
RESIDENTIAL SEGREGATION:
EMPIRICAL EVIDENCE OF THE
INFLUENCE OF HUMAN CAPITAL IN
THE CITY OF ARMENIA, COLOMBIA

Segregación residencial: evidencia
empírica de la influencia del
capital humano en la ciudad
de Armenia, Colombia

Juan Manuel Aristizábal y
Juan Carlos Vásquez

Research Article

RESIDENTIAL SEGREGATION: EMPIRICAL EVIDENCE OF THE INFLUENCE OF HUMAN CAPITAL IN THE CITY OF ARMENIA, COLOMBIA

Segregación residencial: evidencia empírica de la influencia del capital humano en la ciudad de Armenia, Colombia

Juan Manuel Aristizábal^a y Juan Carlos Vásquez^b

Keywords: Residential Segregation, Human Capital, Spatial Econometrics.

Palabras Clave: Segregación Residencial, Capital Humano, Econometría Espacial.

JEL Codes: C2, O18, R12

Received: 08/10/2021

Accepted: 04/03/2022

Published: 31/07/2022

Abstract

This study simultaneously analyzes residential segregation and human capital composition for the city of Armenia (Colombia). In addition, questions about the existence of polar groups in terms of labor force qualification are raised. Thus, based on census data for 2018, indices of residential segregation increased were calculated by spatial effects and spatial econometric models. The results show that the endowments of human capital in the labor market have spatial externalities among the sectors in this city.

Resumen

En este estudio se analiza de forma simultánea la segregación residencial y la composición del capital humano para la ciudad de Armenia (Colombia); además, se plantean las cuestiones sobre la existencia de grupos polares en términos de cualificación de la fuerza laboral. Así, a partir de datos censales para el año 2018, se calcularon índices de segregación residencial aumentados por efectos espaciales y modelos econométricos espaciales. Los resultados muestran que las dotaciones de capital humano en el mercado laboral tienen externalidades espaciales entre los sectores en esta ciudad.

a) Juan Manuel Aristizábal
jm.aristizabal@umanizales.edu.co
Profesor, Universidad de Manizales, Manizales (C), Colombia. Magíster en Economía Aplicada, Universidad EAFIT, Colombia.
[0000-0002-4471-9346](https://doi.org/10.17230/ecos.2021.52.3)

b) Juan Carlos Vásquez
jcvasquez@uniquindio.edu.co
Profesor, Universidad del Quindío, Armenia (Q), Quindío. Magíster en Economía. Universidad de los Andes, Colombia.
[0000-0002-7168-7511](https://doi.org/10.17230/ecos.2021.52.3)

1. Introducción

En el estudio de los sistemas urbanos, la distribución desigual de grupos en el territorio es una característica esencial de las ciudades modernas ([Lloyd, Shuttleworth \(2015\)](#); [Wong, 2016](#)). En este sentido, la persistencia de la segregación residencial en América Latina se autoreforza en varias dimensiones. Por un lado, el fenómeno acentúa las dinámicas de pobreza y exclusión social ([Mayorga y Ortíz, 2020](#)); por otro, la segregación también afecta el desarrollo de las actividades económicas. Al respecto, múltiples explicaciones a partir de la evidencia empírica denotan la importancia de los lazos económicos e interacciones sociales a través del espacio.

Además, la segregación residencial está significativamente relacionada con la composición del capital humano, por ende, es probable que la heterogeneidad espacial actúe como un mecanismo de conducción a través de la sistemática reubicación de hogares de mejores ingresos cerca de los centros de educación superior. Por tanto, este documento se ocupa, para el caso de la ciudad de Armenia (Colombia), de la relación entre la segregación residencial y la composición del capital humano en el mercado laboral, y se abordan las cuestiones sobre la existencia de grupos desiguales. El tratamiento simultáneo de variables de educación con variables de participación laboral supone una alternativa eficaz para la identificación de grupos socioeconómicos con localización dispersa.

A diferencia de los modelos seminales sobre segregación residencial de [Schelling \(1971\)](#) y [Sakoda \(1981\)](#), este documento sigue la propuesta de [Leckie y Goldstein \(2015\)](#); [Östh, Clark y Malmberg \(2015\)](#); [Louf y Barthelemy \(2016\)](#); y [Yao, Wong, Bailey y Minton \(2018\)](#) en el propósito de incorporar los patrones espaciales asociados a la segregación residencial. De hecho, diversos estudios regionales han mostrado alta heterogeneidad en la localización territorial de variables socioeconómicas ([Tivadar, 2019](#); [Manley, Jones y Johnston, 2020](#)). Con este fin, la estrategia empírica empleada inicia en la estimación de métricas de segregación residencial aumentadas por los efectos secundarios a través del espacio. A continuación, se emplean herramientas exploratorias y confirmatorias de la econometría espacial aplicadas a la ciudad de Armenia. Finalmente, se calculan los efectos de desbordamiento espacial de una unidad sobre los vecindarios.

Por otra parte, la investigación contribuye a las indagaciones empíricas sobre segregación residencial, a partir del reconocimiento de la diversidad de fenómenos que la afectan. Primero, desde el punto de vista operativo. Dado que la segregación es sensible a la escala geográfica, los análisis operan sobre el sector, unidad de división administrativa intraurbana más grande que los barrios y más pequeñas que las comunas. Segundo, este documento, además de estimar la intensidad y magnitud de los patrones de concentración territorial, profundiza en los mecanismos de reproducción que la afectan. Tercero, este trabajo contribuye a la literatura sobre segregación residencial al examinar los efectos directos, indirectos y totales de la composición del capital humano en la ciudad de Armenia; además, se corrobora que la distribución desigual de la población ocupada cualificada segrega de manera persistente a los hogares en un grupo rico y educado y otro pobre sin educación.

El conjunto de datos empleados es de carácter censal y es elaborado por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística ([DANE, 2018](#)). A partir de estos datos, se conceptuaron cuatro variables de segmentación socioeconómica: 1) los ocupados formados como porcentaje de la fuerza laboral; 2) la tasa de mujeres; 3) la tasa de niños como porcentaje de la población total, y 4) la tasa de ocupación. La variable 1 permitió construir grupos dicotómicos a nivel sector para reflejar condiciones

polares y estimar la distribución desigual en el espacio. Las demás fueron empleadas como variables de control en las regresiones espaciales.

En este trabajo, a partir del cálculo de distintos indicadores, se ratifica para el caso de la ciudad de Armenia la existencia de segregación residencial en términos de la cualificación de la fuerza de trabajo; de esta forma se extraen tres grandes conclusiones. En primer lugar, la zona norte concentra una fracción muy significativa de la élite, por tratarse de ocupados con alto nivel educativo; por tanto, la separación territorial de la élite es prevista a partir de indicadores locales de autocorrelación espacial. En segundo lugar, los índices de disimilitud aumentados por efectos espaciales corroboran la pauta de segregación localizada. En tercer lugar, el documento soporta evidencia empírica en relación con los efectos de desbordamiento espacial de la composición del capital humano en una unidad sobre sus vecindarios.

El documento se encuentra dividido en seis secciones adicionales a esta introducción. En la sección dos se presenta la literatura relacionada sobre segregación residencial. En la sección tres se describen los datos, las variables de interés y se muestran algunas estadísticas descriptivas. En la cuarta sección se expone el enfoque teórico exploratorio y confirmatorio sobre segregación residencial aumentado por los efectos espaciales; además se describen los modelos econométricos espaciales estimados. En la sección cinco se exponen los principales resultados y en la sección seis, las conclusiones.

2. Revisión de literatura

La conformación de clústeres residenciales entre grupos socioeconómicos constituye una característica transversal en las ciudades latinoamericanas. A su vez, de acuerdo con [Roberts y Wilson \(2009\)](#), la prolongación de los patrones de segregación alimenta las desigualdades en la región, y limita los logros de los grupos sociales más vulnerables. En virtud del planteamiento expuesto, hay evidencia empírica para las Américas en los trabajos de [Smets y Salman \(2016\)](#), quienes exponen que la polarización espacial de los grupos socioeconómicos en las ciudades latinoamericanas se refleja en el acceso al empleo y la educación, los medios de transporte, las zonas de ocio y la influencia política. Hallazgos similares se documentan en [Lopes de Souza \(2016\)](#) y [Niembro, Guevara y Cavanagh \(2019\)](#).

