.011313820255	765	1	NULL
8	0.032627224922	2.488650918006	0.829950306002	0.831922650337	0.013425224138	0.812050521373	0.812050521373	0.821986585855	0.838300198316	0.016313612461	837	0.947896553693	0.018237666537
9	0.033152461051	4.117915809154	0.823881618308	0.829119920730	0.012533902200	0.805835127830	0.805835127830	0.812050521373	0.831922650337	0.019872128963	955	0.93257302732	0.03741450408
10	0.010465621948	1.64168381669979	0.820941908454	0.820941908454	0.005232810974	0.815609097480	0.815609097480	0.815609097480	0.826074719429	0.010465621948	1059	0.308421549423	0.0523291351017
11	0.048294305801	8.234103739261	0.823410373926	0.818954885005	0.018670628315	0.803212288320	0.805835127830	0.805835127830	0.840547800064	0.034712672233	1332	0.80466607237	0.06887950588
12	0.067075490951	6.675965419311	0.834461927413	0.833640305722	0.019452411078	0.803212288320	0.803212288320	0.820841908454	0.846612721681	0.023770813226	1713	2.60816495125	0.037026795364
13	0.026277005672	2.484246900081	0.831415633360	0.836751699447	0.011371762037	0.815609097480	0.815609097480	0.826180398464	0.839318901300	0.013138502636	1973	0.061194475361	0.039531746918
14	0.018183231533	1.646041426151	0.824700713157	0.824700713157	0.009091615676	0.815609097480	0.815609097480	0.815609097480	0.833762208334	0.018183231533	1314	0.091791713042	0.039591824645
15	0.030916571617	4.121027717611	0.824205434322	0.829339504241	0.011673629528	0.805835127830	0.805835127830	0.815609097480	0.833491742610	0.017882645130	1687	0.223824309515	0.053017840757
16	0.004656970500	3.829937100410	0.765887420082	0.765906035900	0.001765380575	0.765906035900	0.764150440692	0.766922771930	0.002772331237	1127	1	NULL	NULL
17	0.04221115360	3.463454604148	0.865863651037	0.873870404846	0.016990997734	0.836751699447	0.836751699447	0.854344606399	0.877382995674	0.02303889275	1197	0.076789140487	0.059895249601
18	0.040488043103	2.860210716724	0.953403572241	0.963944484724	0.013210266300	0.927888989448	0.927888989448	0.945916742086	0.966160063637	0.020244121551	866	0	NULL
19	0.062005996704	7.066037714481	0.883254714310	0.882065107822	0.019066322381	0.836751699447	0.882296731472	0.879788249731	0.893410801887	0.013622521556	1055	0.03804570243	0.03801021137
20	0.066620598650	8.514315301113	0.946015033457	0.949999980079	0.019887789505	0.88019611835	0.88019611835	0.94614835993	0.959688723087	0.013540387153	1206	0.006756345947	0.029510844498
21	0.022703289985	2.704219102859	0.901408367819	0.896823249928	0.009795905778	0.882296731472	0.882296731472	0.894609540700	0.905961185693	0.011351644992	1958	0.035618383827	0.065828732620

Figura 131. Tabla de atributos final con los tres indicadores integrados

4.5.10. Creación y ajuste del índice de potencialidad

En esta etapa se creó un nuevo campo llamado índice_potencialidad con el objetivo de integrar en una sola variable las tres dimensiones principales del modelo: **la densidad de**

comercios (kde_mean) y la **media de proximidad a paradas de colectivo y calles principales** (mean_paradas y mean_calles).

Tal como puede observarse en la Figura 132, para calcular dicho índice, se utilizó la calculadora de campos de QGIS aplicando la siguiente fórmula:

$$(0.4 * "kde_mean") + (0.3 * "mean_paradas") + (0.3 * "mean_calles")$$

Esta fórmula combina tres aspectos que influyen en la actividad comercial:

- la densidad de comercios (kde_mean).
- la cercanía a las paradas de transporte (mean_paradas).
- la cercanía a las calles principales (mean_calles).

Se asignó un 40% de peso a la densidad de comercios porque es la variable que mejor refleja la concentración real de actividad comercial, esto es, cuanto más locales hay en un área, más fuerte es la atracción que ejerce. Con respecto a las otras dos variables, relacionadas a la accesibilidad y estructura vial, se les asignó una ponderación de 30% a cada una, ya que también fueron importantes pero actúan como factores de apoyo ya que facilitan el movimiento de personas y la visibilidad de los comercios, pero por sí solas no generan concentración.

En términos simples, el 40% indica y responde a qué tanto movimiento comercial ya existe, mientras que los dos valores del 30% reflejan qué tan fácil es llegar y circular por esa zona.

Al ejecutar el cálculo, QGIS generó un valor para cada tramo de calle, representando su potencial relativo dentro del área de estudio.

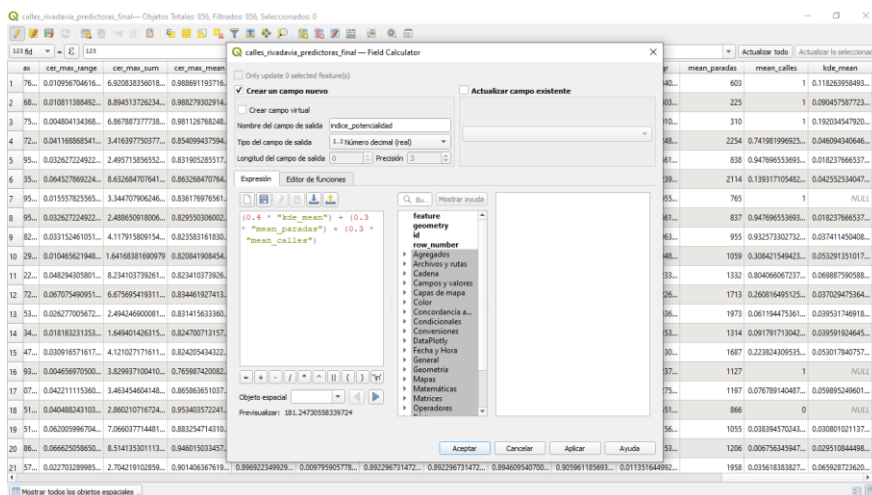


Figura 132. Creación del campo índice_potencialidad mediante la calculadora de campos de QGIS, integrando las variables (kde_mean, mean_paradas, mean_calles)

A continuación, se aplicó una simbología graduada para visualizar los valores del índice en el mapa (véanse Figuras 133 y 134). Los tonos amarillos representan los valores más bajos, mientras que los tonos rojos marcan los tramos con mayor potencial comercial, es decir, aquellos donde se combinan buena accesibilidad y concentración de comercios. Este primer mapa permitió identificar visualmente los ejes principales de actividad dentro del departamento.

