

Recibido: 24 de septiembre de 2023

Evaluated: 2 de septiembre de 2024

Aceptado: 16 de abril de 2025

DOI: 10.13043/DYS.100.2

Juan Manuel Marmolejo Escobar^a

Diana Marcela Jiménez Restrepo^b

Boris Salazar Trujillo^c

Informalidad laboral en la ciudad de Cali: análisis desde la econometría espacial

Labor informality in Cali: A spatial econometric perspective

Resumen

Dada la persistente alta informalidad en Colombia, este artículo estudia la relación entre la localización residencial de los trabajadores informales en Cali y la informalidad laboral intraurbana. Se utilizan microdatos de la Encuesta de Empleo y Calidad de Vida 2012/2013 para estimar modelos de dependencia espacial sobre regiones analíticas homogéneas y con validez estadística. Los resultados muestran patrones de segregación espacial: zonas con menores niveles educativos y mayor proporción de afrocolombianos concentran gran cantidad de trabajadores informales y revelan una asociación positiva entre vivir cerca al lugar de trabajo y la precariedad laboral. Lo anterior permite focalizar políticas de formación educativa, formalización laboral y fortalecimiento del transporte público como estrategias para reducir las barreras de movilidad social e integración laboral.

Palabras clave: informalidad laboral, econometría espacial, regiones analíticas, segregación espacial.

Clasificación JEL: C21, E26, J24, P25.

Abstract

Given Colombia's persistently high rate of informality, this paper explores the association between informal workers' residential locations in Cali and intra-urban labor informality. Employing microdata from the 2012–2013 Employment and Quality of Life Survey, spatial-dependence models are estimated across analytically homogeneous regions to ensure statistical validity. The results reveal marked patterns of spatial segregation: areas with lower educational attainment and a higher proportion of Afro-Colombian residents host a large share of informal workers and exhibit a statistically significant positive relationship between residential proximity to the workplace and the prevalence of labor informality. These findings underscore the need for targeted educational and vocational training, formalization policies, and improved public transport infrastructure to mitigate mobility barriers and foster greater integration into the formal labor market.

Keywords: labor informality, spatial econometrics, analytical regions, spatial segregation.

JEL classification: C21, E26, J24, P25.

^a Universidad del Valle, Cali (Colombia). Correo electrónico: juan.manuel.marmolejo@correounivalle.edu.co.
<https://orcid.org/0009-0002-9202-7325>

^b Universidad del Valle, Cali (Colombia). Correo electrónico: diana.marcela.jimenez@correounivalle.edu.co.
<https://orcid.org/0000-0002-9639-036X>

^c Universidad del Valle, Cali (Colombia). Correo electrónico: boris.salazar@correounivalle.edu.co.
<https://orcid.org/0000-0003-1872-7956>

Introducción

La informalidad laboral es un desequilibrio del mercado laboral con consecuencias tanto para los trabajadores como para la economía en general. Para algunos investigadores, la informalidad laboral es un problema, en la medida en que limita el acceso de los trabajadores a la protección social, reduce la productividad y el crecimiento económico, perpetúa la desigualdad y la exclusión social y aumenta la vulnerabilidad de los trabajadores a choques económicos y sociales. Para otros, es solo una alternativa frente al desempleo (Becker, 1964; Maloney, 2004; Perry *et al.*, 2007; Portes y Castells, 1989; Tokman, 2007; Ortiz y García, 2015).

Al analizar el mercado laboral de las trece áreas metropolitanas de Colombia, se aprecia la gran proporción de la población ocupada en empleos informales, a pesar de la reducción de esta durante la última década: para finales de 2012, la tasa de informalidad era de 51.2%, mientras que para finales de 2022 decreció a 43.1% (Dane, 2013, 2023). En el caso de Cali, la tercera ciudad en importancia económica en Colombia, los niveles de informalidad, siguiendo la tendencia nacional, alcanzaron una tasa de 47.6% en 2022. La persistencia temporal de la tasa de informalidad es, en sí misma, motivación para seguir estudiando sus factores asociados, pero esta vez teniendo en cuenta características no observadas, tales como la dimensión geográfica, la organización espacial y la interacción entre las áreas vecinas, a fin de establecer y estudiar nuevas relaciones que permitan comprender un poco más la dinámica de la informalidad laboral intraurbana en la ciudad.

En este análisis se tiene en cuenta el concepto institucionalista y legal de la informalidad laboral, asociado con la ausencia de seguridad social, es decir, el que considera a los trabajadores que no cotizan al sistema de salud ni al pensional (Núñez, 2002; Flórez, 2002; Ribero, 2003; García, 2008, 2009, 2011; Galvis, 2012), con el objetivo principal de analizar y determinar la relación entre la informalidad laboral intraurbana y la localización residencial de los trabajadores en Cali, teniendo en cuenta algunas características propias de las personas, características demográficas, laborales y de capital humano a nivel de región analítica, que es la unidad espacial estudiada y construida a partir del algoritmo de agregación espacial *max-p-regions*, que agrega pequeñas

unidades en unidades espaciales de mayor tamaño, procurando homogeneidad y validez estadística. Para alcanzar el objetivo principal del estudio, se usaron los datos de la Encuesta de Empleo y Calidad de Vida (EECV) para la ciudad de Cali, realizada a finales de 2012 y comienzos de 2013; y se emplearon herramientas de la econometría espacial, para controlar factores geográficos no observables.

Con este artículo también se busca, por un lado, contribuir a la literatura enfocada en el análisis del comportamiento de la informalidad laboral a nivel intraurbano y, por otro, servir como referente para futuras investigaciones que aborden desde una perspectiva espacial las problemáticas asociadas al mercado laboral. El resto del documento está organizado de la siguiente manera: enseguida de la Introducción, se presenta una breve revisión de literatura relativa a la informalidad y su análisis espacial. En la tercera sección, se presenta, a su vez, la metodología, los datos y su análisis descriptivo y exploratorio. La estimación de la relación espacial entre la informalidad laboral y las características personales y del entorno se aborda en la cuarta sección. Finalmente, se presentan las conclusiones.

I. Espacio e informalidad laboral: revisión de literatura

La informalidad laboral se ha descrito como un sector económico heterogéneo, donde confluyen tanto empresas como trabajadores. Sobre todo estos últimos recurren a ella, aun cuando se ocupen en condiciones laborales precarias, como la única alternativa para subsistir ante el acceso limitado al mercado laboral formal (García, 2008; Uribe *et al.*, 2008; Maloney, 2004; Martín, 1995; Bourguignon, 1979), de forma que, en las características personales (género, jefatura del hogar y educación, entre otras), se buscan las causas de hacer parte de la población ocupada en la informalidad y no en la formalidad laboral (Galvis, 2012; Guataquí *et al.*, 2011; Figueroa, 2010; Bernal, 2009; Roldán y Ospino, 2009; Uribe *et al.*, 2008; Uribe *et al.*, 2006a, 2006b; Uribe y Ortiz, 2006; Uribe *et al.*, 2004; Ribero, 2003; Castellar y Uribe, 2000; Tenjo y Ribero, 1998; Blanco, 1995).

Los estudios coinciden en plantear la existencia de una relación inversa entre la probabilidad de ser informal y la educación, la experiencia laboral, ser hombre y ser jefe del hogar. Por el contrario, la edad, ocupaciones

relacionadas con el transporte, el comercio, los restaurantes y los hoteles, trabajar en establecimientos de menor tamaño, contar con bajos ingresos y vivir en ciudades periféricas aumentan la probabilidad de ser trabajador informal. Uribe *et al.* (2004) añaden que los efectos marginales de la educación varían con el ciclo económico: durante recesiones son negativos, mientras en los auges son menos negativos.

Sin embargo, en los estudios aún no se superan las discusiones teóricas sobre la definición, explicación y medición de la informalidad laboral. Así por ejemplo, Núñez (2002), Flórez (2002), García (2005, 2008, 2009, 2011), Uribe y Ortiz (2006), Mejía y Posada (2007), Jiménez (2012) y Mora (2017), recurriendo a los enfoques estructuralista e institucionalista para estudiarla, concluyen que tiene una relación directa con variables de corte institucional, como el grado de burocratización y de imposición estatal de las normas (tributación), mientras se observa una relación inversa con el grado de desarrollo industrial de las ciudades (variable de corte estructuralista).

Asimismo, hay quienes abogan por un enfoque mixto (Uribe *et al.*, 2006; Jiménez, 2012), entre estructural e institucional, que tiene en cuenta explicaciones y variables de ambas visiones. Para García (2008, 2009, 2011), en cada región, el grado de informalidad es resultado de características socioeconómicas propias, relacionadas con su estructura productiva y la cercanía con otros centros urbanos. Así, la localización espacial, como determinante del desempleo y la informalidad laboral, ha aparecido en el desarrollo del análisis del mercado laboral (Moreno-Monroy y Posada, 2018; Alivon y Guillain 2017; Boisjoly *et al.*, 2017; Di Caro y Nicotra, 2015; Jacquemond y Breau, 2015; Dujardin *et al.*, 2008; Benabou, 1993), en especial bajo la hipótesis del desajuste espacial (Kain, 1968).

Morales y Cardona (2015) plantearon que la calidad del vecindario condiciona la participación y la oferta laboral femenina en Medellín. Tienen en cuenta características del vecindario, como la densidad de servicios de guarderías y cuidado infantil, la disponibilidad de medios de transporte, los niveles de criminalidad y la densidad de establecimientos generadores de empleo. Esta última, en los barrios de bajos ingresos, tiene un impacto positivo en la probabilidad de que las mujeres entren al mercado laboral, mientras

es negativo para las mujeres que habitan en vecindarios de ingresos altos.

Usando modelos de regresión con dependencia espacial para regiones analíticas definidas como unidades espaciales más grandes que un barrio pero menores que una comuna, Gallego *et al.* (2018) realizaron, para Medellín, un análisis de los principales determinantes de la informalidad, con el cual encontraron que existen patrones espaciales que segmentan a la ciudad entre norte y sur, donde para el primero se presentan condiciones más precarias de calidad del empleo, educación, oportunidades de empleo y condiciones de la vivienda; esta última, sumada a la característica de ser mujer, se relaciona positivamente con la informalidad laboral.

Para Cali, Pérez y Mora (2015) calcularon un índice de calidad del empleo para la población afrocolombiana teniendo en cuenta que un empleo de calidad es uno que incide positivamente en el bienestar económico, social, psíquico y de salud de los trabajadores (Valenzuela y Reinecke, 2000). Entre los resultados, encontraron que las comunas del Oriente y la Ladera concentran empleos de baja calidad, agregando que los afrodescendientes suelen tener trabajos precarios (Arroyo *et al.* 2016; Bustamante y Arroyo, 2008). Estas mismas zonas, adicionalmente, se distinguen por una elevada exposición a los efectos adversos de la criminalidad (Mora, 2024).

La segregación espacial en torno a la calidad del empleo también fue encontrada por Vivas Pacheco (2013), quien, con modelos de regresión espacial, identificó que quienes cuentan con altos niveles educativos se concentran a lo largo del eje longitudinal central de la ciudad, mientras la población afrocolombiana, que tiende a ubicarse en las áreas periféricas de Cali, reporta menores logros educativos. Resultados similares fueron obtenidos por Mora *et al.* (2016), al construir una medida de calidad del empleo en Cali, utilizando indicadores basados en la distancia (DP2), los cuales permiten una comparación espacial y temporal de la variable de interés en cada comuna de la ciudad. Sus resultados confirman la existencia de localizaciones espaciales en torno a la calidad del empleo tanto por raza como por género.