En particular, para el caso argentino, [Molinatti y Peláez \(2017\)](#) estudiaron la segregación residencial de migrantes bolivianos y peruanos en la ciudad de Córdoba y la asociación con las condiciones de la vivienda. En sus hallazgos exponen que los grupos más segregados presentan las peores condiciones de vivienda. En otro estudio también para Argentina, [Linares, Mikkelsen, Velázquez y Celemín \(2018\)](#) estimaron índices de segregación espacial y la calidad de vida en dos ciudades medianas de la provincia de Buenos Aires. Los autores concluyen que en ambas ciudades hay un patrón asociado de distribución entre las dos categorías. En esta línea de trabajos empíricos, [Colombo y Messina \(2012\)](#) estudiaron los procesos de segregación residencial socioeconómica. Los autores concluyen que la segregación residencial ha retroalimentado el círculo de pobreza. Con este enfoque, [Serna y González \(2017\)](#), en su análisis para el caso de la ciudad de Montevideo (Uruguay), documentaron hallazgos similares en torno a la persistencia de la segregación.

Por su parte, para el caso mexicano, estudios sobre segregación urbana se documentan en los trabajos de [Aguilar y Mateos \(2011\)](#), [Rubalcava y Scheingart \(2012\)](#) y [Bayón y Saraví \(2018\)](#). Para el caso de Nicaragua, [Vázquez, Suárez y Berríos \(2020\)](#) investigaron la relación entre la segregación residencial y las condiciones de la vivienda en la ciudad de León. Con este enfoque, [García-Vélez, Contreras-Jaramillo, Torres-Gutiérrez](#)

[y Correa-Quezada \(2020\)](#) analizaron la segregación en las provincias del Ecuador a partir de las condiciones de la vivienda. Para el caso de Brasil, [de Queiroz, Rodrigues y Corrêa \(2017\)](#) observaron la relación entre las condiciones de acceso al mercado laboral y la dinámica territorial en la metrópoli de Río de Janeiro.

Para el caso colombiano, la evidencia empírica sobre los patrones de segregación urbana es escasa y se ha concentrado en las ciudades de Bogotá, Medellín y Cali. Se destaca entonces el trabajo de [Medina, Morales y Núñez \(2008\)](#), quienes emplearon datos censales a nivel sectorial en el estudio de la segregación residencial para Medellín y Bogotá y encontraron alta segregación espacial en términos de las dotaciones de capital humano de la población. En trabajos más recientes, [Sepúlveda, Chica y Soto \(2019\)](#) investigaron las variaciones espaciales en el indicador de calidad de vida en la ciudad de Medellín. A partir de herramientas espaciales exploratorias y confirmatorias, encontraron una alta heterogeneidad espacial en la ciudad. Por su parte, [Mayorga y Ortiz \(2020\)](#), también en un caso aplicado a la ciudad de Medellín, analizaron los factores que inciden en la segregación socioespacial de la población y el vínculo con accesibilidad a servicios urbanos.

[Dureau, Contreras, Cymbalista, Le Reux y Piron \(2015\)](#), con el uso de diferentes escalas, estimaron métricas de segregación residencial para Bogotá a partir de diferentes indicadores socioeconómicos. También para Bogotá, [Guzmán y Bocarejo \(2017\)](#) estudiaron la distribución desigual de grupos en el territorio a partir de la distribución espacial del empleo y la densidad poblacional. Para el caso de la ciudad de Cali, [Vivas \(2013\)](#), con herramientas de la estadística espacial, documentó la relación entre la segregación residencial y la composición del capital humano a nivel barrial. En un trabajo más reciente, también para Cali, [Pinzón, Mora, Gómez y Cendales \(2016\)](#) estudiaron la segregación racial y la incidencia en la calidad del empleo. En sus hallazgos, exponen indicios de discriminación para la población afro.

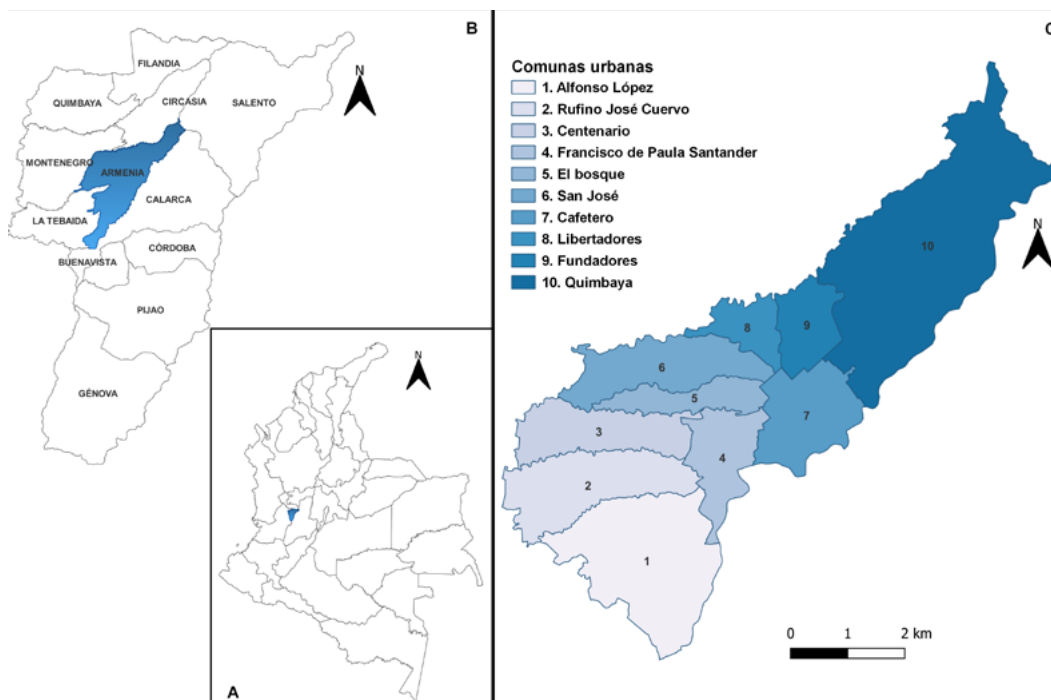
Expuesto lo anterior, aunque existen hechos estilizados sobre el fenómeno de segregación residencial para las ciudades latinoamericanas, al menos hasta donde fue factible constatar, la literatura no ha documentado evidencia empírica para el caso de ciudades de menor escala en términos de extensión territorial y densidad poblacional. En tal sentido, este documento ofrece evidencia sobre la relación entre la segregación residencial y la composición del capital humano para la ciudad de Armenia, e incorpora los potenciales efectos espaciales de estos fenómenos.

3. Datos

3.1 Área de estudio

Este documento utiliza datos del [DANE \(2018\)](#) para el municipio de Armenia, capital del departamento del Quindío ([Figura 1b](#)), ubicado cerca de la cordillera Central de Colombia ([Figura 1a](#)) a 290 km de Bogotá, D.C., a una altura de 1483 msnm. De acuerdo con los datos de esta entidad, Armenia cuenta con una población de 301 226 habitantes, una superficie aproximada de 650 km² y una densidad poblacional de 2151 hab/km². La organización territorial comprende diez comunas urbanas ([Figura 1c](#)) y 331 barrios. En términos económicos, Armenia participa en el valor agregado nacional con el 0,43 %. Las cifras de empleo exponen un mercado laboral precario en términos de cantidad y calidad. La cifra de desempleo es del 16 % y la informalidad laboral es del 57 %.

Figura 1. Área de estudio

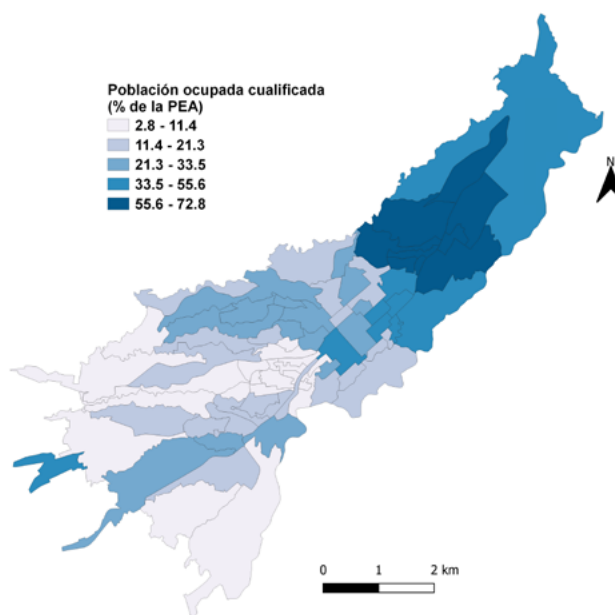


(A) Localización del departamento del Quindío en Colombia. (B) Localización del municipio de Armenia en el departamento del Quindío. (C) Organización territorial del municipio de Armenia.

Fuente. Elaboración de los autores con base en cartografía del DANE (2018).

