

Master Thesis | Tesis de Maestría

submitted within the UNIGIS MSc programme
presentada para el Programa UNIGIS MSc

at/en

Interfaculty Department of Geoinformatics- Z_GIS
Departamento de Geomática – Z_GIS
University of Salzburg | Universidad de Salzburgo

Inequidades socioeconómicas en relación a los espacios verdes y cobertura de copa: un enfoque espacial aplicado a la ciudad de Cali, Colombia

Socioeconomic inequities in relation to access to green spaces and canopy cover: a spatial approach applied to the city of Cali, Colombia

by/por

Juan Fernando Correa Caicedo
Número estudiante Universidad Salzburgo

A thesis submitted in partial fulfilment of the requirements of
the degree of
Master of Science– MSc

Cali - Colombia, Junio de 2019

Compromiso de Ciencia

Por medio del presente documento, incluyendo mi firma personal certifico y aseguro que mi tesis es completamente el resultado de mi propio trabajo. He citado todas las fuentes que he usado en mi tesis y en todos los casos he indicado su origen.

Lugar, Fecha

Firma

Agradecimientos

A Elizabeth, por inculcarme la pasión por el conocimiento y las letras. Augusto, por enseñarme la disciplina y valor del trabajo. Ana María, por su solidaridad incondicional con mis proyectos. A Catalina, por su amor, su compañía y paciencia con mi trabajo.

A Raul Sedano, Jeisson Ipia, Juan Felipe González y Anton Eitzinger por su valiosos comentarios y realimentación a este trabajo.

A la gente del Internet, que generosamente comparte su conocimiento convirtiéndolo en un espacio de aprendizaje y repositorio de saberes.

Resumen

Esta investigación hace uso del censo arbóreo urbano realizado en Santiago de Cali (Colombia) entre el año 2014 y 2015, de los datos del censo de población de 2005 y los datos de la estructura ecológica del municipio del 2014. El propósito es identificar si existen patrones espaciales estadísticamente significativos que den evidencia de sesgos de los indicadores de acceso a servicios ambientales del arbolado urbano (AU) y espacios verdes (EV) con indicadores socioeconómicos, con el fin de identificar espacialmente inequidades en el acceso a este tipos de servicios ecosistémicos.

Para lograrlo se hace uso de modelos de regresión espacial que capturan fenómenos de agrupamiento y dispersión en los patrones espaciales, a través la inclusión de términos de autocorrelación espacial en la regresión lineal. Los modelos espaciales de regresión se prueban con dos tipos de matrices para observar el efecto de la topología de interacción entre las variables y los resultados del ajuste. Se hace uso de gráficos estadísticos, mapas temáticos y de LISA para la identificación de zonas con concentración en el acceso.

Los resultados muestran que existen inequidades explicadas por variables de estatus como el acceso a educación superior, que están además negativamente correlacionadas con el porcentaje de afrocolombianos en un sector censal urbano (SU). En relación al acceso a espacios verdes, no existe evidencia fuerte de que las variable de etnicidad, salud o estatus sean buenos predictores del acceso. Sin embargo, sí se encontró una alta concentración del área del EV disponible en muy pocos sectores de la ciudad.

Abstract

This study makes use of the urban arboreal census carried out in Santiago de Cali (Colombia) between 2014 and 2015, the data of the 2005 population census and the data of the ecological structure of the municipality of 2014. The purpose is to identify if there are spatially significant patterns that provide evidence of biases in the indicators of access to environmental services of urban trees (AU) and green spaces (EV) with socioeconomic indicators, in order to spatially identify inequities in access to these types of ecosystem services.

To achieve this, spatial regression models are used to capture grouping and dispersion phenomena in spatial patterns through the inclusion of terms of spatial autocorrelation in linear regression. The spatial models are tested with two types of matrices to observe the effect of the topology in the interaction between the variables and the results of the adjustment. Statistical graphs, thematic and LISA maps are used to identify areas with poor levels of access and discuss explanation related to the causes.

The results show that there are inequities explained by status variables such as access to higher education, which are also negatively correlated with the percentage of Afro-Colombians in an urban census sector (SU). In relation to access to green spaces (EV), there is no strong evidence that the variables of ethnicity, health or status are good predictors of access. However, there was a high concentration of the EV area available in very few sectors of the city.

Índice general

Agradecimientos

Resumen

Abstract

Glosario	2
Índice de figuras	3
Índice de tablas	5
1. Introducción	7
1.1. Antecedentes	7
1.2. Objetivos	9
1.2.1. Objetivo general	9
1.2.2. Objetivos específicos	9
1.3. Preguntas de investigación	10
1.4. Hipótesis	10
1.4.1. Beneficios del arbolado urbano	10
1.4.2. Acceso a espacios verdes	11
1.5. Justificación	12
1.6. Alcance	13
2. Revisión de la literatura	14
2.1. Servicios ecosistémicos y su valoración	14

2.2.	La perspectiva de la justicia ambiental	19
2.3.	Modelamiento y análisis espacial de variables ambientales y sociales . .	22
2.3.1.	Enfoque estadístico	30
2.3.2.	Enfoque geoestadístico	31
2.3.3.	Otras técnicas	34
3.	Metodología	35
3.1.	Área de estudio	35
3.2.	Datos	37
3.2.1.	Datos de registros oficiales del municipio	37
3.2.2.	El censo arbóreo	37
3.2.3.	El censo de población	40
3.3.	Métodos y técnicas	41
3.3.1.	Procesamiento de datos	44
3.3.2.	Cálculo de métricas de acceso a servicios ambientales	45
3.3.3.	Cálculo de métricas sobre la población	47
3.3.4.	Criterios y selección de sectores censales	52
3.3.5.	Selección de variables dependientes para las regresiones lineales	54
3.3.6.	Análisis geoestadísticos	55
4.	Resultados	59
4.1.	Modelando la cobertura de copa	59
4.1.1.	Variables dependientes	59
4.1.2.	Modelos de regresión lineal AU	64
4.1.3.	Modelado espacial AU	66
4.2.	Acceso a espacios verdes	78
4.2.1.	Correlaciones y distribuciones bivariadas	79
4.2.2.	Modelos de regresión lineal EV	82
4.2.3.	Modelado espacial de espacios verdes	91
5.	Discusión	99
5.1.	Sobre el arbolado urbano	100
5.2.	Sobre los espacios verdes	104

6. Conclusiones	106
A. Informacion de sesión de R	109
Referencias	112

Glosario

Término	Abreviación
Arbolado Urbano	AU
Censo Arbóreo de Cali 2015	CA2015
Censo de Población 2005 de Colombia	CP2005
Estructura Ecológica Complementaria	EEC
Espacio Verde	EV
Infraestructura de Datos Espaciales de Santiago de Cali	IDESC
Lugares Especiales de Alojamiento	LEA
<i>Local indicators of spatial association</i>	LISA
<i>Maximum Likelihood</i>	ML
<i>Ordinary Least-Square</i>	OLS
Plan de Ordenamiento Territorial	POT
Modelo Autoregresivo o <i>Spatial Autocorrelation</i>	SAR
Modelo Espacial de Durbin	SD
Modelo Espacial del Error o <i>Spatial Error Model</i>	SEM
Retardo Espacial en X o <i>Spatial Lag</i>	SLX
Sector Urbano	SU
<i>Web Feature Service</i>	WFS

