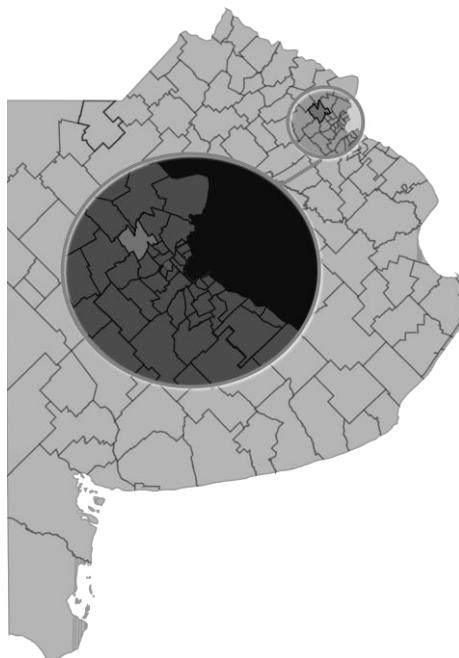


Universidad Nacional de General Sarmiento (UNGS)
Instituto del Conurbano (ICO)
Área Tecnologías de la Información Geográfica y Análisis Espacial
Especialización en Cartografía Temática Aplicada al Análisis Espacial (ECTAAE)

Trabajo Final

Análisis de la valorización de lotes vacantes en el Partido de Pilar (Provincia de Buenos Aires)



Estudiante: Lic. Leandro Nicolás Rodríguez

Legajo: 37699303/12

Dirección: Dra. Andrea Pamela Flores

Lugar y Fecha: Buenos Aires, 24 de Julio de 2024

Introducción	4
Objetivos	6
Área de Estudio.....	6
Metodología	8
Interpolación Kriging	8
Método de precios hedónicos.....	9
Preparación de datos	9
Regresión Lineal Múltiple (Método OLS).....	9
Regresión Ponderada Geográficamente (GWR)	11
Resultados	12
Estimación de valores de lotes vacantes	14
Modelos Hedónicos.....	19
Regresión Lineal Múltiple	23
Regresión Ponderada Geográficamente	27
Discusiones	33
Conclusiones	35
Bibliografía.....	36
Software	40
Anexos.....	41

Agradecimientos

A quienes fueron parte de este camino: familia, amigxs, compañerxs y profesores de la Especialización.

A mis directores de Beca, Pamela Flores y Guillermo Tella.

A la Universidad Pública, pilar fundamental en mi formación.

Resumen

El siguiente estudio, propone un modelo explicativo para la estimación del valor de lotes vacantes en el perímetro urbano del Partido de Pilar (Provincia de Buenos Aires) a partir de una serie de variables. Para ello, se aplicaron los métodos de interpolación espacial Kriging, Regresión Lineal Múltiple (OLS, por sus siglas en inglés) y Regresión Ponderada Geográficamente (GWR, por sus siglas en inglés).

Los resultados, indican una relación positiva entre los valores de suelo y la presencia de redes de servicios y equipamientos sociales, con una variabilidad espacial considerable en el área de estudio. Debido a esta variabilidad, el método GWR encuentra un rendimiento superior al estimar el valor de lotes vacantes.

Abstract

This study proposes an explanatory model for vacant land values within the urban perimeter of Pilar (Province of Buenos Aires) based on a series of variables. To achieve this, spatial interpolation methods including Kriging, Multiple Linear Regression (OLS), and Geographically Weighted Regression (GWR) were applied.

The results suggest a positive relationship between land values and the presence of public infrastructure and social facilities, with considerable spatial variability over the study area. Such results suggest that GWR is the most suitable method for estimating the value of vacant land.

Palabras claves: Lotes vacantes - Valores de suelo - Métodos hedónicos – Sistemas de Información Geográfica.

Keywords: Vacant Land - Land Values - Hedonic pricing – Geographic Information Systems.

Introducción

La detección de suelo urbano vacante es un aspecto estratégico para la planificación del territorio. Siguiendo a Topalov (1984), el suelo urbano es una mercancía singular porque, a priori, no es producida socialmente, por lo tanto, su precio no está regulado por el costo de producción, sino por su demanda. Así, el valor del suelo urbano se define por aquello que se puede realizar en él, con un mercado conformado por distintos segmentos y orientado por características locales (Migueltorena y Linares, 2019). En este sentido, el conocimiento y monitoreo de los precios de suelo urbano es un insumo esencial frente a la discontinuidad en la actualización de los valores fiscales, problemática presente en gran parte de las ciudades latinoamericanas (Smolka y Amborski, 2003). Para ello, el uso de Sistemas de Información Geográfica, combinado con la aplicación de técnicas geoestadísticas, permite incorporar de forma sostenible, correcta y con un grado de actualización permanente, las dinámicas del territorio y su reflejo en los mercados inmobiliarios (Can, 1998; Montero y Larraz, 2011; Curto *et al.* 2017; Carranza *et al.*, 2019; Eguino *et al.*, 2020).

Dentro de las principales técnicas geoestadísticas utilizadas, se encuentran la interpolación y la regresión. Un método de interpolación ampliamente utilizado es el Kriging, el cual genera una superficie de predicción a partir de un conjunto de puntos dispersos, con el objetivo de estimar valores en regiones con ausencia de datos (Goovaerts, 1997). El trabajo de Marín *et al.* (2021) evalúa diferentes funciones de Kriging para la tasación del precio de lotes urbanos en la ciudad de Puno (Perú), encontrando que la función *Hole Effect* es la que mejor minimiza el error de predicción, si bien las funciones Lineal (*stable*) y Gaussiano presentan un buen desempeño. Por otro lado, los modelos de regresión se aplican en la teoría de Precios Hedónicos, buscando explicar el valor de un bien de mercado a partir de un conjunto de atributos o factores contextuales (Olmeda, 2014). No obstante, los trabajos que proponen la aplicación de este método a lotes vacantes son limitados (Manfrino, 2021).

En el contexto local, Ortiz *et al.* (2015) analiza la relación entre el valor fiscal del suelo a nivel de barrio y diferentes variables socio-económicas y geográficas para el Área Metropolitana de Resistencia (Provincia de Chaco, Argentina), aplicando el método de Regresión Lineal Múltiple mediante Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS). El modelo obtenido indica que las variables densidad de estrato socioeconómico alto, distancia a espacios verdes y al centro comercial, tienen mayor incidencia en la estructura de precios. Ronconi *et al.* (2018) estima la incidencia que tiene la dotación de una serie de servicios públicos (cloacas, gas, pavimento y electricidad) sobre una muestra de 600 lotes en los municipios de Berazategui y Florencio Varela (Provincia de Buenos Aires, Argentina), corroborando que la presencia de estos servicios genera un impacto positivo sobre el valor de mercado de la tierra, con un efecto mayor cuanto más cerca de un centro comercial.

Manfrino (2021) aplica un modelo de Precios Hedónicos a la valuación de 400 terrenos en barrios cerrados, tanto del norte como del oeste y sur de la Provincia de Buenos Aires, e identifica la incidencia de la variable superficie sobre el precio final, además de otros factores diferenciales como la localización del barrio en la zona norte del AMBA, la cercanía a colegios, la ubicación del lote dentro del barrio, antigüedad del barrio, cantidad y calidad de servicios internos ofrecidos.

Por otro lado, diferentes trabajos destacan las posibilidades del Método de Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) para el análisis espacial de fenómenos sociales. El GWR es una forma de regresión lineal que modeliza las relaciones entre la variable dependiente e independientes, considerando la variabilidad espacial al aplicar una ecuación para cada observación de la muestra (Fotheringham *et al.*, 2002). El artículo de Cardozo *et al.* (2012) realiza una comparación entre los resultados obtenidos por los métodos OLS y GWR al explicar el embarque en las estaciones del Metro de Madrid (España), obteniendo un mejor resultado mediante el método GWR frente al OLS. Otro artículo que compara ambos métodos es Montes Galbán (2022) para la interpretación de la distribución espacial del analfabetismo en el departamento de Córdoba capital (Argentina), con similares resultados.

Actualmente, autores como Eguino *et al.* (2024), Sevgen y Tanrıvermiş (2024) presentan la potencialidad de las técnicas de valuación masiva (AVM) para mejorar las capacidades estatales en materia tributaria. En particular, el primer trabajo destaca la aplicación de técnicas basadas en Inteligencia Artificial como árboles de decisión y *ensemble* o ensamblado estadístico, que estiman de forma más precisa que los métodos propios de la geoestadística e integran un conjunto de gráficos orientados a mejorar la comprensión sobre el rol de cada variable en el valor. El segundo, realiza una comparación entre modelos de regresión lineal, logarítmica y GWR frente a técnicas de aprendizaje automático para la valuación masiva de inmuebles en el área urbana de Ankara (Turquía), resaltando la potencialidad de este último enfoque al analizar grandes conjuntos de datos.

Es importante mencionar que existen múltiples definiciones sobre los lotes vacantes. El presente trabajo, adopta la definición propuesta por el Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INDEC), que recuperan Mignaqui y Arias (2008), y considera como lote vacante a “aquella tierra privada o fiscal no utilizada que se encuentra subdividida en parcelas categorizadas como urbanas según la legislación vigente dentro del perímetro de una aglomeración”.

Los lotes vacantes sobre los cuales se desarrolla este trabajo se obtuvieron en el marco del proyecto de investigación “Caracterización del crecimiento urbano en Pilar y Campana y evaluación del potencial de sus áreas vacantes”, realizado mediante una beca del Programa de Becas Académicas de la Universidad Nacional de General Sarmiento. En dicho trabajo, se procesaron imágenes del satélite Sentinel-2 Multispectral Instrument (MSI), correspondientes al año 2021, hallando 10.247 lotes vacantes en el área urbana de Pilar (Rodríguez y Flores, 2022).

Objetivos

Objetivo General

- Proponer un modelo geoestadístico para estimar el valor de lotes vacantes a partir de indicadores del entorno urbano del partido de Pilar (Provincia de Buenos Aires, Argentina).

Objetivos Específicos

- Seleccionar y estandarizar información sobre el valor del suelo urbano, cobertura de redes de infraestructura y equipamientos públicos
- Estimar el valor de los lotes vacantes y sus variaciones dentro del área urbana, produciendo cartografías específicas
- Identificar la incidencia de las variables del entorno en el valor de los lotes vacantes.

Área de Estudio

El Partido de Pilar está ubicado a 42 km al noroeste de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires y forma parte de la Región Metropolitana de Buenos Aires (RMBA) comprendiendo una superficie total de 355 km² integrada por once localidades: Del Viso, Fátima, La Lonja, Lagomarsino, Manuel Alberti, Manzanares, Pilar, Presidente Derqui, Villa Astolfi, Villa Rosa y Zelaya.

En particular, es uno de los partidos con un crecimiento poblacional intercensal superior a la media nacional, pasando de 299.077 habitantes en 2010 a 394.754 en 2022 (32%) (INDEC, 2023).

La Figura 1 presenta el área de estudio correspondiente.

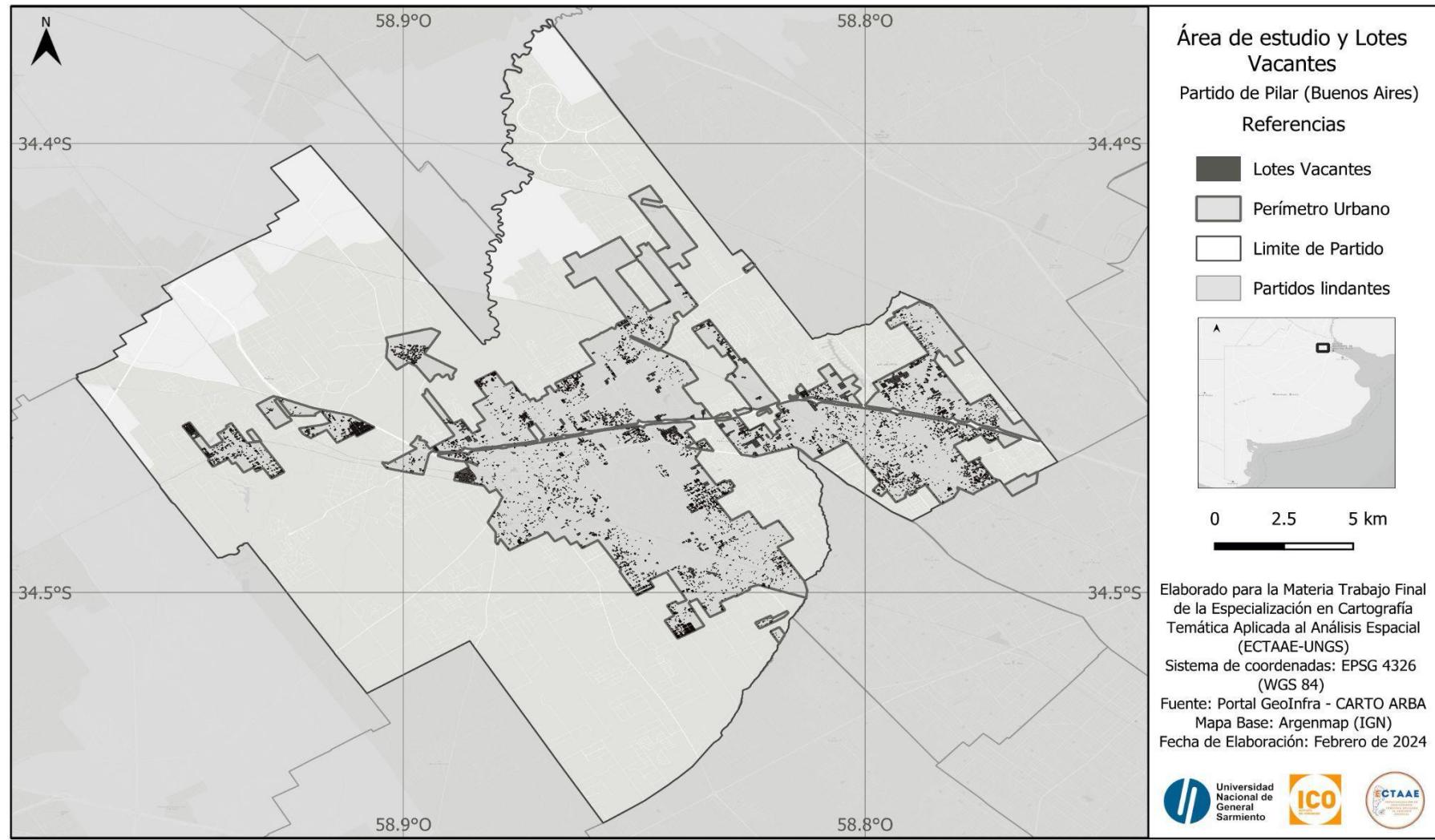


Figura 1. Área de estudio y lotes vacantes (Partido de Pilar, Provincia de Buenos Aires). Fuente: Elaboración propia

Metodología

Interpolación Kriging

Ante la ausencia de una cantidad representativa de valores de lotes vacantes de referencia para todo el perímetro urbano, se utilizó el método de interpolación Kriging Ordinario para estimar los valores en lugares no muestrados.

En primer lugar, se recopilaron una serie de anuncios de lotes a la venta en sitios web de empresas como Properati y RE/MAX¹, tomando su precio de oferta, dimensión y ubicación. Además, se filtraron aquellos anuncios con valores atípicos.

A partir de estos datos, se ajustaron las funciones teóricas mediante una gráfica denominada semivariograma, la cual evalúa la autocorrelación espacial en el conjunto de datos (Goovaerts, 1997). Además, se estimaron los siguientes parámetros: la distancia promedio entre puntos (*lag*), la ordenada al origen (*nugget*) y el máximo de distancia (*sill*), establecido en 250, 500 y 1000 metros, sobre una malla *ráster* de 10 x 10 metros.

Posteriormente, considerando las funciones teóricas ajustadas -Lineal, Gaussiana, Exponencial y Esférica-, se realizaron 12 interpolaciones mediante el complemento *Smart-Map* de QGIS (Pereira *et al.*, 2022). A partir del análisis de los estadísticos R² (Bondad de ajuste) y RMSE (Error medio Cuadrático), se seleccionaron los mejores resultados en cada función, los valores obtenidos se asignaron espacialmente a los lotes vacantes previamente identificados (Rodríguez y Flores, 2022). Para ello, en primer lugar, se utilizó el complemento Point Sampling Tool en QGIS (QGIS Development Team, 2022) para extraer los valores de ráster a puntos. Luego, mediante la herramienta Spatial Join de la caja de procesamientos de QGIS, se asignaron los valores obtenidos a los lotes.

Con la finalidad de obtener una distribución normal en los datos obtenidos, se excluyeron aquellos lotes que presentan un valor por fuera de +/- 2 desviaciones estándar, resultando en un total de 8.588 lotes para aplicar el método hedónico. A estos valores se le aplicó una normalización de tipo logarítmico en base 10, utilizando la calculadora de campos de QGIS.

¹ La base de datos de Properati es de descarga libre y contiene anuncios publicados en el sitio hasta el año 2021. El relevamiento realizado en el portal RE/MAX corresponde a Junio del año 2023.

Método de precios hedónicos

Preparación de datos

A partir de la bibliografía consultada, se seleccionaron 12 variables que pueden llegar a incidir sobre el valor de los lotes vacantes.

Cada variable se construyó a partir de información geográfica proveniente de portales de datos abiertos, en formato vectorial. Los vectores utilizados son: Espacios Verdes Públicos (Fundación Bunge y Born), Establecimientos Educativos (Mapa Escolar D.G.C.y E.), Establecimientos de salud (Ministerio de Salud de la Provincia de Buenos Aires), Estaciones de ferrocarril (Ministerio de Transporte), Paradas de colectivo (Ministerio de Transporte), Barrios populares (Registro Nacional de Barrios Populares), Red de agua, Red de cloacas, Red de colectivos y Red de media tensión (Portal GeoInfra del Ministerio de Infraestructura de la Provincia de Buenos Aires), Área histórica de Inundación (Geoportal del Instituto Nacional del Agua) y Basurales (Defensoría del Pueblo de la Provincia de Buenos Aires).

El cálculo de la distancia de cada lote a las capas vectoriales seleccionadas se realizó mediante el complemento NNJoin de QGIS, con lo cual se obtuvieron las variables independientes del modelo. Así, la capa de lotes vacantes presenta los valores de suelo normalizados -variable dependiente- y de distancia euclíadiana - variables independientes-.

Regresión Lineal Múltiple (Método OLS)

Se implementó una Regresión Lineal Múltiple mediante la técnica de Mínimos Cuadrados Ordinarios (OLS), con todas las variables propuestas. Posteriormente, se analizaron los siguientes estadísticos:

De capacidad explicativa del modelo - global:

- R^2 y R^2 ajustado: Coeficientes de determinación. El R^2 de la regresión es la proporción de la varianza muestral de Y_i explicada por (o predicha por) X_i . Este coeficiente toma valores entre 0 y 1, cuanto más cercano a 1 indica que el regresor es un buen predictor de Y_i , mientras que un R^2 cercano a 0 indica que el regresor no es un buen predictor. El R^2 aumenta con el número de variables que se incluye en el modelo y el R^2 ajustado corrige esta sobreestimación (Stock y Watson, 2012)..
- F (Fisher - Snedecor): En el modelo de regresión lineal, el estadístico F es utilizado para probar la hipótesis de que al menos una de las variables independientes es un predictor significativo de la variable dependiente (Wooldridge, 2012).
- AIC y AICc: Criterio de Información de Akaike y Akaike Corregido. El mejor modelo es el que encuentra los valores más bajos. El AICc corrige el sesgo propio del AIC cuando se trabaja con muestras pequeñas (Fotheringham *et al.*, 2023).
- BIC: Criterio de Información Bayesiano. Criterio de elección de modelos en relación con sus probabilidades de ajuste (Fotheringham *et al.*, 2002).

