

Dossier: Análisis espacial e investigación cuantitativa con Tecnologías de la Información Geográfica

Desigualdad espacial y pobreza en Montevideo y el Área Metropolitana: una aproximación desde el análisis de datos espaciales

Víctor Borrás

Departamento de Sociología Facultad de Ciencias Sociales Universidad de la República (Uruguay).

E-mail: Victor.borras@cienciassociales.edu.uy

Recibido: 15/06/2022; Aceptado: 19/07/2022; Publicado: 31/07/2022

Resumen

El artículo analiza la desigualdad espacial en las tasas de pobreza en Montevideo y el área metropolitana de Montevideo. Se describe la distribución espacial de las tasas de pobreza utilizando procedimientos de Análisis Exploratorio de Datos Espaciales y se analizan factores asociados a la variabilidad espacial en las tasas de pobreza utilizando modelos de regresión espacial. La medición de la pobreza se basa en la metodología Alkire y Foster (2007) aplicada a datos del Censo 2011. Los resultados muestran una distribución espacialmente heterogénea de las tasas de pobreza y la formación de conglomerados homogéneos con niveles altos de pobreza en la periferia de Montevideo y en el oeste y el norte del área metropolitana. De acuerdo al análisis multivariado, controlado el efecto de distintos factores demográficos, económicos y sociales, el factor que más contribuye a explicar la varianza espacial de la tasa de pobreza es el porcentaje de trabajadores precarios.

Palabras clave: desigualdad espacial; pobreza; análisis espacial; Montevideo y área metropolitana.

Spatial inequality and poverty in Montevideo and metropolitan area: an exploratory spatial data analysis approach

Abstract

The article analyzes poverty rate spatial inequality in Montevideo and metropolitan area. Using Exploratory Spatial Data Analysis techniques it describes the poverty rate spatial distribution and using spatial regression analyses poverty rates spatial distribution associated factors. The measurement of poverty is based on the Alkire and Foster (2007) method applied to 2011 Census data. The main findings show spatial heterogeneity in the distribution of the poverty rates and the presence of homogenous clusters with high levels of poverty in the periphery of Montevideo and in the West and North of the metropolitan area. According to multivariate analysis, controlling different demographics, economics and social factors, percentage of precarious workers is the main factor correlating with spatial variance of poverty rates.

Keywords: spatial inequality; poverty; spatial analysis; Montevideo and metropolitan area

1. Introducción

Montevideo, durante la década del 2000 logró reducir sus niveles agregados de pobreza y desigualdad de ingresos, hecho que le valió un cambio de categoría en la clasificación de ciudades de ONU-HABITAT, pasando de ciudad de “relativa desigualdad” a “desigualdad moderada” (ONU-HABITAT, 2014).

Sin embargo, antecedentes de investigación han mostrado que más allá de la reducción agregada de los niveles de desigualdad y pobreza, no se han logrado revertir brechas territoriales en el acceso al bienestar, dando cuenta de la persistencia de procesos de segregación residencial y fragmentación urbana documentados por la bibliografía desde la década de 1980 (Mazzei y Veiga 1985, Lombardi y Veiga 1988, Portes 1989). En particular, una de las manifestaciones más acuciantes de la desigualdad espacial, la desigualdad espacial las tasas de pobreza persiste luego de una década de reducción agregada de la pobreza (Borrás, 2019).

Los patrones de desigualdad espacial se profundizan si se incorpora en el análisis el área metropolitana de Montevideo (AMM), entendida como “el conjunto de jurisdicciones que concurren en la formación de una aglomeración urbana que funciona como una unidad (...) o ciudad metropolitana” (Duhau, 2003:163).

La expansión metropolitana de la capital uruguaya presenta fuertes contrastes dependiendo el eje de acceso que se considere. La expansión hacia el sureste responde a preferencias residenciales de sectores de ingresos medio altos y altos. El poblamiento del oeste y norte ha estado mayormente asociado a la radicación de hogares de ingresos bajos. En el noreste, donde han predominado sectores bajos, en las últimas décadas han comenzado a desarrollarse emprendimientos inmobiliarios para sectores altos (Lombardi y Berverejillo, 1999, Artigas, et. al. 2002, Ceroni, et. al. 2016).

En síntesis, si bien Montevideo ha sido destacado en los análisis comparados como una excepción en términos de equidad. La bibliografía nacional se ha encargado de mostrar que, por el contrario, al menos desde la década de 1980 la ciudad comienza a mostrar signos de desigualdad social que, paulatinamente, adquirieren connotaciones espaciales (Portes, 1989).

En la bibliografía se cuenta con una relativa acumulación de trabajo que indaga en la desigualdad espacial en los niveles de bienestar y pobreza en Montevideo y el AMM. Sin embargo estos trabajos no han sido acompañados por investigaciones de avancen en el análisis de los factores asociados a dicha desigualdad.

En general los trabajos sobre factores asociados a la pobreza se han preocupado mayoritariamente por los factores que inciden en la probabilidad de que un hogar o un individuo sea identificados como pobres (Fernández, 2003, Fernández, et. al 2018), pero no en los factores asociados a la variabilidad espacial en las tasas de pobreza.

Teniendo en cuenta lo anterior, el presente artículo se propone describir y analizar la distribución espacial de las tasas de pobreza en Montevideo y el área metropolitana e identificar los principales factores asociados a la variabilidad espacial de las tasas de pobreza.

2. Materiales y métodos

2.1 Análisis espacial

Para analizar los patrones de distribución espacial de las tasas de pobreza e identificar los factores asociados a dicha distribución, se utilizan procedimientos de análisis espacial. El análisis espacial puede definirse como el conjunto de técnicas orientadas a incluir en la descripción y modelación de un fenómeno aspectos espaciales específicos. Ello supone considerar la localización, el área, la agregación espacial de la información, la distancia y la interacción como fenómenos sustantivos de estudio (Anselin, 1999).

La localización de las observaciones da lugar a lo que en la bibliografía se conoce como efectos espaciales (Anselin, 1988, 1995), pudiéndose diferenciar dos tipos generales: la heterogeneidad espacial entendida como la manifestación diferenciada de un fenómeno en distintas áreas geográficas y la dependencia espacial o autocorrelación espacial; la propiedad de una variable de tomar valores, en pares de observaciones separados por una cierta distancia, que son más similares (autocorrelación positiva) o menos similares (autocorrelación negativa) de lo que se esperaría en una distribución aleatoria de pares de observaciones.

Para analizar los patrones de distribución de las tasas de pobreza se emplean técnicas de Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (Anselin, 1999). El componente multivariado emplea técnicas de regresión espacial (Anselin, 1988).

2.1.2 Análisis exploratorio de datos espaciales

El Análisis Exploratorio de Datos Espaciales (AEDE) reúnen un conjunto de procedimientos que permiten describir y visualizar distribuciones espaciales, identificar casos atípicos, descubrir patrones de asociación espacial y autocorrelación espacial y evaluar la heterogeneidad espacial.

Un rasgo distintivo del AEDE es tomar en cuenta de forma explícita la estructura espacial de los datos, valiéndose para ello de la matriz de ponderación espacial. De esta forma, puede incluir dentro de sus procedimientos, medidas que consideren en sus cálculos las distancias y la estructura de vecindad de los datos; aspecto esencial en el cómputo de índices de autocorrelación espacial.