Índice de figuras

3.1.	Área de estudio. Perímetro de Santiago de Cali	36
3.2.	Capas usadas para el procesamiento de los espacios verdes y las características de las manzanas	38
3.3.	Sectores urbanos y perímetro urbano de Santiago de Cali	42
3.4.	Diagrama de flujo de la metodología	44
3.5.	Sectores urbanos de las variables dependientes sobre cobertura de copa	46
3.6.	Espacios verdes y radio de búsqueda de 1 km desde los centriodes del SU	48
3.7.	Mapas de las variables de población seleccionadas (en deciles)	50
3.8.	Mapas de las variables de población seleccionadas como porcentajes (en deciles)	51
3.9.	Mapas de las variables sobre el tipo de uso de los predios como porcentaje de la cantidad de predios (escala continua)	52
3.10.	Sectores excluidos	53
3.11.	Grafo de vecindad entre todos los SU de la ciudad de Cali	57
4.1.	Comparación por pares entre predictores de población	60
4.2.	Comparación por pares entre predictores de población porcentuales .	61
4.3.	Coeficiente Pearson entre variables de población	62
4.4.	Coeficiente Spearman entre variables de población	63
4.5.	Coeficiente Pearson entre cobertura de copa y variables de población .	64
4.6.	Coeficiente Spearman entre cobertura de copa y variables de población	65
4.7.	Gráficas diagnósticas para el análisis de regresión lineal de área de copa	67
4.8.	Gráficas diagnósticas para el análisis de regresión lineal de porcentaje de cobertura de copa	68

4.9.	Matrices de vecindad del análisis espacial	70
4.10.	Mapas LISA para la matriz W_q de ‘log.area copa’	73
4.11.	Mapas LISA para la matriz W_d de ‘log.area copa’	73
4.12.	Mapas LISA para la matriz W_q de ‘cobertura copa.ap’	74
4.13.	Mapas LISA para la matriz W_d de ‘cobertura copa.ap’	74
4.14.	Diagnóstico comparativo entre modelos espaciales de área de copa	77
4.15.	Diagnóstico comparativo entre modelos de porcentaje de copa	82
4.16.	Métricas de acceso a espacio verdes seleccionadas	83
4.17.	Distribucion del indicador de acceso local a EV	84
4.18.	Distribucion del indicador de acceso a EV área-distancia	84
4.19.	Coeficiente Pearson entre acceso a EV y variables de población	85
4.20.	Coeficiente Spearman entre acceso a EV y variables de población	85
4.21.	Coeficiente Pearson entre acceso a EV y variables de uso de los predios	86
4.22.	Coeficiente Spearman entre acceso a EV y variables de uso de los predios	86
4.23.	Coeficiente Pearson entre acceso a EV y variables sobre aspectos físicos de las manzanas y SU	87
4.24.	Coeficiente Spearman entre acceso a EV y variables sobre aspectos físi- cos de las manzanas y SU	87
4.25.	Gráficas diagnósticas para OLS del Porcentaje de EV	89
4.26.	Gráficas diagnósticas para OLS de índice área-distancia	90
4.27.	Mapas LISA para la matriz W_q de area ep porcentaje	93
4.28.	Mapas LISA para la matriz W_q de ia.areas.dist	93
4.29.	Diagnóstico comparativo entre modelos espaciales del indicador área- distancia	98
5.1.	Mapas LISA - Porcentaje población Afro	103
5.2.	Mapas LISA - Porcentaje población con estudios superiores	103

Índice de tablas

2.1.	Clasificación de servicios ecosistémicos importantes en zonas urbanas y funciones y componentes subyacentes del ecosistema.	15
2.2.	Métricas para caracterizar servicios del AU	24
2.3.	Métricas para caracterizar servicios del EV	28
2.4.	Métricas para caracterizar aspectos socioeconómicos de la población y estructura de las unidades espaciales del SU	29
3.1.	Variables para caracterizar el AU	39
3.2.	Variables sobre la población	40
3.3.	Variables sobre las viviendas	41
3.4.	TOTALES DE POBLACIÓN POR GRUPO ÉTNICO EN LA CIUDAD DE CALI	49
4.1.	Coeficientes OLS de área de copa - Log(AC)	69
4.2.	Coeficientes OLS de cobertura de copa - (CC)	69
4.3.	Resumen métricas de ajuste OLS para el área de copa (AC) y cobertura de copa (CC)	71
4.4.	Test de Moran - Área de copa para W_q y W_d	72
4.5.	Test de Moran - Porcentaje de cobertura de copa para W_q y W_d	72
4.6.	Test de Moran - Residuos de OLS Área de copa para W_q y W_d	75
4.7.	Test de Moran - Residuos de OLS Porcentaje de cobertura de copa para W_q y W_d	75
4.8.	Metricas de ajuste para los modelos de área de copa W_q	76
4.9.	Metricas de ajuste para los modelos de área de copa con W_d	78
4.10.	Coeficientes del modelo SEM de área de copa W_d	78
4.11.	Coeficiente de autocorrelación modelo SEM de área de copa W_d	79

4.12. Coeficientes del modelo SD de área de copa W_q	79
4.13. Coeficiente de autocorrelación modelo SD de área de copa W_q	80
4.14. Metricas de ajuste para los modelos de porcentaje de área de copa W_q .	80
4.15. Metricas de ajuste para los modelos de porcentaje de área de copa W_d .	81
4.16. Coeficiente de autocorrelación modelo SD W_d de porcentaje de área de copa	81
4.17. Coeficientes del modelo SD de porcentaje de área de copa W_d	82
4.18. Coeficientes OLS de Porcentaje de EV	88
4.19. Coeficientes OLS de áreas-distancia	88
4.20. Resumen métricas de ajuste OLS Indice contenedor (EV) y de acceso área-distancia	91
4.21. Test de Moran - Porcenatje de EV para W_q y W_d	92
4.22. Test de Moran - Razón área distancia para W_q y W_d	92
4.23. Test de Moran - Residuos de OLS Porcentaje EV W_q y W_d	94
4.24. Test de Moran - Residuos de OLS relación áreas distancias para W_q y W_d	94
4.25. Metricas de ajuste para los modelos de porcentaje de área de EV con W_q	95
4.26. Coeficientes del modelo SEM de porcentaje de área de EV	96
4.27. Coeficiente de autocorrelación modelo SEM de porcentaje de área de EV	96
4.28. Metricas de ajuste para los modelos de áreas-distancia de EV	97
4.29. Coeficientes del modelo SD índice de relación área distancia de EV . .	97
4.30. Coeficiente de autocorrelación modelo SD índice de relación área distancia de EV	97

Capítulo 1

Introducción

1.1. Antecedentes

Los árboles son pieza clave de los ecosistemas donde la vida humana ha prosperado. Son hogar y fuente de alimento de muchas especies (Osorio y Molina, 2009); forman espacios con condiciones climáticas y funcionales que complejizan el paisaje y las posibles relaciones entre los animales (Chapman y Onderdonk, 1998). Se puede ubicar en la década de los 70 el inicio de un pensamiento ambiental que empieza a ser relevante en el discurso económico mundial(Leff, 2012) y que se consolida con la publicación del Informe Brundtland en 1987. Sin embargo, las preocupaciones sobre la sostenibilidad y conservación de los ecosistemas que sustentan la vida en el planeta son relativamente nuevas en la economía mundial, si se compara con la simbiosis entre árboles y humanos que dan origen a la agricultura y los convierten en un elemento simbólico de gran riqueza en el universo religioso y cultural de la humanidad (León Calle, 2011).