- RMSE: Estimador de la desviación estándar del término de error. Mide la magnitud promedio de los errores obtenidos, y se considera que es mejor cuando su valor es cercano a cero (Wooldridge, 2012).

De significancia estadística por variable:

- VIF: Factor de Inflación de la Varianza. Refleja cuánta redundancia o multicolinealidad existe entre las variables independientes del modelo. Un VIF mayor a 7,5 indica que una variable contribuye a un modelo inestable, por lo cual 7,5 es el valor predeterminado para la remoción de variables. (Fotheringham *et al.*, 2023).
- *p-valor*: Test de hipótesis nula. La hipótesis nula predeterminada es de no efecto, es decir que no existe diferencia en el efecto de las variables sobre el resultado. El nivel de significancia establecido es 0,05, lo cual indica que sólo las variables cuyos coeficientes se encuentran a un nivel de confianza del 95 por ciento son relevantes (Fotheringham *et al.*, 2023).

Este procedimiento de evaluación de las variables se realizó de forma iterativa hasta obtener valores estadísticamente significativos. Una vez cumplido, se analizaron los residuos obtenidos para evaluar la validez del modelo, considerando los supuestos básicos del modelo lineal clásico, de manera tal que se pueda corroborar su linealidad, normalidad y autocorrelación espacial (Wooldridge, 2012).

El supuesto de linealidad se prueba con un diagrama de dispersión. Si la mayor parte de los residuos se distribuyen aleatoriamente, se concluye que la relación entre variables cumple este supuesto.

Para evaluar el supuesto de normalidad, se realizó una prueba formal con dos estadísticos en Rstudio: Kolmogorov-Smirnov y Shapiro-Wilks². El estadístico de Kolmogorov-Smirnov mide la bondad de ajuste entre dos distribuciones de probabilidad, considerando el grado de concordancia existente entre la distribución de los residuos frente una distribución teórica. Si la probabilidad obtenida por la prueba es grande no habrá razones estadísticas para suponer que nuestros datos no proceden de una distribución normal, mientras que, si es muy pequeña, no es posible asumir una distribución de este tipo (StataCorp, 2023).

A su vez, el estadístico de Shapiro - Wilks se basa en el cálculo de la media y varianza muestral. Se rechaza la hipótesis nula de normalidad si el estadístico de contraste es menor al valor crítico proporcionado por la tabla elaborada por los autores para el tamaño de la muestra y a un nivel de significancia dado. Esta prueba fue ejecutada sobre una muestra aleatoria de 5.000 lotes, siendo su máximo valor admitido (StataCorp, 2023).

Para analizar la presencia de autocorrelación espacial, se aplicó el estadístico I de Moran, a partir de una matriz de pesos espaciales calculada con la herramienta vecinos más cercanos en QGIS. Los valores obtenidos pueden ir de -1 (agrupamiento) a 1 (dispersión completa).

² El paquete utilizado viene acompañado de otros estadísticos (Anderson-Darling y Cramer) los cuales no fueron analizados por exceder los fines de este trabajo.

Regresión Ponderada Geográficamente (GWR)

El método de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR) se utiliza cuando los datos no se pueden describir adecuadamente mediante un modelo global, no obstante, se encuentran áreas en donde la aplicación de un modelo localizado puede llevar a un mejor resultado.

Este método, calcula una ecuación de regresión para cada observación en el conjunto de datos, basada en un vecindario específico que rodea a cada observación. El tamaño de este vecindario está controlado por el ancho de banda o *bandwidth*, el cual puede ser de un tamaño definido (fijo) o adaptativo. Es posible obtener un *bandwidth* óptimo minimizando algún diagnóstico de bondad de ajuste del modelo, como el puntaje de validación cruzada (CV), que tiene en cuenta sólo la precisión de la predicción del modelo, o el Criterio de Información de Akaike (AIC), que considera la parsimonia del modelo (es decir, un equilibrio entre la precisión de la predicción y su complejidad). (Fotheringham *et al.*, 2002).

A su vez, los pesos de las variables del modelo se definen utilizando un *kernel*, función que determina la influencia de las localizaciones. Se utilizaron las funciones de *kernel* gaussiana y exponencial (Fotheringham *et al.*, 2023).

Los análisis estadísticos se realizaron en Rstudio versión 4.1.0 (The R Core Team, s/f.). Para ejecutar las regresiones lineales se utilizó el paquete *base* (R Core Team, s/f), para obtener resúmenes estadísticos los paquetes *modelsummary* versión 1.4.5 (Arel-Bundock *et al.*, 2024) y *olsrr* versión 0.6.0 (Hebbali, 2024), para la matriz de pesos espaciales el paquete *spdep* versión 1.3.3 (Bivand *et al.*, 2024) y para la prueba GWR el paquete *GWModel* versión 2.3.2 (Lu *et al.*, 2024).

La Figura 2 presenta el diagrama de flujo de los procedimientos realizados.

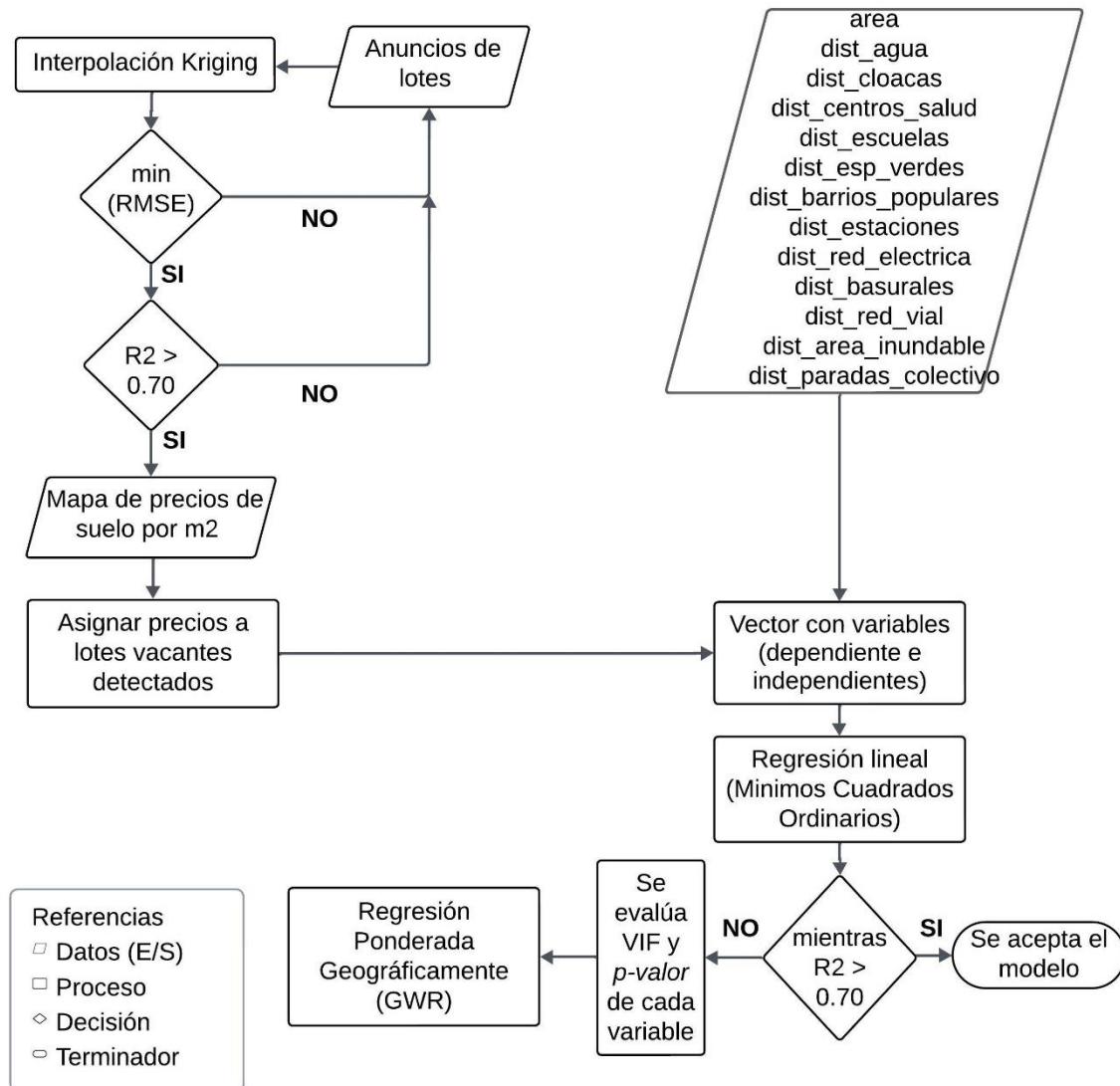


Figura 2. Diagrama de Flujo. Fuente: Elaboración propia

Resultados

En total, se analizaron 418 anuncios de lotes vacantes en venta. Sus valores muestran un rango desde los 12.500 USD a un máximo de 5.595.000 USD. El valor promedio es de 197.676 USD, con un desvío estándar de 513.581 USD. La Figura 3 muestra la ubicación de los anuncios³.

³ No se consideraron los anuncios en barrios cerrados, ya que el rango de valores de estos barrios aporta un sesgo mayor a la distribución. Por otra parte, en ciertos casos el *lag* entre cada anuncio supera al predeterminado para la interpolación. Para la aplicación de métodos hedónicos a la valuación de lotes en barrios cerrados, véase Manfrino, 2021.

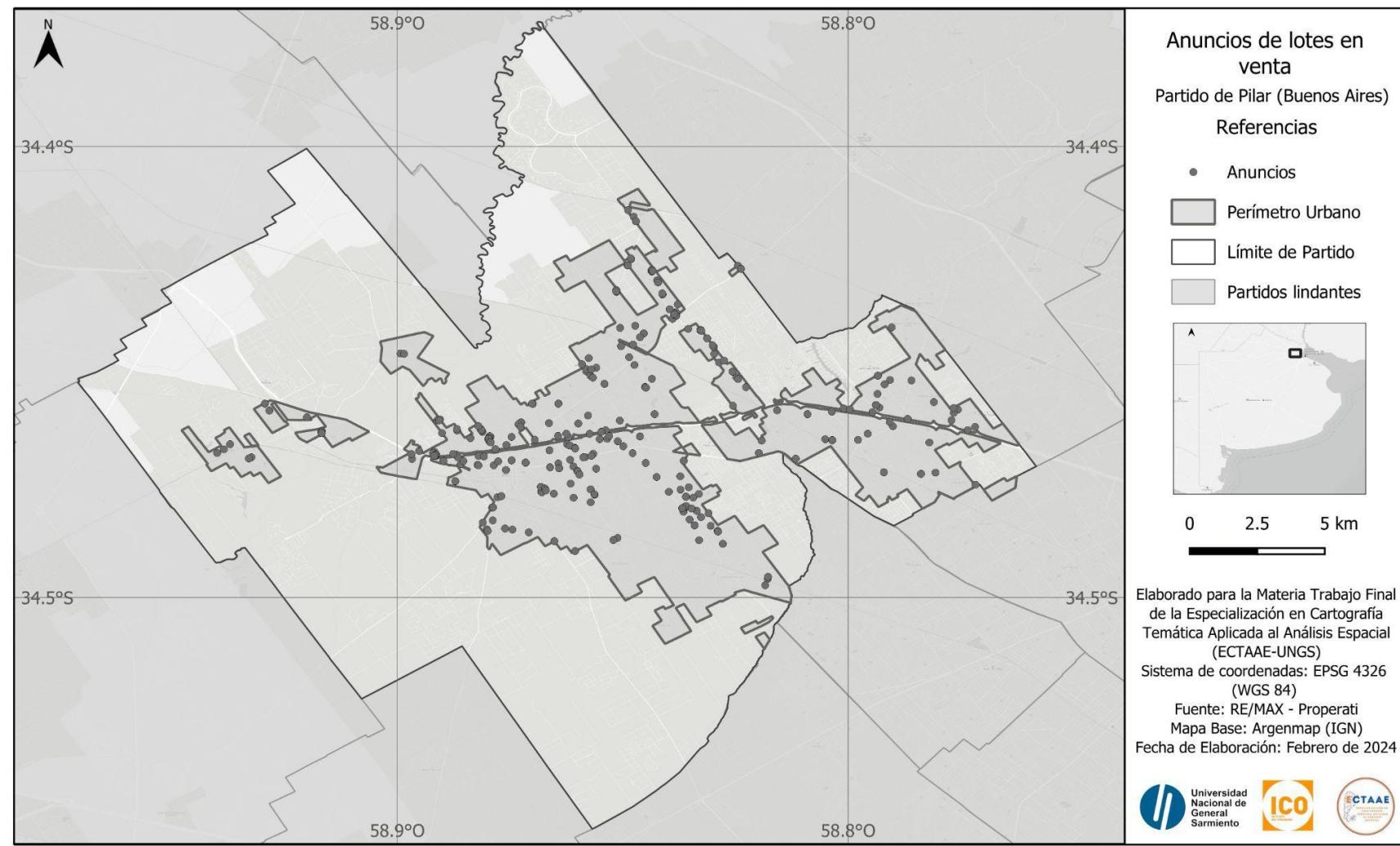


Figura 3. Localización de anuncios de lotes en venta (Partido de Pilar, Buenos Aires). Fuente: Elaboración propia

Estimación de valores de lotes vacantes

Como se indicó en la sección metodológica, se realizaron doce interpolaciones utilizando las cuatro funciones disponibles para el Kriging Ordinario. Los resultados obtenidos, indican que la función Gaussiana presenta el valor de R^2 más alto, seguido por la función Lineal, utilizando parámetros similares: una distancia de 500 metros y un umbral de 5000 metros. A su vez, ambas funciones presentan un valor de RMSE similar. La Tabla 1 muestra las ecuaciones y parámetros utilizados.

Función	Ecuación	Parámetros		Resultados	
		Distancia	Umbral	R^2	RMSE
Lineal	0.062*Nugget+0.077*Linear(5385.10)	250	2500	0,81	113131,14
Lineal	0.052*Nugget+0.7*Linear(5122.05)	500	5000	0,85	432608,61
Lineal	0.062*Nugget+0.680*Linear(6255.10)	1000	10000	0,47	195096,08
Gaussiana	0.021*Nugget+0.084*Gaussian(1467.27)	250	2500	0,81	1156416,11
Gaussiana	0.025*Nugget+0.055*Gaussian(1591.46)	500	5000	0,86	432608,51
Gaussiana	0.023*Nugget+0.080*Gaussian(1920.25)	1000	10000	0,70	111817,29
Exponencial	0.046*Nugget+0.085*Exponential(2227.70)	250	2500	0,74	1545005,25
Exponencial	0.05*Nugget+0.078*Exponential(2152.36)	500	5000	0,70	1675220,86
Exponencial	0.062*Nugget+0.067*Exponential(2227.70)	1000	10000	0,70	11859,48
Esférica	0.021*Nugget+0.080*Spherical(1591.46)	250	2500	0,83	1142657,03
Esférica	0.013*Nugget+0*Spherical(2123.12)	500	5000	0,72	5128130,78
Esférica	0.033*Nugget+0.071*Spherical(1599.88)	1000	10000	0,70	111817,47

Tabla 1. Funciones de Kriging, parámetros y resultados.

Las Figuras 4 a 7 presentan los valores obtenidos para cada una de las funciones que encuentran un mejor desempeño. En todos los casos, se presenta una concentración de los valores más altos en el centro y sudoeste del partido, y una dispersión en los valores más bajos, de mayor representatividad en los extremos sur y oeste del partido.

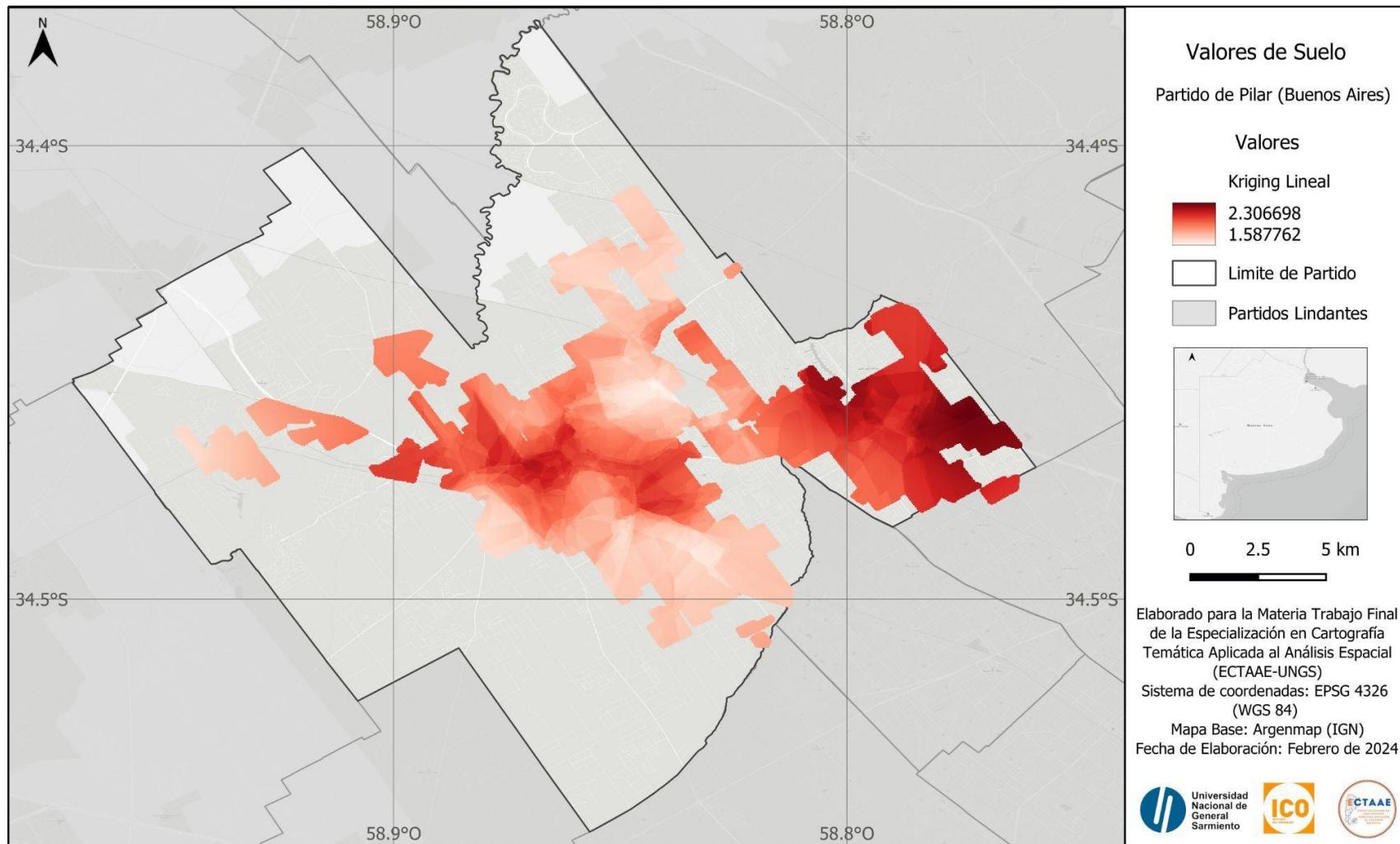


Figura 4. Valores de suelo en el área urbana - Función Lineal (Distancia: 500 – Umbral: 5000) – (Estadístico R2: 0.85 – Estadístico RMSE: 432608,51)
Fuente: Elaboración propia