En la literatura revisada existe una limitación en el análisis intraurbano de la informalidad laboral, teniendo en cuenta tanto la organización espacial de Cali como

la interacción entre las áreas vecinas, en la que se usen métodos econométricos que capturen la dependencia espacial. Esa es la limitación que, precisamente, se aborda en este análisis.

II. Metodología y datos

La información analizada proviene, como se anticipó, de la Encuesta de Empleo y Calidad de Vida para Cali (EECV), llevada a cabo únicamente entre noviembre de 2012 y enero de 2013. Es representativa a nivel de las 22 comunas que conforman la ciudad, entre las cuales se distribuyen 326 barrios (Figura A1 del Anexo) que no cuentan con homogeneidad en términos de la cantidad de población que albergan ni en características socioeconómicas. Tal heterogeneidad lleva a que cada unidad espacial tenga alto grado de sesgo de agregación, lo que conduce a conclusiones erróneas de los fenómenos analizados (Gallego *et al.*, 2018; Duque *et al.*, 2012). Aunque la encuesta incluyó 8 600 hogares y 30 458 personas, solo se tienen en cuenta en el estudio las que habitan en la zona urbana de la ciudad y se encuentran ocupadas, por tanto, la muestra a utilizar comprende 10 487 observaciones.

Los barrios, como unidad espacial de análisis, son una alternativa, pero al contar con una distribución heterogénea, sobre todo en la cantidad de hogares encuestados, afectaría la validez estadística del análisis. Esto se conoce como el problema de los números pequeños (Goovaerts, 2009; Duque *et al.*, 2012). Además, pueden existir problemas de dependencia espacial espuria (Weeks *et al.*, 2007; Gallego *et al.*, 2018). Para soslayar los problemas de utilizar las comunas o barrios como unidades de análisis, se propuso como metodología un enfoque espacial que considere la conformación de regiones analíticas propuestas por Duque *et al.* (2012), las cuales se basan en el algoritmo de agregación espacial *max-p-regions*, ideado por Duque *et al.* (2011).

Estas regiones agregan pequeñas unidades espaciales en unidades de mayor tamaño, considerando criterios predefinidos de homogeneidad y validez estadística. Otra característica de este algoritmo es la posibilidad de crear las regiones a partir de las variables de agregación que se elijan, así como delimitar el número mínimo de observaciones para evitar conflictos de subjetividad con respecto al número y la forma de estas. En el cuadro 1, se presentan las variables empleadas en la creación de las regiones analíticas para Cali.

Cuadro 1. Variables socioeconómicas utilizadas en la especificación de las regiones analíticas

Variables	Descripción
Sisben	Jefe(a) del hogar beneficiario(a) del Sisben
Violencia	Jefe(a) del hogar víctima de violencia y desplazamiento por conflicto armado
Analfabetismo	Jefe(a) del hogar analfabeto(a)
Acueducto ^{ab}	Vivienda sin red de acueducto
Hacinamiento ^{ab}	Hogar con tres o más personas por habitación
Pisos ^b	Vivienda con pisos de tierra
Paredes exteriores ^{ab}	Paredes de la vivienda en material no duradero
Alcantarillado ^{ab}	Vivienda sin red de alcantarillado
Cocina	Vivienda sin espacio propio para la cocina

^a Variables usadas por la UN-Habitat, para definir un barrio marginal (Duque *et al.*, 2012).

^b Variables usadas para calcular el índice de pobreza multidimensional (IPM) en Colombia.

Fuente: elaboración propia.

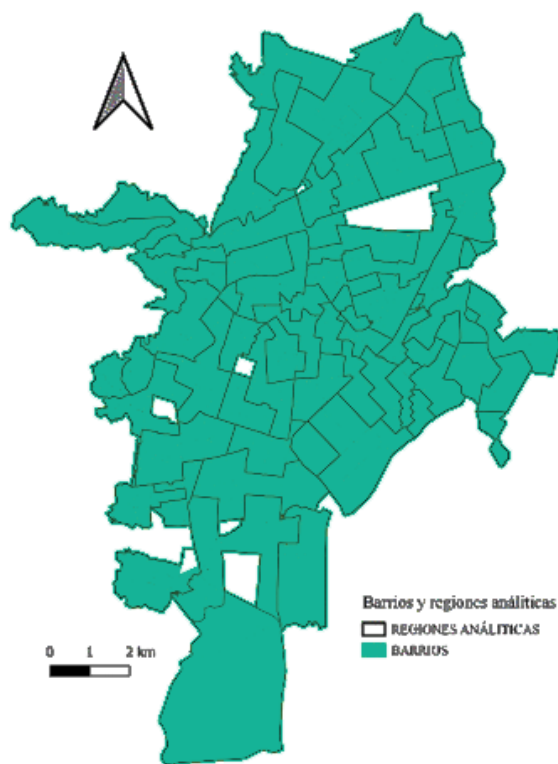


Figura 1. Regiones analíticas según algoritmo de agregación *max-p*

Fuente: elaboración propia con datos de la EECV 2012-2013 y aplicación de Duque *et al.* (2012).

En la figura 1, se muestran las 57 regiones analíticas que resultaron de aplicar el algoritmo propuesto por Duque *et al.* (2012), las cuales cumplen con la homogeneidad respecto al grupo de variables socioeconómicas definidas en el cuadro 1, minimizando el sesgo de agregación (Fischer, 1980; Fotheringham y Wong, 1991). De otro lado, el problema de números pequeños se evita, ya que cada región cuenta con más de cien hogares encuestados. Adicionalmente, al usar este método de regionalización, se controla el problema de autocorrelación espacial espuria, en la medida en que se tiene en cuenta el patrón espacial de los barrios (Weeks *et al.*, 2006).

A. Análisis exploratorio de datos espaciales

Algunas de las variables demográficas, sociales y de capital humano relacionadas con la informalidad y que se usaron aquí, a nivel de región analítica, parten de los siguientes hechos (cuadro 2):

- La tasa promedio de la población afrodescendiente es de 21.3 %, por lo que Cali es la ciudad colombiana con mayor población de comunidades que se autorreconocen como negras, afrocolombianas, raizales o palenqueras (Dane, 2018).
- Para las mujeres, la participación en el mercado laboral es crítica, por las altas tasas que presentan en la población por fuera de la fuerza laboral, en el desempleo o la informalidad laboral (SEDLAC, 2020; Bonnet *et al.*, 2019; Ascencio *et al.*, 2019), máxime cuando son jefes de hogar (Berniell *et al.*, 2021) que, en este caso, representan el 55.4 % como máximo.
- En promedio, las personas que cuentan con educación técnica/tecnológica alcanzan a ser 9.2 %, lo que da cuenta de que es una población con logros educativos regulares que, a su vez, muy probablemente, les permitirán conseguir empleos de calidad mediana a baja — cuadro 2 (Yeung y Yang, 2020; Ulyssea, 2020; Carvajal-Calderón *et al.*, 2017; La Porta y Andrei, 2014).

De hecho, a partir de las estadísticas del cuadro anterior, puede apreciarse la precariedad de las condiciones laborales en las regiones analizadas. En lo que respecta a la informalidad, el primer cuartil de la distribución muestra una tasa inferior al 52 %, con un mínimo de 33 %. Sin embargo, el tercer cuartil indica que el 25 % de las regiones presenta tasas de informalidad superiores al 66 %, llegando incluso a un máximo de 80 % de su población empleada en el sector informal de la economía caleña.

En la figura 2, por su parte, se observa que las zonas correspondientes a Centro (comunas 3 y 9), Centro-Oriente (comunas 11 y 12) y Oriente (comunas 13, 14, 15, 16 y 21) cuentan con las tasas más altas de concentración espacial de trabajadores en condición de informalidad. Otros puntos con alta informalidad están presentes en la comuna 2, en el Nororiente de la comuna 7, y en la Ladera de las comunas 18 y 20. Las menores tasas de informalidad laboral se encuentran en el corredor Norte-Sur, conformado por las comunas 17, 19 y 22; y parte de la zona Norte. En cuanto a la situación de desempleo, cabe destacar que, en el 25 % de las regiones analíticas, este indicador casi alcanzó los dos dígitos, situándose en 9.2 % (la figura 8 ofrece, en su momento, un análisis más detallado al respecto).

Cuadro 2. Descripción general de la muestra de datos analizada

Variable	Mín.	Q1	Mediana	Media	Q3	Máx.	Des. Est.
Tasa de informalidad	33	52	60	58.6	66	80	11.2
Porcentaje de mujeres cabeza de hogar	8.3	20.2	24.2	24.7	29	55.4	7.8
Porcentaje de afrodescendientes	5.7	14.6	19.1	21.3	26.4	45.9	9.5
Porcentaje de educación técnica-tecnológica	1.4	4	8.3	9.2	12.1	32.8	6.3
Porcentaje de personas que demoran 20 minutos o menos en llegar al trabajo	25.8	37.2	43.2	45.5	49	75.5	11.5
Porcentaje de personas que laboran en el sector de la construcción	0	2.5	5.1	5.9	7.9	18.8	4.6
Tasa de desempleo	4.4	9.2	12.3	13.1	14.5	30.8	5.5

Fuente: elaboración propia con base en los datos aportados por la EECV 2012.

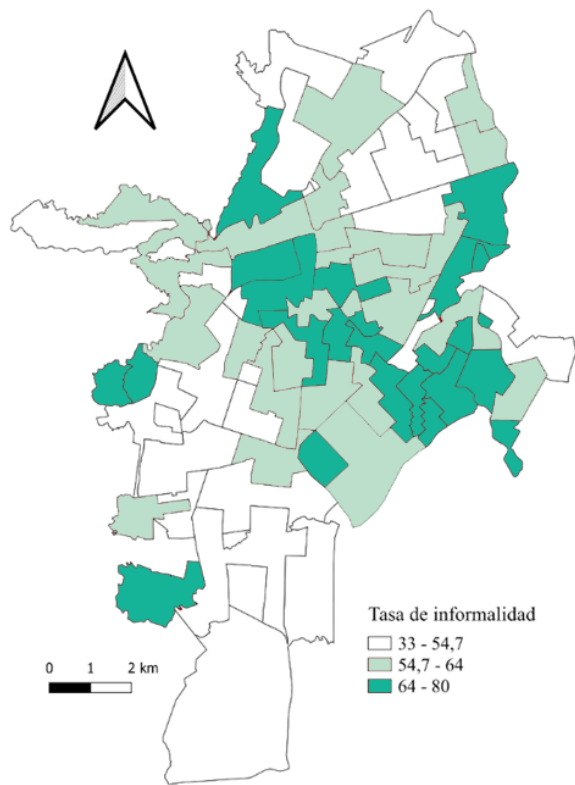


Figura 2. Distribución espacial de la tasa de informalidad laboral en Cali

Nota: elaboración de mapeo por cuantiles.

Fuente: elaboración propia con datos de la EECV 2012–2013.

En la figura 3, se presenta la distribución espacial de la población afrodescendiente en Cali, que coincide con las zonas que presentan altas tasas de trabajadores en la informalidad. La distribución de las mujeres jefes de hogar no presenta un patrón claro de concentración (figura 4), al igual que para el porcentaje de personas con educación técnica/tecnológica (figura 5), pero cabe resaltar que gran parte de la zona norte cuenta con altas tasas de personas con este tipo de educación.