Del conjunto de procedimientos disponible dentro del AEDE, se utilizarán tres: (i) mapas temáticos, (ii) análisis de autocorrelación espacial global y (iii) análisis de autocorrelación espacial local.

- Mapas temáticos

Los mapas temáticos son la forma más sencilla de dar cuenta de la distribución geográfica de características socio-espaciales. Para la cartografía de datos estadísticos los mapas temáticos más utilizados son los coropléticos, en los cuales se representa con colores un ordenamiento de intensidad

según el valor que asume la variable en la unidad espacial. Esto supone establecer un ordenamiento creciente o decreciente y establecer intervalos que serán mapeados en clases (Buzai y Humacata, 2016). A los efectos de este trabajo para determinar los intervalos se utiliza la técnica de cortes naturales.

- Análisis de autocorrelación espacial global

Para medir la autocorrelación espacial se utiliza el I de Moran. Toma valores entre 1 y -1, donde la unidad representa autocorrelación espacial (positiva o negativa) perfecta y el cero ausencia de dependencia espacial.

El estadístico se computa sobre el producto cruzado de una variable y su rezago espacial, con la variable expresada en desvíos de la media. Para una observación en el punto i esto se expresa como $z_i = x_i - \bar{x}$, donde \bar{x} es la media de la variable x .

Puede ser calculado como:

$$I = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} z_i z_j / S_0}{\sum_i z_i^2 / n}$$

Donde w_{ij} es la matriz de ponderación espacial, $S_0 = \sum_i \sum_j w_{ij}$ la suma de todos los pesos y n el número de observaciones.

La inferencia para el I de Moran está basada en la hipótesis nula de la distribución espacialmente aleatoria de las observaciones. Anselin (1999) propone un método de permutaciones que da como resultado un pseudo valor p que se utiliza para el contraste.

- Análisis de autocorrelación espacial local LISA

Los Indicadores Locales de Asociación Espacial (LISA por sus siglas en inglés) desarrollado por Anselin (1995) permite la descomposición de I de Moran global, en la combinación de cada observación individual. Esto es útil para asignarle un nivel de significación estadística al conglomerado de observaciones que rodea una unidad.

Los resultados del LISA se puede graficar en un mapa que identifica unidades espaciales donde no se rechaza la hipótesis nula de distribución espacial aleatoria y las clasifica como: (i) unidades espaciales de autocorrelación positiva (alta-alta y baja-baja) y (ii) unidades espaciales de autocorrelación espacial negativa, casos atípicos (altos-bajos o bajos-altos).

2.1.2 Análisis de regresión espacial

Una preocupación frecuente del análisis de datos está dada por la identificación de relaciones entre pares de variables, controlando el efecto de terceras variables. La técnica de análisis más frecuente para conseguir esto es la regresión, donde se estima la relación entre una o más variables independientes sobre una variable dependiente.

Si el interés del análisis se centra en identificar los factores relacionados a una variable agregada a un determinado nivel geográfico (para el caso de este artículo la tasas de pobreza), un primer análisis no espacial¹ estaría dado por la especificación de un Modelo Básico de Regresión Lineal (MBRL) por mínimos cuadrados (OLS). De modo que:

$$y = X\beta + \mu$$

Donde Y es la variable dependiente (por ejemplo proporción de personas pobres a nivel de segmento), X es una matriz (K, N) de K variables independientes y N observaciones (por ejemplo variables agregadas a nivel de segmentos censales que se asocian con los nivel de pobreza), β es el vector ($K, 1$) de parámetros de la variable independiente y μ es el término de error, que se asume independiente y normalmente distribuido (Chi y Zhu, 2008).

En el contexto de análisis de datos espaciales, si se ha probado la existencia de autocorrelación espacial de la variable dependiente, la especificación de un MBRL podría resultar problemática, tanto en términos teóricos (ya que el análisis descuidaría el análisis de la estructura espacial de la variable dependiente) como en términos estadísticos (ya que al no incluir de modo explícito la autocorrelación espacial las estimaciones podrían ser sesgadas). En estos casos el MBRL resulta satisfactorio solo cuando la dependencia espacial estuviese explicada totalmente por los valores de una o más variables independientes.

Pero en la mayoría de las ocasiones los modelos de regresión no espaciales son insuficientes para explicar la estructura espacial de la variable dependiente. Lo anterior se expresa en términos prácticos en la violación de los supuestos del modelo de regresión, en particular, el supuesto de independencia de los errores, bajo la forma de autocorrelación espacial de los residuos (Chi y Zhu, 2008).

Existen muchas alternativas para modelar la autocorrelación espacial, la distinción más habitual se encuentra entre la modelación de la autocorrelación espacial como un operador de rezago de la variable dependiente (modelos de rezago espacial) o la incorporación de la autocorrelación espacial en el término de error (modelos de error espacial).

La dependencia espacial en el término de error es señal de variables omitidas en el modelo, que si se dejan desatendidas podrían sesgar la inferencia. A esto se lo conoce como autocorrelación espacial residual, y su consideración permitirá, fundamentalmente, mejorar las estimaciones y el ajuste del modelo.

¹ Se define análisis no espacial, en oposición a la definición de análisis espacial, según la cual el análisis espacial es el conjunto de procedimientos orientados a incluir en la descripción y modelación de un fenómeno aspectos espaciales específicos como la localización, el área, la agregación espacial de la información, la distancia y la interacción entre observaciones.

En términos formales, el modelo de error espacial puede especificarse como un proceso autorregresivo de orden 1, de forma que:

$$y = X\beta + \mu$$

$$\mu = \lambda W\mu + \varepsilon$$

Donde μ es la perturbación aleatoria distribuida según un proceso autorregresivo de orden 1, λ es un parámetro autorregresivo, asociado al término de error espacialmente rezagado ($W\mu$) y ε es un vector de perturbación aleatoria, independiente y normalmente distribuido.

El modelo de rezago espacial incorpora la influencia de las variables omitidas a través de una variable dependiente espacialmente rezagada. Esto es, el valor de la variable dependiente en un punto i dependerá del valor que tome la variable dependiente en las unidades vecinas.

Cuando la especificación de un modelo de rezago espacial es adecuada, se dice que la autocorrelación espacial es sustantiva; el valor de la variable dependiente en un punto i depende del valor de esa misma variable en las unidades espaciales vecinas de i .

En términos formales, el modelo de rezago espacial puede expresarse como:

$$y = \rho W y + X\beta + \mu$$

Donde y es la variable dependiente, ρ es un parámetro espacial autorregresivo, asociado a una matriz de ponderación espacial W , X es una matriz (K, N) de K variables independientes y N observaciones (por ejemplo variables agregadas a nivel de segmentos censales que se asocian con los niveles de pobreza), β es el vector ($K, 1$) de parámetros de la variable independiente y μ es el término de error. El Análisis Confirmatorio de Datos Espaciales, puede desarrollarse como un proceso en etapas. En la primera se aplica un MBRL utilizando para la estimación el método de los mínimos cuadrados ordinarios. Al MBRL se lo somete a una serie de contrastes de autocorrelación espacial de los residuos para determinar la presencia (o no) del efecto (sumado a los contrastes habituales para un modelo de regresión lineal). Para ello se utiliza nuevamente el I de Moran.