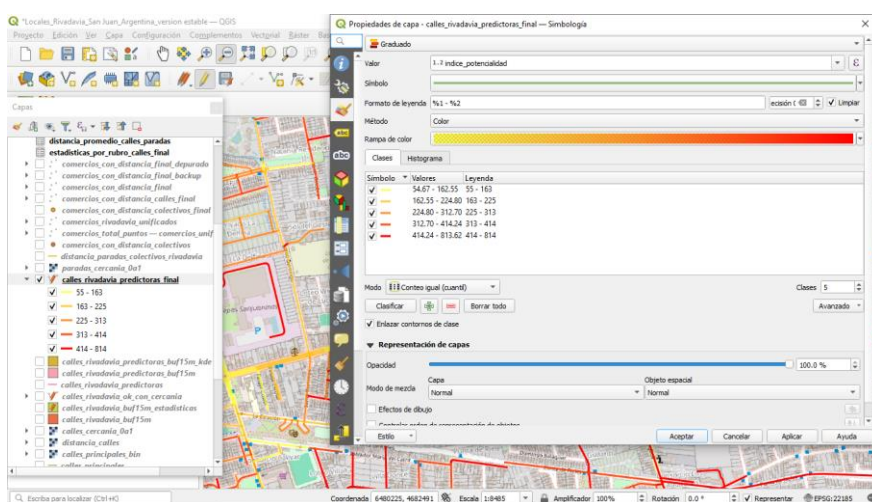


Figura 133. Configuración de la simbología graduada aplicada al índice de potencialidad, utilizando una escala de color de amarillo a rojo

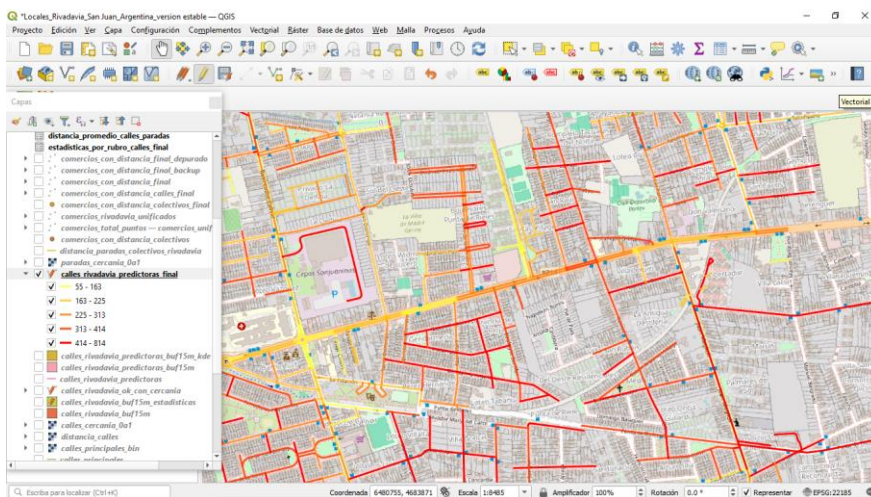


Figura 134. Mapa resultante del primer índice de potencialidad, donde los valores altos se representan en rojo y los bajos en amarillo

Sin embargo, al revisar los resultados se detectaron valores nulos en algunos campos utilizados para el cálculo. Esto generaban inconvenientes en la escala de colores y afectaban la correcta lectura del mapa. Por esa razón, tal como puede observarse en las Figuras 135, 136 y 137, fue necesario crear nuevos campos corregidos utilizando la función `coalesce()`, para reemplazar los valores nulos por cero y garantizar que todos los registros tengan un valor válido.

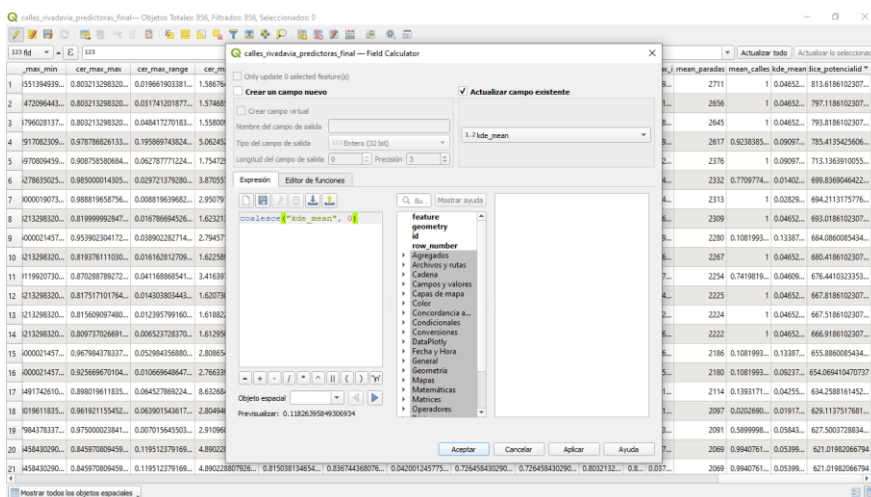


Figura 135. Aplicación de la función `coalesce()` en la Calculadora de Campos para reemplazar los valores nulos por cero en la variable `kde_mean`