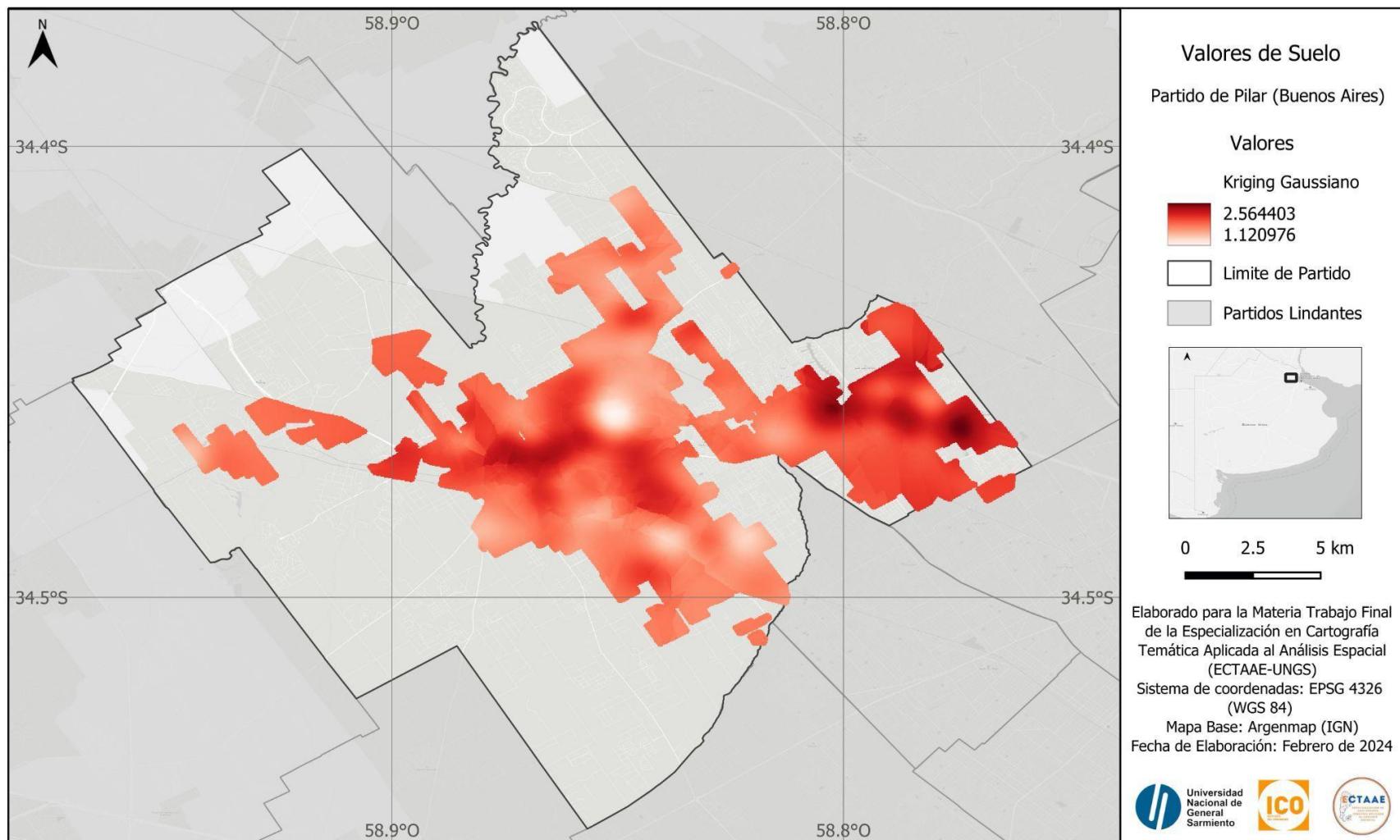


Figura 5. Valores de suelo en el área urbana - Función Gaussiana (Distancia: 500 – Umbral: 5000) – (Estadístico R2: 0.86 – Estadístico RMSE: 432608,51).
Fuente: Elaboración propia

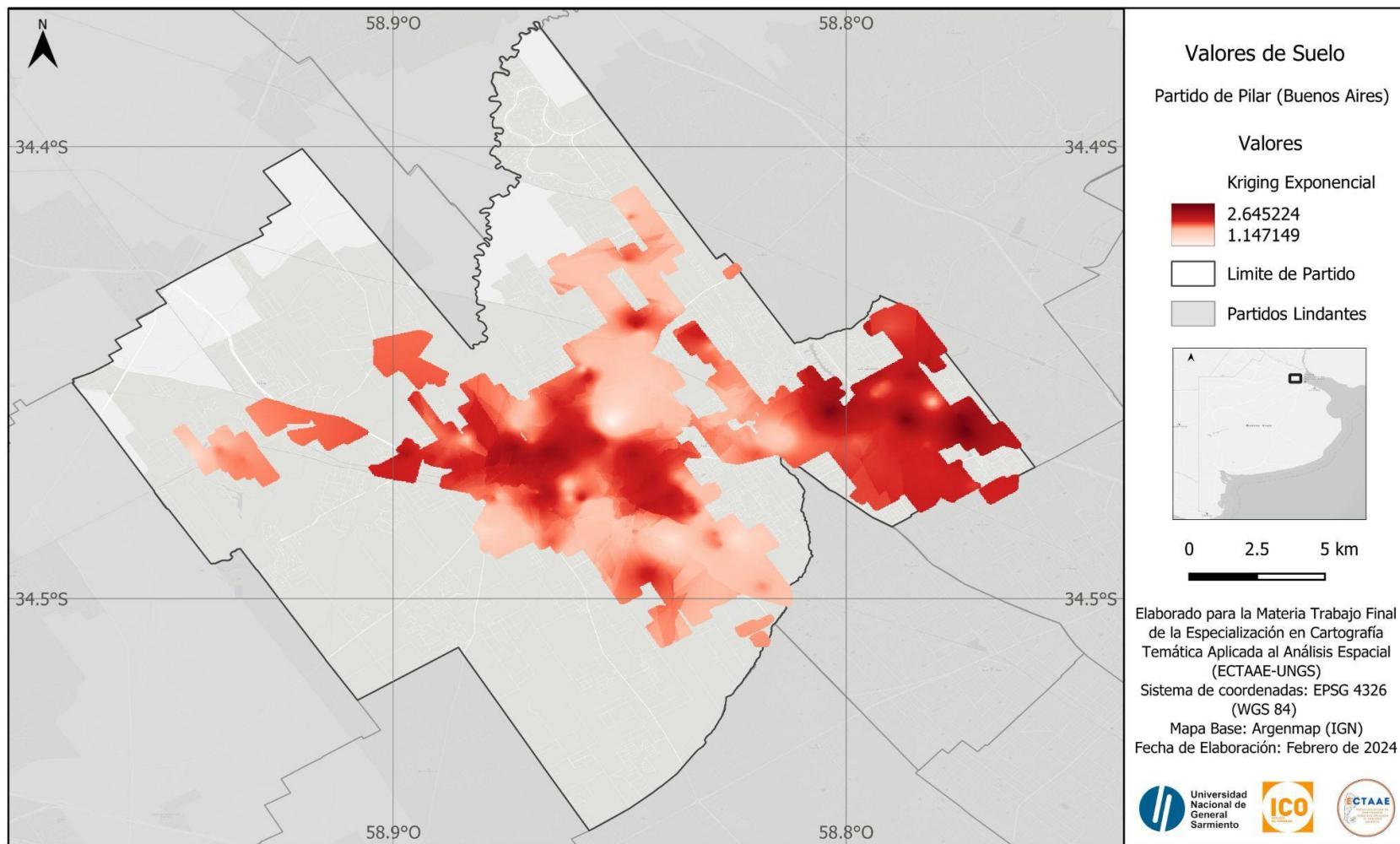


Figura 6. Valores de suelo en el área urbana - Función Exponencial (Distancia: 250 – Umbral: 2500) – (Estadístico R2: 0.74 – Estadístico RMSE: 1545005,2).
Fuente: Elaboración propia

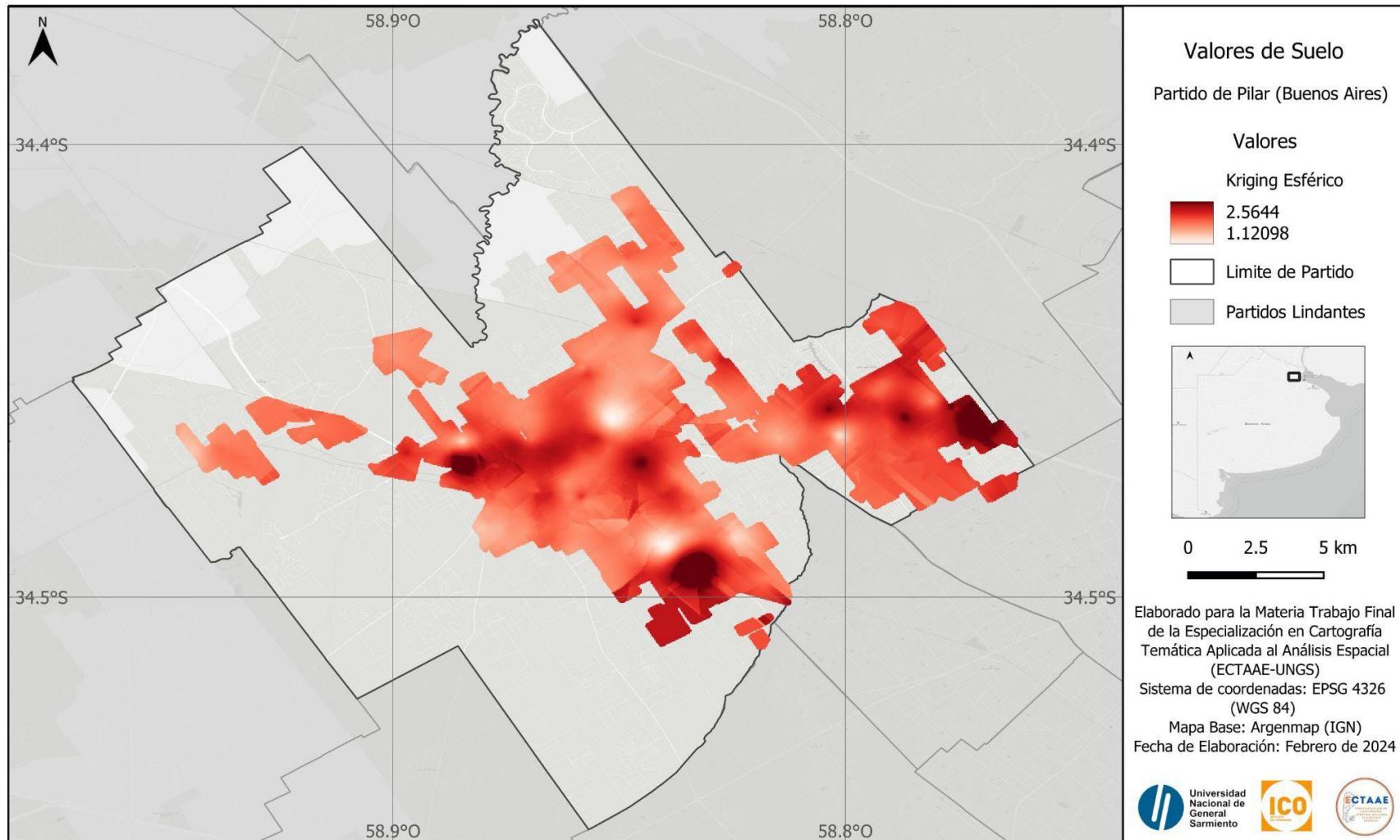


Figura 7. Valores de suelo en el área urbana - Función Esférica (Distancia: 250 – Umbral: 2500) – (Estadístico R2: 0.83 – Estadístico RMSE: 1142657,03).
Fuente: Elaboración propia

Modelos Hedónicos

En este apartado, se presentan las variables a analizar para la construcción del modelo de regresión.

En la Tabla 2 se presentan las variables independientes y en la Figura 8 las capas vectoriales con las que se construyeron.

Variable	Descripción	Unidad de medida
M2LOTE	Dimensión del lote	m2
DIST_AGUA	Distancia euclíadiana a redes de agua	mts.
DIST_C_SALUD	Distancia euclíadiana a centros de salud	
DIST_ESCUELAS	Distancia euclíadiana a escuelas	
DIST_ESPACIOS_V	Distancia euclíadiana a espacios verdes	
DIST_BARRIOS	Distancia euclíadiana a barrios populares	
DIST_ESTACIONES	Distancia euclíadiana a estaciones de ferrocarril	
DIST_RED_ELECTRICA	Distancia euclíadiana a red eléctrica	
DIST_BASURALES	Distancia euclíadiana a basurales	
DIST_RED_VIAL	Distancia euclíadiana a red vial principal	
DIST_AREA_INUNDABLE	Distancia euclíadiana a área inundable	
DIST_PARADAS_BUS	Distancia euclíadiana a paradas de colectivo	

Tabla 2. Variables independientes del modelo. Fuente: Elaboración Propia.

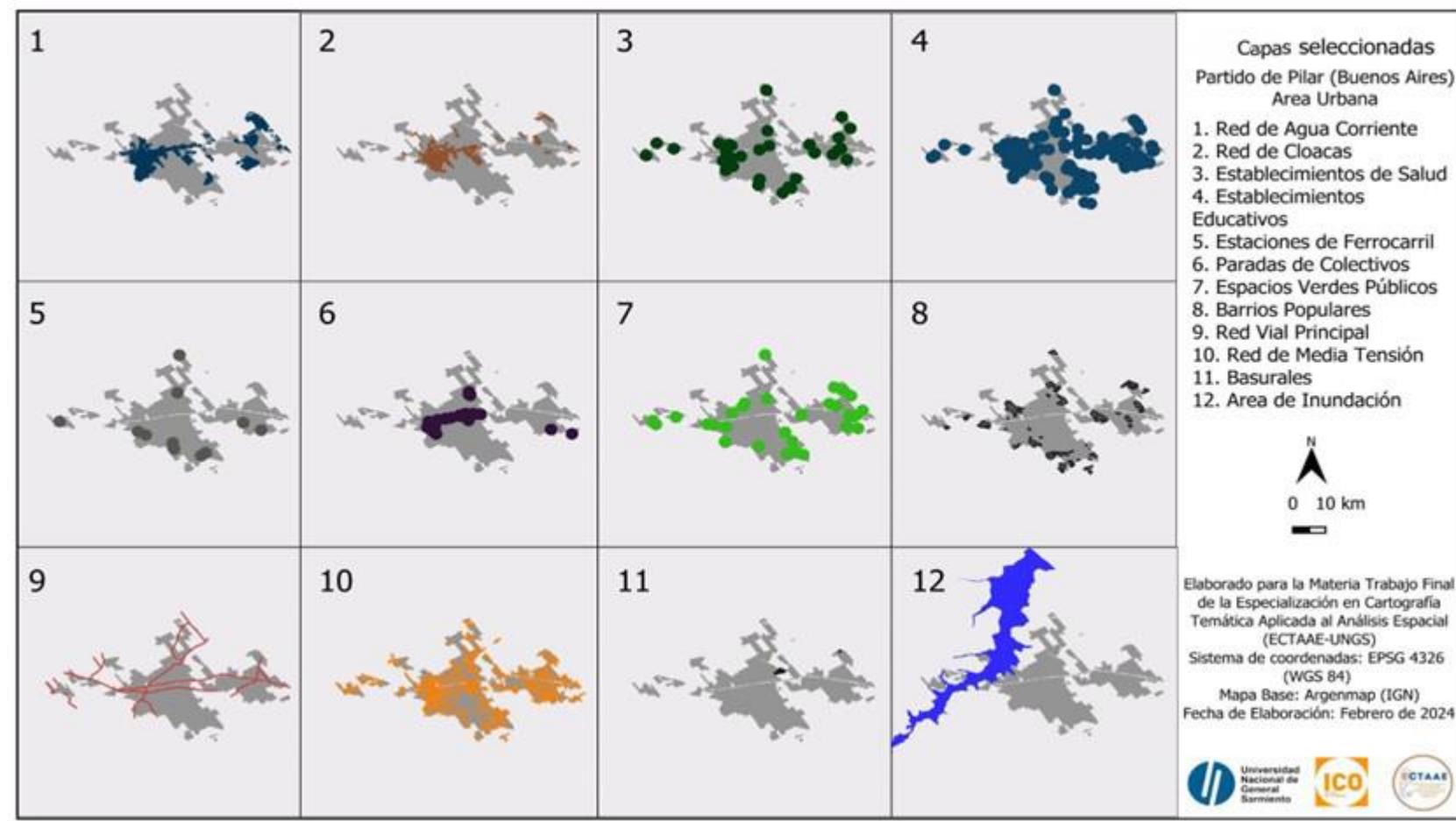


Figura 8: Capas vectoriales seleccionadas. Fuente: Elaboración Propia.

El análisis de multicolinealidad de las variables independientes se realiza a partir de un diagrama de correlación (Figura 9), una matriz de dispersión (Anexo 1) y su comprobación a partir del estadístico VIF, en cada uno de los modelos (Figuras 10 a 13).

En la Figura 9 se observa que las variables Distancia a paradas de colectivo (DIST_PARADAS_BUS), Distancia a basurales (DIST_BASURALES) y Distancia a cloacas (DIST_CLOACAS) presentan multicolinealidad -coeficiente de correlación cercano a 1- .

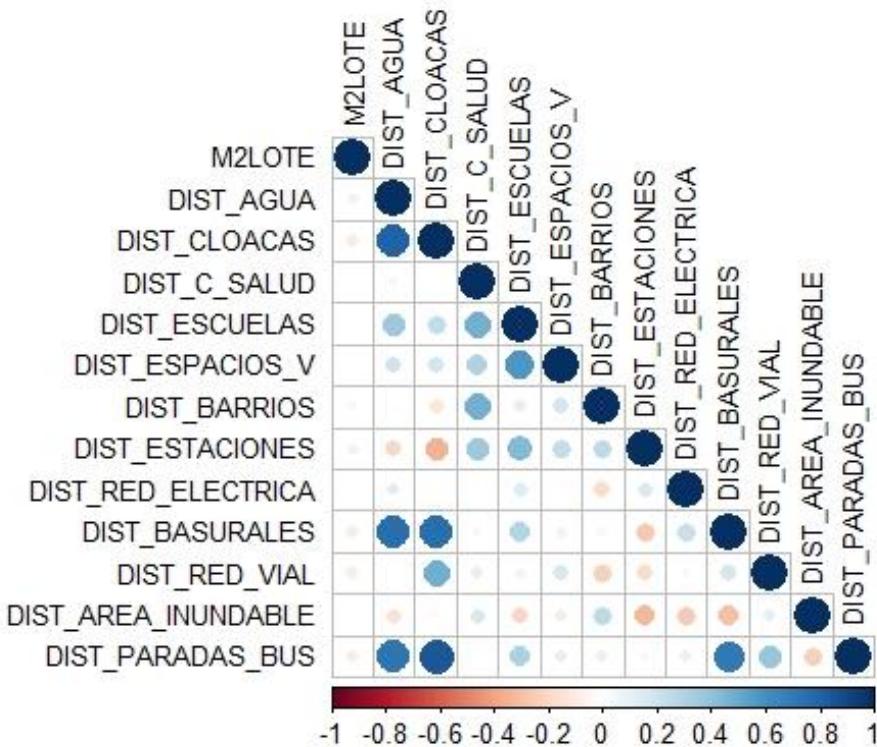


Figura 9. Diagrama de correlación.