Si no se rechaza la hipótesis nula de independencia espacial, se acepta entonces el MBRL como mejor especificación. Si se rechaza la hipótesis nula se requerirán de nuevos contrastes para evaluar la forma conveniente la dependencia espacial. Por ello se emplean los contrastes basados en el Multiplicador de Lagrange (Anselin, 1988) que permiten distinguir esquemas de autocorrelación espacial sustantiva o residual. En este trabajo se utilizarán cuatro: dos para el error espacial (LM-ERROR y LM-ERROR ROBUSTO), dos para rezago espacial (LM-LAG y LM-LAG ROBUSTO).

La propuesta de Anselin (2005) para la selección del modelo más adecuado (modelo de error o de rezago), se basa en un conjunto de reglas de decisión, que surgen de aplicar de modo secuencial los cuatro test. El test que resulte con mayor grado de significatividad determinará el modelo a aplicarse.

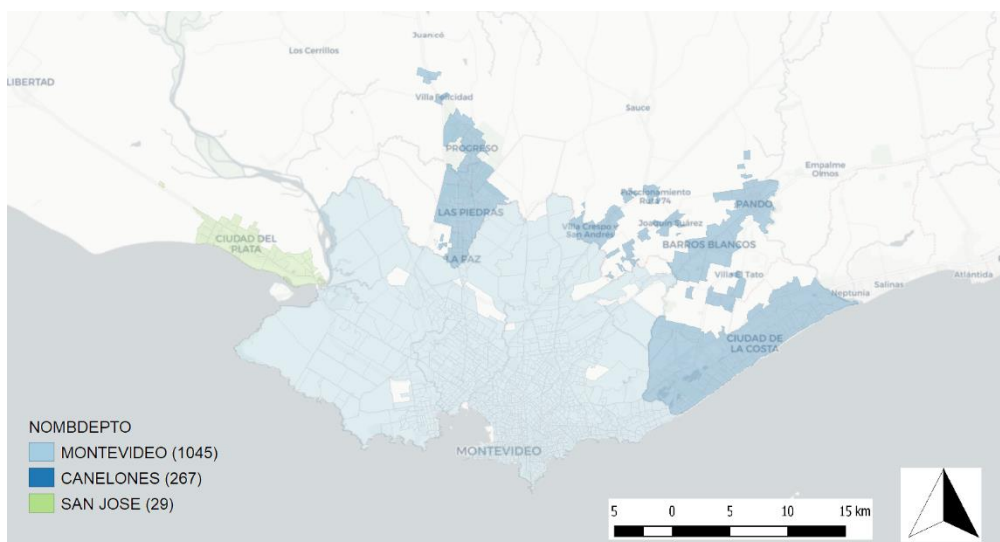
Adicionalmente en este artículo se utilizan estadísticos de contraste para probar los supuestos tradicionales de la regresión lineal: (i) heteroscedasticidad (violación del supuesto de homoscedasticidad o varianza constante), un problema reconocido en la bibliografía sobre análisis espacial como particularmente relevante, al trabajar con datos de corte transversal, unidades espaciales irregulares (como en el caso de los estudios con datos censales). Se utilizan los test de Breusch y Pagan (1979, citado en Chasco, 2013), su versión estandarizada, el test de Koenker y Bassett (1982, citado Op. Cit.). (ii) Multicolinealidad (ausencia de relación entre los regresores del modelo), se utiliza el VIF (valores superiores a 5 informan sobre problemas de multicolinealidad). (iii) Normalidad de los errores. Se utiliza la prueba de Jarque-Bera (JB).

Debido a la naturaleza multidireccional de la dependencia espacial, la estimación por OLS, en el caso de los modelos de rezago espacial, produce estimadores sesgados e inconsistentes. Como alternativa el método más utilizado es el de máxima-verosimilitud (ML). De detectarse heterocedasticidad, se recurre al estimadores robustos d White para el caso no espacial y a los estimadores de Kelejian y Prucha (2010, citado en Chasco Op Cit.) y Kelejian y Prucha (2007, citado en Chasco, Op. Cit.) para modelos de error espacial y rezago espacial respectivamente. En este último caso la estimación se realiza por el método generalizado del momento (GMM). Por último, respecto a la bondad de ajuste, se utiliza el Criterio de Información de Akaike (AIC); cuanto más bajos los valores, mejor el nivel de ajuste del modelo.

2.1.3 Universo, unidad de análisis espacial y fuente de información

El universo de estudio lo constituye la totalidad del departamento de Montevideo (tanto el área urbana como rural) y el área metropolitana de Montevideo, definida como la suma de las localidades comprendidas en un radio de 30 km desde el km 0 de Montevideo, sin considerar a las áreas rurales. Como se observa en la Figura 1, ésta incluye polígonos correspondientes a los departamento de San José (al oeste) y Canelones (al norte, noreste y este).

Figura 1. Delimitación de área de estudio. Montevideo y área metropolitana de Montevideo



Fuente: elaboración propia en base a mapas vectoriales del Instituto Nacional de Estadística

La unidad de análisis espacial son los segmentos censales². La fuente de información es el Censo Nacional de Viviendas, Hogares y Personas³ 2011. Último relevamiento disponible de estas características.

2.2 Medición de la pobreza.

Desde el trabajo seminal de Sen (1976), existe consenso en distinguir dos operaciones en la medición de la pobreza. La identificación de los pobres y la agregación de sus características en una medida global. En el presente artículo, a los efectos de la identificación se seleccionan seis dimensiones, compuestas por 11 indicadores. Se parte de la propuesta de Calvo et. al. (2013) y se le realizan ajustes en indicadores (se agrega en artefactos básicos de confort un indicador sobre dispositivos de comunicación) y en los umbrales de privación (se distinguen entre segmentos urbanos y rurales, siendo más exigentes en los primeros).

Se sintetiza la información en un Índice Sumatorio Ponderado de Privaciones (ISPP) que varía entre 0 y 1. Se opta por un sistema de ponderación anidado, en la cual el peso general se distribuye en partes iguales entre todas las dimensiones⁴. A su vez, como cada dimensión está integrada por un número diferente de indicadores, cada indicador dentro de cada dimensión contribuirá con igual peso, alcanzando la suma de todos, el peso total de la dimensión (0.167) (Ver Tabla 1).

Tabla 1. Dimensiones, indicadores, umbrales y ponderadores de la medida de pobreza

Dimens iones	Indicadores	Umbral de privación		Ponderación del indicador	Ponderación por dimensión
		Urbano	Rural		
Viviend a decoros a	Materiales de la vivienda	Se consideran privados los hogares que residen en viviendas con paredes de material de desecho o de materiales livianos sin revestir; o pisos de tierra o contrapiso sin piso; o techos de		0.056	0.167

² El INE ha dividido el territorio nacional con fines estadísticos en cuatro niveles jerárquicos: departamentos (primer nivel administrativo subnacional), secciones censales (porciones importantes de territorio que pueden incluir áreas amanzanadas y no amanzanadas. Sus límites corresponden a los de las Secciones Judiciales vigentes en el Censo del año 1963), segmentos censales (en localidades censales ó áreas amanzanadas es un conjunto de manzanas. En áreas no amanzanadas es una porción de territorio que agrupa unidades menores con límites físicos reconocibles en el terreno y que puede comprender además núcleos poblados) y zonas (es la unidad menor identificable. En localidades censales ó áreas amanzanadas generalmente coincide con una manzana). Los mapas vectoriales se encuentran disponibles en <http://www.ine.gub.uy/web/guest/338>