En términos de su composición urbana y la distribución espacial de las amenidades, Armenia sigue un modelo de ciudad circular, esencialmente con un único centro de negocios responsable de la mayor proporción de empleo. Por su parte, al norte de la ciudad se ha constituido un nuevo conglomerado de empleos de menor relevancia, lo cual permite inferir que las dinámicas actuales de la organización del territorio modelarán un formato duocéntrico de ciudad, en el que destacan dos centros de empleo. Al respecto, la localización de las amenidades urbanas en términos educativos está concentrada en la zona norte, donde persisten niveles altos de ingreso y, en virtud de la concentración espacial de estos servicios, se infiere un rol relevante del sistema de transporte para conectar la zona sur con el sector universitario. La distribución de las amenidades urbanas de la ciudad de Armenia se presenta en la [Figura 2](#).

Figura 2. Distribución de la estratificación socioeconómica por sectores y distribución espacial de las amenidades urbanas, municipio de Armenia (Colombia)



Nota. Los niveles de ingreso a nivel de manzana están basados en la estratificación socioeconómica en cinco categorías (1 = muy bajo, 5 = alto). Densidad empresarial. Representación gráfica de la densidad de puntos que representan cada establecimiento comercial. Radio = 0,0005 metros.

Fuente. Elaboración de los autores con datos de Open Street Map.

3.2 Datos

La base de datos empleada es de carácter censal y contiene información georreferenciada sobre vivienda y condiciones socioeconómicas. En total, se analizaron 275 641 personas y 108 707 viviendas organizadas en 75 sectores urbanos, división cartográfica creada por el DANE con fines estadísticos y conformada por secciones urbanas.

En las medidas de segregación residencial y los análisis exploratorios de datos espaciales, se consideró una métrica de capital humano aproximado a través del número de profesionales como porcentaje de la fuerza laboral; dicha estimación ya ha sido empleada en la medición de la competitividad de las regiones (Navarro, Durán y Santos, 2017). Por su parte, en los análisis confirmatorios se emplea la tasa de mujeres como porcentaje de la población, una ratio de niños menores de 5 años como porcentaje de la población y la tasa de ocupación. En la [Tabla 1](#) se muestran las principales estadísticas descriptivas de las variables de análisis.

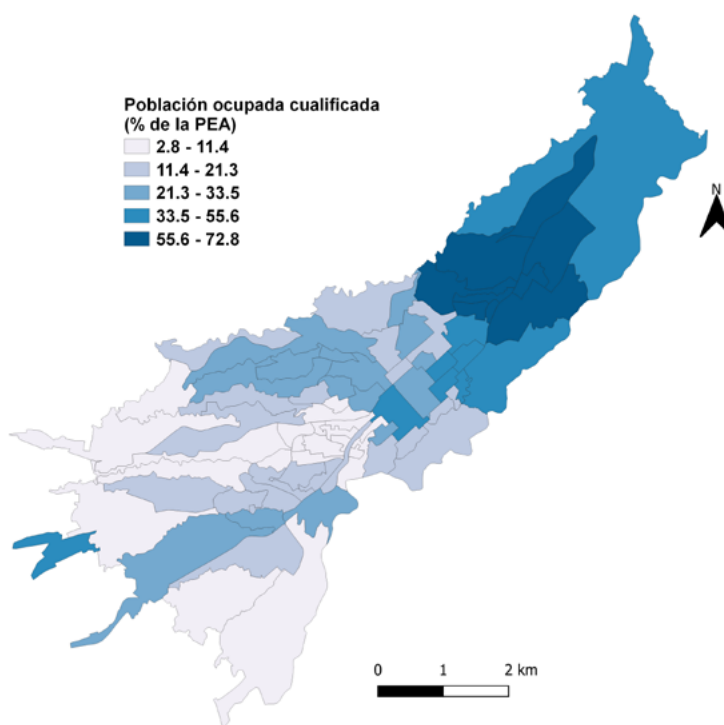
Tabla 1. Estadísticas descriptivas

Variables	Media	Desviación estándar	P25	Mediana	P75	Min.	Max.
Tasa de población ocupada calificada (% fuerza laboral)	26,02	20,25	11,26	20,26	32,45	2,83	72,84
Tasa de mujeres	53,21	1,90	52,10	52,90	54,26	48,59	59,44
Tasa de niños	5,00	1,66	3,64	4,91	5,95	1,78	9,71
Tasa de ocupación	45,56	3,70	42,72	45,17	48,11	38,70	57,89

Fuente. Elaboración de los autores con datos del CNPV (DANE, 2018).

La [Figura 3](#) muestra la distribución espacial de la métrica de capital humano por sectores para el año 2018 según los datos censales. La distribución expone una concentración de ocupados cualificados en la zona norte de la ciudad. Sectores conformados por hogares con bajas dotaciones de capital humano se localizan desde el centro hacia el sur de la ciudad. Lo anterior denota que los ingresos, la informalidad en la vivienda y, en general, la calidad de vida se configuran en el espacio para construir realidades específicas en cada sector en términos de la cualificación de la fuerza laboral.

Figura 3. Distribución de la población ocupada calificada por comunas, 2018



Nota. Población económicamente activa (fuerza laboral).

Fuente. Elaboración de los autores con datos del CNPV (DANE, 2018).

4. Resultados

4.1 Métricas de segregación residencial

La segregación residencial se concibe como la ausencia o escasa interacción socioeconómica en las subunidades territoriales de una ciudad. Desde el punto de vista geográfico, predomina la definición propuesta por [Massey y Denton \(1998\)](#), quienes definen la segregación como la distribución desigual de grupos socioeconómicos en el territorio. En este sentido, su cuantificación de manera sintética ha evolucionado en términos metodológicos. Inicialmente, el índice de disimilitud propuesto por [Duncan y Duncan \(1955\)](#) tuvo por objeto medir la distribución entre una unidad de área, además de estimar el grado de exposición e interacción potencial dentro de la misma unidad. De acuerdo con estos autores, el índice puede ser calculado como se expresa en la [ecuación 1](#).

$$D = \frac{1}{2} \sum_i \left| \frac{P_{i,g}}{P_g} - \frac{P_{i,\bar{g}}}{P_{\bar{g}}} \right| \quad (1)$$

Donde i es el índice de unidad espacial; \bar{g} y g representan dos grupos poblacionales; P_g y $P_{\bar{g}}$ representan la población total de los dos grupos en toda la región de estudio; y $P_{i,g}$ y $P_{i,\bar{g}}$ son la población de los grupos \bar{g} y g en la unidad espacial i , respectivamente.

No obstante, dado que la formulación inicial del índice D no admite que las poblaciones en unidades vecinas interactúen, y considerando que la distancia es una métrica fundamental para reflejar la relación espacial entre las características geográficas y las personas ([Yao et al., 2018](#)), la literatura ha intentado corregir estas limitaciones con la incorporación de elementos espaciales en las medidas de segregación residencial (véase [White, 1983](#); [Morrill, 1991](#) y [Wong, 1993](#)).

Con base en lo anterior, [Morrill \(1991\)](#) modifica el índice D e incorpora el término w_{ij} , el cual captura la interacción espacial potencial entre los grupos de interés. Con este ajuste se refleja la interacción entre unidades adyacentes. El índice D ajustado por una matriz de pesos espaciales, $D(adj)$, según [Morrill \(1991\)](#), se presenta en la [ecuación 2](#).

$$D(adj) = D - \frac{\sum_i \sum_j |w_{ij} (z_{i,g} - z_{j,g})|}{\sum_i \sum_j w_{ij}} \quad (2)$$

De acuerdo con [Yao et al. \(2018\)](#), $z_{i,g}$ y $z_{j,g}$ representan las proporciones de los grupos g en las unidades espaciales i y j , respectivamente.

En consonancia con lo anterior, [Wong \(1993\)](#) propone una nueva modificación al índice D_{adj} . Por una parte, la versión $D(w)$ asume mayor interacción espacial entre las unidades espaciales dada la longitud de la frontera que comparten las unidades. Por otra parte, la versión $D(s)$ supone que la compacidad de las unidades vecinas afecta la interacción entre unidades.

4.2 Autocorrelación espacial

El concepto de autocorrelación espacial representa la dependencia espacial entre los valores numéricos de una variable ubicada espacialmente. De acuerdo con [Souris y Demoraes \(2019\)](#), la dependencia espacial implica que dos valores cercanos tienen más probabilidades de parecerse entre sí que dos valores distantes.

Por otra parte, la *I* de Moran es el estadístico de prueba más utilizado en la literatura sobre estadística espacial ([Zhang y Lin, 2016](#)). Este indicador, representado en la [ecuación 3](#), es un indicador global de dependencia espacial. Es decir, relaciona información sobre la intensidad de la dependencia espacial, en términos globales. Con base en [Chong y Lim \(2015\)](#), el estadístico presenta la siguiente expresión:

$$I = \frac{N \sum_{i,j} w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{S_0 \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}, i \neq j \quad (3)$$

Donde $S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$; en adición, x_i expresa el valor de la composición de capital humano en el sector i , \bar{x} es su media muestral, w_{ij} reflejan los pesos de la matriz W ; M es el tamaño muestral.