La ubicación residencial también podría influir en la situación laboral, bien sea por la distancia a los puestos de trabajo o por las interacciones sociales locales que permiten la transferencia de información laboral entre vecinos o conocidos (Alivon y Guillain, 2017; Topa, 2001), lo que concuerda con la hipótesis del desajuste espacial (Moreno-Monroy y Posada, 2018; Boisjoly et al. 2017; Kain, 1968), pero con una diferencia importante: en el análisis de Topa (2001), la distancia no es solo física sino también social: en la medida en que las personas de una unidad espacial no tengan contacto social con empleados y empleadores, la probabilidad de que accedan a información sobre vacantes formales es muy pequeña o nula.

La superposición de altos niveles de concentración espacial de afrocolombianos y trabajadores informales en el Oriente de Cali confirma que la excesiva segregación espacial y socioeconómica a la que están

Figura 3. Distribución espacial de afrodescendientes en Cali

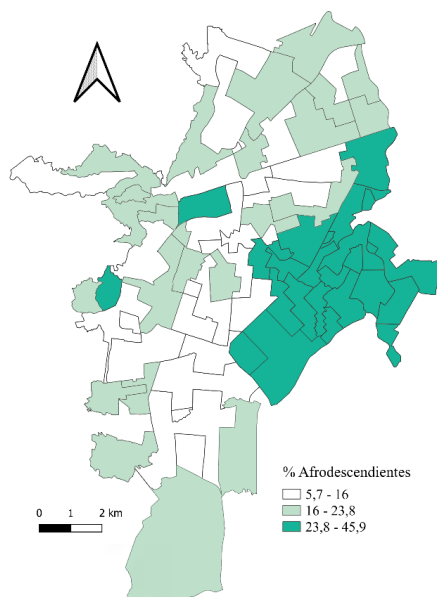
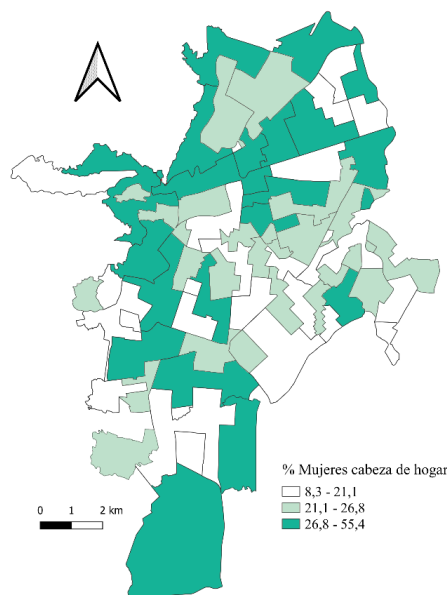


Figura 4. Distribución espacial jefatura femenina del hogar en Cali



Nota: elaboración de mapeo por cuantiles.

Fuente: elaboración propia con datos de la EECV 2012 – 2013.

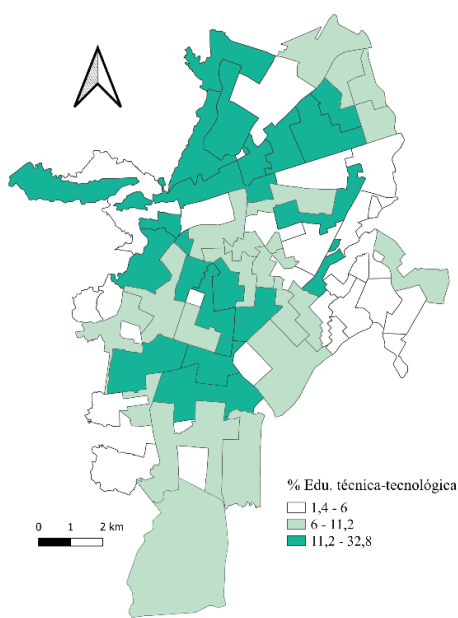
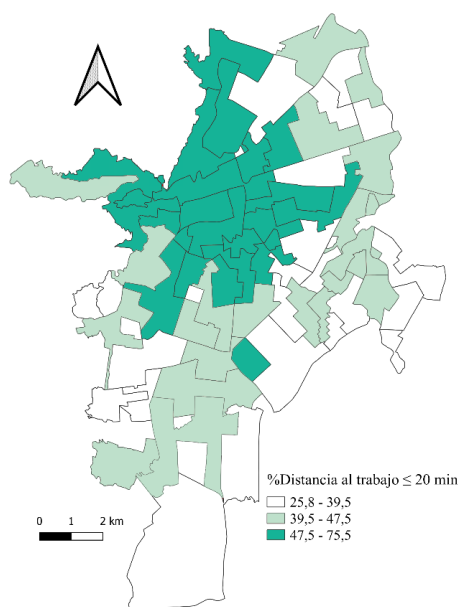
sometidos sus habitantes los excluye de los mercados laborales formales, limita su acceso a información sobre vacantes y los sitúa a una distancia insoslayable, en términos sociales y geográficos, de los restantes habitantes de la ciudad. La combinación de crimen organizado, delincuencia, alta deserción educativa y agrupaciones juveniles pequeñas y cerradas, tan común en el Oriente de Cali, ha llevado a que empleos informales y precarios en la construcción, en el trabajo doméstico y el tráfico de drogas sean las alternativas para las y los jóvenes de ese sector de la ciudad. Es una situación estructural, sostenida sobre procesos de retroalimentación y de reforzamiento mutuo entre la segregación socioespacial y la informalidad laboral (Castillo-Valencia *et al.*, 2022).

A pesar de que las anteriores afirmaciones están enfocadas en los determinantes de la situación laboral personal, para este caso también se procura capturar el efecto de la distancia entre la casa y el lugar de trabajo sobre la informalidad laboral, utilizando como proxy el tiempo que tarda la persona en llegar a su lugar de trabajo, teniendo que, en promedio, el

45.5% de las personas ocupadas se demora máximo veinte minutos.

En la figura 6, se aprecia que en la zona Centro, Centro-Oriente y en el eje Norte-Sur de la ciudad se concentran los mayores porcentajes de personas que demoran 20 minutos o menos en llegar a sus lugares de trabajo, zonas que se caracteriza por una alta actividad comercial y de servicios, pero también por altos niveles de informalidad laboral. Asimismo, las zonas donde reside gran proporción de trabajadores informales, Oriente y Ladera, presentan a su vez menor proporción de quienes llegan a sus trabajos en, a lo sumo, 20 minutos. Ello podría indicar que los trabajadores informales realizan su labor lejos de sus lugares de residencia.

Aunque el sector de la construcción se caracteriza, teóricamente, como un sector moderno, tecnológicamente avanzado, productivo, intensivo en capital físico y humano, y que además ofrece mejores condiciones laborales (Uribe y Ortiz, 2006; García, 2008; Gallego *et al.*, 2018), estaría ofreciendo una proporción considerable de empleo informal. En promedio, se obtuvo que el 5.9% de los ocupados labora en dicha

Figura 5. Distribución espacial personas con educación técnica/tecnológica en Cali**Figura 6.** Distribución espacial personas que llegan en 20 minutos o menos a sus trabajos

Nota: elaboración de mapeo por cuantiles.

Fuente: elaboración propia con datos de la EECV 2012-2013.

actividad, no obstante, en algunas regiones se observan tasas cercanas al 18,8 %. Así también, en la figura 7, se contempla que, en la zona Oriente y en el Distrito de Aguablanca (comunas 11, 12, 13, 14, 15, 16 y 21), así como también en parte de la zona Sur (comunas 17, 18 y 22) y comunas 1 y 20 existe una alta proporción de personas que laboran en este sector.

Por último, la tasa de desempleo (figura 8) presenta un promedio de 13 % y, en algunas regiones incluso llega a presentar un valor máximo a 31 %. Espacialmente, las mayores tasas de desempleo se concentran en las regiones analíticas ubicadas en el Oriente y en el Distrito de Aguablanca, en las que también hay una alta presencia de trabajadores informales, mientras las menores tasas, tanto de desempleo como de informalidad, se ubican en la zona sur y norte de la ciudad. Lo anterior señala que la relación negativa entre desempleo e informalidad (Gerard y Gonzaga, 2021; Torres, 2020; Bosch y Esteban-Pretel, 2015) está afectada por un componente espacial; y, para los habitantes del Oriente de Cali, la situación es bastante crítica en términos de sus precarios estados laborales.

Así, en Cali, a nivel de región analítica, existen altos niveles de trabajadores informales que coinciden, espacialmente, con las regiones donde se concentra la mayor proporción de afrodescendientes, de trabajadores del sector de la construcción, los mayores niveles de desempleo y donde se perciben menores tasas de población con educación técnica/tecnológica, es decir, en las zonas del Centro-Oriente, Oriente, en el Nororiente (comuna 7) y en la Ladera (comunas 18 y 20), las cuales también se caracterizan por presentar bajas condiciones de vida y por contar con menor proporción de personas con tiempos de viaje hacia el trabajo, inferiores a 20 minutos.

III. Identificación y cálculo de los efectos espaciales entre la informalidad laboral y las características personales y del entorno

Al utilizar datos georreferenciados es posible que se presenten efectos espaciales propios de la ubicación

Figura 7. Distribución espacial de los empleados de la construcción en Cali

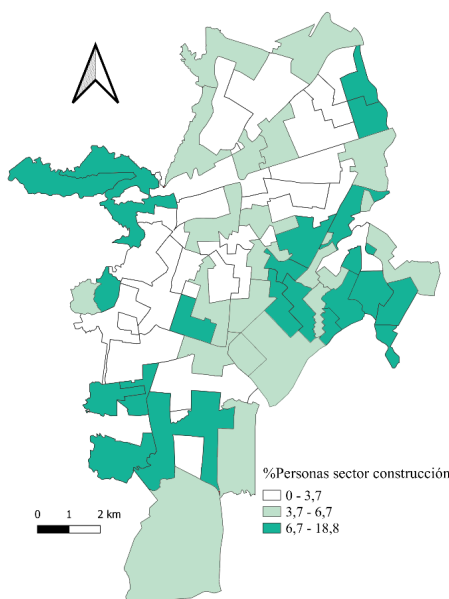
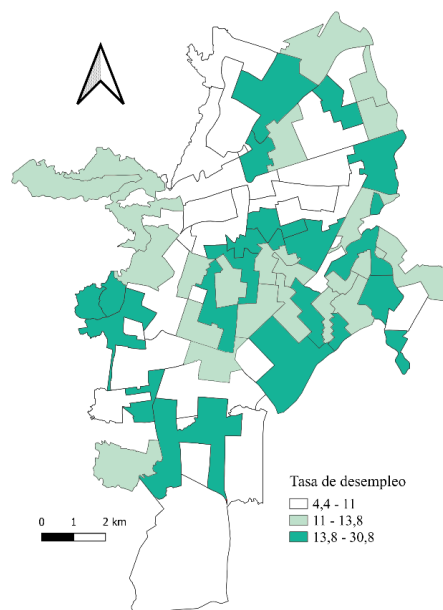


Figura 8. Distribución espacial del desempleo en Cali



Fuente: elaboración propia con datos de la EECV 2012-2013.

geográfica. Estos efectos se dividen en la heterogeneidad y la dependencia espacial. La primera surge al emplear datos de unidades espaciales muy diferentes para explicar un mismo fenómeno, ya que tanto la forma funcional como los parámetros varían con la ubicación, lo que genera problemas de inestabilidad estructural (Acevedo y Velásquez, 2008; Moreno-Serrano y Vayá, 2002).