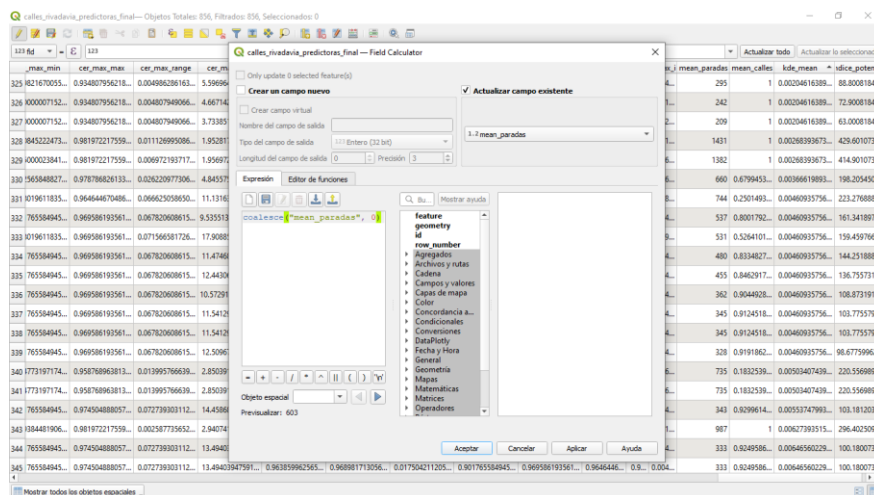


Figura 136. Aplicación de la función `coalesce()` en la Calculadora de Campos para reemplazar los valores nulos por cero en la variable `mean_paradas`

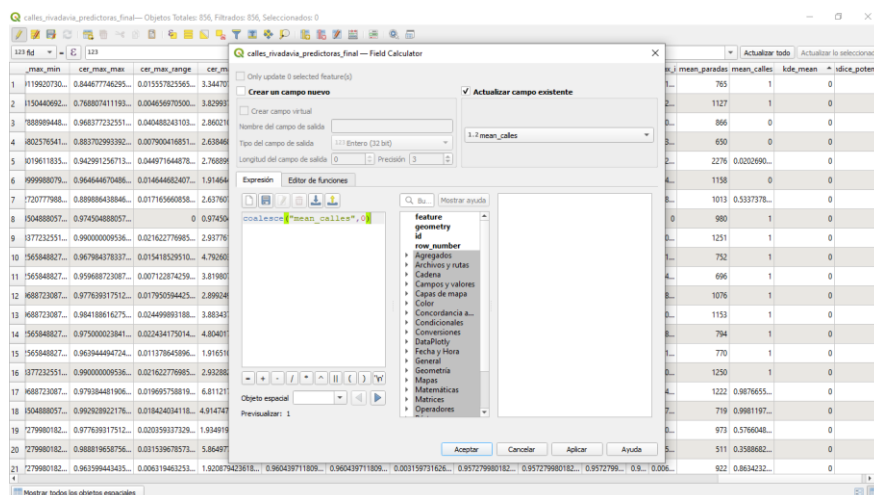


Figura 137. Aplicación de la función `coalesce()` en la Calculadora de Campos para reemplazar los valores nulos por cero en la variable `mean_calles`

Una vez normalizados los datos, se volvió a calcular el índice, esta vez bajo el nombre `indice_pot_0a1` (véase Figura 138). Este nuevo campo reescaló los valores entre 0 y 1, permitiendo una comparación uniforme entre los distintos tramos.

En resumen, este proceso permitió pasar de un cálculo inicial del índice con posibles vacíos de información a una versión normalizada que integra de manera consistente las tres variables predictoras, logrando un modelo más estable y visualmente claro.

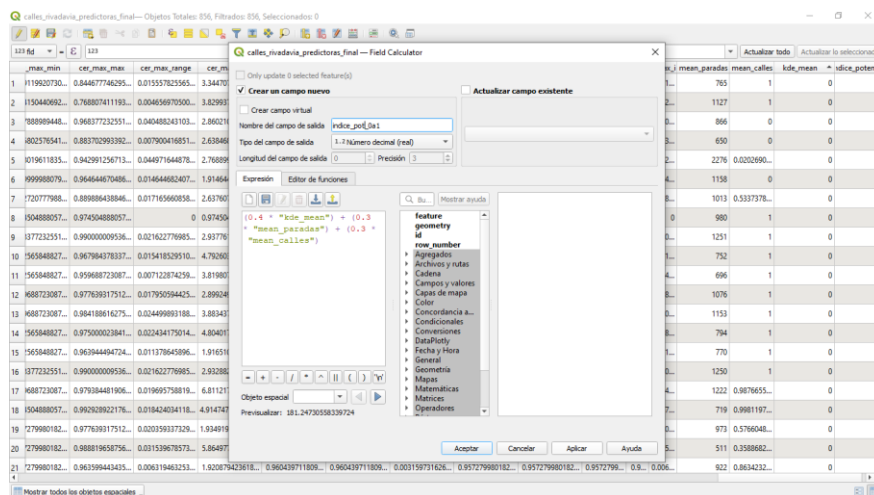


Figura 138. Cálculo del nuevo campo `indice_pot_0a1` normalizado con valores entre 0 y 1 para facilitar la comparación entre tramos

Luego del índice de potencialidad previamente calculado, se generaron nuevos campos con el propósito de ajustar y representar los valores de forma más comprensible. Primero, se creó el campo `indice_pot_100`, que multiplica los valores originales del índice (entre 0 y 1) por 100, para expresarlos en una escala de 0 a 100. Este cambio facilita la lectura, ya que permite interpretar los valores como porcentajes de potencialidad comercial. El resultado de esto se incorporó a la tabla de atributos, donde cada segmento de calle obtuvo un valor para indicar cuán favorable es para la localización de actividades comerciales (véanse Figuras 139 y 140).