El hombre ha materializado espacios urbanos con dimensiones que retan la imaginación y llevan al límite los sistemas de infraestructura, abastecimiento y gobernabilidad. En la empresa de consolidar antroposferas, las ciudades que construimos han desplazados muchos de los ecosistemas naturales de los territorios que fueron la razón de escoger justamente esos sitios para el asentamiento, trasladándolos más allá de los límites de la ciudad, atenuando su presencia/visibilidad en el mundo de los ciudadanos. Son reem-

plazados por vías, zonas verdes, áreas industriales, comerciales y residenciales(Azócar et al., 2007).

Las preocupaciones sobre el crecimiento de la población mundial, su concentración en centros urbanos y las transformaciones que trae consigo el proceso de cambio climático, nos obligan a pensar en cómo maximizar los beneficios que nos brindan las zonas verdes y el bosque urbano como estrategia para mitigar los efectos negativos de estos procesos (Laredo y Mirtha, 2011; Nesbitt y Meitner, 2016). A este escenario se suma trabajos como D. J. Nowak y Greenfield (2012) que revelan patrones de decaimiento estadísticamente significativos del arbolado urbano en 17 de 20 ciudades norteamericanas o Restrepo et al. (2015) que reporta la reducción de las condiciones de vitalidad del arbolado del Valle de Aburra en Colombia derivado de la interacción de causas naturales y antrópicas, las cuales afectan directa o indirectamente la fisiología y salud de los árboles en los espacios urbanos. D. J. Nowak y Greenfield (2012) se pregunta si los administradores locales conocen los cambios que presenta las coberturas arbóreas, puesto que esta es una representación simple pero confiable (y ampliamente aceptada) para tasar la extensión de los beneficios derivados de los bosque urbanos, dado que los servicio que proveen los árboles están relacionados con la salud y el funcionamiento de sus hojas.

En las agendas municipales, a nivel mundial, ha crecido la importancia de las relaciones y patrones de distribución de los beneficios de áreas verdes en comparación con la distribución espacial de variables sociales y económicas como el ingreso, acceso al trabajo, la etnicidad o el género, con miras a reducir las desigualdades entre los ciudadanos en el acceso y disfrute de los servicios ambientales. La definición y valoración de estos beneficios hace uso de medidas como la abundancia, la cobertura de las copas de los árboles, índices de vegetación o distancia a las zonas verdes, dentro de un marco alineado con conceptos como la justicia ambiental, equidad y la sostenibilidad. Estos indicadores son calculados con datos de censos de población, encuesta de calidad de vida, censos arbóreos, imágenes satelitales, cartografías y bases de datos de entidades oficiales y académicas. Los servicios ambientales tienen cargas y costos de mantenimiento para la administración y gestión de los recursos y servicios ambientales, lo que exige que se identifique las zonas, condiciones de los recursos y de la población para

la ejecución de acciones eficaces y eficientes por parte de los gobiernos y autoridades ambientales.

La distribución espacial equitativa de los beneficios que proveen el arbolado urbano y las zonas verdes de espacio público, que constituyen un bien común, financiado y de responsabilidad de las administraciones municipales¹, es un componente cuantificable por medio métodos estadístico y técnicas de análisis espacial con miras a construir evidencia sobre el disfrute y acceso a los beneficios ambientales en espacios urbanos y su relación con las condiciones de vida de la población que habita ese territorio.

1.2. Objetivos

1.2.1. Objetivo general

Identificar y analizar espacialmente la existencia de inequidades en el acceso a dos servicios ambientales urbanos: el acceso a espacios verdes y beneficios del arbolado, en relación con variables socioeconómicas de la población y aspectos relacionados con el uso y estructura física de las unidades geográficas censales en la zona urbana de Santiago de Cali, Colombia.

1.2.2. Objetivos específicos

- Generar métricas de acceso a espacios verdes y del nivel de beneficios del arbolado urbano.
- Identificar y caracterizar las variables sociales, económicas y estructurales para ser relacionadas con acceso a espacios verdes y beneficios del arbolado.
- Modelar y evaluar las relaciones entre los diferentes indicadores ambientales, sociales, económicos y estructurales.

¹ Así está expresado en las leyes ambientales que dan forma al Sistema Nacional Ambiental (Ley 99, 1993) y reglamentan los planes de desarrollo y de ordenamiento territorial (Ley 388, 1997), así como la creación de organismos en la estructura municipal (Acuerdo 01, 1996).

1.3. Preguntas de investigación

Las preguntas a las que se enfrenta esta investigación son: ¿Cuáles son las zonas que muestran mayores correlaciones negativas entre las variables sociales y la cobertura de copas o el acceso a zonas verdes? ¿Es igual tener acceso a un parque pequeño que a uno grande? ¿Es el acceso a servicios del AU y EV una característica local de los sectores geográficos o se extienden esos beneficios a agrupaciones de sectores urbanos vecinos? ¿Qué tipo de modelos son los más apropiados para capturar la dependencia espacial en los datos, si es que esta existe?

1.4. Hipótesis

1.4.1. Beneficios del arbolado urbano

1.4.1.1. Hipótesis nula

La distribución espacial de indicadores socioeconómicos y estructurales es uniforme o aleatoria con respecto a la distribución de beneficios del arbolado urbano (AU) en Santiago de Cali².

1.4.1.2. Hipótesis alternas

La distribución espacial de indicadores socioeconómicos y estructurales son un predictor de la distribución de servicios del arbolado urbano (AU) en Santiago de Cali

²Una forma de plantear la hipótesis nula (H_0) es negar la que se plantea el investigador (hipótesis alternativa H_a), sin embargo no es la única manera. En este caso, lo que se busca es probar que existe un sesgo en la distribución de un beneficio ambiental explicado por alguna variable socioeconómica o estructural, y que además, este obedece a su patrón espacial. Esto se prueba negando la hipótesis nula en primera instancia, materializado en los coeficientes de las regresiones y la autocorrelación, pues representan una tendencia distingible de tener datos con una distribución aleatoria o uniforme. De ahí que el residuo de las regresiones —lo no explicado—, deba ser ruido gaussiano para confiar en las estimaciones de los coeficientes. Al plantear H_0 “La distribución espacial de indicadores socioeconómicos y estructurales es uniforme o aleatoria con respecto a la distribución de beneficios del arbolado urbano (AU) en Santiago de Cali”, probar que esto no es cierto es equivalente a encontrar coeficientes de los predictores con significancia y valor influyente y residuos normales de varianza constante y no autocorrelacionados espacialmente , por lo tanto un buen predictor.

1.4.1.3. Predicciones

- El patrón espacial de acceso a la educación de la población se correlaciona con el acceso a servicios ambientales del AU.
- El patrón espacial de indicadores de discapacidades en la población se correlaciona con el acceso a servicios ambientales del AU.
- El patrón espacial de etnicidad se correlaciona con el acceso a servicios ambientales del AU.
- El patrón espacial de uso de predios se correlaciona con el acceso a servicios ambientales del AU.
- El patrón espacial de características físicas de los predios se correlaciona con el acceso a servicios ambientales del AU.

1.4.2. Acceso a espacios verdes

1.4.2.1. Hipótesis nula

La distribución espacial de indicadores socioeconómicos y estructurales es uniforme o aleatoria con respecto a la distribución del acceso a espacios verdes (EV) en Santiago de Cali.

1.4.2.2. Hipótesis alternas

La distribución espacial de indicadores socioeconómicos y estructurales son un predictor de la distribución del acceso a espacios verdes (EV) en Santiago de Cali.

1.4.2.3. Predicciones

- El patrón espacial de acceso a la educación de la población se correlaciona con el acceso a EV

- El patrón espacial de indicadores de discapacidades en la población se correlaciona con el acceso a EV
- El patrón espacial de etnicidad se correlaciona con el acceso a EV
- El patrón espacial de uso de predios se correlaciona con el acceso a EV
- El patrón espacial de características físicas de los predios se correlaciona con el acceso a EV.