Por otro lado, en los resultados de una primera prueba de Regresión Lineal Múltiple se encuentran variables que presentan multicolinealidad de acuerdo con el estadístico VIF, por lo que serán excluidas de los modelos a utilizar.

Estas variables se listan a continuación:

- En los modelos que emplean los valores de las funciones Lineal y Exponencial: Distancia a Red Eléctrica, Distancia a Basurales, Área y Distancia a Red Cloacal con un VIF mayor al límite establecido (>7.5).
- En los modelos que emplean los valores de las funciones Gaussiana y Esférica: Distancia a Red Eléctrica, Distancia a Basurales y Distancia a Red Cloacal con un VIF mayor a 7.5.

Las Figuras 10 a 13 presentan la lista de variables independientes con coeficientes VIF aceptables según las funciones de interpolación probadas.

Variables <chr>	Tolerance <dbl>	VIF <dbl>
DIST_AGUA	0.2457672	4.068892
DIST_C_SALUD	0.4676874	2.138180
DIST_ESCUELAS	0.3812117	2.623215
DIST_ESPACIOS_V	0.5673957	1.762438
DIST_BARRIOS	0.5684729	1.759099
DIST_ESTACIONES	0.4165706	2.400553
DIST_RED_VIAL	0.4369059	2.288822
DIST_AREA_INUNDABLE	0.6531207	1.531111
DIST_PARADAS_BUS	0.2439346	4.099460

Figura 10. Resultados del Análisis VIF (Modelo Lineal)

Variables <chr>	Tolerance <dbl>	VIF <dbl>
M2LOTE	0.9816378	1.018706
DIST_AGUA	0.2455875	4.071868
DIST_C_SALUD	0.4676824	2.138203
DIST_ESCUELAS	0.3811999	2.623296
DIST_ESPACIOS_V	0.5668165	1.764239
DIST_BARRIOS	0.5684493	1.759172
DIST_ESTACIONES	0.4164233	2.401402
DIST_RED_VIAL	0.4355286	2.296061
DIST_AREA_INUNDABLE	0.6530687	1.531232
DIST_PARADAS_BUS	0.2438844	4.100304

Figura 11. Resultados del Análisis VIF (Modelo Gaussiano)

Variables <chr>	Tolerance <dbl>	VIF <dbl>
DIST_AGUA	0.2457672	4.068892
DIST_C_SALUD	0.4676874	2.138180
DIST_ESCUELAS	0.3812117	2.623215
DIST_ESPACIOS_V	0.5673957	1.762438
DIST_BARRIOS	0.5684729	1.759099
DIST_ESTACIONES	0.4165706	2.400553
DIST_RED_VIAL	0.4369059	2.288822
DIST_AREA_INUNDABLE	0.6531207	1.531111
DIST_PARADAS_BUS	0.2439346	4.099460

Figura 12. Resultados del Análisis VIF (Modelo Exponencial)

Variables <chr>	Tolerance <dbl>	VIF <dbl>
M2LOTE	0.9816378	1.018706
DIST_AGUA	0.2455875	4.071868
DIST_C_SALUD	0.4676824	2.138203
DIST_ESCUELAS	0.3811999	2.623296
DIST_ESPACIOS_V	0.5668165	1.764239
DIST_BARRIOS	0.5684493	1.759172
DIST_ESTACIONES	0.4164233	2.401402
DIST_RED_VIAL	0.4355286	2.296061
DIST_AREA_INUNDABLE	0.6530687	1.531232
DIST_PARADAS_BUS	0.2438844	4.100304

Figura 13. Resultados del Análisis VIF (Modelo Esférico)

Regresión Lineal Múltiple

Luego de excluir las variables que indicaban multicolinealidad en cada uno de los modelos, la prueba de regresión muestra que el modelo que utiliza los valores de la función Exponencial encuentra el mejor ajuste. Los resultados obtenidos presentan valores similares en sus estadísticos, no obstante, los valores de R^2 son inferiores a 0.70, establecido como el valor mínimo para continuar el procedimiento de análisis (Tabla 3).

OLS				
Métricas	Lineal	Exponencial	Gaussiano	Esférico
Variables*	9	9	10	10
R^2	0,34	0,36	0,32	0,31
R^2 ajustado	0,33	0,34	0,31	0,31

Tabla 3. Resultados obtenidos del Método de Regresión Lineal Múltiple. Nota: * Cuando dice 9 o 10 refiere a las variables independientes que presentaron valores de VIF menores a 7.5.

En los Anexos 2 a 5 se presentan los resúmenes estadísticos obtenidos en Rstudio.

Posteriormente, se analizan los residuos de cada uno de los modelos. La gráfica de valores residuales vs valores ajustados muestra que ninguno de los modelos cumple con el supuesto de linealidad, ya que se observa una tendencia hasta un umbral de 1.9 -aproximadamente- luego una dispersión alrededor del eje cero. Las Figuras 14 a 17 presentan estas gráficas.

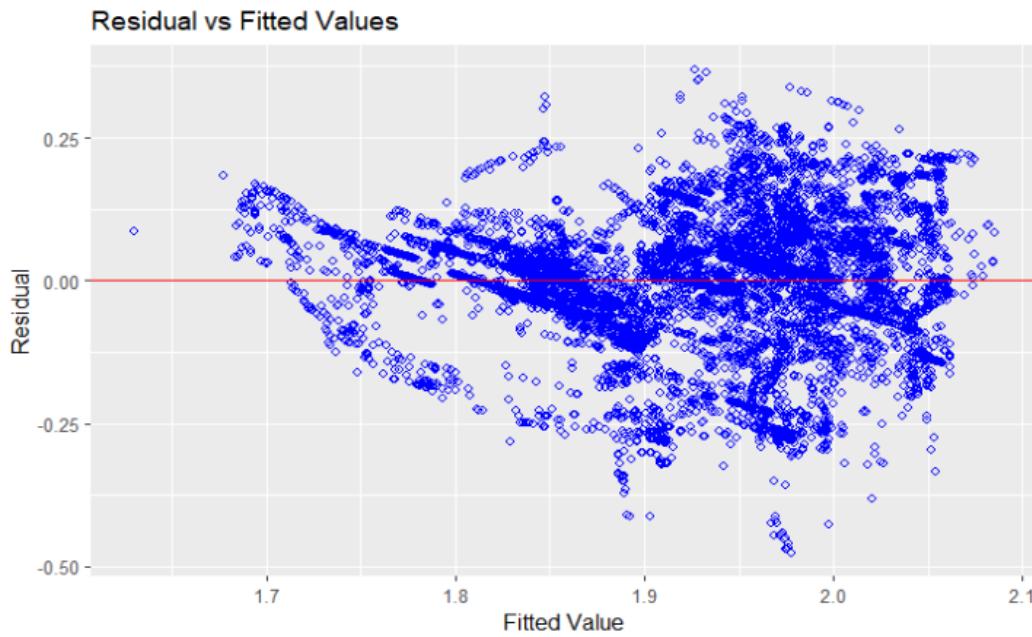


Figura 14. Gráfica de residuos vs. ajustes (Modelo Lineal)

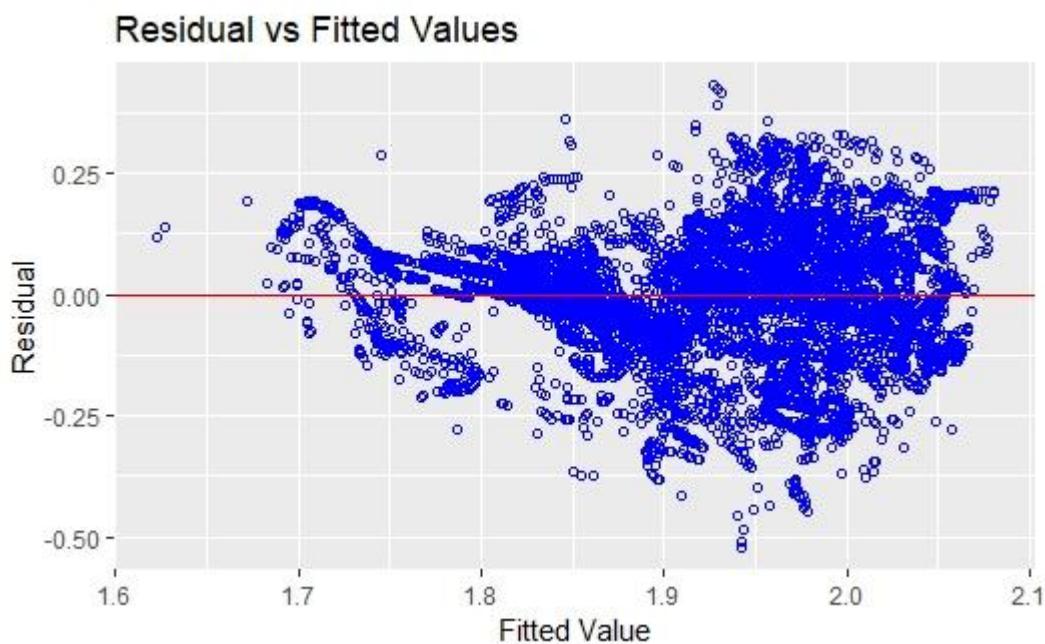


Figura 15. Gráfica de residuos vs. ajustes (Modelo Gaussiano)

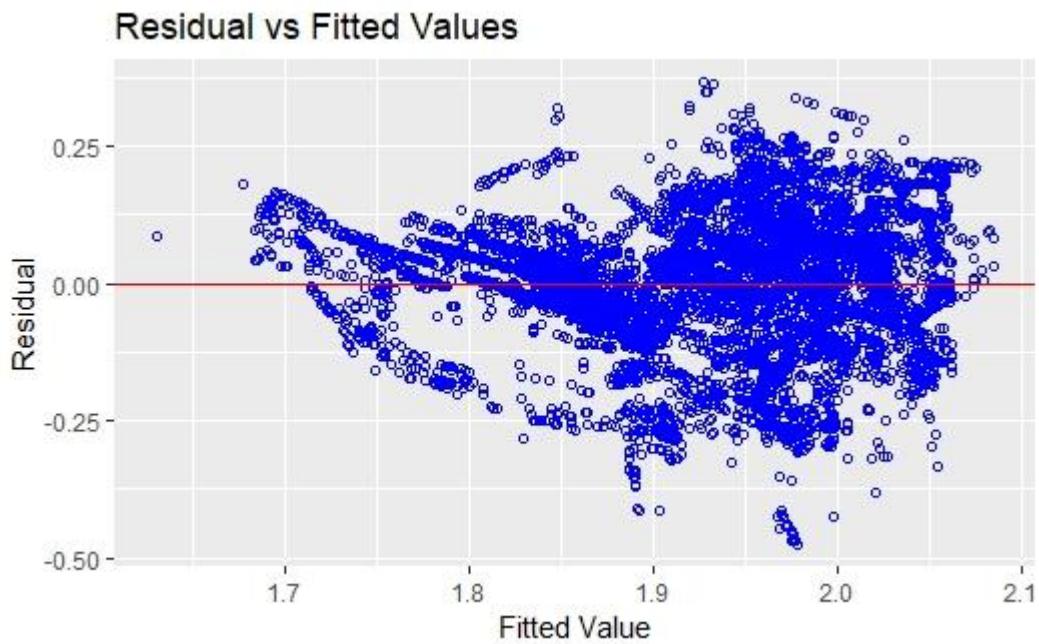


Figura 16. Gráfica de residuos vs. ajustes (Modelo Exponencial)

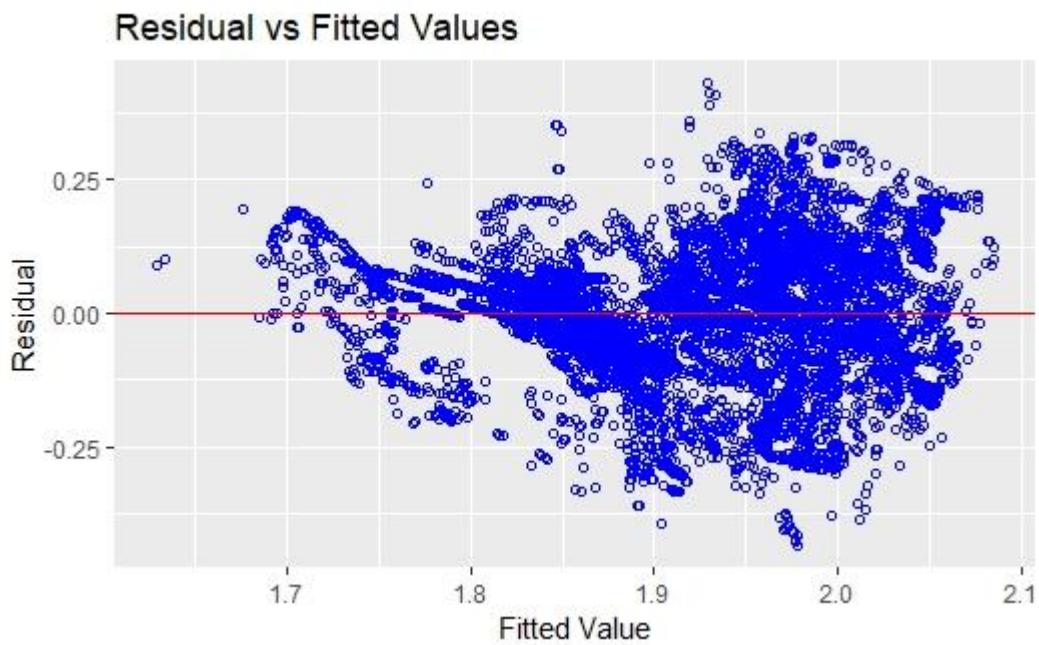


Figura 17. Gráfica de residuos vs. ajustes (Modelo Esférico)

Para el análisis del supuesto de normalidad se utilizan las pruebas estadísticas Shapiro – Wilks y Kolmogorov - Smirnov. La Tabla 4 presenta los resultados obtenidos.

El *p*-valor obtenido mediante la prueba Shapiro - Wilks presenta un valor inferior al valor de significancia de 0.05, por lo cual en todos los modelos se rechaza la hipótesis nula. El *p*-valor obtenido por la prueba Kolmogorov - Smirnov reafirma el rechazo de la hipótesis nula en todos los modelos, al estimar que los residuos no provienen de una distribución normal.

Modelo	KS	P-value	W	P-value
Lineal	0.987	0.0000	0.061	0.0000
Gaussiano	0.990	0.0000	0.059	0.0000
Exponencial	0.987	0.0000	0.061	0.0000
Esférico	0.992	0.0000	0.059	0.0000

Tabla 4. Resultados de la prueba Kolmogorov – Smirnov (KS) y Shapiro – Wilks (W) en cada modelo.

La autocorrelación de los residuos se evalúa con la prueba I Moran. En los cuatro modelos se encuentra un *p*-valor observado inferior al esperado, por lo cual se rechaza la hipótesis nula de residuos aleatorios ($< 2.2e-16$). Por lo cual, es posible afirmar que los residuos presentan autocorrelación espacial.

Modelo	I Moran	Expectation	S.D.	P-value
Lineal	0.23	-0.00077	463.72	$< 2.2e16$
Gaussiano	0.19	-0.00075	389.63	$< 2.2e16$
Exponencial	0.23	-0.00077	465.65	$< 2.2e16$
Esférico	0.19	-0.00077	381.22	$< 2.2e16$

Tabla 5 . Resultados de la prueba I Moran para cada modelo.

En resumen, el conjunto de residuos de los modelos de regresión propuestos no presenta linealidad, no presenta una distribución normal y presenta autocorrelación espacial, lo cual sugiere la posibilidad de considerar un método de Regresión Ponderada Geográficamente.

Regresión Ponderada Geográficamente

El método de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR) fué ejecutado con los valores de los lotes generados por las diferentes funciones de Kriging, la selección de variables independientes que no presentaban multicolinealidad, los parámetros de distancia fija y adaptativa y de ponderación local -Kernel- exponencial y gaussiano. La Tabla 6 presenta un resumen de los resultados obtenidos. En los Anexos 5 a 21 se presentan las salidas obtenidas en Rstudio.

GWR																
Parámetros	Lineal				Exponencial				Gaussiano				Esférico			
Distancia	Fija	Fija	Adaptativa	Adaptativa	Fija	Fija	Adaptativa	Adaptativa	Fija	Fija	Adaptativa	Adaptativa	Fija	Fija	Adaptativa	Adaptativa
Kernel	Gaussiano	Exponencial	Gaussiano	Exponencial	Gaussiano	Exponencial	Gaussiano	Exponencial	Gaussiano	Exponencial	Gaussiano	Exponencial	Gaussiano	Exponencial	Gaussiano	Exponencial
Variables*	9	9	9	9	9	9	9	9	10	10	10	10	10	10	10	10
R ²	0.65	0.66	0.81	0.77	0.66	0.65	0.81	0.77	0.61	0.61	0.76	0.72	0.59	0.60	0.77	0.73
R ² Ajustado	0.65	0.66	0.80	0.76	0.66	0.65	0.80	0.77	0.60	0.60	0.76	0.77	0.59	0.60	0.77	0.73

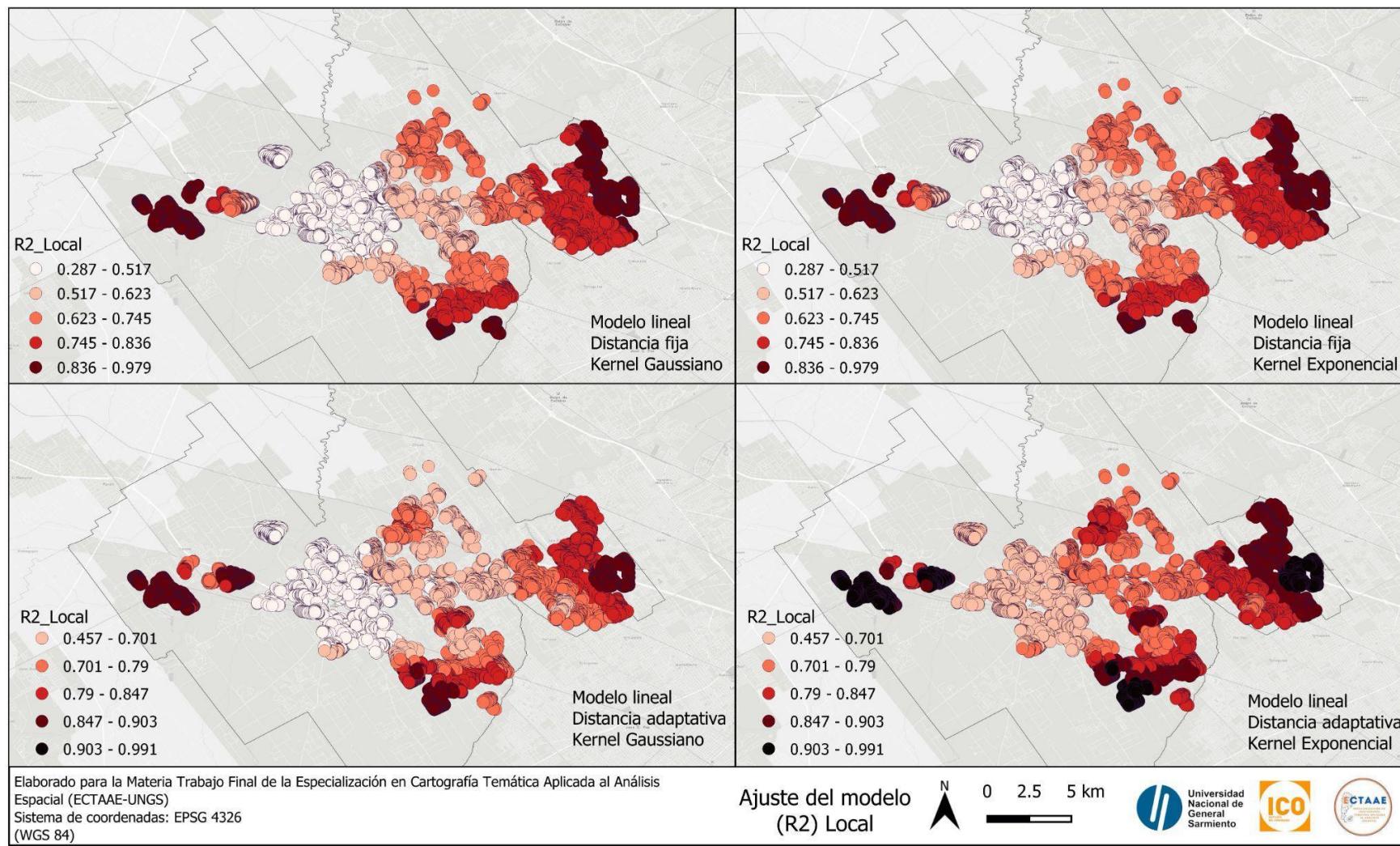
Tabla 6. Modelos de Regresión ponderada Geográficamente (GWR). Nota: * Cuando dice 9 o 10 refiere a las variables independientes que presentaron valores de VIF menores a 7.5.