Otra forma de visualizar la autocorrelación espacial es a través de los gráficos de dispersión de Moran. Como lo expone [Anselin \(1995\)](#), el punto de partida para el análisis de los gráficos de dispersión de Moran se fundamenta en estadísticos de asociación global de la forma $x'Ax/x'x$, donde x es un vector de observaciones (en desviaciones de la media). De la misma forma, en el caso de la *I* de Moran, W es la matriz de contigüidad espacial de primer orden. La matriz W es binaria compuesta por 1 0 0 según los límites en común de las unidades espaciales. Los cuatro cuadrantes observados en los gráficos de dispersión de Moran esquematizan los diferentes tipos de asociación espacial. De acuerdo con [Anselin y Getis \(1993\)](#), los cuadrantes superior derecho e inferior izquierdo revelan asociación espacial de valores similares.

Por otra parte, según [Anselin \(2019a\)](#), en el campo geográfico, nuevos métodos para tratar la autocorrelación y la heterogeneidad espaciales han puesto énfasis en lo local. Específicamente, se ha dedicado un interés considerable a los indicadores locales de asociación espacial (LISA). A diferencia de los indicadores globales, los mapas LISA revelan la presencia de clústeres locales. En esta línea de investigación, menos atención han recibido la *C* de Geary ([Geary, 1954](#)) y la *G* de [Getis y Ord \(1996\)](#); no obstante, de acuerdo con [Anselin \(2019b\)](#), estas estadísticas representan una alternativa interesante dado que no están limitadas a asociaciones lineales. [Geary \(1954\)](#) introdujo una medida de autocorrelación espacial definida en la [ecuación 4](#).

$$c = \frac{(n - 1) \sum_i \sum_j w_{ij} (x_i - x_j)^2}{2S_0 \sum_i (x_i - \bar{x})^2} \quad (4)$$

Donde x_i es una observación sobre la variable de interés en la unidad i , \bar{x} es su media y n es el número total de observaciones. Como se ha mencionado, w_{ij} son los elementos de la matriz de pesos espaciales. Además, el término S_0 captura la suma correspondiente a todos los pesos ($\sum_i \sum_j w_{ij}$). En esta línea de análisis, dada su formulación inicial, la de [Getis y Ord \(1996\)](#) se especifica en la [ecuación 5](#).

$$G_i(d) = \frac{\sum_{j=1}^n w_{ij}(d)x_j}{\sum_{j=1}^n x_j}, i \neq j \quad (5)$$

4.3 Resultados exploratorios

La interpretación de los resultados sugiere que, para el caso de la ciudad de Armenia, efectivamente hay un patrón segmentado de localización de los diferentes grupos socioeconómicos. Por su parte, la segregación residencial estimada a través del índice de disimilitud calculado mediante la ecuación 1 implica que la igualdad distributiva en la ciudad de Armenia entre el grupo de ocupados profesionales como porcentaje de la fuerza laboral y el resto se alcanza si el 37,4 % de los ocupados no formados cambia de residencia.

El índice de segregación ajustado por una matriz de pesos espaciales $D(adj)$ implica que el 21,5 % del grupo de ocupados no formados cambie su ubicación en el espacio, con el fin de alcanzar igualdad distributiva en la ciudad. El índice de disimilitud ajustado por la longitud de la frontera implica que para alcanzar la igualdad distributiva de los grupos en el territorio es necesario que el 23,7 % de los ocupados menos calificados cambie de lugar de residencia. La [Tabla 2](#) resume las estimaciones de los índices de segregación calculados.

Tabla 2. Métricas de segregación residencial

Índice	Valor
D	0,374
$D(adj)$	0,215
$D(s)$	0,237
I de Moran	0,384 (0,000)
c de Geary	0,556 (0,000)
G (d) Getis y Ord	0,014 (0,000)

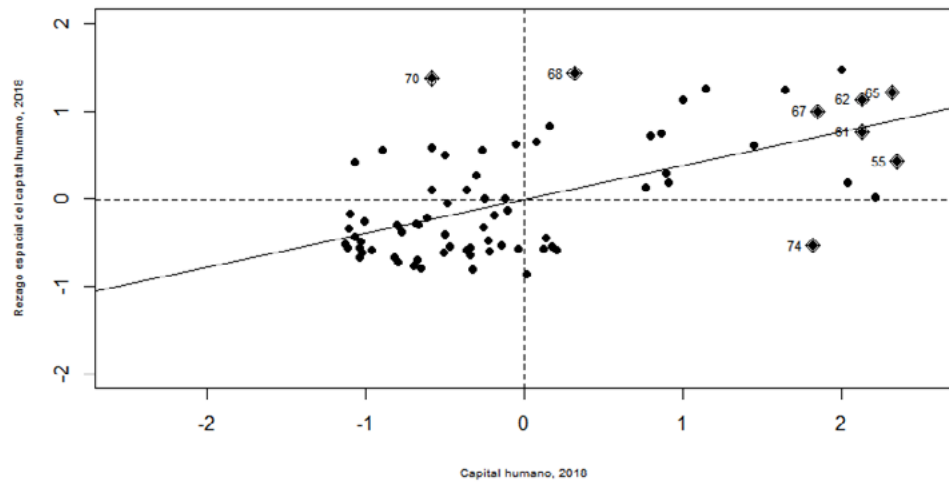
Nota. P Valor en paréntesis. *p < 0,05; **p < 0,01; ***p < 0,000.

Fuente. Elaboración de los autores con datos del CNPV (DANE, 2018).

En cuanto al análisis de los resultados obtenidos en el gráfico de dispersión de Moran, los sectores en su generalidad se sitúan en los cuadrantes I y III; esto corrobora que el patrón de asociación espacial es positivo, como lo confirma la pendiente de la regresión. Según [Anselin \(1995\)](#), los valores atípicos se pueden visualizar como las unidades localizadas a más de dos unidades de distancia del origen. En el 2018, los sectores 68, 70 y 74 (véase [Figura 4](#)) presentaron más de dos desviaciones estándar superiores a la media.

En general, los resultados previstos en el gráfico de dispersión de Moran exponen que sectores con altas dotaciones de capital humano en términos de la población ocupada están rodeados de sectores con ocupados cualificados. Asimismo, zonas con menor participación de ocupados formados comparten límites con unidades igualmente menos dotadas en términos de la formación de la población que participa en el mercado laboral.

Figura 4. Gráfico de dispersión de Moran

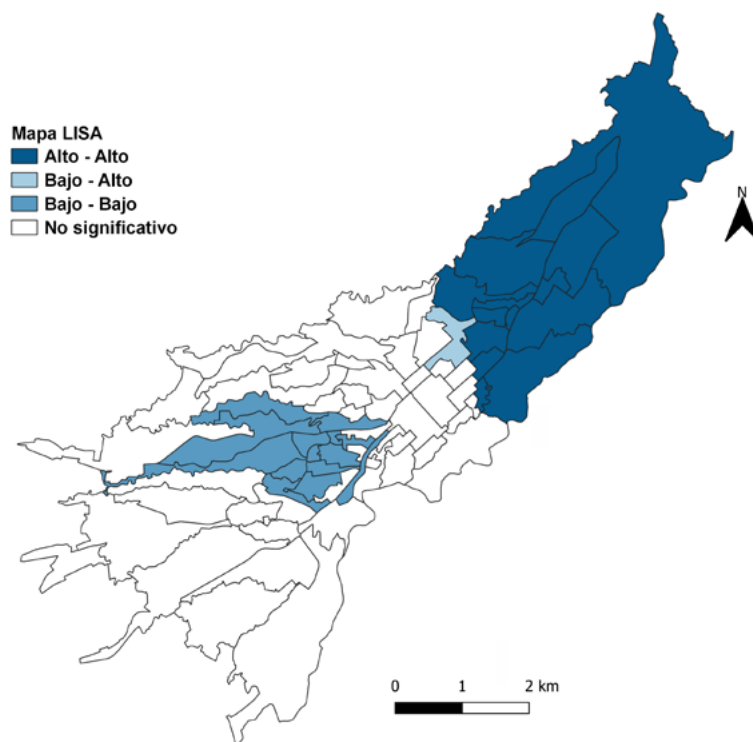


Fuente. Elaboración de los autores con datos del CNPV (DANE, 2018).