1.5. Justificación

La inclusión de los componentes ambientales en el ámbito de la planificación urbana en los planes de ordenamiento territorial que exige la legislación colombiana (Ley 388, 1997) necesita de la creación de medidas y la elaboración de análisis sobre su relación con las condiciones de vida de la población. Las herramientas para establecer políticas públicas y el seguimiento a las acciones realizadas por las administraciones municipales deben estar asociadas a características medibles y objetivas para su implementación. Se espera que los objetivos y proyectos estén sustentados en estudios científicos que identifiquen brechas y oportunidades para la intervención y mejoramiento de los servicios ambientales de los cuales es responsable el gobierno local. En esta medida este estudio contribuye a la identificación de relaciones de inequidad en la distribución de los beneficios que provee el arbolado urbano a través del análisis espacial de la cobertura arbórea, el acceso a zonas verdes y la distribución de las variables sociales y económicas de la población. El estudio promete ser un punto de partida para la identificación de zonas de intervención del arbolado con el fin de cerrar brechas relacionadas con el desarrollo sostenible y la justicia ambiental.

Contar con los datos del censo arbóreo de Santiago de Cali permite hacer análisis de estos beneficios ambientales para la población usando datos con alta resolución espacial y construir estadísticas a escalas apropiadas para la intervención y aprovechamiento de los recursos naturales de la ciudad, explotando el potencial que ofrece la información censal y los conjuntos de datos espaciales de los que dispone la administración municipal (Schwarz et al., 2015). Los resultados de esta investigación buscan aportar al debate

académico y enriquecer el proceso de la toma de decisiones y la planificación de la ciudad, sentando bases técnicas y resultados concretos para el desarrollo de políticas, proyectos e instrumentos que potencien al árbol y el acceso a espacio verde como estrategia para la mejora de la calidad de vida de los caleños.

1.6. Alcance

Este trabajo se concentra en describir los patrones espaciales y establecer la correlación entre métricas para representar los beneficios del arbolado urbano (AU) y los espacios verdes (EV) con las variables sociales y económicas de la población e incluye variables de uso de los predios y características que incluyen factores del contexto urbanístico de la ciudad, buscando estimar la importancia relativa de las relaciones entre los indicadores ambientales y sociales. El valor explicativo de la posición en el plano geográfico de las métricas ambientales y socioeconómicas permite seleccionar los modelos de regresión apropiados para cuantificar el grado de correlación que existe (Fotheringham, Charlton, y Brunsdon, 1998). El problema comprende la exploración de las variables sociales, económicas, estructurales y ambientales, el cálculo de indicadores, la cuantificación de la correlación, el modelado de las relaciones entre variables y la identificación de las zonas con acumulación de desigualdades.

El trabajo hace uso del censo arbóreo urbano realizado en Santiago de Cali (Colombia) entre el año 2014 y 2015, de datos del censo de población de 2005 y los datos de la estructura ecológica del municipio. Para ello se apoya en los aportes de tipo metodológico y estadístico de la literatura especializada sobre modelos de regresión lineal y modelos de regresión espacial. Las unidades de análisis espacial son los sectores censales urbanos (SU) que mantienen una relación geométrica y de escala similar a la de los barrios, unidad básica del crecimiento y desarrollo urbano de la ciudad de Cali.

Capítulo 2

Revisión de la literatura

2.1. Servicios ecosistémicos y su valoración

Se puede definir un servicio ambiental o ecosistémico como los beneficios para la población humana que se derivan directa o indirectamente de los ecosistemas (Bolund y Hunhammar, 1999). Los servicios dependen entonces de los tipos de los ecosistemas con los que cuente el entorno urbano. Bolund y Hunhammar (1999) distinguen 7 tipos de ecosistemas urbanos: árboles de calle, zonas verdes, bosques urbanos, tierras cultivadas, humedales, lagos/lagunas, y ríos/arroyos. Todos ellos en conjunto benefician a la población, y muchos estudios se han encargado de cuantificar el impacto de estos beneficios. En particular, se cuentan los que se relacionan con los ecosistemas de árboles de calle y las zonas verdes, como reducción de las temperaturas (Ripoll, Kurbán, Papparelli, Cúnsulo, y Roca, 2010), reducción de la polución en el aire (Durán Rivera y Alzate Guarín, 2009), secuestro de carbono (E Gregory McPherson, Xiao, y Aguaron, 2013; D. J. Nowak y Crane, 2002) , mitigación de los efectos de calentamiento por gases de efecto invernadero (Laredo y Mirtha, 2011), mantenimiento del agua en los ecosistemas o proveyendo alimento como en el caso de los árboles frutales (Konijnendijk, Gauthier, y Van Veenhuizen, 2005; Nolazco, 2012) y reducción de los niveles de ruido (Bolund y Hunhammar, 1999). Otros estudios argumentan que los beneficios ambientales de los ecosistemas urbanos pueden medirse directamente en la salud de la población (Bolund

y Hunhammar, 1999; Gómez-Baggethun y Barton, 2013). Una forma de clasificar todos estos beneficios e indagar sobre las medidas usadas las resume Gómez-Baggethun y Barton (2013) en una tabla que se reproduce a continuación (ver tabla 2.1).

Tabla 2.1: Clasificación de servicios ecosistémicos importantes en zonas urbanas y funciones y componentes subyacentes del ecosistema.

Funciones y componentes	Servicio Ecosistémico	Ejemplo	Ejemplo de indicadores/proxies
Conversión de energía en plantas comestibles a través de la fotosíntesis	Suministro de alimentos	Hortalizas producidas por lotes urbanos y áreas periurbanas	Producción de alimentos [toneladas/año]
Percolación y regulación de la escorrentía y la descarga del río	Regulación del caudal de agua y mitigación de escorrentía	El suelo y la vegetación percolan el agua durante eventos de precipitación intensa y/o prolongada	Capacidad de infiltración del suelo; [%] Sellado con respecto a la superficie permeable [ha]
Fotosíntesis, sombreado y evapotranspiración	Regulación urbana de la temperatura	Los árboles y otra vegetación urbana proporcionan sombra, crean humedad y bloquean el viento	Índice de área foliar; Disminución de la temperatura [°C] por cobertura arbórea[m ²] en parcelas cubierta de árboles

Funciones y componentes	Servicio Ecosistémico	Ejemplo	Ejemplo de indicadores/proxies
Absorción de ondas sonoras por la vegetación y el agua	Reducción de ruido	Absorción de ondas sonoras por barreras vegetales, especialmente vegetación espesa	Superficie de la hoja [m ²] y distancia a las carreteras [m]; Reducción de ruido por unidad de vegetación [dBA/m]
Filtración y fijación de gases y partículas	Purificación de aire	Eliminación y fijación de contaminantes por la vegetación urbana en hojas, tallos y raíces	O ₃ , SO ₂ , NO ₂ , CO y PM ₁₀ m removido en [toneladas/año] multiplicado por la cobertura arbórea (m ²)
Barrera física y absorción en energía cinética	Moderación de los extremos ambientales	Tormentas, inundaciones y amortiguación de olas por barreras vegetales; Absorción de calor durante olas de calor severas	Cubrir la densidad de las barreras de vegetación que separan las áreas construidas del mar