³ Los microdatos se encuentran disponibles de modo abierto en <http://www.ine.gub.uy/web/guest/censos1>

⁴ Un desarrollo formal de la estructura de ponderación anidada puede consultarse en Alkire y Foster (2007).

		material de desecho o material liviano sin revestimiento			
	Espacio habitable	Hogares con más de dos personas por habitación de la vivienda		0.056	
	Espacio para cocinar	Hogares que no disponen de un lugar con canilla y pileta para cocinar o utilizan leña como principal fuente de energía para cocinar	Hogares que no disponen de un lugar con canilla y pileta para cocinar.	0.056	
Abastecimiento de agua potable	Origen y llegada del agua a la vivienda	Hogares que habitan viviendas donde el agua no proviene de Red General o el agua no ingresa por cañería dentro de la vivienda	Hogares que habitan viviendas donde el agua no proviene de Red General o pozo surgente protegido o el agua no ingresa por cañería dentro de la vivienda	0.167	0.167
Servicio higiénico	Acceso y calidad del servicio higiénico	El hogar no accede a baño de uso exclusivo; o la evacuación del servicio sanitario se realiza por entubado o superficie; o el baño no cuenta con cisterna y la evacuación se realiza hacia una fosa o pozo.	El hogar no accede a baño de uso exclusivo o la evacuación del servicio sanitario no es a través de la red general, fosa séptica o pozo negro.	0.167	0.167

Energía eléctrica	Acceso a energía eléctrica	Hogares que no acceden a energía eléctrica para iluminarse	0.167	0.167
Artefactos básicos de confort	Calefacción	Hogares que no dispone de ningún medio para calefaccionar la vivienda	0.042	0.167
	Conservación de alimentos	Hogares que no dispone de refrigerador (con o sin freezer)	0.042	
	Calentador de agua para el baño	Hogares que no dispone de calefón o calentador eléctrico	0.042	
	Acceso a dispositivos de comunicación	Hogares que no disponen de teléfono fijo, ni celular, ni computadora (sea o no del Plan Ceibal) con internet.	0.042	
Educación	Asistencia a enseñanza formal de niños y adolescentes	Hogares integrados por al menos un menor de entre 4 y 17 años que no asiste a educación formal.	0.167	0.167

Fuente: elaboración propia en base a Boleta Censal 2011

Se identifican como pobres a los hogares, y las personas que integran hogares, con valores iguales o superiores a 0.1 en el ISPP y como no pobres a los que presentan valores inferiores.

Para la agregación se sigue la propuesta de Alkire y Foster (2007). A saber: se estima la tasa de recuento de la pobreza (H), definida como la proporción de pobres en el total de una población, en este caso la población de cada segmento censal y, a los efectos de dar cuenta de la profundidad de la pobreza (en otras palabras que tan pobres son los pobres), se estima el Índice de Amplitud de la Pobreza (A), definido como el promedio de privaciones en las que están privados los hogares identificados como pobres en cada unidad de análisis espacial.

El análisis exploratorios y confirmatorios de datos espaciales utiliza como variable dependiente la Tasa de Recuento Ajustada (M0), estimada como el producto del promedio de pobres y la profundidad de la pobreza. Es decir $M0=H*A$.

2.3 Factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza.

⁵ Un desarrollo formal de la metodología de medición puede consultarse en Alkire y Foster (2008)

Los factores asociados a la pobreza suele clasificarse en dos grandes grupos; factores individuales (características y logros de las personas, ya sea en términos demográficos, étnicos, educativos, sociales o de otro tipo) y factores estructurales, procesos de nivel macro asociados al funcionamiento de los mercados de trabajo, los ciclos económicos, características institucionales, composición de la estructura de clase, entre otros (Beeghley, 1988).

A su vez puede señalarse un tercer grupo de factores a los que se ha referido bajo el nombre de contextuales, asociados a propiedades de un nivel de análisis ecológico que contiene a las unidades evaluadas y que se atribuyen homogéneamente a éstas (Fernández, et. al. 2018).

El presente trabajo evalúa los efectos de ocho grupos de factores asociados a la variabilidad espacial de las tasas de pobreza. Los factores, indicadores, definiciones y relaciones esperadas con las tasas de pobreza a nivel de segmentos se sintetizan en la Tabla 2.

Para la selección de los ocho grupos de factores se siguieron dos criterios, en primer lugar se priorizó que sean factores frecuentemente considerados en la bibliografía antecedente. En segundo lugar, se previó que los factores desarrollados sean plausible de ser abordados empíricamente a través del Censo 2011.

Tabla 2. Factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza

Dimensiones	Indicadores	Definición	Relación
Demográfica	Personas de 0 a 14 años	Porcentaje de personas de 0 a 14 años	+
	Hogares monoparentales femeninos	Porcentaje de hogares encabezados por mujeres sin cónyuge con menores a cargo	+
	Hogares extendidos	Porcentaje de hogares integrados por un núcleo familiar (biparental o monoparental) más otro u otros parientes (comprende todas las personas emparentadas con el jefe/a de hogar excluyendo cónyuge e hijos del jefe/a o de su cónyuge)	+
	Ciclo de vida inicial	Porcentaje de hogares con hijos menores de 0 a 5 años y sin otros menores	+
	Ciclo de vida en expansión	Porcentaje de hogares con al menos un hijos de entre 6 y 12 años independientemente que tengan hijos menores	+
Ascendencia racial	Personas afrodescendientes	Porcentaje de personas autoidentificadas como afrodescendientes	+
Capital humano	Hogares con al menos un	Porcentaje de hogares con al menos un integrante con 13 años de estudio o más	-

	integrante con educación terciaria		
	Porcentaje de hogares de clima educativo bajo	Porcentaje de hogares donde los integrantes de 18 años y más, en promedio, tienen menos de 9 años de estudio	+
Capital físico	Tenencia insegura de la vivienda	Porcentaje de hogares que son propietarios de la vivienda pero no del terreno en el que habitan u ocupan una vivienda sin permiso del propietario	+
	Tenencia de vivienda y terreno en propiedad	Porcentaje de hogares propietarios de la vivienda y el terreno	-
	Tenencia de automóvil o camioneta	Porcentaje de hogares propietarios de automóvil o camioneta	-
Capital social	Asistencia a educación privada	Porcentaje de hogares con al menos un integrante que asiste a educación privada	-
	Hogares con trabajadores públicos	Porcentaje de hogares con al menos un integrante asalariado público	-
Posición ocupacional	Trabajadores manuales no calificados	Porcentaje de trabajadores manuales no calificados	+
Estructura económica	Tasa de desempleo	Razón entre cantidad de desempleados y la población económicamente activa	+
	Trabajadores precarios	Porcentaje de trabajadores por cuenta propia con menos de 9 años de estudio	+
	Trabajadores en el sector agropecuario	Porcentaje de ocupados en el sector agropecuario	+
	Trabajadores en el sector industrial	Porcentaje de ocupados en el sector industrial	-
	Trabajadores en el sector servicios	Porcentaje de ocupados en el sector servicios	-
Contextuales	Densidad de población	Razón entre la cantidad de habitantes y la superficie en km	-

	Distancia al centro de Montevideo	+ Distancia en kilómetros al centro de Montevideo	
--	-----------------------------------	---	--