La autocorrelación espacial, a su vez, definida como la coincidencia entre la similitud de valores con la similitud de localización (Anselin y Bera, 1998) se origina cuando el valor de una variable ubicada en cierta unidad espacial está relacionado, funcionalmente, con el valor de ella misma en unidades vecinas, en concordancia con la primera ley de la geografía propuesta por Tobler (1970), según la cual, las cosas cercanas entre sí están más relacionadas entre ellas que con las lejanas. Este efecto espacial en particular es abordado por las técnicas de la econometría espacial que tienen en cuenta la existencia de multidireccionalidad en las relaciones de interdependencia entre las unidades espaciales (Cliff y Ord, 1968, 1973; Paelinck y Klaassen, 1979; Anselin, 1988; Flint *et al.*, 2000; Moreno-Serrano y Vayá, 2002; Acevedo y Velásquez, 2008).

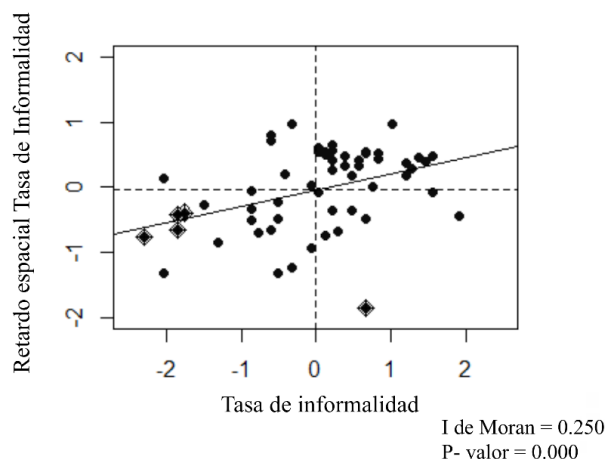
Para verificar la relación espacial univariante de la tasa de informalidad, se calcularon los estadísticos I de Moran, C de Geary y los indicadores locales de asociación espacial (LISA, por sus siglas en inglés), los cuales requieren la especificación de una matriz de pesos espaciales o de contigüidad, W , en la que se representa la relación espacial entre las unidades de estudio. La elección incorrecta de esta matriz puede generar estimaciones ineficientes, sesgadas e incluso erróneas. Para evitar esto, Mora (2021) sugiere varios criterios que permiten seleccionar una matriz W adecuada (cuadro A1 del Anexo), a partir de los cuales se concluye que la especificación más acertada es la matriz definida bajo el criterio de contigüidad de la reina (Queen) de orden uno, cuyas entradas tomarán el valor $w_{ij} = 1$, si una unidad espacial en específico comparte un lado o un vértice con alguna de las demás unidades espaciales tenidas en cuenta; de no ser así tomará el valor $w_{ij} = 0$ (Anselin y Bera, 1998; Moren-Serrano y Vayá, 2002; Le Gallo, 2002; Goodchild, 2008; Acevedo y Velásquez, 2008; Elhorst y Halleck, 2017; Siabato y Guzmán, 2019).

Los estadísticos I de Moran y C de Geary contrastan la hipótesis nula de no autocorrelación espacial o de distribución aleatoria entre las unidades espaciales

analizadas. En el caso de la I de Moran, este estadístico toma valores entre -1 y 1, donde valores mayores que cero indican autocorrelación espacial positiva (patrón de clúster) y valores menores que cero, autocorrelación espacial negativa (distribución ajedrezada).

Por su parte, la C de Geary toma valores entre 0 y 2, donde valores inferiores a 1 indican autocorrelación espacial positiva, mientras que valores superiores a 1 indican autocorrelación espacial negativa. Un valor de 1, en cambio, indica ausencia de autocorrelación (Griffith, 1987). Con el fin de evaluar la existencia de autocorrelación espacial, se estiman ambos estadísticos teniendo en cuenta diferentes especificaciones para W , los cuales confirman la existencia de autocorrelación espacial positiva (cuadro A2 del Anexo). En la figura 9, se muestra la dispersión entre la tasa de informalidad y su retardo espacial, así como el cálculo de la I de Moran global, lo que indica autocorrelación espacial positiva y altamente significativa a nivel de región analítica, es decir, que la tasa de informalidad laboral de una región está relacionada con la tasa de informalidad laboral de las regiones contiguas.

Figura 9. Cálculo del estadístico I de Moran para la tasa de informalidad



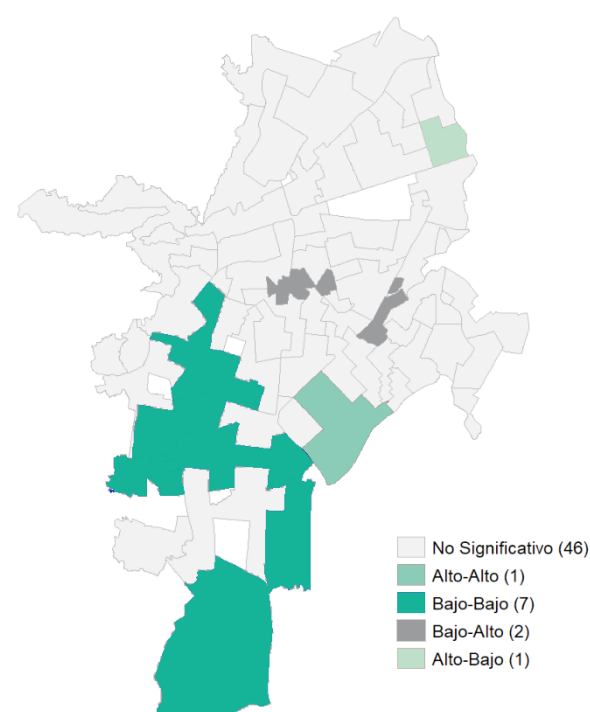
Fuente: elaboración propia con datos de la EECV 2012 – 2013.

Como complemento, se calculan los LISA (figura 10), los cuales descomponen los indicadores globales, como la I de Moran, en la contribución de cada región analítica, proporcionando además para cada una de estas, una medida del grado de agrupamiento espacial significativo con respecto a los valores localizados alrededor de dicha región (Anselin, 1995), lo que permite identificar

la existencia de clústeres, según el nivel de informalidad y el tipo de autocorrelación espacial en ciertos sectores de la ciudad.

Las agrupaciones espaciales de color rojo son aquellas donde las regiones que presentan altos niveles de población en condición de informalidad laboral están, a su vez, rodeadas por regiones también con altas tasas de informalidad laboral. Caso contrario sucede con las agrupaciones de color azul: asociaciones de regiones con niveles bajos de población en condición de informalidad laboral. Otros dos tipos de asociación son las de datos espaciales atípicos. Con azul claro se representan las regiones con bajos niveles de población en condición de informalidad laboral, rodeadas por regiones con altas tasas de esta. Por último, las regiones con alta informalidad laboral rodeadas por regiones con baja informalidad presentan color rojo claro. En tonalidad gris, se muestran las regiones analíticas que no presentaron autocorrelación espacial estadísticamente significativa (Anselin, 1995; Ward y Gleditsch, 2008; Gallego *et al.*, 2018).

Figura 10. Clúster LISA para la tasa de informalidad en Cali



Fuente: elaboración propia con datos de la EECV 2012 – 2013.

Los resultados obtenidos hasta este punto muestran un gran clúster de regiones con bajas tasas de informalidad laboral, ubicado en el corredor Norte-Sur y sur de la ciudad (comunidades 17, 19 y 22). Por el contrario, hay un pequeño clúster de tasas altas de informalidad laboral en la región analítica conformada por barrios de las comunas 15 y 16 (Oriente). Los patrones espaciales hallados concuerdan, en gran medida, con los resultados de Pérez y Mora (2015), Mora *et al.* (2016) y Arroyo *et al.* (2016) en sus trabajos sobre calidad del empleo para Cali, los cuales afirman que la menor calidad de este se encuentra en la zona oriente de la ciudad.

A. Modelo econométrico y análisis de resultados

Dada la autocorrelación espacial positiva en torno a la tasa de informalidad, ahora se analiza su relación con la localización residencial de los trabajadores, estimando primero, una regresión clásica no espacial (MCO), a partir de la cual, bajo la estrategia empírica propuesta por Anselin *et al.* (1996) se verifica o no la existencia de dependencia espacial, utilizando pruebas no robustas y robustas de multiplicadores de Lagrange (LM). Luego, se utilizan los criterios de selección de Florax *et al.* (2003) para elegir el mejor modelo entre uno no espacial y dos modelos econométricos que consideran la dependencia espacial: autorregresivo (SAR) y de error espacial (SEM).

Los modelos SAR y SEM son casos espaciales que parten del modelo general de autocorrelación espacial (SAC), que tiene en cuenta de forma simultánea la dependencia espacial tanto en la variable dependiente como en el término de error (Kalenkoski y Lacombe, 2008), es decir, parte de la idea de que la tasa de informalidad en una región i , no solo depende de las características locales X_i sino también de la situación de las regiones vecinas. Este modelo es el que se describe enseguida:

$$\begin{aligned} y &= \rho Wy + X\beta + u \\ u &= \lambda Wu + \varepsilon \\ \varepsilon &\sim N(0, \sigma^2 I_n) \end{aligned} \quad (1)$$

Donde la variable dependiente y está en función de (1) ρWy , que representa el rezago espacial de la variable dependiente, ponderado por la matriz de pesos espaciales W ; y ρ es el parámetro autorregresivo espacial; (2)

$X\beta$ es el producto entre el vector X de variables independientes y β es el vector de coeficientes asociados a la regresión; (3) λ es el coeficiente autorregresivo espacial para el rezago del error Wu ; y (4) ε es asumido como un vector de perturbaciones estocástico normalmente distribuido (Anselin y Bera, 1998; Kalenkoski y Lacombe, 2008).

Al fijar $\lambda = 0$ en la ecuación 1, se obtiene el modelo SAR (ecuación 2), el cual incorpora únicamente el rezago espacial de la variable dependiente (ρWy). En consecuencia, este modelo refleja exclusivamente la dependencia espacial de la propia variable dependiente:

$$\begin{aligned} y &= \rho Wy + X\beta + \varepsilon \\ \varepsilon &\sim N(0, \sigma^2 I_n) \end{aligned} \quad (2)$$

Si, en la ecuación 1, se establece el parámetro $\rho = 0$, el modelo que se obtiene sería el SEM (ecuación 3), con dependencia espacial solo en el término de error. Dicho de otra forma, este modelo tiene en cuenta la posibilidad de que, al especificar y estimar un modelo, se omitan variables correlacionadas espacialmente. La relación de dependencia entre los términos de error es representada por el término λWu , donde λ capta el grado en que las perturbaciones no observadas de una región están correlacionadas con las de sus vecinas:

$$\begin{aligned} y &= X\beta + u \\ u &= \lambda Wu + \varepsilon \\ \varepsilon &\sim N(0, \sigma^2 I_n) \end{aligned} \quad (3)$$

Con $\lambda = 0$ y $\rho = 0$ en la ecuación 1 estaría indicándose la ausencia de autocorrelación espacial, lo que genera como resultado un modelo lineal clásico que puede ser estimado por MCO. De lo contrario, los modelos 1, 2 y 3 deben estimarse por el método de máxima verosimilitud, en especial, los dos últimos, para evitar el sesgo por simultaneidad (Anselin, 1988; Anselin y Bera, 1998; Lee, 2004) y, en específico el último, el modelo 3, para obtener estimaciones insesgadas y eficientes (Anselin y Bera, 1998; Dubin, 1998; Kalenkoski y Lacombe, 2008).