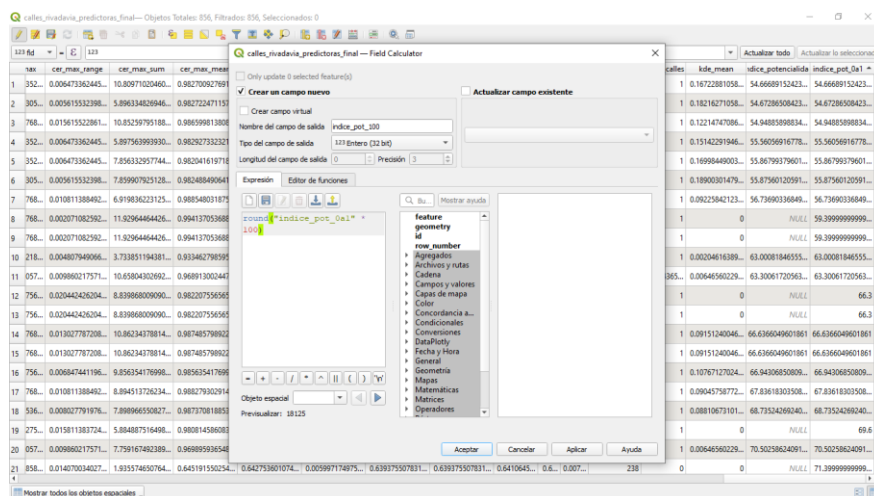


Figura 139. Creación y cálculo del campo `indice_pot_100` para expresar los valores en escala de 0 a 100

nge	cer_max_sum	cer_max_mean	cer_max_median	cer_max_stddev	cer_max_minority	cer_max_majority	cer_max_q1	cer_max_q3	cer_max_i	mean_calles	kde_mean	indice_potencial	indice_pot_0a1	indice_pot_100
1	10.80971020460	0.982700527691	0.984188616275	0.002295471603	0.983000014305	0.984188616275	0.9806783	0.984188616275	0.003	181	1	0.16722881058	54.66689132423	54.66689132423
2	3.986334820946	0.982722471157	0.984188616275	0.003277804159	0.983000014305	0.984188616275	0.9793844	0.984188616275	0.004	181	1	0.18216271058	54.67286508423	54.67286508423
3	10.85259791188	0.986599813808	0.985000014305	0.003986152633	0.97938441906	0.984188616275	0.9841886	0.984188616275	0.004	182	1	0.12214747066	54.8885988834	54.8885988834
4	5.897563993930	0.98292732321	0.983000416917	0.002087496613	0.97938441906	0.981972217559	0.9819722	0.9819722	0.002	184	1	0.15142291946	55.56056916778	55.56056916778
5	445	7.856332957744	0.982041619718	0.981972217559	0.002371010761	0.983857844352	0.97938441906	0.9793844	0.004	185	1	0.16998449003	55.86799379601	55.86799379601
6	398	7.859907925128	0.983488490641	0.984188616275	0.002418007197	0.983000014305	0.984188616275	0.9793844	0.004	185	1	0.18900301479	55.87560120591	55.87560120591
7	492	6.918832232125	0.98548031875	0.98819658756	0.003421915619	0.990000009536	0.98819658756	0.985041	0.002	188	1	0.09225842123	56.73690336849	56.73690336849
8	592	11.9296464426	0.994137053688	0.995000004768	0.001021057487	0.992028022176	0.995000004768	0.992028	0.002	197	1	0	NULL	59.39999999999
9	592	11.9296464426	0.994137053688	0.995000004768	0.001021057487	0.992028022176	0.995000004768	0.992028	0.002	197	1	0	NULL	59.39999999999
10	066	3.733851194381	0.933462798955	0.934521615505	0.002012867489	0.930000007152	0.934807956218	0.9321176	0.002	209	1	0.00204616389	63.00081846555	63.00081846555
11	571	10.65804302692	0.96891300447	0.969586193561	0.002397122525	0.968377232551	0.969586193561	0.9665109	0.003	210	0.9934365	0.0064560228	63.30061720563	63.30061720563
12	204	8.83988009090	0.98220756565	0.984188616275	0.003279544936	0.98377232551	0.984188616275	0.9819722	0.002	220	1	0	NULL	66.3
13	204	8.83988009090	0.98220756565	0.984188616275	0.003279544936	0.98377232551	0.984188616275	0.9819722	0.002	220	1	0	NULL	66.3
14	208	10.86234378814	0.987485789822	0.98819658756	0.003403461023	0.981972217559	0.98819658756	0.9850232	0.003	221	1	0.09151240046	66.636049601861	66.636049601861
15	208	10.86234378814	0.987485789822	0.98819658756	0.003403461023	0.981972217559	0.98819658756	0.9850232	0.003	221	1	0.09151240046	66.636049601861	66.636049601861
16	196	8.956354176998	0.985635417699	0.983857844352	0.002481795100	0.981972217559	0.983857844352	0.9841886	0.004	222	1	0.10767127024	66.94306550809	66.94306550809
17	492	6.918832232125	0.98548031875	0.98819658756	0.003138072627	0.983857844352	0.98819658756	0.9838578	0.002	225	1	0.0904578772	67.83181030508	67.83181030508
18	976	7.89896550827	0.98737081853	0.98819658756	0.002475688578	0.981972217559	0.98819658756	0.9858578	0.002	228	1	0.08810673101	68.73524269240	68.73524269240
19	724	5.884887516498	0.980814580683	0.983000416917	0.005649782051	0.968377232551	0.984188616275	0.9819722	0.002	231	1	0	NULL	69.6
20	571	7.759167492389	0.9689595848	0.969586193561	0.003061074343	0.96844670486	0.969586193561	0.9683772	0.003	234	1	0.00646560228	70.50258624091	70.50258624091
21	027	1.935174650764	0.645191550254	0.642753601074	0.005997174975	0.63937507831	0.63937507831	0.6410645	0.007	238	0	0	NULL	71.39999999999

Figura 140. Visualización del campo indice_pot_100 agregado a la tabla de atributos

Seguidamente, se aplicó una normalización de los valores para aprovechar todo el rango disponible de la base de datos. Este proceso permitió que los tramos de calle con valores muy distintos pudieran compararse en igualdad de condiciones (véase Figura 141). El nuevo campo **indice_pot_norm** reflejó esa corrección y mostró los datos ajustados entre 0 y 1 (véase Figura 142).