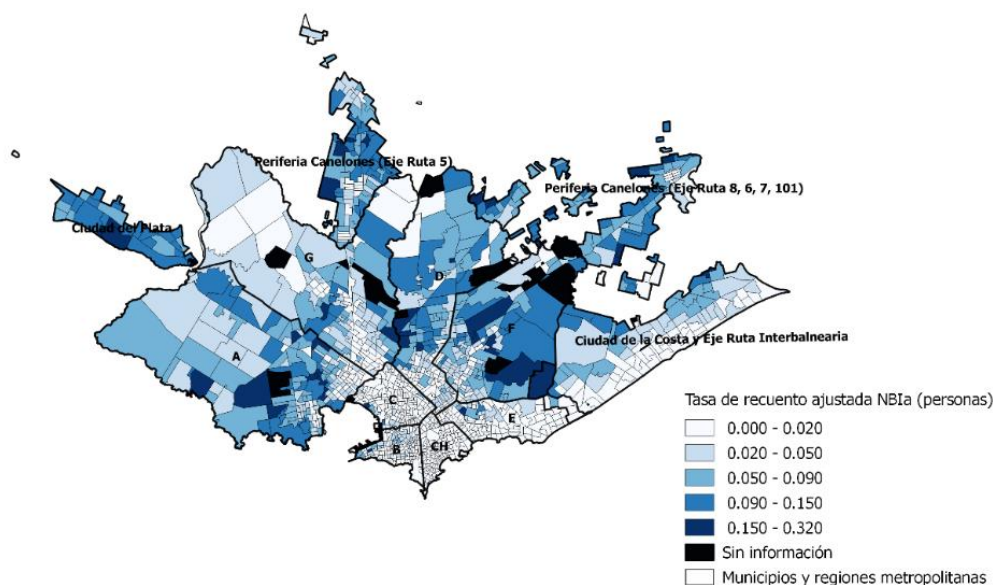
Fuente: elaboración propia en base a Boleta Censal 2011

3. Resultados

3.1. Patrones de distribución espacial de las tasas de pobreza en Montevideo y el área metropolitana de Montevideo

El mapa temático de cortes naturales de tasa de pobreza por segmentos (Figura 2) da cuenta de fuertes contrastes entre distintas zonas de Montevideo y el área metropolitana. La desigualdad espacial se expresa en una distribución espacialmente heterogénea de las tasas de pobreza y en cierta tendencia a la concentración de las unidades espaciales con valores similares. Las unidades espaciales con niveles bajos de pobreza se ubican principalmente en la costa sur y sureste de la ciudad, extendiéndose de modo continuo más allá de los límites administrativos de la ciudad, hacia la zona sureste del área metropolitana. Por el contrario, la mayoría de los segmentos clasificados en los intervalos superiores se ubican en la Periferia de Canelones, Ciudad del Plata y en la periferia montevideana.

Figura 2 Mapa de Tasa de recuento de pobreza ajustada (M₀) por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana de Montevideo 2011 (personas) k=0.1



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda, Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de definición de intervalos de clase Cortes naturales.

Los análisis antecedentes sobre desigualdad espacial y pobreza en Montevideo coinciden en señalar una tendencia a la concentración y homogenización interna de las unidades espaciales con niveles altos de pobreza (Kaztman y Retamoso, 2005, Aguiar, 2016). Además, se ha enfatizado el hecho de que la desigualdad espacial tiende a reforzarse al incluir en el análisis el área metropolitana de Montevideo (Lombardi y Bervejillo, 1999, Artigas, et. a. 2002, Borrás, 2019).

La Tabla 3 presenta las estimaciones del índice de autocorrelación espacial I de Moran de la tasa de pobreza por segmento censal para distintos criterios de vecindad. La primera columna muestra la estimación para Montevideo y la segunda para Montevideo y el área metropolitana.

Para los tres criterios de vecindad, tanto para Montevideo, como para Montevideo y el área metropolitana, se descarta la hipótesis nula de distribución aleatoria de las tasas de pobreza. Además, en todos los casos la autocorrelación espacial es positiva, corroborando la tendencia al agrupamiento de segmentos con tasas similares de pobreza.

Es decir, la desigualdad espacial en las tasas de pobreza se manifiesta en una distribución espacialmente heterogénea del fenómeno, que tiene entre sus rasgos distintivos, la tendencia de las unidades espaciales a asumir valores similares a los de sus vecinas. Los resultados sugieren la imagen de una ciudad socioespacialmente fragmentada y residencialmente segregada, tal como lo han mostrado trabajos antecedentes (Kaztman y Retamoso, 2005, Aguiar, 2016, Serna y González, 2017). Los valores del I de Moran para todos los criterios de vecindad utilizados son mayores al incluir en el análisis al Área Metropolitana de Montevideo, que al considerar únicamente al departamento de Montevideo. Los resultados podrían relacionan con los procesos de expansión urbana desigual que han experimentado las distintas regiones del área metropolitana y la tendencia a la homogenización registradas en estos espacios (Lombardi y Bervejillo, 1999 y Artigas et. al. 2002, Ceroni, et. al. 2016).

Tabla 3. Índice de autocorrelación espacial de Moran de Tasa de recuento de pobreza ajustada (M₀) por segmento censal según distintos criterios de vecindad, Montevideo y área metropolitana de Montevideo 2011 (personas), k=0.1

	Montevideo	Montevideo y el AMM
Matriz de ponderación	I Moran	I Moran
Seis vecinos más cercanos	0.438	0.529
Reina	0.499	0.58
Roca	0.507	0.583

Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Todos los resultados son significativos con un pseudo valores p en todos los casos ≤ 0.001 estimado en base al criterio de 999 permutaciones

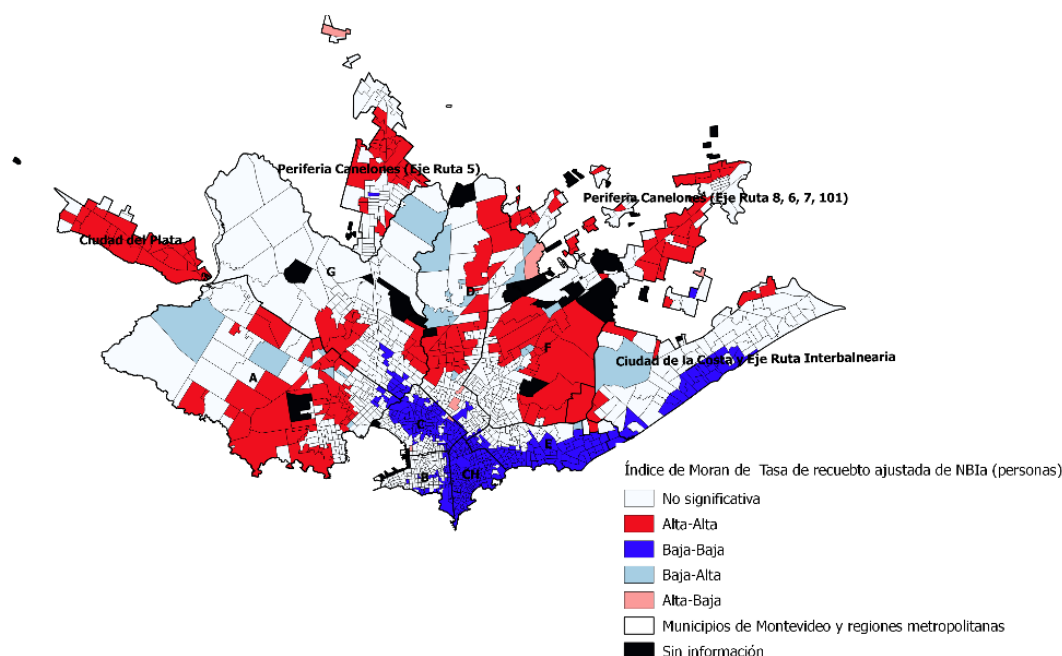
A los efectos de identificar conglomerados homogéneos de alta y baja pobreza y casos atípicos, la Figura 3 grafica los resultados del análisis local de autocorrelación espacial (LISA) de las tasas de pobreza ajustadas. Un primer aspecto a destacar es que, si bien la desigualdad espacial se expresa en tendencia a la aglomeración de unidades con niveles similares de pobreza, ésta tendencia no se constata en todo Montevideo y el área metropolitana por igual. El análisis local permite mostrar que en buena parte de la ciudad (graficado en color blanco en la Figura 3), no se rechaza la hipótesis nula de distribución aleatoria de las tasas de pobreza.