Funciones y componentes	Servicio Ecosistémico	Ejemplo	Ejemplo de indicadores/proxies
Eliminación o descomposición de nutrientes xénicos	Tratamiento de desechos	Filtración de efluentes y fijación de nutrientes por humedales urbanos	P, K, Mg y Ca en mgkg-1 en comparación con las normas de calidad del suelo y del agua
Secuestro y fijación de carbono en la fotosíntesis	Regulación climática	Secuestro y almacenamiento de carbono por la biomasa de arbustos y árboles urbanos	Secuestro de CO2 por árboles (carbono multiplicado por 3.67 para convertir árboles urbanos a CO2)
Movimiento de los gametos florales por la biota	Polinización y dispersión de semillas	El ecosistema urbano provee hábitat para aves, insectos y polinizadores	Diversidad de especies y abundancia de aves y abejorros
Ecosistemas con valores recreativos y educativos	Recreación y desarrollo cognitivo	Los parques urbanos ofrecen múltiples oportunidades para la recreación, la meditación y la pedagogía	Superficie de los espacios públicos verdes [ha/habitante (o cada 1000 habitantes)]

Funciones y componentes	Servicio Ecosistémico	Ejemplo	Ejemplo de indicadores/proxies
Disposición del hábitat para las especies animales	Avistamiento de animales	El espacio verde urbano proporciona un hábitat para las aves y otros animales a los que les gusta ver	Abundancia de aves, mariposas y otros animales valorados por sus atributos estéticos

Fuente: (Gómez-Baggethun y Barton, 2013)

Existen diferentes perspectivas para la evaluación de los servicios ecosistémicos. En razón de ellos se crean diferentes indicadores, métodos estadísticos y metodologías para capturar de forma directa o indirecta los beneficios ambientales. Gómez-Baggethun y Barton (2013) propone 2 tipos de valoración: la económica y la sociocultural. La valoración sociocultural se enfoca en la percepción y preferencias de los ciudadanos que están ligadas a sus costumbres y sistemas de valores. Resalta lo difícil de medir y que suele ser mejor abordado por instrumentos cualitativos, construcción de escalas y el uso de narrativas. Un ejemplo de este tipo de trabajos es el de Garzón, Brañes, Abella, y Auad (2004) o el de Ferro Medina (2010) donde se hace referencia a la vegetación en las ciudades y su incidencia en la vida de las personas, sobre todo en aquellas comunidades de menores recursos.

Konijnendijk et al. (2005) propone además que se valore lo ambiental, la biodiversidad y sostenibilidad por su carácter fundamental en la existencia misma de los ecosistemas.

Las metodologías de valoración económica se basan principalmente en análisis costo beneficios que buscan un aprovechamiento eficiente del uso del suelo (Bolund y Hunhammar, 1999). La inversión en el arbolado urbano y las zonas verdes arroja resulta-

dos positivos consistentemente en la literatura p.e E. Gregory McPherson et al. (1997) reporta que los beneficios exceden los costos en ciudades como Chicago y en Adelaide (Australia) según Killicoat, Puzio, y Stringer (2002) cada árbol da beneficios por AUD\$172. Algunos estudios se basan en modelos biofísicos de los individuos arbóreos e incluyen variables ambientales, características de los suelos, la infraestructura de las zonas y sus habitantes p.e el modelo UFORE (D. J. Nowak y Crane, 2000) o CBAT (E. Gregory McPherson et al., 1997), y que permiten tomar acciones específicas sobre el tipo de vegetación y su distribución.

Sin embargo es importante tener en cuenta que este tipo de análisis pueden generar incentivos indeseables para la conversión de ecosistemas urbanos en infraestructura construida, con la consiguiente pérdida de servicios de los ecosistemas (Gómez-Baggethun y Barton, 2013). La lógica económica de los servicios ecosistémicos puede conducir también a incentivar procesos paradójicos, como el incrementos de los precios de las casas y arriendos que derivan en procesos de gentrificación y desplazamiento de la población que fue beneficiada por las estrategias de mejoramiento de EV y AU con el propósito de resolver problemas relacionados con la justicia ambiental (Wolch, Byrne, y Newell, 2014).

2.2. La perspectiva de la justicia ambiental

La justicia ambiental es un concepto que ha evolucionado desde su aparición en la década de los 1980. A través de organizaciones dedicadas al activismo ambiental y las redes que ellas forman en conjunto con la academia, acuñaron conceptos de ecología política como justicia ambiental, deuda ecológica, epidemiología ambiental, racismo ambiental, justicia climática, soberanía alimentaria, y responsabilidad ambiental empresarial, que han sido adoptados también por académicos y por tomadores de decisiones (Cerdà, 2011; Martínez Alier et al., 2014).

La planeación urbana, las relaciones entre los ciudadanos con los espacios públicos y con las instituciones que los rigen son la base de la idea de justicia ambiental propuesta en Low (2013), y que tiene 3 componentes que la definen: *i)* la justicia distributiva, que

en términos de espacio público se basa asegurar disponibilidad y acceso equitativo de los espacios y servicios a los ciudadanos; *ii)* la justicia procedural o procesal, que se refiere a los procesos de negociación y toma de decisiones, en concreto a la percepción de los individuos sobre qué tan justos y equilibrados son, y por tal motivo más dispuesto a aceptar los resultados aunque no les favorezca; *iii)* la justicia interaccional, que refiere al comportamiento y trato de las personas en el espacio público que configuren comportamientos violentos o discriminatorios sobre grupos de la población. El autor argumenta que las condiciones ambientales provocadas por los procesos de urbanización y/o contaminación deben analizarse pensando en satisfacer las tres dimensiones, de lo contrario no es posible hablar de justicia. Schlosberg (2013) lleva la reflexión un poco más lejos, argumentando que las nuevas extensiones de la justicia ambiental se han movido del discurso a un nuevo dominio, donde lo natural y ambiental crean las condiciones para la justicia social.

Braverman (2008) explora las implicaciones entre las intervenciones en el arbolado urbano y el control de fenómenos como el crimen y la gobernabilidad dada las relaciones afectivas y morales de la población con los árboles. El uso de los árboles puede verse también una forma de discriminación y de discurso político o tecnología de gobierno. El uso de zonas verdes y árboles ha sido usado también como una forma de simbólica de estatus y de poder, y esta afirmación es consistente con la tendencia a tener distribuciones inequitativas (Braverman, 2008).

La perspectiva distributiva de la justicia ambiental busca relacionar métricas usadas para cuantificar los servicios ecosistémicos con métricas sobre la población y sus condiciones de vida usando unidades espaciales para caracterizar su comportamiento en el área de estudio. Típicamente se usan variables ambientales que representan aspectos biofísicos de los ecosistemas p.e superficie de la hoja, índice de área foliar y el área de cobertura de la copa o los efectos directos e indirectos de los ecosistemas sobre variables climáticas p.e temperatura o humedad, o físico-químicas para representar la composición del suelo y del aire, o mediciones de la capacidad de secuestrar carbono de los árboles y la de filtrar agua del suelo.

Los primeros trabajos enmarcados en la justicia ambiental se enfocaron en la ubicación

de plantas de residuos y manejo de desechos relacionándolos con variables sociales como la etnicidad e indicadores de segregación racial o en comunidades con bajos ingresos (Chakraborty y Armstrong, 1997; Cutter, Holm, y Clark, 1996; Heynen, Perkins, y Roy, 2006). Posteriormente con el avance de modelos y tecnologías de la información para la caracterización de la infraestructura ecológica urbana y la cuantificación de servicios ambientales se desarrollan metodologías para establecer relaciones entre distribuciones desiguales adoptando el uso de la cobertura de copa de los árboles como variable que se consolida para este tipo de estudios. En lo socioeconómico, la etnicidad de la población tradicionalmente ha sido una preocupación en el estudio de las desigualdades sociales (Heynen et al., 2006; Landry y Chakraborty, 2009; Phelps, 2012; Schwarz et al., 2015; Watkins, Mincey, Vogt, y Sweeney, 2016; X. Zhou y Kim, 2013).