Aunado a lo anterior, el gráfico de dispersión de Moran (Figura 4) ilustra, de forma preliminar, la presencia de clústeres o agrupaciones de sectores con mayor dependencia espacial. De lo anterior se aduce la presencia de un primer clúster de regiones situadas en el cuadrante inferior izquierdo, es decir, unidades espaciales con un porcentaje de ocupados formados inferior a la media y cuyos vecinos presentan, asimismo, baja participación de mano de obra con niveles educativos altos. En contraste, es previsible la formación de un segundo clúster en el cuadrante superior derecho; en este caso, la característica de los sectores que lo conforman está denotada por altos niveles en dotaciones de capital humano.

En consonancia con lo mencionado, el mapa de autocorrelación local espacial (LISA) (Figura 5) confirma la presencia de los clústeres espaciales; es decir, las estimaciones a partir de indicadores locales de autocorrelación espacial muestran evidencia estadística en torno a la localización de sectores ubicados en zonas cercanas y de niveles de formación en el mercado laboral similar. A su vez, el hallazgo en la estimación de indicadores locales corrobora la estimación presentada a partir de indicadores globales (I de Moran = 0,384). De esta manera, en ambos casos se proporciona evidencia suficiente para el caso de la ciudad de Armenia en relación con los efectos espaciales presentes en la composición del capital humano.

Figura 5. Mapa LISA



Número de permutaciones = 999.

Nivel de significancia al 5 %.

Los pesos espaciales se calcularon a partir de una matriz tipo reina de orden 1.

Fuente. Elaboración de los autores con datos del CNPV (DANE, 2018).

Adicional al mapa LISA, la [Tabla 2](#) expone el resultado de dos indicadores locales de autocorrelación espacial: la *C* de Geary y la de Getis y Ord. Ambas estimaciones proporcionan evidencia complementaria sobre la formación de agrupaciones espaciales intraurbanas en la ciudad de Armenia sobre la composición del capital humano.

Si bien las características individuales afectan la participación en el mercado laboral y el acceso al sistema educativo ([Mincer, 1958](#); [Becker, 1964](#); [Spencer, 1973](#)), la ubicación residencial también puede influir ([Alivon y Guillain, 2018](#)). En particular, para el caso de la ciudad de Armenia, la localización espacial puede estar operando a través de dos canales en las agrupaciones de la población ocupada con nivel universitario. Primero, sobre la lógica de la hipótesis del desajuste espacial ([Kain, 1992](#)), es plausible que la residencia en lugares mal conectados tenga efectos negativos sobre los niveles educativos y el desempleo.

En segunda instancia, de la manera en que es definido por [Topa y Zenou \(2015\)](#), la cercanía residencial de personas ocupadas con alto nivel educativo (y viceversa) puede estar marcada por las interacciones sociales, las cuales, por lo general, se asumen más probables y habituales entre personas geográficamente situadas en menor distancia ([Alivon y Guillain, 2018](#)) y cuyas características educativas, laborales y demográficas sean similares ([Manski, 2000](#)).

4.4 Resultados confirmatorios

De acuerdo con [Vega y Elhorst \(2013\)](#), el crecimiento prominente de la econometría espacial se debe a la posibilidad de estimar la magnitud y a la importancia de los efectos de desbordamiento espacial. Por otra parte, dado que los modelos espaciales iniciales capturan un solo efecto de interacción espacial (modelo de rezago espacial [SAR] y modelo de error espacial [SEM]) ([Anselin, 1988](#)), la literatura reciente ha corregido esta limitación. En particular, a partir del trabajo de [Kelejian y Prucha \(1998\)](#) se introdujo el modelo espacial autorregresivo combinado (SAC), el cual captura la dependencia espacial en la variable dependiente y el término del error. Además, a partir del trabajo de [LeSage y Pace \(2009\)](#), con la formulación del modelo espacial de Durbin (SDM) y el modelo de error espacial de Durbin (SDEM), se introdujo la dependencia espacial en la variable dependiente y las variables explicativas.

Expuesta la idea anterior, la especificación de algunos modelos de regresión espacial para datos de corte transversal se formula con el propósito de confirmar los patrones de segregación en la ciudad de Armenia y los efectos secundarios a través del espacio. Los modelos econométricos espaciales se presentan en las ecuaciones 6 a 11 ([Tabla 3](#)).

Tabla 3. Familia de modelos espaciales

$\ln(Y_i) = \alpha + \rho W \ln(Y_i) + \beta_2 X_i + \varepsilon_i$	(6)	Modelo espacial autorregresivo (SAR)
$\ln(Y_i) = \alpha + \beta_1 X_i + \varepsilon_i$ $\varepsilon_i = \lambda W \varepsilon_i + u$	(7) (7.1)	Modelo de error espacial (SEM)
$\ln(Y_i) = \alpha + \beta_1 X_i + \rho W \ln(Y_i) + \varepsilon_i$ $\varepsilon_i = \lambda W \varepsilon_i + u$	(8) (8.1)	Modelo (SAR)
$\ln(Y_i) = \alpha + \rho W \ln(Y_i) + \beta_2 X_i + \gamma W X_i + \varepsilon_i$	(9)	Modelo espacial de Durbin (SDM)
$\ln(Y_i) = \alpha + \beta_2 X_i + \gamma W X_i + \varepsilon_i$ $\varepsilon_i = \lambda W \varepsilon_i + u$	(10) (10.1)	Modelo de error espacial de Durbin (SDEM)
$\ln(Y_i) = \alpha + \beta_2 X_i + \gamma W X_i + \varepsilon_i$	(11)	Modelo SLX

Fuente. Elaboración de los autores de acuerdo con [Vega y Elhorst \(2015\)](#).

Para todos los modelos espaciales que se presentan en la [Tabla 3](#), la variable dependiente, $\ln(Y_i)$, refiere al logaritmo natural de la tasa de ocupados con formación universitaria en el sector i . A su vez, $W \ln(Y_i)$ captura el rezago espacial de la variable dependiente. Por su parte, X_i denota el vector de variables de control para cada sector. Para todos los modelos, W es una matriz de pesos espaciales estandarizada por filas.

La inclusión de los efectos espaciales en el análisis de la distribución de la población ocupada con nivel universitario proviene de dos hechos. Primero, desde el punto de vista de la nueva geografía económica (NEG), se ha planteado un vínculo entre la dotación de capital humano en cada economía y la distribución espacial tanto de las actividades económicas como de la población ([López-Bazo y Karahasan, 2011](#)). En detalle, la NEG sostiene que los diferentes patrones de localización pueden provocar el surgimiento de un espacio económico heterogéneo ([Fujita y Krugman, 2004](#)). En este sentido, los efectos espaciales en la acumulación de capital humano ya han sido mostrados por [López-Rodríguez y Faiña-Medín \(2007\)](#). Desde una perspectiva empírica, las métricas exploratorias de autocorrelación espacial muestran evidencia de los efectos del espacio en la distribución de la población ocupada calificada.

Por lo tanto, el coeficiente global de Moran de 0,384 (véase [Tabla 2](#)) denota la presencia de elementos inerciales en la distribución del capital humano. Lo anterior se corrobora en las regresiones por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) sin la inclusión de los efectos espaciales ([Tabla 4](#)). De esta manera, la posible presencia de un patrón de persistencia en la distribución del capital humano en el espacio se modela a través de seis especificaciones principales en la literatura econométrica espacial.

Tabla 4. Regresiones espaciales (sección cruzada)

		ML	ML	ML	ML	ML	ML
	Sin efectos espaciales	Modelo espacial autorregresivo	Modelo de error espacial (SEM)	Modelo espacial de Durbin	Modelo error espacial de Durbin	Modelo SAC - SARAR - SARMA	Modelo SLX
Tasa de mujeres	0,069*** (0,0124)	(SAR)	0,062*** (0,0119)	0,058*** (0,0115)	0,060* (0,0114)	0,057*** (0,0117)	0,060*** (0,0121)
Tasa de niños	-0,088*** (0,0143)	-0,083*** (0,0129)	-0,083*** (0,0135)	-0,079*** (0,0133)	-0,079* (0,0134)	-0,080** (0,0129)	-0,080*** (0,0141)
Tasa de ocupación	0,011* (0,0054)	0,003* (0,0053)	0,007* (0,0054)	0,003 (0,005)	0,003 (0,0056)	0,002 (0,0054)	0,003 (0,005)
(W) Tasa de mujeres				0,026 (0,0282)	0,040 (0,0259)		0,047* (0,0263)
(W) Tasa de niños				-0,017 (0,0342)	-0,009 (0,0335)		-0,006 (0,0337)
(W) Tasa de ocupación				0,014 (0,0113)	0,018 (0,0116)		0,018 (0,0115)
Rho		0,335**		0,204		0,420**	
Lambda			0,343*		0,158	-0,274	
Prueba LM, rezago espacial	10,221**						
Prueba LM robusta, rezago espacial	8,407**						
Prueba LM, error espacial	2,209						
Prueba LM robusta, error espacial	0,395						
Observaciones	75	75	75	75	75	75	75
R ²	0,712						
AIC		-48,187	-48,187	-53,502	-53,502	-48,187	
Log verosimilitud		34,239	30,573	35,432	35,128	34,859	
Estadístico de Wald		12,283	5,136	1,559	0,867		

Nota. Los asteriscos denotan el nivel de significancia estadística: *10 %; **5 %; y ***1 %. Desviación estándar en paréntesis. W denota el rezago espacial de las variables.