No obstante lo anterior el análisis corrobora la existencia de conglomerados homogéneos de autocorrelación espacial positiva, de baja y alta pobreza. Los primeros, graficados en color azul, se extienden de manera relativamente continua por toda la costa sureste, traspasando los límites administrativos de la ciudad. Los segundos, graficados en color rojo, conforman un anillo de contigüidad variada, que se extiende desde la periferia oeste hasta la noreste.

En buena parte del área metropolitana oeste, norte y noreste se registran conglomerados de autocorrelación espacial positiva de alta pobreza. Es interesante notar que en el Eje metropolitano Ciudad de la Costa- Ruta Interbalnearia, en el sureste del AMM, donde predominan hogares de sectores medios y altos, también se identifica un pequeño conglomerado de alta pobreza al norte.

Por último, debe mencionarse la existencia de situaciones de autocorrelación espacial inversa, unidades espaciales con niveles atípicamente altos o bajos de pobreza dada su localización. En particular destaca, en zonas de la periferia, la presencia de segmentos con valores atípicamente bajos de pobreza, linderos de conglomerados rojos de alta pobreza.

Figura 3. Índice de autocorrelación espacial local (LISA) de tasa de recuento ajustada (M_0) por segmento censal, Montevideo y el área metropolitana 2011 (personas) $k=0.1$



Fuente: elaboración propia en base a Censo de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación seis vecinos más próximos.

3.2 Factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza en Montevideo y el área metropolitana

En lo que sigue se ajustan una serie de modelos de regresión lineal sobre la tasa de pobreza ajustada por segmento censal. Se ajusta un Modelo Básico de Regresión Lineal (MBRL) por mínimos cuadrados (OLS) y se le realizan las correcciones necesarias para incluir en la estimación el efecto de la autocorrelación espacial.

La Tabla 4 muestra los resultados del ajuste del modelo final MBRL (OLS) sobre las tasas de pobreza. De los 21 factores considerados (Tabla 2), 10 ingresaron en el Modelo Final. Los niveles de multicolinealidad son aceptables, salvo en el caso del porcentaje de ocupados no calificados donde el VIF es mayor a 5.

Ceteris paribus, el factor que más contribuye al ajuste del modelo es el porcentaje de ocupados en empleos precarios; la relación da cuenta de la inestabilidad y desprotección de este tipo de inserción en el mercado de empleo y, dado esto, las privaciones en términos de acceso a fuentes de bienestar que asume dicha población.

Le sigue en importancia el porcentaje de menores de 15 años, los resultados se relacionan con una problemática de recurrentemente señalada en la bibliografía a propósito de la mayor incidencia de la pobreza en niñas y niños (Colacce y Tenenbaum, 2016). A medida que aumenta el peso relativo de los niños entre los integrantes de un hogar se da una expansión de necesidades, sin el correspondiente aumento en la generación de recursos, lo que podría suponer mayores riesgos de pobreza.

El porcentaje de hogares con tenencia insegura de la vivienda también se relaciona positivamente con las tasas de pobreza; allí donde el peso de la informalidad de la vivienda es mayor, es esperable que también lo sean las tasas de pobreza. Como señalaran Herzer, et. al. “la informalidad en el acceso al mercado de tierra y vivienda raramente no se vincula con situaciones de pobreza” (2008: .97). Al asociarse frecuentemente con la ocupación de tierras en la periferia de las ciudades, la tenencia informal supone riesgos de privación en la habitabilidad y el acceso a servicios básicos.

La distancia al centro de Montevideo también se relaciona de forma directa y significativa con las tasas de pobreza. Es esperable, como se mencionara antes, que al alejarse de las áreas centrales de la ciudad las oportunidades de acceso a servicios públicos disminuya y con ello se incrementen los niveles de pobreza. Los resultados muestran que esto es así, incluso al controlar los tipos de tenencia de vivienda.

El porcentaje de hogares propietarios de automóvil, el porcentaje de ocupados en el sector servicios y el porcentaje de hogares extendidos resultan factores inhibidores de las tasas de pobreza. En los dos primeros casos los resultados coinciden con lo esperado. En el caso del porcentaje de hogares extendidos, el sentido de la correlación con las tasas de pobreza difiere con la relación supuesta en la Tabla 2.

Se esperaba que el peso relativo de los hogares extendidos se relacionaría positivamente con la pobreza. Sin embargo, el sentido es el contrario; controlado el resto de los factores el porcentaje de hogares extendidos se relaciona de modo inverso con las tasas de pobreza. Esto podría insinuar que las estrategias de maximización de recursos a la que responde este tipo de arreglos familiares, controlados otros factores, tendrían un rol significativo en la reducción de las tasas de pobreza.

Tabla 4. Coeficientes de regresiones lineales múltiples (OLS) sobre la tasa de recuento ajustada de pobreza (Mo) por segmento censal, Montevideo y Área Metropolitana de Montevideo, 2011

	Coefficiente no estandarizado	Coefficiente estandarizado	VIF
Constante	0.002		
Tasa de desempleo	0.11***	0.068	1.5
Ocupados no calificados	0.061***	0.144	6.25
Ocupados en sector servicios	-0.021**	-0.048	2.8
Trabajadores precario	0.382***	0.382	0.382
Hogares con tenencia insegura de la vivienda	0.029***	0.07	1.64
Hogares con propiedad formal de la vivienda	-0.012**	-0.039	2.08
Hogares con tenencia de auto	-0.045***	-0.17	2.73
Menores de 15 años	0.23***	0.3	3.85
Hogares extendidos	-0.21***	-0.2	2.25
Distancia al centro de Montevideo	7.84e-07***	0.102	1.49

R2	0.8064
AIC	-6659.81

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011

La Tabla 5 presenta los estadísticos de contraste para los supuestos de la regresión lineal por OLS. De acuerdo éstos se rechazan las hipótesis de distribución normal de los errores y homocedasticidad o varianza constante de los errores. Por su parte, el I de Morán confirma la autocorrelación espacial de los residuos. Dado esto último se evalúa la pertinencia de corregir el Modelo Final por OLS incorporando operadores espaciales.