Sobre los espacios verdes suelen caracterizarse dimensiones sobre el acceso, dimensiones físicas, los equipamientos, servicios que prestan y si los beneficiarios son del ámbito local al EV o más amplio. Igualmente es importante preguntarse por la calidad de los EV y los usos, que pueden variar dependiendo de las comunidades que están disfrutando de ellos (Kabisch y Haase, 2014). El acceso suele ser un concepto complejo de medir, pues el análisis espacial de los datos arroja variaciones significativas usando diferentes métricas que proviene de los diferentes conceptos de acceso usados para su definición (Talen y Anselin, 1998).

En Cali hay estudios que caracterizan procesos de desigualdades entre la población, analizando factores como la segregación racial, brechas salariales, empleabilidad e índices socioeconómicos de segregación espacial(Arroyo Mina, Pinzón Gutiérrez, Mora, Gómez Jaramillo, y Cendales, 2016 ; Cerón y Escobar, 2014; Mora y Arcila, 2014). Aunque todos ellos incluyen una dimensión espacial, en tanto que usan las comunas como unidades de agregación de las variables socioeconómicas, su análisis no hace uso de los datos espaciales de los objetos geográficos. Su base teórica son los modelos econométricos de regresión de mínimos cuadrados o la creación de índices (escalas) para clasificar las unidades geográficas en una escala. Por ejemplo, Cerón y Escobar (2014) hacen uso del escalograma de Guttman, un método para normalizar las diferentes escalas usando igual número de rangos discretos y construir un índice acumulativo de todas las dimensiones. Mora y Arcila (2014) estudian la discriminación, tanto racial

como por sexo a través de los modelos econométricos de Oaxaca-Blinder usado para analizar las diferencias salariales entre dos grupos, definiendo una función con términos de discriminación y procedencia con variables *dummies*. Arroyo Mina et al. (2016) evalúan la calidad del empleo bajo el supuesto de ser buen proxy de la calidad de vida y encuentran que en Cali existe evidencia de que las poblaciones afrocolombianas son discriminadas laboralmente, y que esta discriminación se explica por el lugar de residencia.

Pacheco (2013) hace uso de modelos de regresión espacial para identificar dos grupos y sus cambios entre 1993 y 2005: “las personas con elevada educación que se localizan en el eje longitudinal central de la ciudad, mientras que la población afrocolombiana se localiza en la periferia de la ciudad”. Concluye que la segregación racial es un fenómeno que se ha mantenido vigente en una ciudad cuya población afrocolombiana es de 26,2 % del total.

Los estudios que se han llevado a cabo sobre segregación espacial muestran que la exclusión de grupos étnicos en Cali tiende a coincidir espacialmente con la segregación de los grupos socioeconómicos de estratos bajos (Cerón y Escobar, 2014). Tendencia que también se ve en estudios de ciudades norteamericanas (Heynen et al., 2006; Landry y Chakraborty, 2009; Nesbitt y Meitner, 2016; X. Zhou y Kim, 2013).

2.3. Modelamiento y análisis espacial de variables ambientales y sociales

Las fuentes de datos con información espacial usada para capturar variables ambientales relacionadas con la vegetación provienen principalmente de imágenes satelitales (Landry y Chakraborty, 2009; Nesbitt y Meitner, 2016; Troy, Grove, O’Neil-Dunne, Pickett, y Cadenasso, 2007; Vásquez Fuentes y Romero Aravena, 2008), imágenes aéreas (Azócar et al., 2007; Heynen et al., 2006; Tratalos, Fuller, Warren, Davies, y Gaston, 2007), datos de Lidar (Schwarz et al., 2015; Shanahan, Lin, Gaston, Bush, y Fuller, 2014) e inventarios producidos por muestras o censos arbóreos y de espacios verdes (A.

Comber, Brunsdon, y Green, 2008; Killicoat et al., 2002; D. J. Nowak y Crane, 2000, D. J. Nowak y Crane (2002); Talen y Anselin, 1998). Las imágenes satelitales son usadas en gran cantidad de los estudios dadas su creciente disponibilidad y la frecuencia de actualización —Landsat 8 revisita un mismo punto sobre la superficie de la tierra cada 16 días con un desfase de 8 días con respecto al satélite Landsat 7—, lo que permite hacer monitoreo y seguimiento a escalas entre los 15 m a 100 m por ancho de píxel. Los indicadores de cobertura calculados con base en datos de imágenes satelitales son estimados usando la escala de resolución de la imagen en combinación con el índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) que permite diferenciar entre densidad y tipo de vegetación leñosa o vegetación herbosa (Nesbitt y Meitner, 2016).

El uso de inventarios arbóreos permite estudios más detallados sobre las características del arbolado y son usados para evaluar la salud y estructura de los individuos arbóreos y las capacidades específicas de las especies para proveer servicios ambientales (Cowett, 2014; Killicoat et al., 2002; D. J. Nowak y Crane, 2002).

Entre los distintos indicadores desarrollados para capturar la extensión y distribución de los servicios ambientales la cobertura de copa ha probado ser sensible y eficaz para cuantificar hasta qué punto los árboles y bosques están proporcionando servicios críticos a los residentes (D. J. Nowak et al., 2010). Se usan otros indicadores además de la cobertura en la literatura, y en muchas ocasiones se normalizan los valores de las variables ambientales por unidad de área, usando unidades geográficas definidas e introduciendo métricas sobre la densidad y cantidad de población beneficiada en el cálculo. De hecho Cowett (2014) propone que para analizar con precisión la distribución espacial de los árboles de las calles y los beneficios que proporcionan es importante migrar hacia métricas en las que las especies arbóreas y el tamaño del árbol sean un factor en el cálculo, pues la mayoría de los servicios de los ecosistemas arbóreos son proporcionales a la cantidad de área superficial de la hoja; en esta medida las especies de árboles de mayor estatura típicamente proporcionan muchos más beneficios que las especies de menor estatura. Alanís, Jiménez, MORA, Canizales, y Rocha (2014) usaron indicadores ecológicos de las especies como abundancia, dominancia y frecuencia para construir índices de importancia para valorar las especies nativas y estructura de los bosques urbanos, cuya conservación también hace parte de las metas de manejo del

AU (D. J. Nowak et al., 2010).

La tabla 2.2 resume los indicadores para cuantificar servicios/beneficios y estado de los ecosistemas arbóreos usados en la literatura revisada.