Es importante resaltar que todas las variables utilizadas en las estimaciones presentadas en este artículo están expresadas en porcentajes. La variable dependiente y , corresponde a la tasa de informalidad en cada región analítica i . W es la matriz de pesos espaciales, definida

bajo el criterio de contigüidad de la reina (Queen) de orden uno. Por su parte, el vector de variables independientes X incluye los porcentajes de mujeres cabeza de hogar, de población afrodescendiente, de personas con educación técnica o tecnológica, de personas que tardan veinte minutos o menos en llegar al trabajo, de personas que laboran en el sector de la construcción y la tasa de desempleo.

En el cuadro 3, al comparar los coeficientes del modelo MCO con los de los modelos espaciales (SEM y SAR), se observa que, en general, la inclusión de la dependencia espacial modifica tanto la magnitud como la significancia de las variables explicativas. Por ejemplo, el coeficiente para la variable explicativa % Porcentaje de mujeres cabeza de hogar, aumenta y gana relevancia estadística, al pasar de 0.25*, en el MCO a 0.30** para el SEM y 0.27** para el SAR, lo que sugiere que, al controlar por la autocorrelación en los errores (SEM) o en la variable dependiente (SAR), esta variable adquiere un efecto más sólido sobre la variable que se busca explicar, es decir, que la exclusión de la estructura espacial en el MCO podría estar subestimando o distorsionando su verdadero impacto, aumentando el sesgo en las estimaciones.

En cambio, en el caso de la variable explicativa % Porcentaje de afrodescendientes, el coeficiente disminuye levemente de 0.43*** en MCO a alrededor de 0.31–0.32** en SEM y SAR, respectivamente, indicando que parte del efecto observado en el modelo no espacial podría haber estado sobreestimado al no considerar la estructura espacial. Adicionalmente, la variable regresora % Porcentaje de personas que laboran en construcción, presenta un coeficiente más alto en el modelo SEM (0.83***) frente al MCO (0.60**), lo que pone de manifiesto que, al modelar la dependencia espacial en los errores, se capturan factores que antes quedaban en la parte no explicada del modelo.

A su vez, la constante también muestra cambios significativos, especialmente en el SAR (4.303), comparado con el MCO (16.64*), lo que refleja cómo la inclusión de la estructura espacial redistribuye la influencia de las variables omitidas o no medidas. En otras palabras, dada la existencia de dependencia espacial entre las observaciones de las regiones analíticas, estimar un modelo por mínimos cuadrados ordinarios (MCO) viola el supuesto de independencia de los errores

entre unidades transversales, lo cual produce sesgos de variable omitida cuando las covariables están correlacionadas con el rezago espacial de la variable dependiente (Anselin, 1988). Además, si las perturbaciones no son esféricas, es decir, si sus varianzas y covarianzas difieren entre regiones, entonces en las estimaciones MCO ya no se garantizan la propiedad de mínima varianza (eficiencia) ni la validez en las conclusiones de las pruebas de hipótesis individuales o conjuntas, pues los estadísticos t y F se calculan en presencia de heteroscedasticidad en los errores del modelo, afectando las distribuciones que originan a estos estadísticos de prueba (Baltagi, 2005).

En este contexto, la omisión de un término espacial, sea un rezago de la variable dependiente o de los errores, implica que parte de la autocorrelación queda absorbida por el término de error, lo que distorsiona tanto la magnitud como la significancia de los coeficientes. Por ello, los modelos espaciales SAR y SEM son necesarios: el SAR incorpora explícitamente el *spill-over* o efecto derrame de la tasa de informalidad laboral entre regiones, a través de $\rho W y$, mientras el SEM corrige la correlación espacial de los errores mediante $\lambda W u$, de manera que se generan estimaciones insesgadas, eficientes y se validan las pruebas de hipótesis. Se resalta, además, que las métricas de ajuste como lo son los criterios de selección de modelos: AIC, BIC y *log likelihood*, mejoran en los modelos espaciales, lo cual respalda su superioridad, en especial la del modelo SAR. Ello indica un mejor balance entre ajuste y complejidad.

Cabe señalar que, en las estimaciones de los tres modelos mencionados, hay coincidencia en que la jefatura de hogar femenina, el ser afrodescendiente, demorar hasta 20 minutos en llegar al trabajo, laborar en el sector de la construcción y la tasa de desempleo, se asocian de forma positiva con la informalidad laboral. Por el contrario, la educación técnica/tecnológica tiene efecto negativo sobre aquella.

Ahora, a fin de determinar cuál especificación es la más apropiada para controlar la dependencia espacial, se usan las pruebas de multiplicadores de Lagrange (LM). La regla de decisión formulada por Florax *et al.* (2003) indica que debe calcularse el LM-lag y el LM-error (LM no robustos). Si ambos son estadísticamente no significativos (no rechazan la hipótesis nula de ausencia de dependencia espacial), la especificación que podría ser

la más adecuada es la de un modelo no espacial. En caso de que el estadístico de uno de los dos modelos resulte no significativo debe elegirse el modelo cuyo estadístico sí lo haya sido. Por el contrario, si ambos estadísticos de prueba son estadísticamente significativos, deben calcularse los LM robustos. Si estos dos últimos, nuevamente, son significativos, debe elegirse el modelo con

el estadístico con mayor valor (Vivas-Pacheco, 2013; Jacquemond y Breau, 2015).

Al analizar los resultados de las pruebas, se contempla que el valor del estadístico LM-lag resultó estadísticamente significativo, pero no el del LM-error, por lo que el modelo SAR es la especificación más apropiada,

Cuadro 3. Resultados de la estimación de modelos espaciales

Variable	MCO (no espacial)	Modelos espaciales	
		SEM	SAR
Porcentaje de mujeres cabeza de hogar	0.25* (0.147)	0.30** (0.125)	0.27** (0.132)
Porcentaje de afrodescendientes	0.43*** (0.137)	0.312** (0.14)	0.317** (0.127)
Porcentaje de educación técnica-tecnológica	-0.58*** (0.204)	-0.55*** (0.174)	-0.591* (0.183)
Porcentaje de personas que demoran 20 minutos o menos en llegar al trabajo	0.51*** (0.105)	0.48*** (0.108)	0.47*** (0.096)
Porcentaje de personas que laboran en construcción	0.604** (0.299)	0.832*** (0.268)	0.716*** (0.269)
Tasa de desempleo	0.39* (0.205)	0.32* (0.181)	0.37** (0.184)
Constante	16.64* (8.661)	18.4** (8.007)	4.303 (9.807)
ρ			0.272**
λ		0.361	
N	57	57	57
R ²	0.57		
Log likelihood	-193.57	-192.25	-191.61
AIC	403.14	402.5	401.23
BIC	419.48	420.88	419.62
Pruebas LM de dependencia espacial			
LM lag	3.957**		
LM error	1.699		
LM lag robusto	0.053		
LM error robusto	2.311		

Notas: (1) el modelo SAC no se tiene en cuenta para este caso, debido a que no permite identificar de forma separada los parámetros cuando se estima por máxima verosimilitud (Anselin y Bera, 1998; Kalenkoski y Lacombe, 2008). (2) Errores estándar en paréntesis, *** $p < 0.01$, ** $p < 0.05$ y * $p < 0.1$. (3) En el cuadro A2 del Anexo, se muestran los efectos marginales (multiplicador espacial) de un cambio en la variable explicativa sobre la variable dependiente (Kim *et al.* 2003).

Fuente: elaboración propia con base en los datos aportados por la EECV 2012.

descartándose la dependencia espacial en el error (el valor de λ no es estadísticamente significativo). Así, según las estimaciones del SAR, ρ , al ser positivo y estadísticamente significativo, indica que, si la tasa de informalidad laboral de una región analítica es elevada, también lo será en las regiones colindantes, manteniendo constante todo lo demás (Kalenkoski y Lacombe, 2008; Gallego *et al.*, 2018).

Además de la significancia del LM-lag frente a la no significancia del LM-error, hay una diferencia clave, que respalda la elección del SAR y no del SEM: como se mencionó antes, el modelo SAR incorpora explícitamente el *spill-over* o derrame de la tasa de informalidad laboral entre regiones, lo cual es coherente con la idea de que la informalidad laboral de una región puede contagiar o condicionar a sus vecinas. En contraste, el modelo SEM solo incluye un término de autocorrelación en los errores que funciona como un corrector de dependencias derivadas de variables omitidas o mediciones imprecisas, pero no captura el impacto directo que la informalidad laboral vecina ejerce sobre la informalidad local.

Por ello, cuando el proceso de difusión espacial de la variable dependiente es el mecanismo dominante, el SAR ofrece una representación más fiel de la dinámica interregional. En este caso, al ser $\rho = 0.272$, estaría señalando que, por cada punto porcentual (pp) de informalidad laboral de las regiones limítrofes, la informalidad laboral local aumenta en cerca de 0.27 pp. Este resultado, junto con el análisis descriptivo de la información, muestra que la organización espacial de Cali puede tener efectos sobre la tasa de informalidad laboral, es decir, no es un fenómeno aleatorio y, por el contrario, está concentrada en unas zonas específicas de la ciudad.

La jefatura de hogar femenina es una condición, estadísticamente significativa, relacionada positivamente con la informalidad laboral. Por un lado, Ribero (2003), Uribe *et al.* (2004), Uribe *et al.* (2008), Bernal (2009), Roldán y Ospino (2009), Figueroa (2010), Guataquí *et al.* (2011) y Galvis (2012) afirman que las mujeres tienen mayor probabilidad de ser trabajadoras informales, mientras que la jefatura de hogar disminuye dicha probabilidad. Pero, al cruzar ambas variables, el efecto proporcionado por la jefatura del hogar no logra contrarrestar el efecto de las restricciones adicionales que

enfrentan las mujeres para acceder a un empleo formal (Jiménez y Salazar, 2023), lo que refuerza la discriminación laboral por condición de sexo.

Por ello, el aumento de un punto porcentual en los hogares encabezados por mujeres se asocia con un incremento de 0.27 pp en la tasa de informalidad laboral local, una vez considerado el efecto de la tasa de informalidad laboral de las regiones vecinas. Por su parte, las personas afrocolombianas en Cali son más propensas a estar en condición de informalidad laboral, es decir, ocupados en empleos de baja calidad, sin la protección de la seguridad social (Mora *et al.*, 2016; Arroyo *et al.*, 2016; Pérez y Mora, 2015; Bustamante y Arroyo, 2008). Es así como, por cada punto porcentual que la población afrodescendiente aumente, se eleva la tasa de informalidad laboral en 0.32 pp, controlando igualmente la dependencia espacial. Esto implica que donde hay más concentración de esta población, la tasa de informalidad laboral es sistemáticamente mayor.