Siguiendo las reglas de decisión de Anselin (1988) se utilizan los contrastes basados en el Multiplicador de Lagrange para determinar el tipo de autocorrelación y cómo incluirla en el ajuste del modelo. El estadístico que presenta el valor y la significatividad más alta es el Lagrange Multiplier de error espacial. Los resultados dan cuenta de autocorrelación espacial residual de las tasas de pobreza. Es decir, la autocorrelación espacial en las tasas de pobreza a nivel de segmentos censales para Montevideo y el área metropolitana no se deben a la influencias de los niveles de pobreza de las unidades espaciales vecinas, sino a factores exógenos no incluidos en el Modelo. Se advierten por tanto problemas de subespecificación propio del uso de fuentes censales. Dado este resultado, la forma de incluir la autocorrelación espacial en la especificación del modelo es a través de un operador autorregresivo en el término de error.

Tabla 5. Contrastes de normalidad de los errores, heterocedasticidad y autocorrelación espacial de los errores del Modelo Final (OLS)

Test de normalidad de los errores Jarque-Bera	2904.529 (0.00)
Diagnóstico de heterocedasticidad Breusch-Pagan test	1336.582 (0.00)
Diagnóstico de heterocedasticidad Koenker-Bassett test	299.5962 (0.00)
Diagnósticos de dependencia espacial	
Moran's I (error)	11.1821 (0.00)
Lagrange Multiplier (lag)	6.4597 (0.01103)
Robust LM (lag)	22.128 (0.00)
Lagrange Multiplier (error)	117.9665 (0.00)
Robust LM (error)	133.6348 (0.00)

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación reina

La Tabla 6 presenta la estimación robusta a la heterocedasticidad de White para el modelo Final por OLS y los modelos de error espacial. En la primera columna, a efectos de facilitar la lectura comparada, se reproducen los parámetros del Modelo Final por OLS de la Tabla 4.

El estimado robusto de White (Tabla 6, segunda columna) presenta algunas diferencias en términos de significatividad de los parámetros; el porcentaje de trabajadores en el sector servicios y el porcentaje de hogares con propiedad formal de la vivienda no resulta significativos.

En modelo de error espacial (ML) (Tabla 6, tercera columna), mejora el ajuste respecto al Modelo Final por OLS, tal como se advierte al comparar el AIC. Sin embargo, en el test de Breusch-Pagan se rechaza la hipótesis nula de homocedasticidad. Dado esto, en la última columna de la Tabla 6 se ajusta el mismo modelo utilizando los estimadores espaciales de Kelejian y Prucha (2010, citado en Chasco, 2013) (KP-HET) robustos a la heterocedasticidad (GMM).

En el Modelo Final de error espacial (GMM) el porcentaje de trabajadores en el sector servicios deja de ser significativo. Por su parte, el porcentaje de trabajadores en empleos precarios es, de los factores que integran la dimensión económica, el más significativo para dar cuenta de la varianza en las tasas de pobreza, ratificándose como uno de los principales factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza.

Los tres factores que refieren al capital físico de los hogares resultan significativos, con el sentido esperado en las hipótesis –la tenencia insegura de la vivienda se relaciona de forma directa con las tasas de pobreza, mientras que el porcentaje de hogares con tenencia formal de la vivienda y tenencia de automóvil se relacionan de modo inverso con el fenómeno.

Entre los factores demográficos el porcentaje de menores de 15 años y el porcentaje de hogares extendidos se relacionan ambos de forma significativa con la desigualdad espacial en los niveles de pobreza. Sin embargo, como se mencionara antes, en el caso del porcentaje de hogares extendidos, el signo negativo del parámetro contradice lo esperado en las hipótesis. Por último, la distancia al centro de la ciudad prevalece como un factor con nivel de significatividad estadística alto y positivamente relacionado con las tasas de pobreza.

Tabla 6. Coeficientes no estandarizados de modelo final de factores asociados a la desigualdad espacial en las tasas de pobreza ajustadas (M0) por segmento censal. Modelo Básico (OLS), modelo básico con estimadores robustos de White (OLS), modelo de error espacial (ML) y modelo de error espacial con estimador robusto KP-HET (GMM), Montevideo y Área Metropolitana de Montevideo, 2011

	Modelo Final (OLS)	Modelo Final con estimador robusto de White (OLS)	Modelo error espacial (ML)	Modelo de error espacial con estimador robusto KP-HET (GMM)
_cons	0.002	0.002	-0.002	-0.001
Tasa_desempleo	0.11***	0.11***	0.098***	0.101**
No_calificados	0.061***	0.061**	0.058***	0.058**
Servicios	-0.021**	-0.021	-0.022**	-0.022
Precario	0.382***	0.382***	0.266***	0.265***
Privten	0.029***	0.029***	0.020***	0.022**
Hpropi	-0.012**	-0.012	-0.017***	-0.017**
Hauto	-0.045***	-0.045***	-0.045***	-0.045***
MEN15	0.23***	0.23***	0.249***	0.245***
Hext	-0.21***	-0.21***	-0.152***	-0.163***
Distancia	7.84e-07***	7.84e-07***	8.00E-07***	0.000***
Lambda			0.414***	0.403***
R2	0.8064			
AIC	-6659.81		-6766.47	
Test de Breusch-Pagan			1389.36(0.00)	
WALD			136.89	
LR			106.7	
LM			118	

***Valor P<0.01 **Valor P<0.05 *Valor P<0.1

Fuente: elaboración propia en base a Censo Nacional de Vivienda Hogares y Personas 2011. Nota 1. Criterio de ponderación reina.

4. Conclusiones

Montevideo ha sido una ciudad que, en el contexto regional, ha sido destacada por sus niveles de equidad. Sin embargo, la bibliografía nacional ha llamado la atención sobre procesos de fragmentación y segregación residencial que se registran al menos desde la década de 1980. Uno de los rasgos distintivos de estos procesos está dado por la desigualdad espacial en los niveles de bienestar y pobreza.

Los resultados del trabajo ratifican la imagen de un Montevideo fragmentado y la inclusión en el análisis del área metropolitana sugiere que los patrones de desigualdad espacial se potencian si se considera la ciudad expandida.

El análisis exploratorio da cuenta una distribución espacialmente heterogénea de las tasas de pobreza, caracterizada por una tendencia a la aglomeración de unidades espaciales con niveles altos de pobreza en la periferia de Montevideo, conglomerados que se extienden de forma relativamente continua hacia el oeste, el norte y el noreste del área metropolitana. Por el contrario, sobre el centro

de la ciudad y el sureste se advierte un conglomerado extenso de baja pobreza que discurre de modo continuo hacia la zona sureste del área metropolitana, conformando un área extensa y homogénea con niveles bajos o nulos de pobreza.

Según el análisis de regresión lineal múltiple por mínimos cuadrados (OLS), controlados diversos factores demográficos, sociales y económicos, el porcentaje de trabajadores precarios y el porcentaje de menores de 15 años son los dos factores que presentan los niveles más altos de correlación con las tasas de pobreza. Ahora bien, el análisis de autocorrelación de los residuos mostró que la regresión por OLS no era adecuada para incorporar en el ajuste el efecto de la autocorrelación espacial.