Tabla 2.2: Métricas para caracterizar servicios del AU

Métrica	Referencia
Producción de alimentos [toneladas/año]	(Gómez-Baggethun y Barton, 2013)
Índice de área foliar	(Gómez-Baggethun y Barton, 2013)
Disminución de la temperatura [°C] por cobertura arbórea[m2] en parcelas/sitios cubiertas de árboles	(Gómez-Baggethun y Barton, 2013)
Superficie de la hoja [m2]	(Gómez-Baggethun y Barton, 2013)
O3, SO2, NO2, CO y PM10 m removido en [toneladas/año] multiplicado por la cobertura arbórea (m2)	(Gómez-Baggethun y Barton, 2013)
Secuestro de CO2 por árbol (carbono multiplicado por 3.67 para convertir a CO2)	(Gómez-Baggethun y Barton, 2013)
Abundancia (por especie) [individuos]	(Alanís et al., 2014)
Densidad [individuos/m2]	(D. J. Nowak et al., 2010)
Cobertura de copa de árbol por persona[m2/persona]	(D. J. Nowak et al., 2010)
Cobertura de copa de árbol[m2]	
porcentaje de cobertura de copa de árbol en un área	(D. J. Nowak et al., 2010)
Dominancia de una especie en función a la cobertura de copa [m2/ha]	(Alanís et al., 2014)
Dominancia relativa de una especie respecto a la dominancia total	(Alanís et al., 2014)

Métrica	Referencia
Frecuencia absoluta de una especie (porcentaje de presencia en los sitios)	(Alanís et al., 2014)
Abundancia relativa de una especie respecto a la abundancia total en el área de estudio	(Alanís et al., 2014)
Árboles por habitante	(Alcaldía de Cali, 2014)
índice de cobertura de copa de árbol alrededor de un punto de muestreo	(X. Zhou y Kim, 2013)
Porcentaje de cobertura de copa de árbol en servidumbres y espacios públicos	(Landry y Chakraborty, 2009)

En cuanto a los espacios verdes se valoran típicamente los aspectos geométricos y el acceso. Los aspectos físicos se caracterizan con medidas de superficie de los espacios, el porcentaje de área o número de espacios respecto de las unidades espaciales del análisis. Este tipo de medidas son llamadas por Talen y Anselin (1998) la aproximación contenedor (como el representado en la ecuación (2.1)), y aunque muy extendidas en la literatura para caracterizar acceso a los EV, asumen que los beneficios del espacio verde tiene un impacto local: “Sin embargo, si el investigador está seguro de que la esfera de influencia de un servicio dado se limita a un límite geográfico específico, puede seguir siendo apropiado el enfoque unidimensional tradicional de la accesibilidad por medio de conteos por unidad”. En esta misma línea, Kabisch y Haase (2014) aseguran que aunque el secuestro de carbono tiene beneficios a nivel de toda la ciudad, algunos procesos biofísicos que rigen los beneficios de los EV ocurren a nivel local. Aunque no es fácil definir la escala a la que operan los procesos biofísicos, los beneficiarios de los servicios ambientales son a menudo aquellos que viven cerca de los EV.

En Cali, la comuna es la unidad espacial sobre la que se define la inversión, pero puede no representar muy bien la escala de los procesos que dominan las transformaciones en el AU y el acceso a EV.

Además de las medidas de superficie y sus variantes para caracterizar los beneficios en una unidad espacial definida, se usan medidas que relacionan origen destino, como la

distancia mínima del centroide de la unidad espacial al borde del EV más cercano, que proporciona una estimación fiable de la distancia media desde cualquier punto dentro de una unidad de análisis (Nesbitt y Meitner, 2016; WHO Regional Office for Europe, 2016).

Para medir el acceso se pueden usar medidas de distancia, que operan bajo el concepto de costo de viaje. Una forma es calcular la suma de las distancias desde el centroide de una unidad espacial a todos los EV, como lo hace la ecuación (2.2) y su variante (2.3) que divide el costo de viaje entre el número de EV (Talen y Anselin, 1998). Una alternativa a la suma de distancias es usar la distancia del centroide al espacio verde más cercano (ecuación (2.4)). Otra métrica relevante de acceso es la distancia de red a través de la estructura de las vías de la ciudad o distancia a pie, que produce una versión más realista de la experiencia de acceso, y puede usarse para calcular la distancia mínima promedio de puntos aleatorios o para cada manzana, por ejemplo, dentro de una unidad espacial. Estas métricas exigen marcar los puntos de acceso a las zonas verdes, tarea que se realiza de forma no automática (X. Zhou y Kim, 2013).

índice contenedor: Sea s_j el área del EV j o el porcentaje de área de EV respecto del sector i que hace parte del conjunto de sectores I

$$A_i^C = \sum_j s_j \quad \forall j \in I \quad (2.1)$$

costo de viaje: Sea d_{ij} la distancia desde el centroide del sector i al EV j

$$A_i^T = \sum_j d_{ij} \quad (2.2)$$

costo de viaje normalizado: Sea d_{ij} la distancia desde el centroide del sector i al EV j y n el número de EV

$$\bar{A}_i^T = \sum_j d_{ij}/N \quad (2.3)$$

distancia mínima: Sea d_{ij} la distancia desde el centroide del sector i al EV j

$$A_i^M = \min |d_{ij}| \quad (2.4)$$

índice de accesibilidad a pie: Sea d_{ij} la distancia desde el centroide del sector i al EV j dentro del radio de búsqueda R_b y r_{min} la distancia de acceso recomendada

$$A^W = \sum_{\int R_b} (r_{min}/d_{ij}) \quad \forall d_j > 0, r_{min} < R_b \quad (2.5)$$

El cálculo de estos indicadores e índices de acceso se ha complejizado con base en las recomendaciones de las agencias ambientales que definen valores de referencia como la cantidad de EV mínimo disponible (2 ha) en un radio determinado (300m) (WHO Regional Office for Europe, 2016). Se pueden seleccionar un número de muestras para cada unidad espacial y sumar o promediar las distancias obtenidas como lo sugieren X. Zhou y Kim (2013) o usar el centroide como en la ecuación (2.5). Modificaciones a este índice pueden incluir el área de la zona verde para cuantificar el acceso y las características del EV al que se accede (A. Comber et al., 2008).

El tipo de espacios usualmente aceptados como espacio verde urbano en los estudios incluyen parques y jardines públicos, corredores verdes (por ejemplo, adyacentes a ríos y canales), reservas naturales locales, áreas comunes, pequeñas áreas de bosques con sotobosque, sitios de importancia para la conservación de la naturaleza, áreas de drenaje (es decir, áreas regularmente inundadas cercanas a los ríos), cementerios, instalaciones desocupadas cubiertas de vegetación, lagos y humedales, campos de golf, áreas privadas de asociaciones de propietarios, terrenos escolares, parcelas y hasta senderos que no son lo suficientemente grandes para calificar como parques (A. Comber et al., 2008; Kabisch y Haase, 2014; Nesbitt y Meitner, 2016; X. Zhou y Kim, 2013).

La tabla 2.3 resume los indicadores usados en la literatura revisada sobre el acceso a EV.

Tabla 2.3: Métricas para caracterizar servicios del EV

Métrica	Referencia
Superficie de los espacios públicos verdes [ha]	(WHO Regional Office for Europe, 2016)
Número de instalaciones o servicios contenidos en una unidad dada (por ejemplo, distrito censal o división político-administrativa)	(Talen y Anselin, 1998)
Potencial de la gravedad	(Talen y Anselin, 1998)
Distancia al EV más cercano[m]	(Talen y Anselin, 1998)
Coste medio de viaje EV más cercano	(Talen y Anselin, 1998)
Superficie de los espacios públicos verdes por habitante (o cada 1000 habitantes)[ha/habiatantante]	(Alcaldía de Cali, 2014)
Cobertura de espacios verdes[%]	(WHO Regional Office for Europe, 2016)
Distancias entre puntos o nodos en la red de movilidad urbana	(A. Comber et al., 2008)
Índice de accesibilidad caminando al parque dentro de un radio	(X. Zhou y Kim, 2013)

Para la caracterización de las condiciones de vida de la población en relación con el disfrute a servicios ambientales los indicadores sociales usados suelen provenir de los censos de población, encuestas de trabajo o calidad de vida, registros catastrales para el avalúo de predios y uso de los suelo. La tabla 2.4 resume algunos de los indicadores socioeconómicos usados para la evaluación de inequidades ambientales en la revisión de la literatura realizada.