La variable que captura el nivel educativo, como se esperaba, presentó un notable efecto negativo sobre la informalidad laboral, lo cual confirma la importancia de la formación de capital humano para mejorar las condiciones laborales (Becker, 1964) y, sobre todo, la formación requerida por los sectores económicos con mayor complejidad (Lora, 2015, 2017) que, por lo general, para operar, demandan más formación de nivel técnico/tecnológico en sus empleados. Este resultado indica que un punto porcentual adicional de población con formación técnica o tecnológica reduce la tasa de informalidad laboral en 0.6 pp. Ello significa que lograr un mayor nivel educativo tiene un efecto protector: sitúa a más personas en empleos formales.

Por otra parte, aunque la construcción suele considerarse un sector moderno, su efecto para este caso es positivo y altamente significativo, sugiriendo que por cada punto porcentual adicional de trabajadores en este sector la tasa de informalidad aumenta en 0.72 pp. Esto refleja que la construcción es un sector especialmente proclive al empleo informal. Otra de las variables que capturan las características laborales de la ciudad y que presentó un impacto positivo sobre la tasa de informalidad laboral fue la tasa de desempleo.

Por último, se resalta el efecto positivo y altamente significativo de tardar menos de 20 minutos en llegar

al puesto de trabajo, sobre la tasa de informalidad laboral. Es de señalar que las personas que trabajan en dicho sector lo hacen en lugares cercanos a sus residencias, evitando también los costos de transporte (Coulson *et al.*, 2001; García, 2008; Uribe *et al.*, 2008; Alivon y Guillaín, 2017; Boisjoly *et al.* 2017; Moreno-Monroy y Posada, 2018). Esta relación podría funcionar en sentido inverso: las personas deciden vivir cerca de su empleo informal, como ocurre con los miles de personas que viven en condiciones precarias en el centro de Cali, cuyos empleos informales están a unos cuantos minutos de su lugar de residencia. En este caso, la localización de la vivienda precaria sigue al empleo informal y no al revés. El coeficiente obtenido de la estimación indica que un aumento de un punto porcentual en la proporción de personas que tardan 20 minutos o menos en llegar al trabajo se asocia con un incremento de 0.5 pp en la tasa de informalidad laboral.

Otro factor que podría tener una fuerte incidencia, además de la distancia física de los empleos formales, es la distancia en términos sociales y de capital humano, por lo cual, el entorno donde viven y el estatus laboral de su círculo social condiciona el tipo de empleo al que las personas pueden acceder (Topa, 2001). Esto ocurre con los habitantes del Oriente y la Ladera, cuyas redes de contacto social son muy cerradas y con pocos o ningún empleado o empleador entre sus conocidos o amigos (Castillo-Valencia *et al.*, 2022). Su distancia con respecto al empleo formal no solo es física, sino sobre todo social. Una última posible causa estaría relacionada con la conformación de emprendimientos en el hogar o cerca de él, los cuales tienden a ser informales, como las actividades de carácter comercial y de servicios.

IV. Conclusiones

En Cali, en efecto, existe una relación entre la informalidad laboral y la ubicación residencial de quienes hacen parte de este sector de la economía; así se muestra en ese estudio, haciendo uso de los datos de la EECV 2012-2013, bajo un análisis con econometría espacial. Al explorar la distribución espacial de la informalidad laboral y su relación con las variables independientes que se tuvieron en cuenta para intentar capturar diferentes aspectos demográficos, laborales y de capital

humano, se encontró un patrón espacial notable que segmenta la ciudad en términos socioeconómicos, en el cual las regiones analíticas ubicadas en las zonas más vulnerables: Oriente, Nororiente (comuna 7) y en la Ladera (comunidades 18 y 20) son las que presentan, de manera conjunta, altas tasas de trabajadores informales, las mayores tasas de desempleo, la mayor proporción de población afrodescendiente, la mayor proporción de trabajadores del sector de la construcción y la menor participación en la educación técnica/tecnológica.

Los resultados de la econometría espacial muestran que los valores altos o bajos de la tasa de informalidad laboral tienden a agruparse espacialmente. Ello significa que la tasa de informalidad laboral de una región analítica depende de las tasas que presenten las regiones vecinas. Desde el modelo SAR se ratifica, por un lado, uno de los resultados estándar de la economía laboral, ya que demuestra el fuerte impacto de la formación de capital humano en la reducción de la informalidad laboral. Además, pone en evidencia la gran desventaja generada por el hecho de ser mujer, pues inclusive, contar con el rol de ser la jefa del hogar no mejora sus probabilidades de ocuparse formalmente.

Este último resultado puede estar relacionado con cierto grado de discriminación laboral y estereotipos, así como con el hecho de que las mujeres que trabajan en ocupaciones propias de la informalidad laboral tienden a conformar negocios familiares en el hogar, mientras que los hombres que laboran en este mismo segmento del mercado laboral lo hacen por fuera de este, todo lo cual refuerza los roles de género que definen a la división del trabajo al interior de las familias, esto es, las mujeres se dedican, más frecuentemente, a las actividades de sostenimiento y de cuidado de los hijos que se desarrollan dentro del hogar, mientras los hombres están fuera (Ribero, 2003; Uribe y Ortiz, 2006; Jacobsen, 2007; García y Badillo, 2017; García, 2017). De este modo, las características propias de las personas y las condiciones económicas de la región analítica tienen un efecto decisivo sobre la dinámica del mercado laboral y, más precisamente, sobre la informalidad.

Asimismo, la población afrodescendiente cuenta con menores probabilidades de acceder a un empleo formal, lo que sugiere la existencia de efectos discriminatorios en el mercado laboral de Cali. En la misma medida, trabajar en el sector de la construcción y el aumento

de la tasa de desempleo se relacionan de forma positiva con la informalidad laboral, efectos atribuibles a las características del entorno donde vive el trabajador; y el estatus laboral de su círculo social es uno de los principales condicionantes de su situación laboral (Topa, 2001; Alivon y Guillain, 2017).

Dicho lo anterior, podría afirmarse, por ejemplo, que la probabilidad de que un trabajador informal tenga de vecino a un desempleado o un informal es alta. En cambio, la probabilidad de que tenga como vecino o contacto a un empleado formal o a un empleador es muy baja. En cuanto al efecto negativo proporcionado por la variable educación técnica/tecnológica sigue resaltando la importancia de la formación de capital humano en la reducción de la informalidad laboral.

Los cálculos revelan también la asociación positiva entre vivir cerca al lugar de trabajo y la informalidad laboral, con el eje Norte-Sur, el Centro y el Centro-oriente de la ciudad siendo los lugares donde se concentra la mayor proporción de las personas que afirmaron demorarse menos de veinte minutos en llegar al lugar donde trabajan, y las zonas donde es alta la informalidad laboral. En el eje Norte-Sur, no se ofrecen, con mayor probabilidad, empleos informales. Por el contrario, concentra la mayor parte del empleo formal.

Caso distinto se observa en el Centro de Cali, sobre todo en la comuna 3, donde se concentran altas proporciones de empleo informal y de localización residencial de los informales. Por otro lado, un patrón interesante observado es que, en el Oriente y la Ladera (comunales 18 y 20), a pesar de sus altos niveles de informalidad, hay evidencia de menor proporción de trabajadores que demoran menos de 20 minutos en llegar a sus puestos de trabajo. Esto podría estar dando indicios de dinámicas laborales propias, ya que los empleos informales no se localizan cerca a sus lugares de residencia, sino en puntos distantes a estos, como consecuencia de vivir en zonas con baja producción de empleo, tanto formal como informal, lo cual los obliga a buscar empleo lejos de su lugar de residencia.

Agradecimientos

Este artículo, financiado por el programa “Inclusión productiva y social: programas y políticas para la promoción de una economía formal”, código 60185, que conforma

Colombia Científica-Alianza EFI, bajo el Contrato de Recuperación Contingente No. FP44842-220-2018, es producto del trabajo de grado para optar al título de Magíster en Economía Aplicada de la Universidad del Valle. Se agradecen los valiosos comentarios y ajustes sugeridos por los revisores anónimos, que permitieron mejorar significativamente esta versión del manuscrito.

Referencias

1. Acevedo, I., & Velásquez, E. (2008). Algunos conceptos de la econometría espacial y el análisis exploratorio de datos espaciales. *Ecós de Economía* (27), 9-34.
2. Alivon, F., & Guillain, R. (2017). Urban segregation and unemployment. A case study of the urban area of Marseille – Aix-en-Provence (France). *Regional Science and Urban Economics*. <https://doi.org/10.1016/j.regsciurbeco.2017.06.004>
3. Anselin, L. (1988). *Spatial econometrics: Methods and models*. Kluwer Academic Publishers. <https://doi.org/10.1007/978-94-015-7799-1>
4. 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>
5. Anselin, L., & Bera, A. K. (1998). Spatial dependence in linear regression models with an introduction to spatial econometrics. In A. Ullah & D. E. A. Giles (Eds.), *Handbook of Applied Economic Statistics* (pp. 237-289), Marcel Dekker. <https://doi.org/10.1201/9781482269901-36>
6. Anselin, L., Bera, A. K., Florax, R., & Yoon, M. J. (1996). Simple diagnostic tests for spatial dependence. *Regional Science and Urban Economics*, 26(1), 77-104. [https://doi.org/10.1016/01660462\(95\)02111-6](https://doi.org/10.1016/01660462(95)02111-6)
7. Arroyo, J. S., Pinzón, L. F., Mora, J. J., Gómez, D. A., & Cendales, A. (2016). Afrocolombianos, discriminación y segregación espacial de la calidad del empleo para Cali. *Cuadernos de Economía*, 35(69), 753-783. <https://doi.org/10.15446/cuad.econ.v35n69.54347>
8. Ascencio, D. E., Sacco, E. F., & Strada, J. (2019). Desigualdades de género en el mercado de trabajo argentino: salario, empleo e informalidad laboral en las mujeres (2004-2016). *Revista de Ciencias Sociales*, (165), 79-103. <https://doi.org/10.15517/rsc.v0i165.40066>
9. Becker, G. (1964). *Human capital. A theoretical and empirical analysis, with special reference to education*. National Bureau of Economic Research.
10. Benabou, R. (1993). Workings of a city: Location, education, and production. *The Quarterly Journal of Economics*, 108(3), 619-652. <https://doi.org/10.2307/2118403>