Los contrastes estadísticos indican que la mejor forma de incluir la autocorrelación espacial en el ajuste del modelo, es a través de un operador de rezago espacial en el término de error, lo que implica que la autocorrelación espacial de las tasas de pobreza a nivel de segmento censal es de tipo residual, señal de variables omitidas en el modelo. En otras palabras, se descarta que la tasa de pobreza de una unidad de análisis espacial esté determinada por las tasas de pobreza de sus unidades espaciales vecinas.

Ajustado el nuevo modelo de error espacial con estimadores robustos a la heterocedasticidad mejora el nivel de ajuste y se advierten algunas diferencias en la significatividad de los coeficientes, si bien los principales factores asociados a la variabilidad espacial de las tasas de la pobreza se mantienen.

Referencias bibliográficas

- Aguiar, S. (2016) Acercamientos a la segregación urbana en Montevideo. Tesis de doctorado, Departamento de Sociología, Universidad de la República, Montevideo.
- Álvarez Rivadulla, M.J. (2019) Política en los márgenes: Asentamientos irregulares en Montevideo. Universidad de los Andes, Facultad de Ciencias Sociales, Bogotá.
- Anselin, L. (1988) *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Studies in Operational Regional Science. Kluwer Academic Publishers
- (1995) Local Indicators of Spatial Association LISA. En *Geographical Analysis* Vol 27, n°2, pp 93-115.
- (1999) Interactive techniques and exploratory spatial data analysis. En *Geographical Information Systems: Principles, Techniques, Management and Applications*, 251-64, edited by P. A. Longley, M. F. Goodchild, D. J. Maguire, and D. W. Rhind. New York: Wiley
- (2005) *Exploring Spatial Data with GeoDa: A Workbook*. Geography. Chicago, Center for Spatially Integrated Social Science
- Artigas, A., Chabalgoity, M., García, A. Medina, M. y Trinchitella, J. (2002) Transformaciones socio-territoriales del Área Metropolitana de Montevideo. *Revista eure* (Vol. XXVIII, N° 85)
- Beeghley, L. (1988) Individual and structural explanations of poverty. *Population Research and Policy Review* 7: 201-222
- Borrás, V. (2019) Cambios y continuidades en la configuración socioespacial de Montevideo y el Área Metropolitana: una mirada longitudinal 1996-2016. En *Habitar Montevideo: 21 miradas sobre la*

- ciudad. Coordinadores Aguiar, S, Borrás, V., Cruz, P., Fernández, L. y Pérez, M. Editorial La Diaria, Montevideo.
- Buzai, G. y Humacata, L. (2016) Implementación de Tecnologías de la Información Geográfica en la Enseñanza de la Geografía. MCA Libros. Buenos Aires.
- Calvo, J. J. y Giráldez, C. (1999). Las necesidades básicas insatisfechas en Montevideo de acuerdo al Censo de 1996. Universidad de la República. Montevideo
- Calvo, J. (coord.) (2013) Las necesidades básicas insatisfechas a partir de los Censos 2011. En Atlas Sociodemográfico y de la Desigualdad del Uruguay Fascículo 1. INE, IECON, OPP, MIDES, UNFPA, Programa de Población de Facultad de Ciencias Sociales
- Ceroni, M., Da Fonseca, A., Schon, F. y Domínguez, A. (2016) Territorio estratégico y segregación: la región noreste del Área Metropolitana de Montevideo. *Economía, Sociedad y Territorio*, 16(51): 403-427.
- Chasco, C. (2013) GeoDaSpace: a resource for teaching spatial regression models. *Monográfico* (4), pp. 119-144.
- Chi, G y Zhu, J. (2008) Spatial Regression Models for Demographic Analysis. *Popul. Res. Policy Rev.* (2008) 27:17-42.
- Colacce, M. y V. Tenenbaum (2016). Pobreza y privaciones múltiples en la infancia en Uruguay. Montevideo: CEPAL-UNICEF.
- Dirección General de Estadística y Censo (1990). Las Necesidades Básicas en el Uruguay Montevideo, DEGEC.
- Dirección Nacional de Evaluación y Monitoreo, Ministerio de Desarrollo Social (2012) Identificación y caracterización de la pobreza en unidades espaciales de Montevideo y Área Metropolitana. En: Vulnerabilidad y exclusión. Aportes para las políticas sociales. Uruguay Social Vol. 5. Ministerio de Desarrollo Social. Departamento de Sociología, Facultad de Ciencias Sociales, Universidad de la República
- Duhau, E. (2003) División social del espacio metropolitano y movilidad residencial. *Papeles de Población* n° 36. Pp. 162-210.
- Fernández, T. (2003). Determinantes de la pobreza en contexto de ajuste estructural. El caso de Uruguay entre 1991 y 2001. *Papeles de Población*, p. 153-181.
- Fernández, T. Borrás, V. y Ezquerro, P. (2018) Pobreza de ingresos y pobreza multidimensional. Una comparación de sus determinantes para Uruguay en 2015. *Revista Sociedad* 37, pp. 155-185.
- Herzer, H., Di Virgilio, M., Rodríguez, M. y Redondo, A. (2008) ¿Informalidad o informalidades? Hábitat popular e informalidades urbanas en áreas consolidadas (Ciudad de Buenos Aires). *Revista Pampa* 04:85-112.
- Kaztman, R y Retamoso, A. (2005) Segregación espacial, empleo y pobreza en Montevideo. Documento de Trabajo IPES N° 6. Universidad Católica Dámaso A. Larrañaga. Uruguay.
- Lombardi M., Veiga, D. (1988) La urbanización en los años de crisis en Uruguay. Presentado en el Seminario sobre la urbanización latinoamericana durante la crisis, Florida International University, Miami.
- Lombardi, M. y Bervejillo, F. (1999) Globalización, integración y expansión metropolitana en Montevideo. Hacia una región urbana de la Costa Sur. Ponencia presentada en el V Seminario Internacional de la RII. Toluca México 21-24 de setiembre.

- Mazzei, E. y Veiga, D. (1985). Pobreza urbana en Montevideo: nueva encuesta en “Cantegriles”. Cuadernos de Ciesu 47. Montevideo.
- Serna, M. y González F. (2017) Cambios hasta cierto punto: segregación residencial y desigualdades económicas en Montevideo (1996–2015). *Latin American Research Review*. 52(4): 571-588.
- ONU-HABITAT (2014) Construcción de ciudades más equitativas: Políticas públicas para la inclusión en América Latina. Nairobi: ONU-HABITAT.
- Portes, A. (1989) La urbanización de América Latina en los años de crisis. Centro de Informaciones y Estudios del Uruguay. Montevideo
- Vázquez, L. (2018) Segregación residencial en Montevideo. ¿Cuál fue su evolución en un contexto de recuperación económica, mejoras distributivas y crecimiento del ingreso real? Tesis de Maestría en Economía. Facultad de Ciencias Económicas y Administración.
- Veiga, D. (2010) Estructuras sociales y ciudades en Uruguay: tendencias recientes. Montevideo: Comisión Sectorial de Investigación Científica UDELAR.
- Sen, A. (1976) *An Ordinal Approach to Measurement*. Oxford University Press, Oxford



Esta obra se encuentra bajo Licencia Creative Commons Reconocimiento-NoComercial 4.0. Internacional. Reconocimiento - Permite copiar, distribuir, exhibir y representar la obra y hacer obras derivadas siempre y cuando reconozca y cite al autor original. No Comercial – Esta obra no puede ser utilizada con fines comerciales, a menos que se obtenga el permiso.