Fuente. Cálculo de los autores con datos del CNPV (DANE, 2018).

De acuerdo con [Fageda y Olivieri \(2019\)](#), los retardos espaciales incluidos en el modelo de regresión introducen dificultades en la interpretación de las estimaciones. Por ende, para establecer una interpretación precisa de los elementos espaciales asociados, se calculan los efectos directos, indirectos y totales ([Tabla 5](#)). Desde otro punto de vista, la decisión sobre la implementación de un modelo espacial sobre una especificación por MCO está condicionada por el contexto en el cual se aplica el modelo ([LeSage y Pace, 2009](#)). Así, en los análisis confirmatorios, la selección del modelo se

llevó a cabo en principio a partir de las pruebas de los multiplicadores de Lagrange (ML), los cuales comparten una misma hipótesis nula: ausencia de dependencia espacial. Por tal razón, se emplea la estrategia de [Anselin \(1988\)](#) para la determinación del mejor modelo que explique el conjunto de datos. De esta manera, los contrastes basados en el principio LM sobre el modelo OLS exponen la necesidad de proseguir con la estimación de los modelos SAR y SEM. A su vez, la prueba de Wald indicó una mayor idoneidad del SAR contra el SDM. Por su parte, la prueba de razón de probabilidad rechazó el modelo SEM. Estos resultados concuerdan con las pruebas LM presentadas en la [Tabla 4](#), lo que sugiere la idoneidad del modelo SAR.

Tabla 5. Efectos directos, indirectos y totales (modelo SAR)

	Directo	Indirecto	Total
Tasa de mujeres	0,061*** (0,000)	0,028*** (0,000)	0,090*** (0,00)
Tasa de niños	-0,085*** (0,000)	-0,040*** (0,000)	-0,125*** (0,000)
Tasa de ocupación	0,004 (0,523)	0,001 (0,618)	0,005 (0,542)

Nota. Los asteriscos denotan el nivel de significancia estadística: *10 %; **5 %; y ***1 %.
Desviación estándar en paréntesis.

Fuente. Cálculo de los autores con datos del CNPV (DANE, 2018).

El modelo SAR incluye una variable dependiente espacialmente rezagada; en contraste, el modelo SEM incorpora la dependencia en el término del error, el cual se espera espacialmente rezagado. En ambos modelos, de acuerdo con la información contenida en la [Tabla 4](#), los signos de los regresores son los esperados. Adicionalmente, los parámetros espaciales, rho y lambda, en ambos modelos, son estadísticamente significativos, lo cual corrobora el efecto espacial en la distribución del capital humano. En particular, es relevante discutir la posible endogeneidad entre la variable dependiente y la tasa de ocupación (TO). Al respecto, desde el punto de vista empírico, para el caso de la ciudad de Armenia, la precariedad del mercado laboral en términos de cantidad y calidad podría implicar que la relación entre las dos variables no ocurra en doble dirección, lo cual, a su vez, permite suponer que las cuestiones de endogeneidad implican una discusión de menor grado.

A continuación, se proponen el modelo SDM y el modelo SDEM. El primero controla los efectos indirectos endógenos, utilizando retardos espaciales en los regresores y, al mismo tiempo, la variable dependiente espacialmente rezagada. En contraste, el SDEM emplea los rezagos espaciales tanto en las variables de control como en el término del error. En términos de los resultados, si bien ambos modelos presentan signos esperados en las variables de control, no hay evidencia estadística para inferir dependencia espacial en los parámetros rho y lambda.

El modelo SAC incorpora la dependencia espacial tanto en la variable dependiente como en el término del error. En el análisis de los coeficientes, para todos los regresores, los signos son los esperados; además, al corroborar los hallazgos del modelo SAR, la dependencia espacial solo se estima en el parámetro rho, lo que denota dependencia espacial en la tasa de ocupados formados como porcentaje de la fuerza laboral. Finalmente, en interpretación del modelo SLX, los resultados que se presentan en la [Tabla 3](#) exponen que las variables rezagadas no explican la composición del capital humano en Armenia, con la excepción de la proporción de mujeres.

Para terminar, se remite nuevamente a la [Tabla 4](#), en la que se presenta el criterio de información de Akaike (AIC) como estrategia para la comparación de modelos. Al respecto, los criterios de información se constituyen en la técnica más empleada en la econometría aplicada para la comparación de modelos ([Mur y Angulo, 2009](#)). En particular, el AIC es una métrica sobre la calidad relativa de los modelos. Así, de acuerdo con [Granger, King y White \(1995\)](#), la sencillez y claridad de las conclusiones que arrojan los criterios de selección los convierten en una estrategia adecuada. El AIC para la comparación de modelos espaciales ya ha sido empleado en trabajos seminales por [Rey y Montouri \(1999\)](#) y por [Anselin, Bongiovanni y Lowenberg-Deboer \(2004\)](#).

4.5 Efectos indirectos

Según [Vega y Elhorst \(2015\)](#), un efecto directo “mide el impacto marginal de una variación registrada en una variable explicativa de una unidad transversal sobre la variable dependiente en esa misma unidad” (p. 34). A su vez, los efectos indirectos o efectos derrame estiman el impacto marginal causado por un cambio en una variable explicativa de una región sobre la variable dependiente en una unidad vecina.

De acuerdo con la [Tabla 5](#), tanto los efectos directos como los indirectos de la tasa de mujeres sobre la composición del capital humano en la fuerza de trabajo mantienen un patrón estable. De ahí que se infiera que la tasa de mujeres y la presencia de niños menores de 5 años impactan en la composición del capital humano del sector y de los barrios. El análisis de la tasa de empleo no identifica efectos de desbordamiento espacial.

5. Discusión

La evidencia empírica expuesta en el presente documento, en relación con los efectos de desbordamiento espacial de la composición del capital humano en el mercado de trabajo y sus efectos sobre la segregación territorial, ha sido documentada en varios estudios relacionados. Así, al igual que en el caso de la ciudad de Armenia, donde los hogares de ingresos altos se reubican de manera sistemática cerca de la zona universitaria, [Gaigne, Koster, Moizeau y Thisse \(2017\)](#) mostraron que para el caso de las ciudades holandesas los hogares más ricos se clasifican en ubicaciones de servicios altos. Las estimaciones a partir de la inclusión de los efectos espaciales son consistentes con los trabajos previos de [Vázquez et al. \(2020\)](#) para Nicaragua y de [Medina et al. \(2008\)](#) en una aplicación para la ciudad de Bogotá. Por su parte, las métricas de segregación residencial obtenidas muestran en términos relativos una mayor injusticia espacial de la composición del capital humano en Armenia en comparación con Cali, de acuerdo con las estimaciones de [Vivas \(2013\)](#).

Lo anterior se explica dado que las mujeres tienen niveles educativos más altos, aunque los resultados en el mercado laboral son peores en términos de empleo, participación y salarios. De hecho, en la ciudad de Armenia y según la encuesta de hogares del DANE, las mujeres tienen en promedio 9,0 años de escolaridad frente a 8,8 de los hombres; sin embargo, la tasa de desempleo es seis puntos porcentuales más alta en las mujeres. En términos nominales, la brecha salarial es del 18 % a favor de los hombres.

Por un lado, estos resultados no son homogéneos en el territorio y, por otro, estos efectos se refuerzan, dado el doble papel que juega la mujer en el hogar, dividida entre trabajo y crianza. De lo ya expuesto, se argumenta que la oferta de servicios públicos distribuidos de forma equitativa en el territorio en relación con el cuidado infantil podría facilitar la participación de las mujeres en el mercado laboral

y, en consecuencia, mejorar la composición del capital humano de la fuerza laboral y su distribución en el territorio. [Cardona-Sosa y Morales \(2016\)](#) presentaron pruebas de estas políticas para Colombia.

6. Conclusiones

En este documento se analizó, con diferentes enfoques, la ubicación de los ocupados en la ciudad de Armenia en relación con los niveles educativos. Con este fin, se emplearon técnicas de la estadística espacial convencionales, además de la inclusión de parámetros espaciales fundamentados en la noción de contigüidad. Dada su estructura urbana y composición socioeconómica, la ciudad tiene una distribución geográfica de oportunidades de trabajo concentradas en dos zonas de empleo (con predominio en el centro de la ciudad), las cuales, según lo estimado en las regresiones espaciales, aglomeran a la población ocupada cualificada.