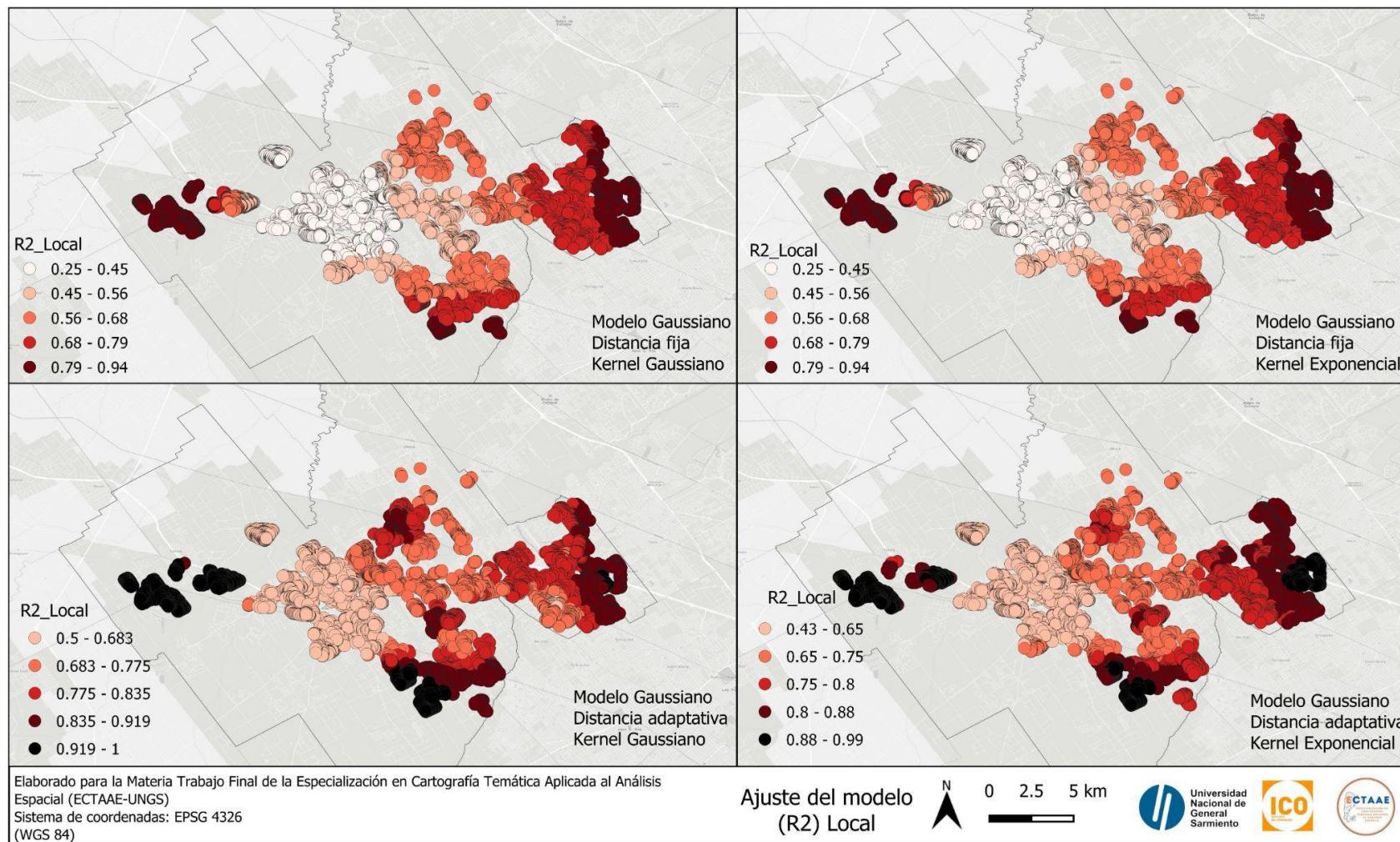
Entre los estadísticos más utilizados para evaluar los modelos de GWR, también se encuentra el R^2 Local. Este indicador, mide la capacidad explicativa de la relación entre la variable dependiente e independientes, según los parámetros de distancia y función de ponderación local o Kernel.

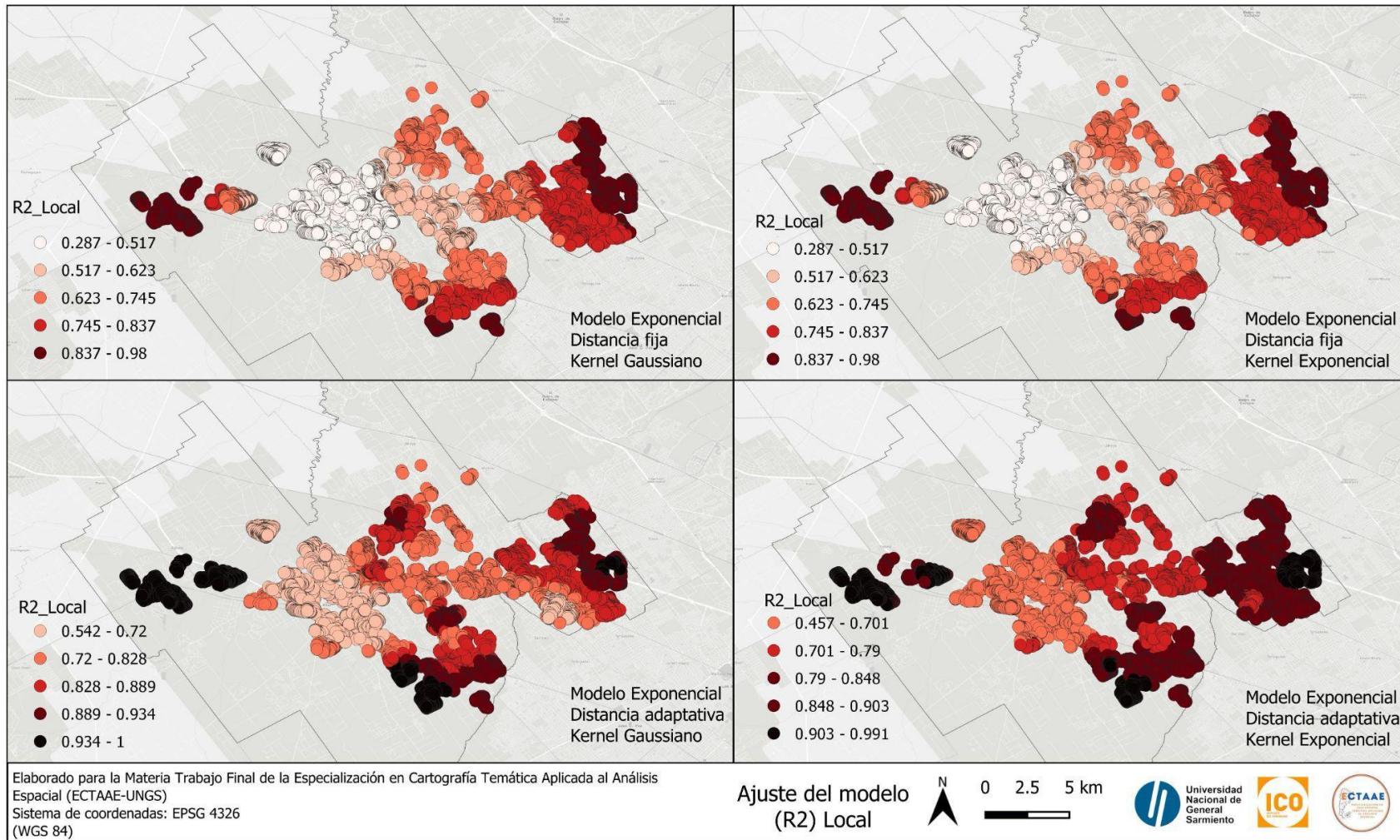
Los mapas de R^2 Local obtenidos muestran la capacidad explicativa del método utilizado en diferentes ubicaciones. Así, se encuentra un patrón de agrupamiento espacial en los valores de ajuste, lo cual demuestra que la relación entre las variables independientes y la variable dependiente no es constante en toda la región de estudio.

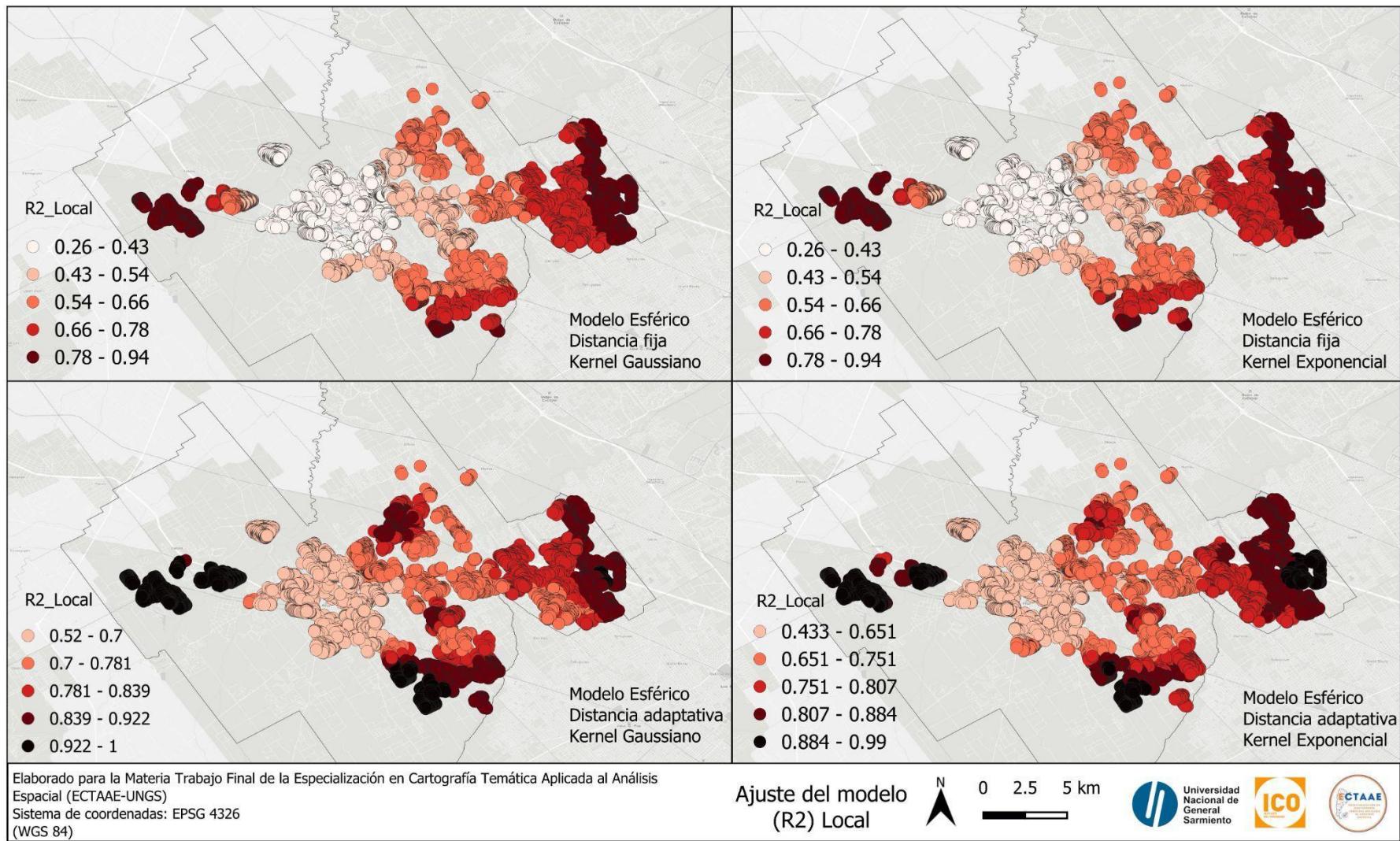
Con lo cual, es posible mencionar que la mayor capacidad explicativa de este método se encuentra en zonas residenciales de media y baja densidad. Inversamente, la menor capacidad explicativa, se encuentra en las centralidades de mayor densidad, asociadas a usos comerciales y administrativos.

En las zonas con valores más altos de R^2 Local, las variables que presentan mayor incidencia son: Distancia a Barrios Populares, Distancia a Espacios Verdes y Distancia a Paradas de Colectivo. Las Figuras 18 a 21 se presentan los mapas de R^2 y los parámetros de distancia y *kernel* propuestos.

Figura 18. Mapas de R² Local (Modelo lineal)

Figura 19. Mapas de R^2 Local (Modelo Gaussiano)

Figura 20. Mapas de R^2 Local (Modelo Exponencial)

Figura 21. Mapas de R^2 Local (Modelo Esférico)

Discusiones

En primer lugar, se emplearon las cuatro funciones de Kriging Ordinario disponibles en el complemento *Smart-Map* de QGIS -Lineal, Gaussiano, Exponencial y Esférico-, realizando 12 interpolaciones, que obtuvieron diferentes valores de R^2 y RMSE. Luego, se eligió el mejor resultado obtenido por cada una de las funciones como variable dependiente de los métodos de regresión. La función que encuentra el mayor grado de ajuste es la Gaussiana, con un R^2 de 0.86 y un RMSE de 432608,51, seguida por la Lineal, con un R^2 de 0.83 y un valor similar de RMSE. Si estos resultados se comparan con los obtenidos por Marín *et al.* (2021) se encuentra que ambas funciones encuentran un buen grado de ajuste, no obstante, la función de *Hole Effect* es la recomendada por los autores. Esta última no ha sido probada por no encontrarse disponible bajo software libre.

Los modelos de Regresión Lineal Múltiple (OLS), fueron procesados con los valores obtenidos de las funciones de Kriging – como variable dependiente- y 12 variables independientes, tomadas de la bibliografía consultada. A partir de un análisis de multicolinealidad -gráfico y mediante el estadístico VIF-, se excluyeron las variables Distancia a Red Eléctrica, Distancia a Basurales, Área y Distancia a Red Cloacal en los modelos que utilizan los valores de las funciones Lineal y Exponencial como variable dependiente, mientras que en los modelos que utilizan los valores de las funciones Gaussiana y Esférica, se excluyeron las variables Distancia a Red Eléctrica, Distancia a Basurales y Distancia a Red Cloacal. Si bien la variable vinculada a basurales no se encuentra en los trabajos revisados, las variables de red – eléctrica y cloacal - sí se incluyen en diferentes estudios (Ortiz *et al.* 2015; Arias *et al.*, 2017; Ronconi *et al.*, 2018). En estos trabajos, los autores obtienen valores de R^2 ajustado superiores a 0.60, mientras que, en el presente trabajo, el modelo con mayor capacidad explicativa es el que utiliza los valores obtenidos por la función Exponencial como variable dependiente, con un R^2 ajustado de 0.34. Un análisis de sus coeficientes destaca la importancia de las variables Distancia a Centros de Salud, Distancia a Espacios Verdes y Distancia a Barrios Populares como explicativas del valor de suelo. Esta última variable se omite o bien no es representativa para los trabajos antes mencionados.

A partir de los resultados obtenidos, es posible concluir que el conjunto de residuos de estos modelos de regresión no presenta linealidad, no presenta una distribución normal y encuentra autocorrelación espacial. Estas características, permitieron explorar un método de regresión que considere la variabilidad espacial en el área de estudio.

Así, los resultados muestran un mejor desempeño del método de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR), lo cual coincide con lo mencionado por Cardozo *et al.* (2012) y Montes Galbán (2021), quienes destacan la superioridad de este método en presencia de autocorrelación espacial. En el artículo de Cardozo *et al.*, utilizando el método GWR se obtiene un R^2 global ajustado de 0.70 frente a un R^2 ajustado de 0.56 en el método OLS. Asimismo, en el artículo de Montes Galbán se obtiene un R^2 global ajustado de 0.66 utilizando el método GWR, frente a un R^2 ajustado de 0.48 en el método OLS. En este trabajo, los resultados obtenidos mediante el método GWR difieren, en primer lugar, según los modelos de Kriging con los que se estimaron los valores de los lotes vacantes, luego por parámetros propios del método GWR, como la distancia y la ponderación *kernel* utilizada. De un total de 16 pruebas ejecutadas, se obtuvieron dos modelos que presentan los mejores resultados. El primero, utiliza los valores obtenidos por el modelo de Kriging Exponencial, con un parámetro de distancia fija y de *kernel* exponencial. Este modelo, obtuvo un R^2 global ajustado de 0.65. El segundo, utiliza los valores obtenidos por el modelo de Kriging Exponencial, con parámetros de distancia adaptativa y de *kernel* gaussiano. Este modelo, obtuvo un R^2 global ajustado de 0.80.

Por lo cual, este último modelo explica, a nivel global, el 80% de variabilidad en la variable dependiente. Las zonas con mejores valores de R^2 local, corresponden a áreas residenciales por fuera de las centralidades. En estas zonas, las variables independientes que presentan mayor incidencia son Distancia a Barrios Populares, Distancia a Espacios Verdes y Distancia a Paradas de Colectivo. No obstante, se encuentra un porcentaje no explicado a nivel global por las variables incluidas en este trabajo (aproximadamente del 20%), lo cual puede corresponder a situaciones propias de un partido con un importante crecimiento poblacional.

Conclusiones

Este trabajo fue realizado enteramente con *software* libre, empleando datos abiertos y siguiendo metodologías respaldadas por diferentes investigaciones, con lo cual se obtuvo un flujo de trabajo replicable a cualquier territorio.