11. Baltagi, B. H. (2005). *Econometric analysis of panel data* (3.a ed.). John Wiley & Sons Ltd.
12. Bernal, R. (2009). The informal labor market in Colombia: Identification and characterization. *Desarrollo y Sociedad*, 63, 145-208. <https://doi.org/10.13043/dys.63.4>
13. Berniell, I., Berniell, L., De la Mata, D., Edo, M., & Marchionni, M. (2021). Gender gaps in labor informality: The Motherhood effect. *Journal of Development Economics*, 150, 102599. <https://doi.org/10.1016/j.jdevec.2020.102599>
14. Blanco, J. M. (1995). La duración del desempleo en España. En J. J. Dolado & J. F. Jimeno, *Estudios sobre el funcionamiento del mercado de trabajo español*. Fedea.
15. Boisjoly, G., Moreno, A. I., & El-Geneidy, A. (2017). Informality and accessibility to jobs by public transit. Evidence from the São Paulo Metropolitan Region. *Journal of Transport Geography*, 64, 89-96. <https://doi.org/10.1016/j.jtrangeo.2017.08.005>
16. Bonnet, F., Vanek, J., & Chen, M. (2019). *Women and men in the informal economy. A statistical brief*. International Labour Office.
17. Bosch, M., & Esteban-Pretel, J. (2015). The labor market effects of introducing unemployment benefits in an economy with high informality. *European Economic Review*, 75, 1-17. <https://doi.org/10.1016/j.eurocorev.2014.10.010>
18. Bourguignon, F. (1979). Pobreza y dualismo en el sector urbano de las economías en desarrollo. El caso de Colombia. *Revista Desarrollo y Sociedad*, 1(1), 39-72. <https://doi.org/10.13043/dys.1.2>
19. Bustamante, C. D., & Arroyo, S. (2008). La raza como determinante del acceso a un empleo de calidad: un estudio para Cali. *Ensayos sobre Política Económica (ESPE)*, 26(57), 130-175. <https://doi.org/10.32468/espe.5703>
20. Carvajal-Calderón, A. N., Cárdenas, L. Y., & Estrada, I. (2017). Determinantes socioeconómicos de la informalidad laboral y el subempleo en el área metropolitana de Bucaramanga, Colombia. *Equidad y Desarrollo*, 1(29), 53-82. <https://doi.org/10.19052/ed.4171>
21. Castellar, C. E., & Uribe, J. I. (2000). *Determinantes de la participación en el mercado de trabajo en el área metropolitana de Cali en diciembre de 1988* (Documento de Trabajo, No. 56). CIDSE.
22. Castillo-Valencia, M., Restrepo, D. M., Calderón, Á. M., Salazar, B., & Caicedo, M. I. (2022). *Barreras invisibles: jóvenes, pobreza y violencia*. Universidad del Valle-Flacso.
23. Cliff, A. D., & Ord, K. (1968). *The problem of spatial autocorrelation*. Pion.
24. Cliff, A. D., & Ord, K. (1973). *Spatial autocorrelation*. Pion.
25. Coulson, N. E., Laing, D., & Wang, P. (2001). Spatial mismatch in search equilibrium. *Journal of Labor Economics*, 19(4), 949-972. <https://doi.org/10.1086/322824>
26. Dane (2013). *Boletín de prensa: Medición del empleo informal y seguridad social – Trimestre octubre – diciembre de 2012*. <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/mercado-laboral/empleo-informal-y-seguridad-social>
27. Dane (2018). CNPV 2018: Censo Nacional de Población y Vivienda.
28. Dane (2023). *Boletín técnico: ocupación informal. Trimestre octubre-diciembre 2022*. <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/mercadolaboral/empleo-informal-y-seguridad-social>
29. Di Caro, P., & Nicotra, G. (2015). Short, long and spatial dynamics of informal employment. *Regional Studies*, 50(11), 1804-1818. <https://doi.org/10.1080/00343404.2015.1072274>
30. Dubin, R. A. (1998). Spatial autocorrelation: A Primer. *Journal of Housing Economics*, 7(4), 304-327. <https://doi.org/10.1006/jhec.1998.0236>
31. Dujardin, C., Selod, H., & Thomas, I. (2008). Residential Segregation and unemployment. The case of Brussels. *Urban Studies*, 45(1), 89-113. <https://doi.org/10.1177/0042098007085103>
32. Duque, J. C., Anselin, L., & Rey, S. (2011). The max-p-regions problem. *Journal of Regional Science*, 52(3), 397-419. <https://doi.org/10.1111/j.1467-9787.2011.00743.x>
33. Duque, J. C., Royuela, V., & Noreña, M. (2012). A stepwise procedure to determinate a suitable scale for the spatial delimitation of urban slums. En E. Fernández & F. Rubiera, *Defining the spatial scale in modern regional analysis* (pp. 237-254). Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-642-319945_12
34. Elhorst, J. P., & Halleck, S. (2017). El modelo SLX: ampliación de la forma general, y sensibilidad de los desbordamientos espaciales a la especificación de la W. *Papeles de Economía Española*, 152, 34-50.
35. Figueroa, C. A. (2010). *Determinantes de la informalidad laboral y el subempleo en las áreas metropolitanas de Barranquilla, Cartagena y Montería* (Documentos IEEC, No. 18085). Universidad del Norte.
36. Fischer, M. M. (1980). Regional taxonomy: A comparison of some hierarchic and non hierarchic strategies. *Regional Science and Urban Economics* 10(4), 503-537. [https://doi.org/10.1016/0166-0462\(80\)90015-0](https://doi.org/10.1016/0166-0462(80)90015-0)
37. Flint, C., Harrower, M., & Edsall, R. (2000). But how does place matter? Using Bayesian networks to explore structural definition of place. Paper

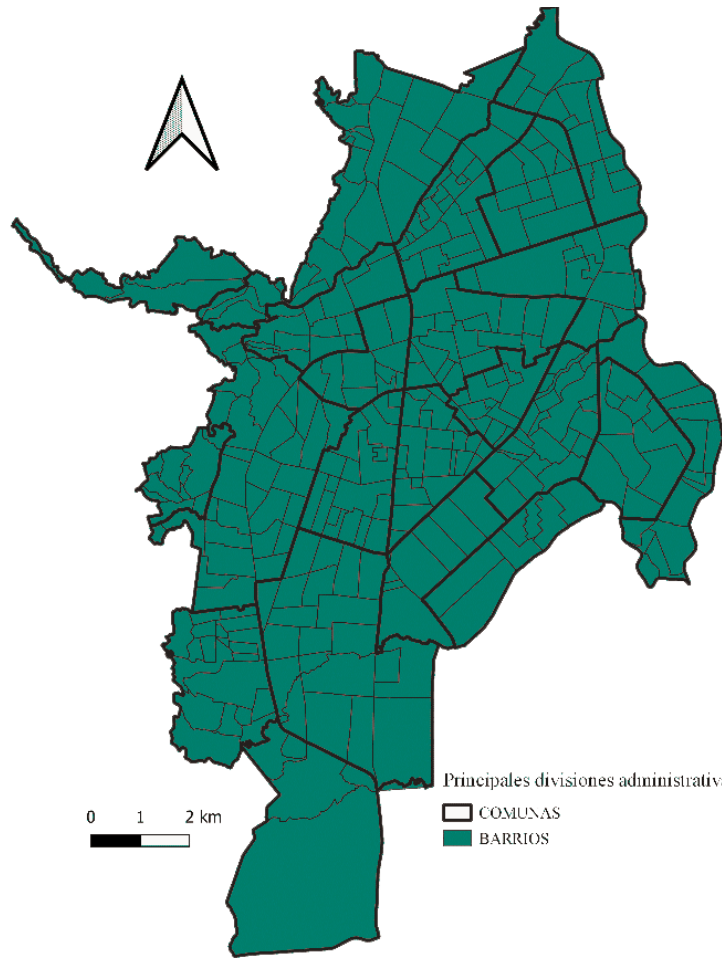
- presentado en *New Methodologies for the Social Sciences Conference*. University of Colorado at Boulder.
38. Florax, R. J., Folmer, H., & Rey, S. J. (2003). Specification searches in spatial econometrics. The relevance of Hendry's methodology. *Regional Science and Urban Economics*, 33(5), 557-579. [https://doi.org/10.1016/S0166-0462\(03\)00002-4](https://doi.org/10.1016/S0166-0462(03)00002-4)
 39. Flórez, C. E. (2002). *The function of the urban informal sector in employment: Evidence from Colombia 1984-2000* (Documentos CEDE, No. 3595). Universidad de los Andes. <https://doi.org/10.2139/ssrn.312151>
 40. Fotheringham, A. S., & Wong, D. W. (1991). The modifiable areal unit problem in multivariate statistical analysis. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 23(7), 1025-1044. <https://doi.org/10.1068/a231025>
 41. Gallego, S., Muñoz, E. J., & García, G. A. (2018). Análisis espacial de la informalidad laboral intraurbana en Medellín. *Sociedad y Economía*, (35), 9-31. <https://doi.org/10.25100/sye.v0i35.5647>
 42. Galvis, L. A. (2012). Informalidad laboral en las áreas urbanas de Colombia. *Coyuntura Económica*, 17(1), 15-51. <https://doi.org/10.32468/dtseru.164>
 43. García, G. A. (2005). El componente local de la informalidad laboral para las diez principales áreas metropolitanas de Colombia, 1988-2000. *Revista Desarrollo y Sociedad*, 1(56), 103-146. <https://doi.org/10.13043/dys.56.4>
 44. García, G. A. (2008). Informalidad regional en Colombia. Evidencia y determinantes. *Desarrollo y Sociedad*, 1(61), 43-85. <https://doi.org/10.13043/dys.61.2>
 45. García, G. A. (2009). *Evolución de la informalidad laboral en Colombia. Determinantes macros y efectos locales* (Archivos de Economía, No. 360). DNP, Dirección de Estudios Económicos.
 46. García, G. A. (2011). Determinantes macro y efectos locales de la informalidad laboral en Colombia. *Sociedad y Economía*, (21), 69-98. <https://doi.org/10.25100/sye.v0i21.4041>
 47. García, G. A. (2017). Labor informality: Choice or sign of segmentation? A quantile regression approach at the regional level for Colombia. *Review of Development Economics*, 21(4), 985-1017. <https://doi.org/10.1111/rode.12317>
 48. García, G. A., & Badillo, E. R. (2017). Rationing of formal sector jobs and informality: The Colombian case. *Journal of International Development*, 30(5), 760-789. <https://doi.org/10.1002/jid.3310>
 49. Gerard, F., & Gonzaga, G. (2021). Informal labor and the efficiency cost of social programs. Evidence from unemployment insurance in Brazil. *American Economic Journal: Economic Policy*, 13(3), 167-206. <https://doi.org/10.1257/pol.20180072>
 50. Goodchild, M. F. (2008). Spatial autocorrelation. En K. K. Kemp, *Encyclopedia of Geographic Information Science* (pp. 396-397). Sage.
 51. Goovaerts, P. (2009). Medical geography: A promising field of application for geostatistics. *Mathematical Geosciences* 41(3), 243-264. <https://doi.org/10.1007/s11004-008-9211-3>
 52. Griffith, D. A. (1987). *Spatial autocorrelation: A primer*. Resource Publications in Geography, The Association of American Geographers.
 53. Guataquí, J. C., García, A. F., & Rodríguez, M. (2011). El perfil de la informalidad laboral en Colombia. *Perfil de Coyuntura Económica*, (16), 91-115.
 54. Jacobsen, J. (2007). *The economics of gender* (3.a ed.). Wiley-Blackwell.
 55. Jacquemond, M., & Breau, S. (2015). A spatial analysis of precarious forms. *Tijdschrift Voor Economische en Sociale Geografie*, 106(5), 536-555. <https://doi.org/10.1111/tesg.12120>
 56. Jiménez, D. M. (2012). La informalidad laboral en América Latina: ¿explicación estructuralista o institucionalista?. *Cuadernos de Economía*, 31(58), 113-143.
 57. Jiménez, D. M., & Salazar, B. (2023). *Una posible explicación causal al porqué las mujeres terminan por fuera de la fuerza laboral* (Documento de Trabajo, No. 198). Cidse.
 58. Kain, J. F. (1968). Housing segregation, negro employment, and metropolitan decentralization. *The Quarterly Journal of Economics*, 82(2), 175-197. <https://doi.org/10.2307/1885893>
 59. Kalenkoski, C. M., & Lacombe, D. J. (2008). Effects of minimum wages on youth employment. The importance of accounting for spatial correlation. *Journal of Labor Research*, 29(4), 303-317. <https://doi.org/10.1007/s12122-007-9038-6>
 60. Kim, C. W., Phipps, T. T., & Anselin, L. (2003). Measuring the benefits of air quality improvement. A spatial hedonic approach. *Journal of Environmental Economics and Management*, 45(1), 24-39. [https://doi.org/10.1016/s0095-0696\(02\)00013-x](https://doi.org/10.1016/s0095-0696(02)00013-x)
 61. La Porta, R., & Andrei, S. (2014). Informality and development. *Journal of Economic Perspectives*, 28(3), 109-126. <https://doi.org/10.1257/jep.28.3.109>
 62. Le Gallo, J. (2002). Économétrie spatiale: L'autocorrélation spatiale dans les modèles de régression linéaire. *Économie et Prévision*, 155, 139-157. <https://doi.org/10.3406/ecop.2002.6875>
 63. Lee, L. F. (2004). Asymptotic distributions of quasi-maximum likelihood estimators for spatial