Field Calculator dialog box showing the expression for normalizing the 'indice_pot_0a1' field:

```
( 'indice_pot_0a1' -
minimum('indice_pot_0a1')
) / ( maximum('
indice_pot_0a1') -
minimum('indice_pot_0a1')
)
```

Figura 141. Normalización de los valores del índice para ajustar el rango de comparación

The screenshot shows a QGIS attribute table for a layer named 'calles_inviaavia_predictoras_final'. The table has 21 columns and 21 rows of data. The columns include 'um', 'cer_max_mean', 'cer_max_median', 'cer_max_stddev', 'cer_max_minorty', 'cer_max_majorty', 'cer_max_q1', 'l_max_r_max_l', 'mean_paradas', 'mean_calles', 'kde_mean', 'indice_potencialda', 'indice_pot_0a1', 'indice_pot_100', and 'indice_pot_norm'. The 'indice_pot_norm' column contains values ranging from 0 to 71.400, representing the scaled potential index.

Figura 142. Tabla de atributos con el nuevo campo indice_pot_norm con los valores ajustados

A continuación, los valores se escalan nuevamente a una escala de 0 a 100 en un nuevo campo (indice_pot_norm100), lo que permitió visualizar con mayor claridad el comportamiento espacial de la variable. El resultado final se verificó en la tabla de atributos (véanse Figuras 143 y 144).

The screenshot shows the 'Field Calculator' dialog box in QGIS. The 'Crear un campo nuevo' (Create a new field) section is active. The 'Nombre del campo de salida' (Output field name) is 'indice_pot_norm100'. The 'Tipo del campo de salida' (Output field type) is 'Entero (32 bit)'. The 'Expresión' (Expression) field contains the formula: $\frac{\text{indice_pot_norm} * 100}{71.4}$. The 'Mostrar ayuda' (Show help) button is visible. The background shows the same attribute table as in Figure 142, with the 'indice_pot_norm' column highlighted.

Figura 143. Escalado de los valores normalizados a una escala de 0 a 100

ean	cer_max_med	cer_max_min	cer_max_may	cer_max_q1	cer_max_q3	mean_paradas	kde_mean	indice_potencial	indice_pot_0a1	indice_pot_100	indice_pot_norm	indice_pot_norm10	
1691...	0.984188616275...	0.002295477603...	0.985000014305...	0.984188616275...	0.9806763...	0.9...	181	1	0.1672281058...	54.66689132423...	54.66689132423...	5467	0
157...	0.984188616275...	0.002377864159...	0.985000014305...	0.984188616275...	0.9793844...	0.9...	181	1	0.18216271058...	54.67286508423...	54.67286508423...	5467	6.61328412726...
308...	0.985000014305...	0.00396152633...	0.97938441906...	0.984188616275...	0.9841886...	0.9...	182	1	0.12214747086...	54.9488588834...	54.9488588834...	5495	0.00031303943...
4321...	0.983080416917...	0.002087496613...	0.97938441906...	0.981972217559...	0.9819722...	0.9...	184	1	0.15142291946...	55.56056916778...	55.56056916778...	5556	0.00092158242...
718...	0.981972217559...	0.00237010761...	0.983857844352...	0.97938441906...	0.9793844...	0.9...	185	1	0.1699849003...	55.86799379601...	55.86799379601...	5587	0.001333460143...
641...	0.984188616275...	0.003418007197...	0.985000014305...	0.984188616275...	0.9793844...	0.9...	185	1	0.1890301479...	55.87560120591...	55.87560120591...	5588	0.001341905867...
787...	0.98819658756...	0.003421915619...	0.990000009536...	0.98819658756...	0.985041...	0.9...	188	1	0.09225842123...	56.73690336849...	56.73690336849...	5674	0.00226812048...
688...	0.99500004768...	0.001021057487...	0.99292922176...	0.99500004768...	0.992929...	0.9...	197	1	0	NUELO	59.39999999999...	5940	0.00254682350...
988...	0.99500004768...	0.001021057487...	0.99292922176...	0.99500004768...	0.992929...	0.9...	197	1	0	NUELO	59.39999999999...	5940	0.00254682350...
10595...	0.934521615505...	0.00012867489...	0.930000007152...	0.934807956218...	0.9321176...	0.9...	209	1	0.00204616389...	63.00081846555...	63.00081846555...	6300	0.000252320073...
11447...	0.96958193561...	0.003297122525...	0.96837223251...	0.96958193561...	0.9665109...	0.9...	210	0.9934365...	0.0064560229...	63.30061720563...	63.30061720563...	6330	0.009585136386...
12565...	0.984188616275...	0.005279544396...	0.96837223251...	0.984188616275...	0.9819722...	0.9...	220	1	0	NUELO	66.3	6630	0.012915042179...
13565...	0.984188616275...	0.005279544396...	0.96837223251...	0.984188616275...	0.9819722...	0.9...	220	1	0	NUELO	66.3	6630	0.012915042179...
14922...	0.98819658756...	0.003402461023...	0.981972217559...	0.98819658756...	0.9850232...	0.9...	221	1	0.09151240046...	66.6366049601861...	66.6366049601861...	6664	0.011288739997...
192...	0.98819658756...	0.003402461023...	0.981972217559...	0.98819658756...	0.9850232...	0.9...	221	1	0.09151240046...	66.6366049601861...	66.6366049601861...	6664	0.011288739997...
699...	0.98587844352...	0.003481756100...	0.981972217559...	0.98587844352...	0.9841886...	0.9...	222	1	0.10767127024...	66.94306850809...	66.94306850809...	6694	0.013268974910...
17194...	0.98819658756...	0.003138072627...	0.98587844352...	0.98819658756...	0.9858758...	0.9...	225	1	0.09045759772...	67.83618330508...	67.83618330508...	6784	0.014620507962...
18853...	0.98819658756...	0.002475688578...	0.981972217559...	0.98819658756...	0.9839578...	0.9...	228	1	0.08810673101...	68.73524269240...	68.73524269240...	6874	0.015618641320...
191083...	0.983080416917...	0.005649702051...	0.96837223251...	0.984188616275...	0.9819722...	0.9...	231	1	0	NUELO	69.6	6960	0.016578629292...
20548...	0.96958193561...	0.003061074343...	0.96464670486...	0.96958193561...	0.9683772...	0.9...	234	1	0.0064560229...	70.50258624091...	70.50258624091...	7050	0.017580740833...
21254...	0.642736071074...	0.005997174975...	0.63917507631...	0.63917507631...	0.6410645...	0.6...	238	0	0	NUELO	71.39999999999...	7140	0.018577046900...