En particular, el uso de complementos como el *Smart-Map* en QGIS, originalmente diseñado para su aplicación en el ámbito de la agronomía, abre una posibilidad en su aplicación al análisis de fenómenos urbanos tales como la estimación en el valor de lotes vacantes. A su vez, en este trabajo se implementa el método GWR o de Regresión Geográficamente Ponderada -comúnmente utilizado en el *software* de licencia ArcGis-, que actualmente ha sido implementado en el lenguaje R (paquete *GWModel*), lo cual facilita su ejecución en múltiples casos de estudio. En síntesis, la disponibilidad de este conjunto de herramientas reafirma la posibilidad de realizar trabajos de calidad, rigurosos y reproducibles utilizando recursos accesibles a la comunidad.

Los resultados obtenidos, reafirman la importancia de considerar la variabilidad espacial al establecer modelos que expliquen la estructura de precios en lotes vacantes. En futuros trabajos, pueden incluirse otras características vinculadas a la dinámica de urbanización, como obras públicas y privadas, superficie construida y potencial de construcción, inmuebles en venta y alquiler, o bien variables como la percepción ciudadana y la situación dominial del lote, que reconoce -o no- su legalidad en el mercado inmobiliario.

Bibliografía

Arias, F. C., Cardozo, O. D., & Da Silva, C. J. (2017). Factores que influyen en el valor del suelo urbano en Barranqueras, Provincia del Chaco, Rep. Argentina. *Contribuciones Científicas GAEA, 2017, vol. 29, p. 51-62.* <http://repositorio.unne.edu.ar/xmlui/handle/123456789/4215>

Bivand, R., Altman, M., Anselin, L., Assunção, R., Bera, A., Berke, O., Blanchet, F. G., Carvalho, M., Christensen, B., Chun, Y., Dormann, C., Dray, S., Dunnington, D., Gómez-Rubio, V., Koley, M., Krainski, E., Legendre, P., Lewin-Koh, N., Li, A., ... Yu, D. (2024). *spdep: Spatial Dependence: Weighting Schemes, Statistics* (1.3-3) [Software]. <https://cran.r-project.org/web/packages/spdep/index.html>

Can, A. (1998). GIS and Spatial Analysis of Housing and Mortgage Markets. *Journal of Housing Research, 9(1), 61-86.* <https://doi.org/10.1080/10835547.1998.12091927>

Cardozo, O. D., García-Palomares, J. C., & Gutiérrez, J. (2012). Application of geographically weighted regression to the direct forecasting of transit ridership at station-level. *Applied Geography, 34, 548-558.* <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2012.01.005>

Carranza, J. P., Piumetto, M., Salomón, M., Monzani, F., Montenegro, G., & Córdoba, M. (2019). Valuación masiva de la tierra urbana mediante inteligencia artificial: El caso de la ciudad de San Francisco, Córdoba, Argentina. *Revista Vivienda y Ciudad, (6), 90–112.* <https://revistas.unc.edu.ar/index.php/ReViCi/article/view/27090/28749>

Curto, R., Fregonara, E., & Semeraro, P. (2017). A Spatial Analysis for the Real Estate Market Applications. En M. d'Amato & T. Kauko (Eds.), *Advances in Automated Valuation Modeling: AVM After the Non-Agency Mortgage Crisis* (pp. 163-179). Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-49746-4_9

Eguino, H., Erba, D., Silva, E. D., Piumetto, M., Iturre, T., Rodríguez, A., & Oliveira, A. D. (2020). Catastro, valoración inmobiliaria y tributación municipal: Experiencias para mejorar su articulación y efectividad. *IDB Publications*. <https://doi.org/10.18235/0002437>

Eguino, H., Erba, D., Oliveira, A. A. F. de, Piumetto, M., Carranza, J. P., Morales, H., González, M. A. S., Bueno, F. R., Silva, E. D., Silva, L. R. da, Vieira, C. A. O., & Oliveira, F. (2024). Mercado inmobiliario e impuesto predial: Aplicaciones de técnicas de valuación masiva. *IDB Publications*. <https://doi.org/10.18235/0005488>

Fotheringham, A.S., *et al.* (2002) Geographically weighted regression: The analysis of spatially varying relationships. Wiley, Hoboken.

Fotheringham, A. S., Oshan, T., & Li, Z. (2023). *Multiscale Geographically Weighted Regression: Theory and Practice*. CRC Press. <https://eprints.gla.ac.uk/303553/>

García, *et al.* (2010). Introducción al SPSS: Pruebas no paramétricas.
https://www.uv.es/innomide/spss/SPSS/SPSS_0802A.pdf

Goovaerts, P. (1997). Geostatistics for natural resources evaluation. Oxford University Press.

Instituto Nacional de Estadística y Censos -INDEC (2023). *Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2022: Resultados provisionales*. Buenos Aires.
https://www.indec.gob.ar/ftp/cuadros/poblacion/cnphv2022_resultados_provisionales.pdf

Manfrino, M. B. (2021). Aplicación del método de precios hedónicos para la estimación del valor de terrenos en barrios privados del conurbano bonaerense. [Trabajo de Grado]

<http://repositorio.udesa.edu.ar/jspui/handle/10908/18742>

Manzano, F., & Velázquez, G. Á. (2015). La evolución de las ciudades intermedias en la Argentina.

<https://ri.conicet.gov.ar/handle/11336/27712>

Marín Mamani, G., Cahui Galarza, A., Gallegos Ramos, J. R., Bolívar Espinoza, N., & Enríquez

Mamani, V. (2021). MODELAMIENTO KRIGING EN LA TASACIÓN DE PRECIOS PREDIALES URBANOS. *Investigación & Desarrollo*, 21(1), 109-118.

Mignaqui, Iliana & Arias, Santiago (2008). Política Fundiaria y Desarrollo Urbano: Oportunidades y Amenazas para la Tierra Vacante en Buenos Aires. 2.º Seminario Políticas Urbanas, Gestión Territorial y Ambiental para el Desarrollo Local. FAU, UNNE. Resistencia.

Migueltorena, A., & Linares, S. (2019). Mercado del suelo urbano y producción del espacio residencial en la ciudad de Tandil, Argentina. *Cuadernos de Vivienda y Urbanismo*, 12(23), 20-49.

Montes Galbán, E. J. (2022). *Estimación de variables sociales a nivel intraurbano mediante la Regresión Geográficamente Ponderada (GWR): Analfabetismo en la Ciudad de Córdoba / Argentina.*

<https://ri.conicet.gov.ar/handle/11336/187463>

Olmeda, Natividad (2014). Métodos de Valoración Inmobiliaria. Ediciones Mundi Prensa.

Montero, J. M., & Larraz, B. (2011). Interpolation methods for geographical data: Housing and commercial establishment markets. *Journal of Real Estate Research*, 33(2), 233-244.

<https://ideas.repec.org/a/jre/issued/v33n22011p233-244.html>

Ortiz, R. G., Arias, F. C., Da Silva, C. J., & Cardozo, O. D. (2015). *Análisis espacial del precio del suelo con modelos de regresión lineal múltiple (MRLM) y Sistemas de Información Geográfica (SIG), Resistencia (Argentina)*. <https://ri.conicet.gov.ar/handle/11336/37475>

Pereira, G. W., Valente, D. S. M., Queiroz, D. M. de, Coelho, A. L. de F., Costa, M. M., & Grift, T. (2022). Smart-Map: An Open-Source QGIS Plugin for Digital Mapping Using Machine Learning Techniques and Ordinary Kriging. *Agronomy*, 12(6), 1350.

<https://doi.org/10.3390/agronomy12061350>

Rodríguez, L. N., & Flores, A. P. (2022). Detección y caracterización de áreas vacantes urbanas en los municipios de Pilar y Campana (Buenos Aires). XI Congreso de la Ciencia Cartográfica. 19 al 21 de octubre de 2022. (trabajo en actas).

Ronconi, L., Casazza, J., Reese, E. (2018). La incidencia de la dotación de infraestructuras para los servicios públicos en red en el precio del suelo: Evidencia del Gran Buenos Aires. *EURE (Santiago)*, 44(133), 5-28. <https://doi.org/10.4067/s0250-71612018000300005>

Sevgen, S. C., & Tanrıvermiş, Y. (2024). Comparison of Machine Learning Algorithms for Mass Appraisal of Real Estate Data. *Real Estate Management and Valuation*, 0(0).

<https://doi.org/10.2478/remav-2024-0019>

Smolka, M., & Amborski, D. (2003). Recuperación de plusvalías para el desarrollo urbano: Una comparación inter-americana. *Revista EURE - Revista de Estudios Urbano Regionales*, 29(88), Article 88. <https://doi.org/10.7764/1293>

Stock, J. H., & Watson, M. W. (2012). *Introduction to econometrics* (3^a ed., global ed). Pearson Education.

Topalov, Christian (1984). *Ganancias y rentas urbanas: elementos teóricos*. Siglo Veintiuno, Madrid.

Wooldridge, J.M. (2012) *Introductory Econometrics—A Modern Approach*. 5th Edition, Cengage Learning, Boston.

Software

Arel-Bundock, V., Gassen, J., Eastwood, N., Huntington-Klein, N., Schwarz, M., Elbers (0000-0001-5392-3448), B., McDermott, G., & Wallrich, L. (2024). *modelsummary: Summary Tables and Plots for Statistical Models and Data: Beautiful, Customizable, and Publication-Ready* (1.4.5) [Software].

<https://cran.r-project.org/web/packages/modelsummary/index.html>

Boris Jurgiel (2021): Point Sampling Tool for QGIS. Versión 0.5.4. URL:

<https://github.com/borysiasty/pointsamplingtool> [ult. vez accedido:15/02/2024]

Hebbali, A. (2024). *olsrr: Tools for Building OLS Regression Models* (0.6.0) [Software].

<https://cran.r-project.org/web/packages/olsrr/index.html>

QGIS Python Plugins Repository. NNJoin. Version 3.13. URL:

<https://plugins.qgis.org/plugins/NNJoin/> [ult. vez accedido:16/02/2024]

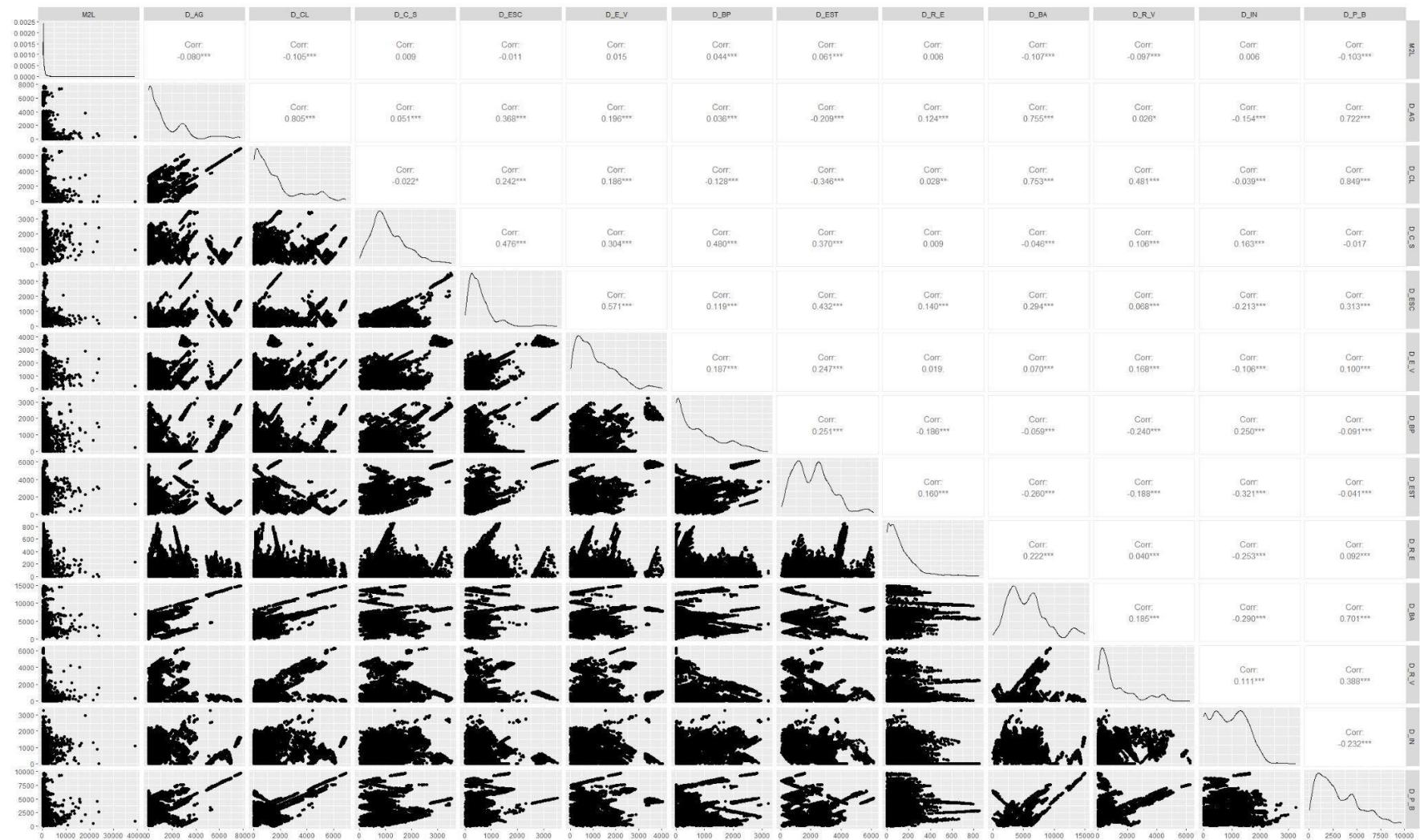
QGIS.org, 2024. QGIS Geographic Information System. QGIS Association. <http://www.qgis.org>

R Core Team (s/f.). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. <https://www.R-project.org>

StataCorp. 2023. *Stata Statistical Software: Release 18*. College Station, TX: StataCorp LLC.

Anexos

Anexo 1. Matriz de dispersión.



Anexo 2. Resultado del análisis de Regresión Lineal Múltiple (OLS) (Modelo lineal)

```

Call:
lm(formula = log_krig_1 ~ DIST_AGUA + DIST_C_SALUD + DIST_ESCUELAS +
    DIST_ESPACIOS_V + DIST_BARRIOS + DIST_ESTACIONES + DIST_RED_VIAL +
    DIST_AREA_INUNDABLE + DIST_PARADAS_BUS, data = lineal_log)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-0.47575 -0.05458  0.00732  0.06767  0.36822 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 1.986e+00 4.849e-03 409.621 < 2e-16 ***
DIST_AGUA   -4.981e-05 1.451e-06 -34.328 < 2e-16 ***
DIST_C_SALUD 1.401e-05 2.768e-06  5.062 4.23e-07 ***
DIST_ESCUELAS -7.233e-06 3.884e-06 -1.862  0.0626 .  
DIST_ESPACIOS_V 3.293e-06 2.114e-06  1.558  0.1194  
DIST_BARRIOS  3.618e-05 2.209e-06 16.380 < 2e-16 ***
DIST_ESTACIONES -4.020e-08 1.582e-06 -0.025  0.9797  
DIST_RED_VIAL  -3.896e-05 1.471e-06 -26.481 < 2e-16 ***
DIST_AREA_INUNDABLE -7.097e-05 2.590e-06 -27.404 < 2e-16 *** 
DIST_PARADAS_BUS 2.342e-05 1.121e-06 20.894 < 2e-16 *** 
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1157 on 8578 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3398,    Adjusted R-squared:  0.3391 
F-statistic: 490.6 on 9 and 8578 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Model Summary

R	0.583	RMSE	0.116
R-Squared	0.340	Coef. Var	6.023
Adj. R-Squared	0.339	MSE	0.013
Pred R-Squared	0.338	MAE	0.087

RMSE: Root Mean Square Error

MSE: Mean Square Error

MAE: Mean Absolute Error

ANOVA

	Sum of Squares	DF	Mean Square	F	Sig.
Regression	59.138	9	6.571	490.64	0.0000
Residual	114.881	8578	0.013		
Total	174.018	8587			

Anexo 3. Resultado del análisis de Regresión Lineal Múltiple (OLS) (Modelo gaussiano)

```

Call:
lm(formula = log_kri_g ~ M2LOTE + DIST_AGUA + DIST_C_SALUD +
    DIST_ESCUELAS + DIST_ESPACIOS_V + DIST_BARRIOS + DIST_ESTACIONES +
    DIST_RED_VIAL + DIST_AREA_INUNDABLE + DIST_PARADAS_BUS, data = gaussian_log)

Residuals:
    Min      1Q   Median      3Q     Max 
-0.52120 -0.06488  0.00672  0.07290  0.42978 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 1.983e+00 5.241e-03 378.301 < 2e-16 ***
M2LOTE      -4.570e-06 1.056e-06 -4.329 1.51e-05 *** 
DIST_AGUA    -4.977e-05 1.541e-06 -32.295 < 2e-16 *** 
DIST_C_SALUD 2.024e-05 2.939e-06  6.888 6.05e-12 *** 
DIST_ESCUELAS -1.148e-05 4.124e-06 -2.783 0.00539 **  
DIST_ESPACIOS_V 2.914e-06 2.246e-06  1.298 0.19441    
DIST_BARRIOS  3.364e-05 2.345e-06 14.344 < 2e-16 *** 
DIST_ESTACIONES 1.861e-06 1.680e-06  1.108 0.26797    
DIST_RED_VIAL  -3.623e-05 1.565e-06 -23.155 < 2e-16 *** 
DIST_AREA_INUNDABLE -6.928e-05 2.750e-06 -25.194 < 2e-16 *** 
DIST_PARADAS_BUS 2.217e-05 1.190e-06 18.629 < 2e-16 *** 
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1229 on 8577 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.311,    Adjusted R-squared:  0.3102 
F-statistic: 387.1 on 10 and 8577 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Model Summary

R	0.558	RMSE	0.123
R-Squared	0.311	Coef. Var	6.396
Adj. R-Squared	0.310	MSE	0.015
Pred R-Squared	0.309	MAE	0.093

RMSE: Root Mean Square Error

MSE: Mean Square Error

MAE: Mean Absolute Error

ANOVA

	Sum of Squares	DF	Mean Square	F	Sig.
Regression	58.443	10	5.844	387.088	0.0000
Residual	129.497	8577	0.015		
Total	187.941	8587			