Las pruebas de autocorrelación espacial con el estadístico de prueba de la de Moran y el diagrama de dispersión de Moran exponen la localización de sectores con características similares en torno a la composición del capital humano. Este resultado corrobora la existencia de clústeres espaciales, lo cual se refleja en el mapa LISA. Con el enfoque de los análisis confirmatorios, las estimaciones presentadas capturan los efectos de desbordamiento espacial de la composición del capital humano en una región de análisis sobre sus vecinos. Lo anterior sugiere que el modelo de ciudad monocéntrica estándar con los servicios de ciudad y las oportunidades de empleo concentradas espacialmente es un mal indicador de la estructura social en Armenia ([Figura 2](#)).

A partir de los hallazgos, se infiere que los sectores residenciales con marcadas diferencias socioeconómicas, en este caso, en términos de los niveles educativos, están relacionados con los resultados del mercado laboral. Esto, si bien no es sorprendente, ratifica que el espacio puede estar simplemente mediando las relaciones más directas de la formación educativa con la dinámica del mercado laboral. En síntesis, a la luz de los resultados se concluye que la precariedad del empleo en términos de cantidad y calidad se ve reforzada por el fenómeno previsto de segregación residencial en términos de los niveles educativos. Por su parte, desde el punto de vista empírico, la investigación abre línea sobre el rol que desempeña el tamaño de la unidad de análisis en la medición de justicia espacial dadas las características de los grupos en el territorio. Se corrobora así la ganancia en precisión en el estudio de los fenómenos de localización de la composición del capital humano dada la escala empleada.

A su vez, la confirmación de la segregación residencial deberá abrir discusión y análisis sobre el diseño desequilibrado y la optimización espacial de los recursos educativos en las ciudades ([Han et al., 2014](#)). Especialmente, investigaciones futuras afines deberán tratar la omisión de las amenidades educativas y, al mismo tiempo, referirse de manera más amplia al concepto de accesibilidad espacial hacia guarderías, colegios, escuelas, universidades y demás centros educativos. En esta línea, y considerando que la accesibilidad geográfica podría mediar la proximidad del espacio físico entre el lugar de residencia y los centros educativos, las posibles extensiones sobre la distribución del capital humano a nivel intraurbano y su relación con variables del mercado laboral podrían tratar la influencia de la red de carreteras de la ciudad y, por supuesto, las distancias mínimas de viaje.

7. Referencias

- Aguilar, A. G. y Mateos, P. (2011). Socio-demographic differentiation of urban space in Mexico City. *Eure*, 37(110), 5-30. <http://dx.doi.org/10.4067/S0250-71612011000100001>.
- Alivon, F. y Guillain, R. (2018). Urban segregation and unemployment: A case study of the urban area of Marseille–Aix-en-Provence (France). *Regional Science and Urban Economics*, 72, 143-155. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2017.06.004>.
- Anselin, L. (1988). Lagrange multiplier test diagnostics for spatial dependence and spatial heterogeneity. *Geographical Analysis*, 20(1), 1-17. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1988.tb00159.x>
- Anselin, L. y Getis, A. (1993). Spatial statistical analysis and geographic information systems. In *Geographic Information Systems, Spatial Modelling and Policy Evaluation* (pp. 35-49). Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-77500-0_3.
- Anselin, L. (1995). Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93-115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>.
- Anselin, L. (2019a). A local indicator of multivariate spatial association: Extending Geary's c. *Geographical Analysis*, 51(2), 133-150. <https://doi.org/10.1111/gean.12164>.
- Anselin, L. (2019b). *The Moran scatterplot as an ESDA tool to assess local instability in spatial association* (pp. 111-126). Routledge. <https://doi.org/10.1201/9780203739051>.
- Anselin, L., Bongiovanni, R. y Lowenberg-Deboer, J. E. S. S. (2004). Spatial econometric approach to the economics of site-specific nitrogen management in corn production. *Amer. J. Agr. Econ*, 86(3), 671-683. <https://doi.org/10.1111/j.0002-9092.2004.00610.x>.
- Arroyo, J. S., Pinzón, L. F., Mora, J. J., Gómez, D. A. y Cendales, A. (2016). Afro-Colombian, discrimination and spatial segregation of employment quality for Cali. *Cuadernos de Economía*, 35(69), 753-783. <https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v35n69.54347>.
- Bayón, M. C. y Saraví, G. A. (2018). Place, class interaction, and urban segregation: Experiencing inequality in México City. *Space and Culture*, 21(3), 291-305. <https://doi.org/10.1177/1206331217734540>.
- Becker, G. S. (1964). *Human capital theory* (2.a ed.). Nueva York: Columbia University Press, New York.
- Cardona-Sosa, L. y Morales, L. F. (2016). Capítulo 7. Efectos laborales de los servicios de cuidado infantil: evidencia del programa Buen Comienzo. En *Efectos laborales de los servicios de cuidado infantil: evidencia del programa buen comienzo* (pp. 207-229). Banco de la República. <https://repositorio.banrep.gov.co/handle/20.500.12134/10089>.
- Chong, S. y Lim, C. L. (2015). The convergence of China's foreign and domestic investment regimes and China's investment treaty commitments. *Journal of International Arbitration*, 32(5).
- Colombo, R. y Messina, P. (2012). Identificación y caracterización de la pobreza en unidades espaciales de Montevideo y Área Metropolitana. *Vulnerabilidad y exclusión: Aportes para las políticas sociales*, 4.
- De Queiroz, L. C., Rodrigues, J. M. y Corrêa, F. S. (2017). Segregation and occupational inequalities. En L. C. de Queiroz (Ed.), *Urban transformations in Rio de Janeiro* (pp. 143-164). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-51899-2_9.
- DANE (2018). Censo Nacional de Población y Vivienda 2018.
- Dureau, F., Le Roux, G., y Piron, M. (2012, September). Evolución de la intensidad y de las escalas de la segregación residencial en Bogotá: un análisis comparativo con Santiago de Chile y São Paulo. In *X seminario ACIUR (Asociación Colombiana de Investigadores Urbano Regionales)*.
- Duncan, O. D. y Duncan, B. (1955). Residential distribution and occupational stratification. *American Journal of Sociology*, 60(5), 493-503.
- Fageda, X. y Olivieri, C. (2019). Transport infrastructure and regional convergence: A spatial panel data approach. *Papers in Regional Science*, 98(4), 1609-1631. <https://doi.org/10.1111/pirs.12433>.
- Fujita, M. y Krugman, P. (2004). La nueva geografía económica: pasado, presente y futuro. *Investigaciones Regionales-Journal of Regional Research*, (4), 177-206.