Figura 144. Verificación de los resultados en la tabla de atributos

Con los valores finales del índice se aplicó una simbología graduada, asignando colores claros a los tramos con baja potencialidad y colores más intensos a los de alta (véase Figura 145).

Esta representación permitió distinguir visualmente los sectores con diferentes niveles de atractivo comercial, es decir, los tonos rojos se concentraron en los principales ejes y nodos comerciales del departamento, mientras que los valores intermedios y bajos se distribuyeron en calles secundarias o residenciales.

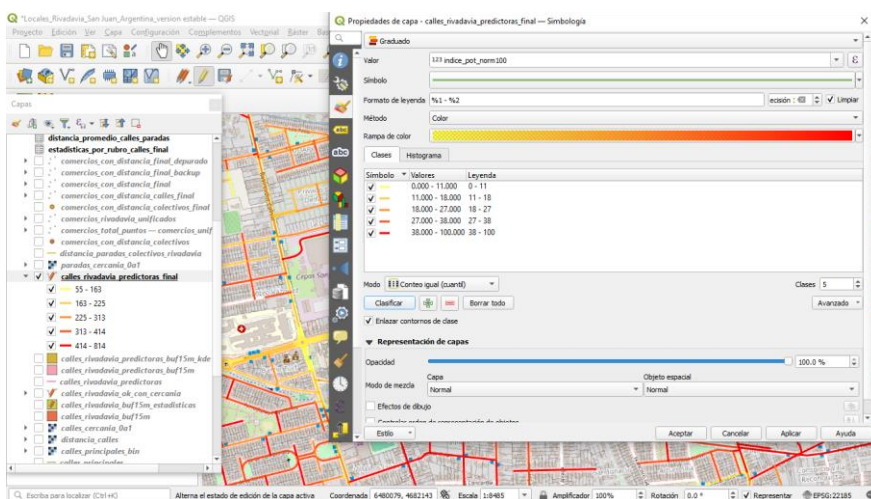


Figura 145. Aplicación de simbología graduada al índice de potencialidad

Para comprender mejor el significado de esos valores, se realizó una lectura por umbrales.

Se probaron distintos cortes y se observaron que estos tres niveles permitieron diferenciar claramente tres situaciones del territorio:

- El umbral ≥ 70 representa los tramos con muy alta potencialidad, es decir, calles que ya funcionan como ejes consolidados del tejido comercial. Allí se concentran la mayor cantidad de locales, la mejor accesibilidad y las condiciones más favorables para el desarrollo económico (véase Figura 146).
- El umbral ≥ 50 incorpora tramos de **potencial medio-alto**, que suelen ubicarse en zonas de transición o expansión del comercio, cercanas a los ejes principales o con buena conexión vial (véase Figura 147).
- El umbral ≥ 30 incluye tramos de **potencial emergente**, donde comienzan a aparecer nuevas actividades comerciales o donde existe espacio para promoverlas mediante políticas de incentivo o mejoras urbanas (véase Figura 148).

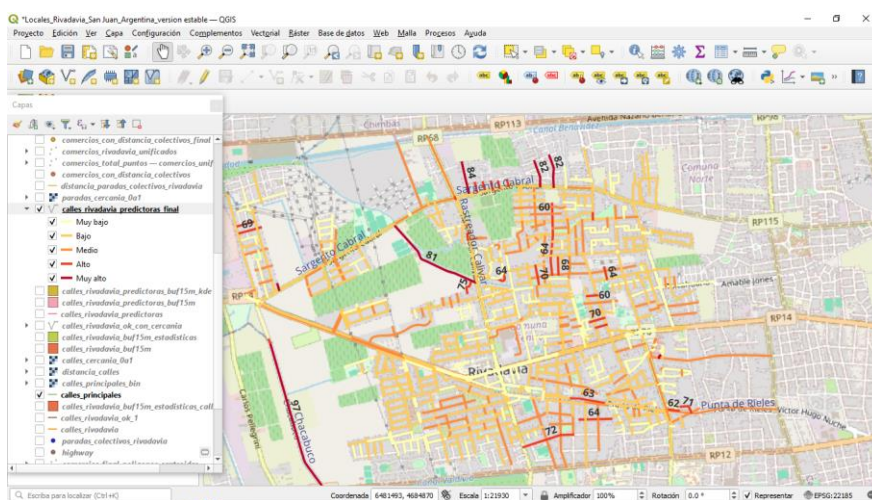


Figura 146. Visualización de tramos con valores de potencialidad mayores o iguales a 70

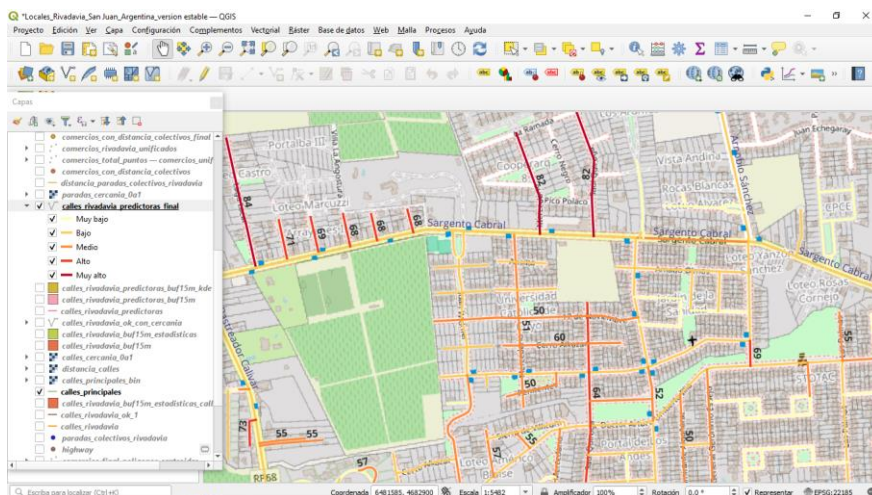


Figura 147. Visualización de tramos con valores de potencialidad mayores o iguales a 50