Anexo 4. Resultado del análisis de Regresión Lineal Múltiple (OLS) (Modelo exponencial)

```

Call:
lm(formula = log_krig_e ~ DIST_AGUA + DIST_C_SALUD + DIST_ESCUELAS +
    DIST_ESPACIOS_V + DIST_BARRIOS + DIST_ESTACIONES + DIST_RED_VIAL +
    DIST_AREA_INUNDABLE + DIST_PARADAS_BUS, data = exponencial_log)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-0.47602 -0.05456  0.00732  0.06757  0.36686 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 1.986e+00 4.842e-03 410.182 < 2e-16 ***
DIST_AGUA   -4.985e-05 1.449e-06 -34.404 < 2e-16 ***
DIST_C_SALUD 1.403e-05 2.764e-06  5.075 3.96e-07 ***
DIST_ESCUELAS -7.151e-06 3.879e-06 -1.844  0.0653 .  
DIST_ESPACIOS_V 3.193e-06 2.111e-06  1.512  0.1305  
DIST_BARRIOS  3.617e-05 2.206e-06 16.399 < 2e-16 ***
DIST_ESTACIONES -2.956e-08 1.580e-06 -0.019  0.9851  
DIST_RED_VIAL  -3.903e-05 1.469e-06 -26.559 < 2e-16 ***
DIST_AREA_INUNDABLE -7.091e-05 2.587e-06 -27.416 < 2e-16 *** 
DIST_PARADAS_BUS 2.346e-05 1.119e-06 20.955 < 2e-16 *** 
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1156 on 8578 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3407,    Adjusted R-squared:  0.34 
F-statistic: 492.5 on 9 and 8578 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Model Summary

R	0.584	RMSE	0.116
R-Squared	0.341	Coef. Var	6.015
Adj. R-Squared	0.340	MSE	0.013
Pred R-Squared	0.339	MAE	0.087

RMSE: Root Mean Square Error

MSE: Mean Square Error

MAE: Mean Absolute Error

ANOVA

	Sum of Squares	DF	Mean Square	F	Sig.
Regression	59.211	9	6.579	492.54	0.0000
Residual	114.580	8578	0.013		
Total	173.791	8587			

Anexo 5. Resultado del análisis de Regresión Lineal Múltiple (OLS) (Modelo esférico)

```

Call:
lm(formula = log_krig_e ~ M2LOTE + DIST_AQUA + DIST_C_SALUD +
    DIST_ESCUELAS + DIST_ESPACIOS_V + DIST_BARRIOS + DIST_ESTACIONES +
    DIST_RED_VIAL + DIST_AREA_INUNDABLE + DIST_PARADAS_BUS, data = esferico_log)

Residuals:
    Min      1Q   Median     3Q     Max 
-0.43462 -0.06567  0.00629  0.07352  0.42997 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
(Intercept) 1.986e+00 5.114e-03 388.436 < 2e-16 ***
M2LOTE     -3.747e-06 1.030e-06 -3.638 0.000277 *** 
DIST_AQUA   -4.859e-05 1.504e-06 -32.313 < 2e-16 *** 
DIST_C_SALUD 1.745e-05 2.868e-06  6.085 1.22e-09 *** 
DIST_ESCUELAS -1.023e-05 4.024e-06 -2.543 0.011019 *  
DIST_ESPACIOS_V 3.465e-06 2.191e-06  1.581 0.113860    
DIST_BARRIOS  3.498e-05 2.288e-06 15.284 < 2e-16 *** 
DIST_ESTACIONES 1.842e-06 1.639e-06  1.123 0.261345    
DIST_RED_VIAL  -3.583e-05 1.527e-06 -23.465 < 2e-16 *** 
DIST_AREA_INUNDABLE -7.155e-05 2.683e-06 -26.662 < 2e-16 *** 
DIST_PARADAS_BUS 2.128e-05 1.161e-06 18.328 < 2e-16 *** 
---
Signif. codes:  0 '****' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 0.1199 on 8577 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3212,    Adjusted R-squared:  0.3204 
F-statistic: 405.9 on 10 and 8577 DF,  p-value: < 2.2e-16

```

Model Summary

R	0.567	RMSE	0.120
R-Squared	0.321	Coef. Var	6.238
Adj. R-Squared	0.320	MSE	0.014
Pred R-Squared	0.319	MAE	0.092

RMSE: Root Mean Square Error

MSE: Mean Square Error

MAE: Mean Absolute Error

ANOVA

	Sum of Squares	DF	Mean Square	F	Sig.
Regression	58.348	10	5.835	405.87	0.0000
Residual	123.303	8577	0.014		
Total	181.650	8587			

Anexo 6. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo Lineal, distancia fija y Kernel Gaussiano.

```
*****
*      Results of Geographically Weighted Regression      *
*****  
  
*****Model calibration information*****  
Kernel function: gaussian  
Fixed bandwidth: 2261.747  
Regression points: the same locations as observations are used.  
Distance metric: Euclidean distance metric is used.  
  
*****Summary of GWR coefficient estimates:*****  
          Min.    1st Qu.    Median  
Intercept    1.7906e+00  1.8930e+00  1.9569e+00  
DIST_AGUA   -1.1057e-04 -6.3006e-05 -3.9501e-05  
DIST_C_SALUD -4.9706e-05 -1.1291e-06  3.7074e-05  
DIST_ESCUELAS -8.4786e-05 -5.0651e-05 -2.8270e-05  
DIST_ESPACIOS_V -9.9746e-05 -1.6673e-05  9.4553e-06  
DIST_BARRIOS -6.3610e-05  3.2681e-05  6.1360e-05  
DIST_ESTACIONES -1.1247e-04 -6.6926e-05 -2.3092e-05  
DIST_RED_VIAL -1.0492e-04 -8.2019e-05 -2.5973e-05  
DIST_AREA_INUNDABLE -1.4977e-04 -8.7343e-05 -6.3405e-05  
DIST_PARADAS_BUS -1.7451e-04 -2.5577e-05  1.4419e-06  
          3rd Qu.    Max.  
Intercept    2.0379e+00  2.1406  
DIST_AGUA   -1.4525e-05  0.0002  
DIST_C_SALUD 7.4131e-05  0.0002  
DIST_ESCUELAS 2.9375e-05  0.0001  
DIST_ESPACIOS_V 3.8102e-05  0.0001  
DIST_BARRIOS 8.8601e-05  0.0001  
DIST_ESTACIONES 1.6226e-05  0.0001  
DIST_RED_VIAL 1.0058e-05  0.0001  
DIST_AREA_INUNDABLE -4.3840e-05  0.0001  
DIST_PARADAS_BUS 6.0893e-05  0.0001  
*****Diagnostic information*****  
Number of data points: 8588  
Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 62.77422  
Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8525.226  
AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -18240.74  
AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -18293.52  
BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -26477.36  
Residual sum of squares: 59.39902  
R-square value: 0.6586624  
Adjusted R-square value: 0.6561487
```

Anexo 7. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo Lineal, distancia fija y Kernel Exponencial.

```
*****
*          Results of Geographically Weighted Regression          *
*****
```

*****Model calibration information*****

Kernel function: exponential
 Fixed bandwidth: 2261.747
 Regression points: the same locations as observations are used.
 Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****

	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.	Max.
Intercept	1.8846e+00	1.9256e+00	1.9714e+00		
DIST_AGUA	-7.2342e-05	-5.2894e-05	-3.6685e-05		
DIST_C_SALUD	-3.7774e-05	2.2129e-06	1.4344e-05		
DIST_ESCUELAS	-6.5892e-05	-3.6838e-05	-1.5717e-05		
DIST_ESPACIOS_V	-6.9454e-05	-1.8467e-05	9.0283e-06		
DIST_BARRIOS	-2.5701e-05	4.6591e-05	6.2112e-05		
DIST_ESTACIONES	-7.4812e-05	-4.8446e-05	-3.0359e-06		
DIST_RED_VIAL	-1.0193e-04	-6.7800e-05	-3.3068e-05		
DIST_AREA_INUNDABLE	-1.4056e-04	-8.8976e-05	-7.1754e-05		
DIST_PARADAS_BUS	-4.8196e-05	6.1940e-06	1.4437e-05		

*****Diagnostic information*****

Number of data points: 8588
 Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 69.93861
 Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8518.061
 AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -18117.5
 AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -18169.18
 BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -26361.62
 Residual sum of squares: 60.27276
 R-square value: 0.6536414
 Adjusted R-square value: 0.6507973

Anexo 8. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo lineal, Distancia adaptativa y *kernel* gaussiano.

```

*          Results of Geographically Weighted Regression          *
*****Model calibration information*****
Kernel function: gaussian
Adaptive bandwidth: 298 (number of nearest neighbours)
Regression points: the same locations as observations are used.
Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****
      Min.    1st Qu.    Median
Intercept      1.1659e+00  1.8535e+00  1.9499e+00
DIST_AGUA     -2.7901e-02 -6.7393e-05 -3.3760e-05
DIST_C_SALUD   -3.5244e-04 -2.2211e-05  3.4142e-05
DIST_ESCUELAS  -1.0808e-02 -4.8670e-05 -1.2845e-05
DIST_ESPACIOS_V -4.0302e-04 -7.1173e-05 -9.0331e-06
DIST_BARRIOS   -1.2973e-04  3.2852e-06  4.0046e-05
DIST_ESTACIONES -3.4130e-02 -6.5500e-05 -1.5268e-05
DIST_RED_VIAL   -1.8443e-04 -6.2642e-05 -4.6995e-06
DIST_AREA_INUNDABLE -3.6461e-04 -7.0179e-05 -2.9470e-05
DIST_PARADAS_BUS -2.4849e-03 -1.1585e-04 -2.2513e-05
                           3rd Qu.        Max.
Intercept      2.0700e+00  19.2980
DIST_AGUA      2.3308e-05  0.0004
DIST_C_SALUD   1.3528e-04  0.0069
DIST_ESCUELAS  4.1579e-05  0.0002
DIST_ESPACIOS_V 5.5759e-05  0.0663
DIST_BARRIOS   7.5617e-05  0.0005
DIST_ESTACIONES 2.2726e-05  0.0002
DIST_RED_VIAL   3.6650e-05  0.0015
DIST_AREA_INUNDABLE 1.9467e-05  0.0004
DIST_PARADAS_BUS 5.9932e-05  0.0004
*****Diagnostic information*****
Number of data points: 8588
Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 128.4425
Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8459.557
AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -23010.41
AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -23117.44
BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -30879.63
Residual sum of squares: 33.66571
R-square value: 0.8065393
Adjusted R-square value: 0.8036016
*****
```

Anexo 9. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo Lineal, Distancia adaptativa y *kernel* exponencial.

```
*****
*          Results of Geographically Weighted Regression
*****  

*****Model calibration information*****  

Kernel function: exponential  

Adaptive bandwidth: 298 (number of nearest neighbours)  

Regression points: the same locations as observations are used.  

Distance metric: Euclidean distance metric is used.  

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****  

      Min.    1st Qu.    Median  

Intercept      1.7316e+00  1.8931e+00  1.9471e+00  

DIST_AGUA     -9.8122e-05 -5.7170e-05 -3.5468e-05  

DIST_C_SALUD   -1.4942e-04 -1.2756e-05  2.1450e-05  

DIST_ESCUELAS  -1.2370e-04 -4.3007e-05 -2.1203e-05  

DIST_ESPACIOS_V -2.4207e-04 -5.8861e-05  2.2596e-06  

DIST_BARRIOS   -7.1370e-05  2.5114e-05  5.0264e-05  

DIST_ESTACIONES -1.1646e-04 -5.7355e-05 -3.0749e-06  

DIST_RED_VIAL   -1.2692e-04 -7.3738e-05 -2.0483e-05  

DIST_AREA_INUNDABLE -3.6282e-04 -7.6919e-05 -5.4637e-05  

DIST_PARADAS_BUS -2.7707e-04 -3.2153e-05  4.9204e-06  

      3rd Qu.    Max.  

Intercept      2.0346e+00  2.6639  

DIST_AGUA     -1.3871e-05  0.0002  

DIST_C_SALUD   7.7032e-05  0.0002  

DIST_ESCUELAS  2.7296e-05  0.0002  

DIST_ESPACIOS_V 2.9609e-05  0.0001  

DIST_BARRIOS   8.0493e-05  0.0001  

DIST_ESTACIONES 2.0401e-05  0.0001  

DIST_RED_VIAL   1.6537e-05  0.0003  

DIST_AREA_INUNDABLE -2.4722e-05  0.0001  

DIST_PARADAS_BUS 5.1173e-05  0.0001  

*****Diagnostic information*****  

Number of data points: 8588  

Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 134.3432  

Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8453.657  

AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -21490.94  

AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -21587.75  

BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -29428.64  

Residual sum of squares: 40.27526  

R-square value: 0.7685575  

Adjusted R-square value: 0.764879  

*****
```

Anexo 10. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo gaussiano, Distancia fija y *kernel* gaussiano.

```

*          Results of Geographically Weighted Regression *
*****Model calibration information*****
Kernel function: gaussian
Fixed bandwidth: 2264.69
Regression points: the same locations as observations are used.
Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****
      Min.     1st Qu.    Median     3rd Qu.
Intercept      1.7884e+00  1.9001e+00  1.9647e+00  2.0416e+00
M2LOTE       -1.3234e-05 -6.6679e-06 -3.2209e-06 -1.5242e-06
DIST_AGUA     -1.0710e-04 -5.1372e-05 -3.4306e-05 -1.1902e-05
DIST_C_SALUD   -7.9393e-05 -3.0769e-06  3.7242e-05  8.4678e-05
DIST_ESCUELAS  -1.0103e-04 -4.4077e-05 -2.3593e-05  2.8716e-05
DIST_ESPACIOS_V -8.8850e-05 -1.7717e-05  9.4671e-06  3.4662e-05
DIST_BARRIOS   -9.2670e-05  2.7521e-05  5.5138e-05  8.9876e-05
DIST_ESTACIONES -1.1028e-04 -6.5885e-05 -2.9216e-05  2.2284e-05
DIST_RED_VIAL   -1.1650e-04 -8.3626e-05 -1.8358e-05  1.0295e-05
DIST_AREA_INUNDABLE -1.5414e-04 -9.2063e-05 -6.7468e-05 -4.0799e-05
DIST_PARADAS_BUS -1.8770e-04 -2.7579e-05 -3.2656e-06  5.2501e-05
      Max.
Intercept      2.2571
M2LOTE        0.0000
DIST_AGUA      0.0002
DIST_C_SALUD    0.0002
DIST_ESCUELAS   0.0001
DIST_ESPACIOS_V 0.0001
DIST_BARRIOS    0.0001
DIST_ESTACIONES 0.0001
DIST_RED_VIAL    0.0001
DIST_AREA_INUNDABLE 0.0001
DIST_PARADAS_BUS 0.0001
*****Diagnostic information*****
Number of data points: 8588
Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 70.73288
Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8517.267
AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -16314.05
AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -16372.98
BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -24508.48
Residual sum of squares: 74.2331
R-square value: 0.6050184
Adjusted R-square value: 0.6017379

```

Anexo 11. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo gaussiano, Distancia fija y *kernel* exponencial.

```

*          Results of Geographically Weighted Regression          *
*****Model calibration information*****
Kernel function: exponential
Fixed bandwidth: 2264.69
Regression points: the same locations as observations are used.
Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****
      Min.    1st Qu.   Median    3rd Qu.
Intercept      1.8652e+00  1.9216e+00  1.9661e+00  2.0269e+00
M2LOTE        -1.0018e-05 -6.1300e-06 -3.9569e-06 -1.8569e-06
DIST_AGUA      -7.2319e-05 -5.1777e-05 -3.7728e-05 -2.2311e-05
DIST_C_SALUD    -3.3429e-05  3.2666e-06  1.4402e-05  4.4409e-05
DIST_ESCUELAS   -7.6378e-05 -3.1364e-05 -1.1105e-05  3.5327e-05
DIST_ESPACIOS_V -6.1265e-05 -1.8513e-05  8.7278e-06  2.2542e-05
DIST_BARRIOS    -5.1708e-05  4.4616e-05  5.7578e-05  8.2651e-05
DIST_ESTACIONES -7.2461e-05 -4.9250e-05 -4.1944e-06  1.3947e-05
DIST_RED_VIAL   -1.0320e-04 -6.7362e-05 -3.0277e-05 -1.4307e-05
DIST_AREA_INUNDABLE -1.4054e-04 -9.4925e-05 -7.5938e-05 -5.0669e-05
DIST_PARADAS_BUS -4.9141e-05  4.6301e-06  1.3431e-05  4.4040e-05
                           Max.
Intercept        2.0849
M2LOTE          0.0000
DIST_AGUA        0.0000
DIST_C_SALUD     0.0001
DIST_ESCUELAS    0.0001
DIST_ESPACIOS_V  0.0000
DIST_BARRIOS     0.0001
DIST_ESTACIONES   0.0000
DIST_RED_VIAL    0.0000
DIST_AREA_INUNDABLE 0.0001
DIST_PARADAS_BUS 0.0001
*****Diagnostic information*****
Number of data points: 8588
Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 79.6142
Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8508.386
AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -16325.46
AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -16383.7
BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -24524.61
Residual sum of squares: 74.14628
R-square value: 0.6054804
Adjusted R-square value: 0.6017884

```

Anexo 12. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo gaussiano, Distancia adaptativa y *kernel* gaussiano.

```
*****
*          Results of Geographically Weighted Regression          *
*****
```

*****Model calibration information*****

Kernel function: gaussian
 Adaptive bandwidth: 298 (number of nearest neighbours)
 Regression points: the same locations as observations are used.
 Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****

	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.
Intercept	1.4775e+00	1.8641e+00	2.0050e+00	2.2034e+00
M2LOTE	-2.3578e-05	-6.7898e-06	-3.5484e-06	-9.0879e-07
DIST_AGUA	-2.8277e-02	-5.8455e-05	-3.0207e-05	7.6191e-05
DIST_C_SALUD	-4.7967e-04	-2.1397e-05	3.8450e-05	1.4596e-04
DIST_ESCUELAS	-1.0567e-02	-4.1319e-05	-5.5815e-06	5.7071e-05
DIST_ESPACIOS_V	-7.0351e-04	-6.0721e-05	-5.2841e-06	4.0325e-05
DIST_BARRIOS	-9.2402e-05	1.6463e-05	4.7775e-05	7.4961e-05
DIST_ESTACIONES	-3.5912e-02	-7.0452e-05	-3.2883e-05	1.3819e-05
DIST_RED_VIAL	-2.0363e-04	-6.9934e-05	-1.5032e-05	3.1305e-05
DIST_AREA_INUNDABLE	-5.6415e-04	-8.3992e-05	-3.9992e-05	5.0224e-06
DIST_PARADAS_BUS	-2.2314e-03	-1.4682e-04	-2.3589e-05	4.9699e-05
	Max.			
Intercept	19.5148			
M2LOTE	0.0001			
DIST_AGUA	0.0009			
DIST_C_SALUD	0.0076			
DIST_ESCUELAS	0.0002			
DIST_ESPACIOS_V	0.0675			
DIST_BARRIOS	0.0007			
DIST_ESTACIONES	0.0002			
DIST_RED_VIAL	0.0014			
DIST_AREA_INUNDABLE	0.0002			
DIST_PARADAS_BUS	0.0002			

*****Diagnostic information*****

Number of data points: 8588
 Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 147.142
 Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8440.858
 AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -20461.98
 AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -20584.28
 BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -28229.62
 Residual sum of squares: 45.13949
 R-square value: 0.7598205
 Adjusted R-square value: 0.7556332

Anexo 13. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo gaussiano, Distancia adaptativa y *kernel* exponencial.