- Gaigne, C., Koster, H., Moizeau, F. y Thisse, J. F. (2017). Amenities and the social structure of cities. *Higher School of Economics Research Paper No. WP BRP*, 162. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2959386>.
- García-Vélez, D. F., Contreras-Jaramillo, M. A., Torres-Gutiérrez, T. P. y Correa-Quezada, R. F. (2020). Social exclusion in Ecuador with housing indicators: A regional analysis. En V. Ratten (Ed.), *Entrepreneurship and the community* (pp. 159-176). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-030-23604-5_10.
- Geary, R. C. (1954). The contiguity ratio and statistical mapping. *The incorporated statistician*, 5(3), 115-146. <https://doi.org/10.2307/2986645>.
- Getis, A. y Ord, J. K. (1996). Local spatial statistics: An overview. En P. Longley y M. Batty (Eds.), *Spatial analysis: Modelling in a GIS environment* (pp. 261-277). Nueva York: John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.5026/jgeography.109.1>.
- Granger, C. W., King, M. L. y White, H. (1995). Comments on testing economic theories and the use of model selection criteria. *Journal of Econometrics*, 67(1), 173-187. [https://doi.org/10.1016/0304-4076\(94\)01632-A](https://doi.org/10.1016/0304-4076(94)01632-A).
- Guzmán, L. A. y Bocarejo, J. P. (2017). Urban form and spatial urban equity in Bogota, Colombia. *Transportation Research Procedia*, 25, 4491-4506. <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2017.05.345>.
- Han, Z., Du, P., Wang, L., Yu, Y., Zhao, D. X., Cong, Y. X. y Ren, Q. L. (2014). Method for optimization allocation of regional public service infrastructure: A case study of Xinghua street primary school. *Scientia Geographica Sinica*, 34, 803-809.
- Kain, J. F. (1992). The spatial mismatch hypothesis: Three decades later. *Housing Policy Debate*, 3(2), 371-460. <https://doi.org/10.1080/10511482.1992.9521100>.
- Kelejian, H. H. y Prucha, I. R. (1999). A generalized moments estimator for the autoregressive parameter in a spatial model. *International Economic Review*, 40(2), 509-533. <https://doi.org/10.1111/1468-2354.00027>.
- Leckie, G. y Goldstein, H. (2015). A multilevel modelling approach to measuring changing patterns of ethnic composition and segregation among London secondary schools, 2001-2010. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society)*, 178(2), 405-424. <https://doi.org/10.1111/rssa.12066>.
- LeSage, J. y Pace, R. K. (2009). *Introduction to spatial econometrics*. Chapman and Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9781420064254>.
- Linares, S., Mikkelsen, C. A., Velázquez, G. A. y Celemín, J. P. (2016). Spatial segregation and quality of life: Empirical analysis of medium-sized cities of Buenos Aires province. En G. Tonon (Ed.), *Indicators of Quality of Life in Latin America* (pp. 201-218). Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-28842-0_8.
- Lloyd, C. D. y Shuttleworth, I. G. (Eds.). (2014). *Social-spatial segregation: Concepts, processes and outcomes*. Policy Press.
- Lopes de Souza, M. (2016). Gentrification in Latin America: Some notes on unity in diversity. *Urban Geography*, 37(8), 1235-1244. <https://doi.org/10.1080/02723638.2016.1200336>.
- López-Bazo, E. y Karahasan, B. C. (2011). The spatial distribution of human capital: Can It really be explained by regional differences in market access? *International Regional Science Review* 36(4):451-480. <https://doi.org/10.1177/2F0160017613491492>.
- López-Rodríguez, J. y Faña-Medín, J. A. (2007). Regional wage disparities in Europe: What role for market access?
- Louf, R. y Barthelemy, M. (2016). Patterns of residential segregation. *PloS ONE*, 11(6), e0157476. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0157476>.
- Manley, D., Jones, K. y Johnston, R. (2019). Multiscale segregation: multilevel modeling of dissimilarity—challenging the stylized fact that segregation is greater the finer the spatial scale. *The Professional Geographer*, 71(3), 566-578. <https://doi.org/10.1080/00330124.2019.1578977>.
- Manski, C. F. (2000). Economic analysis of social interactions. *Journal of Economic Perspectives*, 14(3), 115-136. <https://doi.org/10.1257/jep.14.3.115>.

- Massey, D. S. y Denton, N. A. (1988). The dimensions of residential segregation. *Social Forces*, 67(2), 281-315. <https://doi.org/10.1093/sf/67.2.281>.
- Mayorga, J. M. y Ortiz, J. (2020). Segregación e inequidad en el acceso a servicios de educación, cultura y recreación en Bogotá, Colombia. *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía*, 29(1), 171-189. <https://doi.org/10.15446/rcdg.v29n1.173395>.
- Medina, C., Morales, L. y Núñez, J. (2008). Quality of life in urban neighborhoods in Colombia: The cases of Bogotá and Medellín. *Borradores de Economía*, 536, 1-61.
- Mincer, J. (1958). Investment in human capital and personal income distribution. *Journal of political economy*, 66(4), 281-302.
- Molinatti, F. y Peláez, E. (2017). Residential segregation and adequate housing among migrants from Bolivia and Peru in Córdoba, Argentina. *Migraciones Internacionales*, 9(2), 9-36. <https://doi.org/10.17428/rmi.v9i33.51>.
- Morrill, R. L. (1991). On the measure of geographic segregation. *Geography Research Forum*, 11(1), pp. 25-36.
- Mur, J. y Angulo, A. (2009). Model selection strategies in a spatial setting: Some additional results. *Regional Science and Urban Economics*, 39(2), 200-213. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2008.05.018>.
- Navarro, T. M., Durán, F. M. y Santos, J. L. (2017). Un índice de competitividad regional para España. *Revista de Estudios Regionales*, (109), 67-94.
- Niembro, A., Guevara, T. y Cavanagh, E. (2019). Segregación urbana e infraestructura en América Latina: una tipología de los barrios de Bariloche. *Documento de trabajo*, (2019/1).
- Östh, J., Clark, W. A. y Malmberg, B. (2015). Measuring the scale of segregation using k nearest neighbor aggregates. *Geographical Analysis*, 47(1), 34-49. <https://doi.org/10.1111/gean.12053>.
- Rey, S. J. y Montouri, B. D. (1999). US regional income convergence: A spatial econometric perspective. *Regional Studies*, 33(2), 143-156. <https://doi.org/10.1080/00343409950122945>.
- Roberts, B. R. y Wilson, R. H. (Eds.). (2009). *Urban segregation and governance in the Americas*. Estados Unidos: Palgrave Macmillan.
- Rubalcava, R. M. y Schteingart, M. (2012). *Ciudades divididas: desigualdad y segregación social en México*. México: El Colegio de México.
- Sakoda, J. M. (1981). A generalized index of dissimilarity. *Demography*, 18(2), 245-250. <https://doi.org/10.2307/2061096>.
- Schelling, T. C. (1971). Dynamic models of segregation. *Journal of Mathematical Sociology*, 1(2), 143-186. <https://doi.org/10.1080/0022250X.1971.9989794>.
- Sepúlveda, F. H., Chica, J. y Soto, N. M. (2019). Spatial variability analysis of quality of life and its determinants: A case study of Medellín, Colombia. *Social Indicators Research*, 144(3), 1233-1256. <https://doi.org/10.1007/s11205-019-02088-x>.
- Serna, M. P. y Mora, F. G. (2017). Cambios hasta cierto punto: segregación residencial y desigualdades económicas en Montevideo (1996-2015). *Latin American Research Review*, 52(4), 571-588. <https://doi.org/10.25222/larr.72>.
- Smets, P. y Salman, T. (2016). The multi-layered-ness of urban segregation: On the simultaneous inclusion and exclusion in Latin American cities. *Habitat International*, 54, 80-87. <https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2015.08.013>.
- Souris, M. y Demoraes, F. (2019). Improvement of spatial autocorrelation, kernel estimation, and modeling methods by spatial standardization on distance. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(4), 199. <https://doi.org/10.3390/ijgi8040199>.
- Spencer, A.M. (1973). *Market signalling*. Cambridge Mass: Harvard University Press. <https://doi.org/10.1016/B978-0-12-214850-7.50025-5>.
- Tivadar, M. (2019). OasisR: An R package to bring some order to the world of segregation measurement. *Journal of Statistical Software*, 89, 1-39. <https://doi.org/10.18637/jss.v089.i07>.

- Topa, G. y Zenou, Y. (2015). Neighborhood and network effects. En G. Duranton, J. Vernon y W. C. Strange (Eds.), *Handbook of regional and urban economics*, vol. 5 (pp. 561-624). Elsevier. <https://doi.org/10.1016/B978-0-444-59517-1.00009-X>.
- Vázquez, J. J., Suárez, A. y Berríos, A. (2020). Stigma, extreme poverty and residential situation: Residential segregation, household conditions and social relationship satisfaction among trash pickers in León, Nicaragua. *International Social Work*, 63(3), 351-363. <https://doi.org/10.1177%2F0020872818788122>.
- Vega, S. y Elhorst, J. (2013, August). On spatial econometric models, spillover effects, and W. In 53rd ERSA Congress, Palermo, Italy.
- Vega, S. y Elhorst, J. (2015). The SLX model. *Journal of Regional Science*, 55(3), 339-363.
- Vivas, H. (2013). Persistencia de la segregación residencial y composición del capital humano por barrios en la ciudad de Cali. *Ensayos sobre política económica*, 31(70), 121-155. [https://doi.org/10.1016/S0120-4483\(13\)70031-9](https://doi.org/10.1016/S0120-4483(13)70031-9).
- White, M. J. (1983). The measurement of spatial segregation. *American Journal of Sociology*, 88(5), 1008-1018.
- Wong, D. W. (1993). Spatial indices of segregation. *Urban Studies*, 30(3), 559-572. <https://doi.org/10.1080%2F00420989320080551>.
- Wong, D. W. (2016). From aspatial to spatial, from global to local and individual: Are we on the right track to spatialize segregation measures? En F. Howell, J. Porter y S. Matthews (Eds.), *Recapturing space: New middle-range theory in spatial demography* (pp. 77-98). Springer, Cham. DOI: 10.1007/978-3-319-22810-5_5.
- Yao, J., Wong, D. W., Bailey, N. y Minton, J. (2019). Spatial segregation measures: A methodological review. *Tijdschrift voor economische en sociale geografie*, 110(3), 235-250. <https://doi.org/10.1111/tesg.12305>.
- Zhang, T. y Lin, G. (2016). On Moran's I coefficient under heterogeneity. *Computational Statistics & Data Analysis*, 95, 83-94. <https://doi.org/10.1016/j.csda.2015.09.010>.