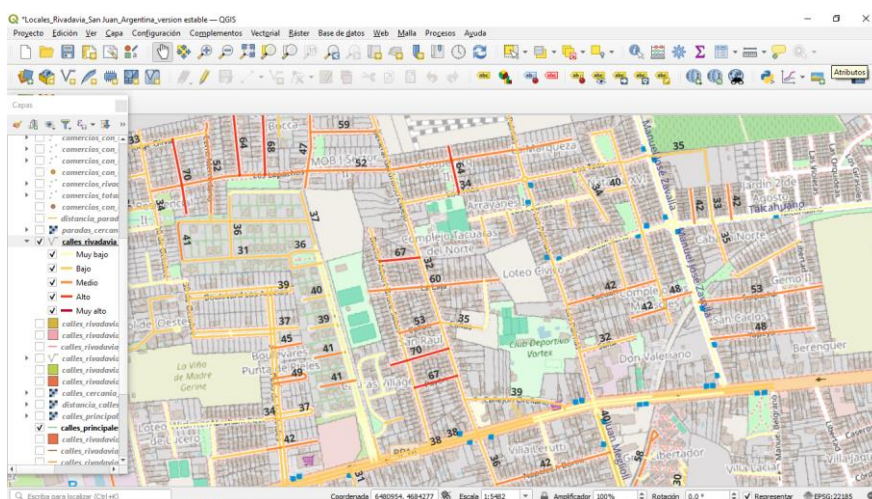


Figura 148. Visualización de tramos con valores de potencialidad mayores o iguales a 30

4.5.11. Interpretación del índice de potencialidad

A partir del índice de potencialidad se pudo apreciar la capacidad en términos relativos de cada tramo de calle, para concentrar o sostener actividades comerciales, a partir de la combinación de tres dimensiones: densidad de locales, accesibilidad a paradas de transporte y jerarquía de la estructura vial. No mide la ausencia de comercios, sino la fortaleza de las condiciones espaciales que favorecen su localización.

Los valores altos (≥ 70) representan zonas con muy alto potencial, lo cual indica que ya cuentan con características consolidadas tales como alta densidad comercial, buena

conectividad y ubicación sobre ejes estructurales del tejido urbano de Rivadavia. Son los sectores más dinámicos del municipio, donde el comercio se concentra y sostiene de forma natural.

Los valores medios (50–79) corresponden a áreas que podrían ser consideradas en proceso de consolidación, donde la presencia comercial comienza a fortalecerse, generalmente asociada a barrios residenciales con buena accesibilidad o a calles secundarias con creciente tránsito. Estas zonas constituyen oportunidades de expansión equilibrada del comercio.

Los valores bajos (≤ 30) identifican sectores con baja potencialidad, donde la accesibilidad y la densidad de locales comerciales son reducidas. Si bien en estos lugares la actividad comercial es limitada, su identificación resulta relevante para planificar de manera preventiva y evitar desequilibrios en la distribución de servicios.

En conjunto, la lectura de los umbrales del índice permitió comprender la estructura comercial del territorio y orientar decisiones de planificación urbana y económica. En áreas de alta potencialidad se recomienda **consolidar el comercio existente**, priorizando el mantenimiento urbano y la calidad del espacio público. En zonas de potencial medio, **promover incentivos o infraestructura** que acompañen su desarrollo natural. Finalmente, en áreas de bajo potencial, **fomentar estrategias de equidad territorial**, acercando servicios y creando pequeñas centralidades complementarias.

De este modo, el modelo predictivo desarrollado se presenta como una herramienta útil para la gestión municipal, al ofrecer una visión integrada y cuantitativa del tejido comercial y de sus oportunidades de intervención.

V. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

5.1. Conclusiones generales

El presente trabajo permitió caracterizar y analizar la distribución comercial del departamento de Rivadavia (San Juan, Argentina), mediante la aplicación de técnicas de Ciencia de Datos Geoespacial, empleando datos abiertos y herramientas de software libre. A lo largo del proceso se logró cumplir con el objetivo general de diseñar y construir un marco de análisis reproducible, accesible y técnicamente sólido, capaz de generar evidencia territorial útil para la gestión de políticas urbanas locales.

La metodología implementada demostró la viabilidad de articular fuentes de información colaborativa, como OpenStreetMap, con entornos de análisis geoespacial basados en QGIS y PyQGIS. Esta integración permitió obtener diagnósticos actualizables y comprensibles, que pueden ser replicados por equipos técnicos municipales o académicos sin requerir licencias propietarias ni infraestructura costosa.

El proceso metodológico se estructuró en fases sucesivas —obtención y preparación de datos, análisis exploratorio, procesamiento y análisis geoespacial, modelado predictivo y validación— que no se desarrollaron de forma lineal, sino de manera iterativa y retroalimentada. Cada fase aportó nuevos hallazgos que permitieron ajustar procedimientos y mejorar la calidad de los resultados. Este enfoque de trabajo, basado en la experimentación y el aprendizaje progresivo, dio lugar a una metodología práctica de construcción de conocimiento, en la que se combinaron la búsqueda teórica, la exploración técnica y la validación constante de cada decisión tomada.

Lejos de aplicar un esquema predefinido, el proceso implicó aprender a utilizar las herramientas, comprender sus alcances y limitaciones, y adaptar los procedimientos según las necesidades del análisis. En ese recorrido se fueron integrando saberes técnicos y conceptuales,

lo que permitió transformar la exploración inicial en una secuencia metodológica coherente y documentada, que puede servir de referencia para trabajos similares.

Los resultados obtenidos a partir del modelo predictivo permitieron reconocer patrones claros en la distribución de las actividades comerciales. Se identificó una marcada concentración de rubros de abastecimiento cotidiano tales como almacenes, kioscos, panaderías y farmacias en zonas centrales y sobre los ejes viales principales, coincidiendo con las áreas de mayor accesibilidad al transporte público. En contraste, los rubros especializados se localizan en sectores periféricos, con menor conectividad y densidad comercial. Estas evidencias confirmaron la relación directa entre accesibilidad, estructura vial y localización de actividades comerciales, aportando información útil para la planificación urbana y la gestión del desarrollo local.