```

*          Results of Geographically Weighted Regression *
*****Model calibration information*****
Kernel function: exponential
Adaptive bandwidth: 298 (number of nearest neighbours)
Regression points: the same locations as observations are used.
Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****
      Min.   1st Qu.   Median   3rd Qu.
Intercept 1.7394e+00 1.8936e+00 1.9518e+00 2.0477e+00
M2LOTE -2.0812e-05 -6.2467e-06 -3.3917e-06 -1.1698e-06
DIST_AGUA -9.3015e-05 -5.0491e-05 -3.2254e-05 -6.7727e-06
DIST_C_SALUD -2.2056e-04 -1.7797e-05 2.3091e-05 8.7231e-05
DIST_ESCUELAS -1.3940e-04 -3.5418e-05 -7.8997e-06 4.4768e-05
DIST_ESPACIOS_V -3.1811e-04 -5.4030e-05 2.4050e-06 3.0498e-05
DIST_BARRIOS -1.0410e-04 2.4526e-05 4.8168e-05 8.4063e-05
DIST_ESTACIONES -1.1478e-04 -5.7386e-05 -5.1131e-06 2.2551e-05
DIST_RED_VIAL -1.4230e-04 -7.2667e-05 -1.4664e-05 1.7134e-05
DIST_AREA_INUNDABLE -4.6261e-04 -8.1775e-05 -5.9090e-05 -2.3735e-05
DIST_PARADAS_BUS -3.1533e-04 -3.5455e-05 1.7894e-06 4.5423e-05
      Max.
Intercept 2.8389
M2LOTE 0.0000
DIST_AGUA 0.0003
DIST_C_SALUD 0.0002
DIST_ESCUELAS 0.0002
DIST_ESPACIOS_V 0.0001
DIST_BARRIOS 0.0002
DIST_ESTACIONES 0.0001
DIST_RED_VIAL 0.0003
DIST_AREA_INUNDABLE 0.0001
DIST_PARADAS_BUS 0.0001
*****Diagnostic information*****
Number of data points: 8588
Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 155.4029
Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8432.597
AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -19310.64
AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -19422.28
BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -27149.15
Residual sum of squares: 51.74048
R-square value: 0.7246978
Adjusted R-square value: 0.7196237

```

Anexo 14. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo exponencial, Distancia fija y *kernel* gaussiano.

```

*          Results of Geographically Weighted Regression          *
*****Model calibration information*****
Kernel function: gaussian
Fixed bandwidth: 2261.764
Regression points: the same locations as observations are used.
Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****
      Min.    1st Qu.   Median   3rd Qu.
Intercept    1.7910e+00  1.8933e+00  1.9566e+00  2.0382e+00
DIST_AGUA    -1.1062e-04 -6.3103e-05 -3.9346e-05 -1.4425e-05
DIST_C_SALUD -4.9528e-05 -1.3133e-06  3.7159e-05  7.4144e-05
DIST_ESCUELAS -8.4660e-05 -5.0604e-05 -2.8152e-05  2.9555e-05
DIST_ESPACIOS_V -9.9997e-05 -1.6988e-05  9.2389e-06  3.7918e-05
DIST_BARRIOS -6.2784e-05  3.2634e-05  6.1388e-05  8.8646e-05
DIST_ESTACIONES -1.1244e-04 -6.6845e-05 -2.2877e-05  1.6177e-05
DIST_RED_VIAL -1.0502e-04 -8.2111e-05 -2.5968e-05  9.9175e-06
DIST_AREA_INUNDABLE -1.4935e-04 -8.7194e-05 -6.3373e-05 -4.3757e-05
DIST_PARADAS_BUS -1.7465e-04 -2.5586e-05  1.4075e-06  6.0897e-05
      Max.
Intercept     2.1403
DIST_AGUA     0.0002
DIST_C_SALUD  0.0002
DIST_ESCUELAS 0.0001
DIST_ESPACIOS_V 0.0001
DIST_BARRIOS  0.0001
DIST_ESTACIONES 0.0001
DIST_RED_VIAL 0.0001
DIST_AREA_INUNDABLE 0.0001
DIST_PARADAS_BUS 0.0001
*****Diagnostic information*****
Number of data points: 8588
Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 62.77364
Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8525.226
AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -18275.26
AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -18328.04
BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -26511.88
Residual sum of squares: 59.16076
R-square value: 0.6595866
Adjusted R-square value: 0.6570797

```

Anexo 15. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo exponencial, Distancia fija y *kernel* exponencial.

```
*****
*          Results of Geographically Weighted Regression          *
*****
```

*****Model calibration information*****

Kernel function: exponential
 Fixed bandwidth: 2261.764
 Regression points: the same locations as observations are used.
 Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****

	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.
Intercept	1.8849e+00	1.9258e+00	1.9717e+00	2.0274e+00
DIST_AGUA	-7.2300e-05	-5.2966e-05	-3.6592e-05	-2.6455e-05
DIST_C_SALUD	-3.7812e-05	2.0671e-06	1.4455e-05	3.3870e-05
DIST_ESCUELAS	-6.5566e-05	-3.6687e-05	-1.5680e-05	3.0263e-05
DIST_ESPACIOS_V	-6.9659e-05	-1.8615e-05	8.8805e-06	2.3126e-05
DIST_BARRIOS	-2.5187e-05	4.6598e-05	6.2151e-05	8.0400e-05
DIST_ESTACIONES	-7.4737e-05	-4.8388e-05	-2.9530e-06	1.1869e-05
DIST_RED_VIAL	-1.0191e-04	-6.7844e-05	-3.3092e-05	-1.8748e-05
DIST_AREA_INUNDABLE	-1.4030e-04	-8.8880e-05	-7.1678e-05	-5.0878e-05
DIST_PARADAS_BUS	-4.8274e-05	6.1832e-06	1.4414e-05	4.3991e-05
	Max.			
Intercept	2.0873			
DIST_AGUA	0.0000			
DIST_C_SALUD	0.0001			
DIST_ESCUELAS	0.0001			
DIST_ESPACIOS_V	0.0000			
DIST_BARRIOS	0.0001			
DIST_ESTACIONES	0.0000			
DIST_RED_VIAL	0.0000			
DIST_AREA_INUNDABLE	0.0000			
DIST_PARADAS_BUS	0.0001			

*****Diagnostic information*****

Number of data points: 8588
 Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 69.93805
 Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8518.062
 AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -18151.45
 AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -18203.14
 BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -26395.58
 Residual sum of squares: 60.03495
 R-square value: 0.6545564
 Adjusted R-square value: 0.6517198

Anexo 16. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo exponencial, Distancia adaptativa y *kernel* gaussiano.

```

*          Results of Geographically Weighted Regression          *
*****Model calibration information*****
Kernel function: gaussian
Adaptive bandwidth: 298 (number of nearest neighbours)
Regression points: the same locations as observations are used.
Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****
      Min.    1st Qu.   Median    3rd Qu.
Intercept      1.1681e+00  1.8537e+00  1.9501e+00  2.0697e+00
DIST_AGUA      -2.8083e-02 -6.7467e-05 -3.3829e-05  2.2839e-05
DIST_C_SALUD    -3.5082e-04 -2.2437e-05  3.4156e-05  1.3492e-04
DIST_ESCUELAS   -1.0859e-02 -4.8564e-05 -1.2810e-05  4.1848e-05
DIST_ESPACIOS_V -4.0151e-04 -7.1414e-05 -8.9788e-06  5.5631e-05
DIST_BARRIOS    -1.2852e-04  3.0584e-06  4.0132e-05  7.5616e-05
DIST_ESTACIONES -3.4271e-02 -6.5501e-05 -1.5212e-05  2.2692e-05
DIST_RED_VIAL   -1.8421e-04 -6.2578e-05 -4.7818e-06  3.6583e-05
DIST_AREA_INUNDABLE -3.6355e-04 -6.9815e-05 -2.9138e-05  1.9292e-05
DIST_PARADAS_BUS -2.4965e-03 -1.1598e-04 -2.2422e-05  5.9928e-05
                           Max.
Intercept        19.4103
DIST_AGUA        0.0004
DIST_C_SALUD     0.0069
DIST_ESCUELAS    0.0002
DIST_ESPACIOS_V  0.0667
DIST_BARRIOS     0.0005
DIST_ESTACIONES  0.0002
DIST_RED_VIAL    0.0015
DIST_AREA_INUNDABLE 0.0004
DIST_PARADAS_BUS 0.0004
*****Diagnostic information*****
Number of data points: 8588
Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 128.4425
Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8459.557
AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -23051.41
AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -23158.45
BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -30920.63
Residual sum of squares: 33.50537
R-square value: 0.8072087
Adjusted R-square value: 0.8042812
*****
```

Anexo 17. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo exponencial, Distancia adaptativa y *kernel* exponencial.

```
*****
*      Results of Geographically Weighted Regression      *
*****
```

*****Model calibration information*****

Kernel function: exponential
 Adaptive bandwidth: 298 (number of nearest neighbours)
 Regression points: the same locations as observations are used.
 Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****

	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.
Intercept	1.7317e+00	1.8935e+00	1.9472e+00	2.0350e+00
DIST_AGUA	-9.8018e-05	-5.7188e-05	-3.5425e-05	-1.3890e-05
DIST_C_SALUD	-1.4745e-04	-1.2561e-05	2.1496e-05	7.6972e-05
DIST_ESCUELAS	-1.2295e-04	-4.2886e-05	-2.1098e-05	2.7490e-05
DIST_ESPACIOS_V	-2.4178e-04	-5.8915e-05	2.1312e-06	2.9415e-05
DIST_BARRIOS	-7.1218e-05	2.4844e-05	5.0262e-05	8.0347e-05
DIST_ESTACIONES	-1.1629e-04	-5.7274e-05	-2.9941e-06	2.0323e-05
DIST_RED_VIAL	-1.2687e-04	-7.3830e-05	-2.0434e-05	1.6445e-05
DIST_AREA_INUNDABLE	-3.6057e-04	-7.6719e-05	-5.4633e-05	-2.4859e-05
DIST_PARADAS_BUS	-2.7774e-04	-3.2094e-05	4.9141e-06	5.1096e-05
	Max.			
Intercept	2.6652			
DIST_AGUA	0.0002			
DIST_C_SALUD	0.0002			
DIST_ESCUELAS	0.0002			
DIST_ESPACIOS_V	0.0001			
DIST_BARRIOS	0.0001			
DIST_ESTACIONES	0.0001			
DIST_RED_VIAL	0.0003			
DIST_AREA_INUNDABLE	0.0001			
DIST_PARADAS_BUS	0.0001			

*****Diagnostic information*****

Number of data points: 8588
 Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 134.3432
 Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8453.657
 AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -21527.1
 AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -21623.91
 BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -29464.8
 Residual sum of squares: 40.10604
 R-square value: 0.7692282
 Adjusted R-square value: 0.7655604

Anexo 18. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo esférico, Distancia fija y *kernel* gaussiano.

```
*****
*          Results of Geographically Weighted Regression          *
*****
```

*****Model calibration information*****

Kernel function: gaussian
 Fixed bandwidth: 2420.219
 Regression points: the same locations as observations are used.
 Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****

	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.
Intercept	1.8453e+00	1.9151e+00	1.9669e+00	2.0299e+00
M2LOTE	-9.3385e-06	-5.8113e-06	-3.3076e-06	-1.4480e-06
DIST_AGUA	-9.2183e-05	-4.7647e-05	-3.7724e-05	-1.7492e-05
DIST_C_SALUD	-6.0618e-05	-5.6681e-06	3.0498e-05	7.1169e-05
DIST_ESCUELAS	-8.7789e-05	-4.0110e-05	-1.9653e-05	3.1888e-05
DIST_ESPACIOS_V	-8.5382e-05	-1.4404e-05	1.3634e-05	3.3597e-05
DIST_BARRIOS	-9.3358e-05	3.0594e-05	5.7924e-05	9.1604e-05
DIST_ESTACIONES	-1.0291e-04	-6.3615e-05	-2.5175e-05	1.9182e-05
DIST_RED_VIAL	-1.1228e-04	-7.5269e-05	-2.3269e-05	2.6745e-06
DIST_AREA_INUNDABLE	-1.4448e-04	-9.4352e-05	-7.2619e-05	-4.8671e-05
DIST_PARADAS_BUS	-1.4623e-04	-2.3479e-05	4.4073e-06	5.2502e-05
	Max.			
Intercept	2.1045			
M2LOTE	0.0000			
DIST_AGUA	0.0002			
DIST_C_SALUD	0.0002			
DIST_ESCUELAS	0.0001			
DIST_ESPACIOS_V	0.0001			
DIST_BARRIOS	0.0001			
DIST_ESTACIONES	0.0000			
DIST_RED_VIAL	0.0001			
DIST_AREA_INUNDABLE	0.0001			
DIST_PARADAS_BUS	0.0001			

*****Diagnostic information*****

Number of data points: 8588
 Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 65.2464
 Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8522.754
 AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -16362.28
 AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -16416.73
 BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -24587.44
 Residual sum of squares: 73.89351
 R-square value: 0.5932101
 Adjusted R-square value: 0.5900955

Anexo 19. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo esférico, Distancia fija y *kernel* exponencial.

```
*****Model calibration information*****
Kernel function: exponential
Fixed bandwidth: 2420.219
Regression points: the same locations as observations are used.
Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****
      Min.   1st Qu.   Median   3rd Qu.
Intercept 1.8763e+00 1.9316e+00 1.9720e+00 2.0252e+00
M2LOTE -8.1774e-06 -5.1092e-06 -3.8473e-06 -1.3075e-06
DIST_AGUA -6.7972e-05 -4.8739e-05 -3.7982e-05 -2.6100e-05
DIST_C_SALUD -3.3289e-05 -1.4434e-06 9.1660e-06 3.7341e-05
DIST_ESCUELAS -6.7382e-05 -2.4979e-05 -8.3124e-06 3.2694e-05
DIST_ESPACIOS_V -5.7927e-05 -1.3485e-05 9.4906e-06 2.2356e-05
DIST_BARRIOS -4.2785e-05 4.6160e-05 5.9909e-05 8.2823e-05
DIST_ESTACIONES -6.6390e-05 -4.6639e-05 -2.8766e-06 1.1837e-05
DIST_RED_VIAL -9.9293e-05 -6.5399e-05 -2.9895e-05 -1.7413e-05
DIST_AREA_INUNDABLE -1.3503e-04 -9.8309e-05 -7.8101e-05 -5.1957e-05
DIST_PARADAS_BUS -4.1289e-05 6.3658e-06 1.5163e-05 4.3110e-05
      Max.
Intercept 2.0755
M2LOTE 0.0000
DIST_AGUA 0.0000
DIST_C_SALUD 0.0001
DIST_ESCUELAS 0.0001
DIST_ESPACIOS_V 0.0000
DIST_BARRIOS 0.0001
DIST_ESTACIONES 0.0000
DIST_RED_VIAL 0.0000
DIST_AREA_INUNDABLE 0.0000
DIST_PARADAS_BUS 0.0001
*****Diagnostic information*****
Number of data points: 8588
Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 74.29901
Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8513.701
AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -16481.74
AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -16536.24
BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -24706.54
Residual sum of squares: 72.87189
R-square value: 0.5988341
Adjusted R-square value: 0.5953327
```

Anexo 20. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo esférico, Distancia adaptativa y *kernel* gaussiano.

```
*****
*          Results of Geographically Weighted Regression          *
*****
```

```
*****Model calibration information*****
```

Kernel function: gaussian
 Adaptive bandwidth: 298 (number of nearest neighbours)
 Regression points: the same locations as observations are used.
 Distance metric: Euclidean distance metric is used.

```
*****Summary of GWR coefficient estimates:*****
```

	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.
Intercept	1.2167e+00	1.8623e+00	1.9976e+00	2.1794e+00
M2LOTE	-2.2156e-05	-5.3699e-06	-2.1900e-06	-4.7093e-07
DIST_AGUA	-2.7590e-02	-5.4679e-05	-2.5686e-05	6.6656e-05
DIST_C_SALUD	-4.7394e-04	-2.4126e-05	3.2581e-05	1.4410e-04
DIST_ESCUELAS	-1.0373e-02	-3.7975e-05	-2.1303e-06	5.9899e-05
DIST_ESPACIOS_V	-7.0012e-04	-5.8734e-05	-3.4740e-06	5.3850e-05
DIST_BARRIOS	-9.5682e-05	1.5550e-05	4.3906e-05	7.0815e-05
DIST_ESTACIONES	-3.5289e-02	-6.8837e-05	-3.0007e-05	5.9427e-06
DIST_RED_VIAL	-1.7750e-04	-6.1985e-05	-1.5936e-05	3.2994e-05
DIST_AREA_INUNDABLE	-5.2158e-04	-8.0112e-05	-4.0332e-05	1.1291e-05
DIST_PARADAS_BUS	-2.1855e-03	-1.5031e-04	-2.4183e-05	4.5873e-05
	Max.			
Intercept	19.0557			
M2LOTE	0.0001			
DIST_AGUA	0.0007			
DIST_C_SALUD	0.0074			
DIST_ESCUELAS	0.0002			
DIST_ESPACIOS_V	0.0661			
DIST_BARRIOS	0.0009			
DIST_ESTACIONES	0.0001			
DIST_RED_VIAL	0.0018			
DIST_AREA_INUNDABLE	0.0004			
DIST_PARADAS_BUS	0.0002			

```
*****Diagnostic information*****
```

Number of data points: 8588
 Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 147.142
 Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8440.858
 AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -21096.77
 AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -21219.07
 BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -28864.41
 Residual sum of squares: 41.92328
 R-square value: 0.7692088
 Adjusted R-square value: 0.7651851

Anexo 21. Resultados del análisis de Regresión Ponderada Geográficamente (GWR). Modelo esférico, Distancia adaptativa y *kernel* exponencial.

```
*****
*          Results of Geographically Weighted Regression          *
*****
```

*****Model calibration information*****

Kernel function: exponential
 Adaptive bandwidth: 298 (number of nearest neighbours)
 Regression points: the same locations as observations are used.
 Distance metric: Euclidean distance metric is used.

*****Summary of GWR coefficient estimates:*****

	Min.	1st Qu.	Median	3rd Qu.
Intercept	1.7632e+00	1.8926e+00	1.9503e+00	2.0422e+00
M2LOTE	-1.9276e-05	-5.3858e-06	-2.9566e-06	-8.2854e-07
DIST_AGUA	-9.1644e-05	-4.8043e-05	-3.1872e-05	-7.4204e-06
DIST_C_SALUD	-2.5106e-04	-2.1946e-05	1.9230e-05	8.2385e-05
DIST_ESCUELAS	-1.3960e-04	-3.2794e-05	-6.6831e-06	4.8054e-05
DIST_ESPACIOS_V	-3.5208e-04	-5.3430e-05	5.0980e-06	3.4479e-05
DIST_BARRIOS	-1.0333e-04	2.5581e-05	4.8498e-05	8.6535e-05
DIST_ESTACIONES	-1.1117e-04	-5.7301e-05	-3.7677e-06	2.2846e-05
DIST_RED_VIAL	-1.3053e-04	-7.0984e-05	-1.8654e-05	1.6237e-05
DIST_AREA_INUNDABLE	-4.9011e-04	-8.4343e-05	-6.2151e-05	-2.2461e-05
DIST_PARADAS_BUS	-2.9922e-04	-3.5213e-05	3.2170e-06	4.5216e-05
	Max.			
Intercept	2.8257			
M2LOTE	0.0000			
DIST_AGUA	0.0002			
DIST_C_SALUD	0.0002			
DIST_ESCUELAS	0.0002			
DIST_ESPACIOS_V	0.0001			
DIST_BARRIOS	0.0003			
DIST_ESTACIONES	0.0001			
DIST_RED_VIAL	0.0003			
DIST_AREA_INUNDABLE	0.0001			
DIST_PARADAS_BUS	0.0001			

*****Diagnostic information*****

Number of data points: 8588
 Effective number of parameters (2trace(S) - trace(S'S)): 155.4029
 Effective degrees of freedom (n-2trace(S) + trace(S'S)): 8432.597
 AICc (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, p. 61, eq 2.33): -19830.85
 AIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 96, eq. 4.22): -19942.48
 BIC (GWR book, Fotheringham, et al. 2002, GWR p. 61, eq. 2.34): -27669.35
 Residual sum of squares: 48.69943
 R-square value: 0.7319056
 Adjusted R-square value: 0.7269643