- autoregressive models. *Econometrica*, 72(6), 1899-1925. <https://doi.org/10.1111/j.14680262.2004.00558.x>
64. Lora, E. (2015). Déficit de técnicos y tecnólogos. Obtenido de Foco Económico: <http://focoeconomico.org/2015/05/19/deficit-de-tecnicos-y-tecnologos-en-colombia/>.
65. Lora, E. (2017). *La (in)formalidad laboral con otros ojos* [Ponencia]. Admisión como Miembro Correspondiente a la Academia Colombiana de Ciencias Económicas, Bogotá, Colombia.
66. Maloney, W. F. (2004). *Informal labor markets and labor market policies: Challenges and policy options for Latin America and the Caribbean*. World Bank Publications.
67. Martín, J. L. (1995). *Paro y búsqueda de empleo: una aproximación desde la teoría económica*. Universidad de Sevilla.
68. Mejía, D., & Posada, C. E. (2007). *Informalidad: teoría e implicaciones de política* (Borradores de Economía, 455). Banco de la República de Colombia. <https://doi.org/10.32468/be.455>
69. Mora, J. J., Sandoval, L. E., & Riaño, L. C. (2024). Spatial relationship between unemployment, immigration, and criminality. *Latin American Economic Review*, 33, 1-16. <https://doi.org/10.60758/laer.v33.253>
70. Mora, J. J. (2017). La informalidad laboral colombiana en los últimos años. Análisis y perspectivas de política pública. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, (24), 89-128. <https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.2882>
71. Mora, J. J., Pérez, L., & González, C. G. (2016). La calidad del empleo en la población afro colombiana utilizando índices sintéticos. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, (21), 117-140. <https://doi.org/10.46661/revmetodoscuanteconempresa.2256>
72. Mora, J. J. (2021). Spatial social effects on the decision to participate in the youth labor market in a developing country. *Investigaciones Regionales-Journal of Regional Research*, (51), 63-82.
73. Morales, L. F., & Cardona, L. (2015). *Calidad de los vecindarios y oferta laboral femenina en un contexto urbano: un caso aplicado a la ciudad de Medellín* (Borradores de Economía, 868). Banco de la República de Colombia. <https://doi.org/10.32468/be.868>
74. Moreno-Monroy, A. I., & Posada, H. M. (2018). The effect of commuting costs and transport subsidies on informality rates. *Journal of Development Economics*, (130), 99-112. <https://doi.org/10.1016/j.jdevco.2017.09.004>
75. Moreno-Serrano, R., & Vayá, E. (2002). *Econometría espacial: nuevas técnicas para el análisis regional*. Una aplicación a las regiones europeas. *Investigaciones Regionales*, (1), 83-106.
76. Núñez, J. A. (2002). *Empleo informal y evasión fiscal en Colombia* (Archivos de Economía, 210). Departamento Nacional de Planeación (DNP). <https://colaboracion.dnp.gov.co/CDT/Estudios%20Economicos/210.pdf>
77. Ortiz, D. R., & García, M. Á. (2015). Escape y exclusión: algunos determinantes de la informalidad en México. *Análisis Económico*, 30(73), 139-161.
78. Paelinck, J. H., & Klaassen, L. H. (1979). *Spatial econometrics*. Saxon House.
79. Pérez, L., & Mora, J. J. (2015). La calidad del empleo en la población afrodescendiente colombiana: una aproximación desde la ubicación geográfica de las comunas. *Revista de Economía del Rosario*, 17(2), 315-347. <https://doi.org/10.12804/rev.econ.rosario.17.02.2014.05>
80. Perry, G., Arias, O. S., López, J. H., Maloney, W. F., Servén, L., & Suescún, R. (2007). *Informality: Exit and exclusion*. World Bank Publications.
81. Portes, A., & Castells, M. (1989). Informal economy and Its paradoxes. En A. Portes, M. Castells & L. Benton (Eds.), *The informal economy: Studies in advanced and less developed countries* (pp. 1-26). Johns Hopkins University Press. <https://doi.org/10.5860/choice.27-1622>
82. Ribero, R. (2003). *Gender dimensions of non-formal employment in Colombia* (Documentos CEDE, 2762). Universidad de los Andes. <https://doi.org/10.2139/ssrn.393943>
83. Roldán, P., & Ospino, C. (2009). ¿Quiénes terminan en la informalidad?: Impacto de las características y el tiempo de búsqueda. *Revista de Economía del Caribe*, (4), 149-180. <https://doi.org/10.14482/ecoca.04.417.007>
84. SEDLAC (2020). *Socio-economic database for Latin America and the Caribbean*. Database, Center for Distributive, Labor, and Social Studies (CEDLAS) and The World Bank.
85. Siabato, W., & Guzmán, J. (2019). La autocorrección espacial y el desarrollo de la geografía cuantitativa. *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía*, 28(1), 1-22. <https://doi.org/10.12804/10.15446/rcdgv.28n1.76919>
86. Tenjo, J., & Ribero, R. (1998). *Participación, desempleo y mercados laborales en Colombia*. DNP.
87. Tokman, V. E. (2007). *La economía informal en América Latina*. Problemas conceptuales y empíricos. CEPAL.
88. Tobler, W. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic Geography*, (46), 234-240. <https://doi.org/10.2307/143141>

89. Topa, G. (1997). Social interactions, local spillovers and unemployment. *The Review of Economic Studies*, 68(2), 261-295, <https://doi.org/10.1111/1467-937X.00169>
90. Torres, R. (2020). Poverty and Labor informality in Colombia. *IZA Journal of Labor Policy*, 10(1). <https://doi.org/10.2478/izajolp-2020-0006>
91. Ulyssea, G. (2020). Informality: Causes and consequences for development. *Annual Review of Economics*, (12), 525-546. <https://doi.org/10.1146/annurev-economics-082119-121914>
92. Uribe, J. I., & Ortiz, C. H. (2006). *Informalidad laboral en Colombia 1988-2000. Evolución, teorías y métodos*. Programa Editorial Universidad del Valle. <https://doi.org/10.25100/peu.307>
93. Uribe, J. I., Ortiz, C. H., & Castro, J. A. (2006a). Una teoría general sobre la informalidad laboral: el caso colombiano. *Economía y Desarrollo*, 5(2), 214-272.
94. Uribe, J. I., Ortiz, C. H., & Correa, J. B. (2004). *Determinantes de las decisiones en el mercado laboral: la decisión de ser informal en Colombia 1988-2000* (Documento de Trabajo, 79). CIDSE.
95. Uribe, J. I., Ortiz, C. H., & Correa, J. B. (2006b). ¿Cómo deciden los individuos en el mercado laboral? Modelos y estimaciones para Colombia. *Lecturas de Economía*, 64(64), 59-89. <https://doi.org/10.17533/udea.le.n64a2650>
96. Uribe, J. I., Ortiz, C. H., & García, G. A. (2008). Informalidad y subempleo en Colombia: dos caras de la misma moneda. *Cuadernos de Administración*, 21(37), 211-241.
97. Valenzuela, M. E., & Reinecke, G. (2000). La calidad del empleo: un enfoque de género. En M. E. Valenzuela & G. Reinecke, *¿Más y mejores empleos para las mujeres? La experiencia de los países del Mercosur y Chile* (pp. 29-59). OIT.
98. Vivas-Pacheco, 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)
99. Ward, M. D., & Gleditsch, K. S. (2008). *Spatial regression models*. Sage. <https://doi.org/10.4135/9781412985888>
100. Weeks, J. R., Hill, A. G., Stow, D. A., Getis, A., & Fugate, D. (2006). *The impact of neighborhood structure on health inequalities in Accra, Ghana* [Conferencia]. En Population association of America 2006 annual meeting program, Los Angeles, USA.
101. Weeks, J. R., Hill, A., Stow, D., Getis, A., & Fugate, D. (2007). Can we spot a neighborhood from the air? Defining neighborhood structure in Accra, Ghana. *GeoJournal*, 69(1-2), 9-22. <https://doi.org/10.1007/s10708-007-9098-4>
102. Yeung, W. J., & Yang, Y. (2020). Labor market uncertainties for youth and young adults: An international perspective. *The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science*, 688(1), 7-19. <https://doi.org/10.1177/0002716220913487>

Anexos

Figura A1. Principales divisiones administrativas de la ciudad de Cali



Fuente: elaboración propia a partir de información obtenida de la alcaldía de la ciudad de Cali

Cuadro A1. Criterios para la selección de la matriz de pesos espaciales o de contigüidad W

Modelos espaciales	Criterio de bondad de ajuste	
	AIC	BIC
SAR (criterio de contigüidad de la torre –Rook)	401.48	419.87
SAR (criterio de contigüidad de la reina Queen– de orden uno)	401.23	419.62
SAR (criterio de contigüidad k- más cercano –k-nearest)	404.47	422.86
SEM (criterio de contigüidad de la torre –Rook)	402.97	421.36
SEM (criterio de contigüidad de la reina –Queen– de orden uno)	402.49	420.88
SEM (criterio de contigüidad k- más cercano –k-nearest)	405.14	423.53

Fuente: elaboración propia a partir de los datos aportados por la EECV 2012.

Cuadro A2. Evaluación de existencia de autocorrelación espacial para diferentes especificaciones de W

Estadísticos de evaluación		
Matriz de pesos espaciales W	I de Moran	C de Geary
Criterio de contigüidad de la torre (Rook)	0.249***	0.773***
Criterio de contigüidad de la reina (Queen) de orden uno	0.249***	0.775***
Criterio de contigüidad k- más cercano (k-nearest)	0.161***	0.828***

*** $p < 0.01$. ** $p < 0.05$. * $p < 0.1$

Fuente: elaboración propia a partir de los datos aportados por la EECV 2012.

Cuadro A3. Resultados de la estimación del modelo SAR luego de aplicar el multiplicador espacial

	Modelo autorregresivo espacial (SAR)
Porcentaje de mujeres cabeza de hogar	0.372** (0.1318)
Porcentaje de Afrodescendientes	0.435** (0.1274)
Porcentaje de educación técnica-tecnológica	-0.811* (0.1833)
Porcentaje de personas que demoran 20 minutos o menos en llegar al trabajo	0.644*** (0.0961)
Porcentaje de personas que laboran en el sector construcción	0.983*** (0.2686)
Tasa de desempleo	0.515** (0.1840)

*** $p < 0.01$. ** $p < 0.05$. * $p < 0.1$

Fuente: elaboración propia a partir de los datos aportados por la EECV 2012.