El modelo predictivo desarrollado se enmarca dentro de los enfoques determinísticos-heurísticos multicriterio, en los cuales las ponderaciones y criterios se definen en función del conocimiento del territorio y de los objetivos del análisis. A diferencia de los modelos basados en aprendizaje automático, este tipo de enfoque se caracteriza por su transparencia, interpretabilidad y facilidad de aplicación en contextos donde la disponibilidad de datos es limitada. Por lo tanto, su valor no radica en la automatización, sino en la capacidad de integrar criterios espaciales claros y verificables para estimar la potencialidad comercial.

El aprendizaje y dominio de las herramientas empleadas se desarrolló de forma gradual, a partir de la consulta de documentación oficial, materiales institucionales y la práctica sostenida durante el desarrollo del trabajo. A lo largo del proceso se fueron incorporando conceptos y procedimientos propios del análisis geoespacial, comprendiendo la lógica de funcionamiento de QGIS, el uso de complementos y la aplicación de scripts en Python para automatizar tareas y asegurar la reproducibilidad de los resultados. Este aprendizaje aplicado

permitió avanzar con criterio técnico en cada fase del análisis y consolidar una metodología coherente con los objetivos del estudio.

El proceso completo representó un recorrido extenso y progresivo de análisis, interpretación y verificación, en el que cada paso, desde la obtención de datos hasta la construcción del modelo predictivo, requirió la integración de múltiples técnicas y la revisión constante de los resultados intermedios.

En conclusión, el proceso desarrollado permitió alcanzar plenamente el objetivo general, consolidando un marco metodológico replicable que vincula la Ciencia de Datos Geoespacial con la gestión pública local. La experiencia acumulada a lo largo del trabajo demuestra que los métodos abiertos, la iteración constante y el análisis crítico de los resultados constituyen un camino válido para generar evidencia territorial confiable. De esta forma, el modelo predictivo obtenido se convierte en un insumo concreto y en una demostración del potencial de las herramientas libres para fortalecer las capacidades analíticas e institucionales.

5.2.Líneas de trabajo futuro

A partir de los resultados obtenidos, se identifican diversas líneas de trabajo que permitirían ampliar y profundizar los alcances del presente estudio. En primer lugar, se plantea la incorporación de datos catastrales oficiales como complemento a las capas geoespaciales construidas. Este cruce posibilitaría analizar con mayor detalle la relación entre usos del suelo, tipologías edilicias y patrones comerciales, aportando una visión más integral de la estructura urbana.

En segundo término, sería de interés incorporar variables socioeconómicas y de movilidad, que permitan contrastar los resultados del modelo de potencialidad con indicadores de población, densidad residencial y conectividad del transporte. Esta integración favorecería

la elaboración de diagnósticos más precisos sobre las condiciones de accesibilidad y equidad territorial.

Otra línea de avance corresponde a la automatización de los procesos analíticos mediante PyQGIS y flujos reproducibles, lo que facilitaría la actualización periódica de los resultados ante cambios en los datos de OSM u otras fuentes abiertas.

Finalmente, se propone explorar la implementación de técnicas de aprendizaje automático (machine learning) como complemento al modelo determinístico desarrollado, con el fin de evaluar su capacidad predictiva frente a nuevos datos y fortalecer la generación de evidencia territorial.

Estas proyecciones permitirían consolidar un sistema de análisis geoespacial dinámico y replicable, orientado a la toma de decisiones estratégicas y a la planificación urbana sostenible. De este modo, el trabajo presentado constituye una base sólida sobre la cual continuar desarrollando herramientas y metodologías abiertas que fortalezcan la capacidad de los gobiernos locales y de la comunidad académica en el uso inteligente de los datos territoriales.

VI. BIBLIOGRAFÍA

- Barros, J., & Alves, J. A. (2018). *OpenStreetMap como base de datos geográfica urbana: una revisión crítica*. **Geo UERJ**, **33**.
- Batty, M. (2013). *The new science of cities*. MIT Press.
- Eastman, J. R. (2012). *IDRISI Selva Tutorial*. Clark Labs, Clark University.
- Ferrer, J., & Martínez, P. (2019). Datos abiertos y planificación urbana: un enfoque desde los gobiernos locales. *Cuadernos de Gobierno y Sociedad*, *7*(2), 45–62.
- Goodchild, M. F. (2007). Citizens as sensors: The world of volunteered geography. *GeoJournal*, *69*(4), 211–221. <https://doi.org/10.1007/s10708-007-9111-y>
- Malczewski, J. (1999). *GIS and multicriteria decision analysis*. Wiley.
- Moreno, N., & Díaz, M. (2021). Aplicación de SIG en el análisis urbano en ciudades intermedias. *Revista de Urbanismo*, *45*, 59–72.
- Moreno Jiménez, J. M., & Vargas, L. G. (2018). *Procesos de decisión multicriterio: teoría, práctica y aplicaciones*. Springer.
- Observatorio de Políticas Públicas Territoriales UNSJ. (2022–2024). *Informes técnicos y estratégicos*. Universidad Nacional de San Juan.
- Overpass Turbo. (s.f.). *Overpass Turbo Documentation*. <https://overpass-turbo.eu/>
- PDTS – UNSJ. (2024). *Ciencia de datos como instrumento para la gestión municipal. Caso Rivadavia (Informe de avance)*. Secretaría de Ciencia y Técnica, Universidad Nacional de San Juan.
- QGIS Development Team. (2024). *PyQGIS Developer Cookbook (v3.28)*. <https://docs.qgis.org/3.28/pdf/en/QGIS-3.28-PyQGISDeveloperCookbook-en.pdf>
- QGIS Development Team. (2025). *QGIS Documentation*. <https://docs.qgis.org/>
- Quiroga, S. O. (2018). *Enriquecer el tratamiento de reclamos producidos por fallas del sistema de alumbrado público* [Tesis de licenciatura, Universidad Nacional de San Juan, Facultad de Ciencias Exactas, Físicas y Naturales].
- Ramírez, L. (2020). Introducción práctica al uso de QGIS para proyectos de análisis territorial. *Revista Iberoamericana de Tecnologías del Territorio*, *13*(1), 33–50.