Tabla 2.4: Métricas para caracterizar aspectos socioeconómicos de la población y estructura de las unidades espaciales del SU

Métrica	Referencia
Ingreso medio del hogar	(Semega, Fontenot, y Kollar, 2017)
Valor medio vivienda ocupada por el propietario	(Cowett, 2014)
Porcentaje de viviendas ocupadas	(Cowett, 2014)
Porcentaje de población blanca	(Cowett, 2014)
Porcentaje de personas con pregrado	(Cowett, 2014)
Porcentaje de población afro	[Cowett (2014)]
Porcentaje de viviendas arrendadas	(Heynen et al., 2006)
Densidad de población [residentes/ha]	(Troy et al., 2007)
Densidad de hogares[hogares/ha]	(Troy et al., 2007)
Valor medio vivienda ocupada	(Troy et al., 2007)
Porcentaje de viviendas desocupadas	(Troy et al., 2007)
Índice de delincuencia	(Troy et al., 2007)
Porcentaje de viviendas que son viviendas unifamiliares	(Troy et al., 2007)
Tamaño medio del hogar	(Landry y Chakraborty, 2009)
Tamaño medio del lote de vivienda	[Shanahan et al. (2014)]
Densidad de viviendas	(DANE, 2005; Semega et al., 2017)
Grados escolares cursados[años]	[DANE (2005)]
Porcentaje de habitantes con grado profesional	(Nesbitt y Meitner, 2016)
Porcentaje de habitantes con maestría	(Nesbitt y Meitner, 2016)
Edad media de las construcciones	(X. Zhou y Kim, 2013)

2.3.1. Enfoque estadístico

El instrumento matemático más popular para establecer relaciones de dependencia y asociación entre dos variables aleatorias son los índices de correlación, sin que la relación cuantificada sea necesariamente de causalidad. La causalidad entre las variables suele ser una apuesta del investigador con base en su conocimiento o intuición sobre los procesos que dominan las características de las variables aleatorias (Gibbons y Overman, 2012). El coeficiente de correlación de Pearson es usado para caracterizar la fuerza de relaciones lineales, mientras que el coeficientes de correlación de Spearman es usado para caracterizar relaciones no lineales. Estos coeficientes son análisis eficaces para seleccionar variables candidatas a ser incluidas en modelos de regresión, tanto para seleccionar las variables que tienen relación fuerte con la variable a predecir, como la independencia lineal de las variables explicativas, condiciones necesarias para que los métodos de ajuste de parámetros de los modelos lineales (Gibbons y Overman, 2012). Los coeficientes de correlación, como estadística de resumen, no pueden reemplazar el examen visual de los datos y la construcción de relaciones que tengan un fundamento teórico.

Los modelos de regresión lineal son ampliamente usados en la econometría para construir modelos explicativos con términos que describen componentes teóricos de los procesos de estudio e inferir el comportamiento o tendencias en una población con base en una muestra. De esta forma se pretende cuantificar el cambio de la variable dependiente Y ante aumentos o disminuciones del valor de una de las p variables dependientes x_j donde $j = 1...p$. Cada una de las observaciones i , $i = 1...n$ del vector X_p denominadas x_{ij} forman un sistema de ecuaciones lineales donde el parámetro β_j pesa el aporte explicativo de la variable correspondiente al estimarlo (ecuación (2.6) y (2.7)). Así, los coeficientes estimados representan la importancia de una variable independiente en los cambios de la dependiente. Los métodos para resolver son estimadores de mínimos cuadrados (OLS ordinary least-square) o de máxima verosimilitud (ML maximum likelihood). Si los términos del error, también llamados residuos, tienen una distribución normal y una varianza constante (homocedasticidad), entonces el estimador es óptimo entre todos los estimadores no sesgados lineales y no lineales. Es

importante indagar el cumplimiento de las condiciones de normalidad, en especial en los residuos (Gibbons y Overman, 2012).

modelo lineal de la i-esima observación

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 \cdot x_{i1} + \dots + \beta_j \cdot x_{ij} + \dots + \beta_p \cdot x_{ip} + e_i \quad (2.6)$$

forma matricial del sistema de ecuaciones a resolver

$$Y_{n \times 1} = X_{n \times p} \beta_{p \times 1} + e_{(n \times 1)} \quad (2.7)$$

Heynen et al. (2006) y Vásquez Fuentes y Romero Aravena (2008) usan coeficientes de correlación entre los pares de variables ambientales y socioeconómicas agregadas en unidades censales o administrativas para luego usar modelos de regresión lineal con el fin de estimar la importancia explicativa de las variables a través de la estimación de los coeficientes.

Tratalos et al. (2007) indaga sobre relaciones entre indicadores ambientales y el estatus social de los residentes en cinco ciudades del Reino Unido usando coeficientes de correlación de Spearman para seleccionar predictores para un modelo de regresión lineal. Los investigadores concluyen que los desarrollos urbanos de alta densidad generalmente se asociaban con un pobre desempeño ambiental, medido por el área del EV y los niveles de provisión de servicios ambientales.

2.3.2. Enfoque geoestadístico

Cuando se analiza los residuos e_i en un regresión lineal se espera estos sean idealmente ruido. Sin embargo si se encuentra que existe algún tipo de relación de los residuos con la posición de las observaciones i en plano geográfico, entonces se puede usar variaciones en el modelo lineal, que consiste en incluir un término lineal usando la variable dependiente (modelo autoregresivo SAR, ecuación (2.8)), las independientes (*spatial lag*

o retardo espacial en X SLX, ecuación (2.10)), en el error (modelo espacial del error SEM,ecuación (2.9)) o usando una combinación del modelo de error y autoregresivo (modelo espacial de Durbin SD,ecuación (2.11)). Todas estas aproximaciones introducen una matriz de $W_{n \times n}$, donde n es el número de sitios, que captura la influencia de las variables en relación con su proximidad.

Esto significa que se propone *a priori* una relación espacial al dar estructura a W , por ejemplo usando solo valores de 1 (vecino) y 0 (no vecino) a las unidades espaciales contiguas o para expresar una relación global usando una métrica de distancia en los valores de la matriz W , por ejemplo $w_{ij} = 1/d_{ij}$ donde d_{ij} es la distancia euclíadiana entre los centroides de los sitios i y j . La idea es que los vecinos más cercanos influencian los fenómenos en la unidad i , basados en la primera ley de la geografía o Ley de Tobler¹ (Tobler, 1970). Este es un supuesto fuerte, y debe ser coherente con el fenómeno y los datos que lo representan. Con la matriz W se calcula el coeficiente de Moran'I (Moran, 1950), que se usa para probar una asociación global entre una variable y su posición en el plano. Si los residuos e_i muestran una asociación fuerte con la estructura de W en la prueba de Moran'I, se sugiere usar alguno de los modelos espaciales (SAR,SLX,SEM o SD), pues esto significa que no se puede confiar en los coeficientes estimados por la regresión lineal. Se aduce que W puede ayudar a explicar el proceso que se está modelando. De lo contrario es mejor usar un modelo lineal u otra técnica. Anselin (2002), Páez y Scott (2005) y Kissling y Carl (2008) hacen una revisión de los procesos espaciales, sus supuesto y los criterios de ajuste como errores cuadráticos y criterio de información de Akaike para la selección de un modelo y diseño bien formulado y ajustado.

Modelo espacial autoregresivo (SAR)

$$Y = X\beta + \rho WY + e \quad (2.8)$$

Modelo de error espacial (SEM)

¹“Todas las cosas están relacionadas entre sí, pero las cosas más próximas en el espacio tienen una relación mayor que las distantes.”

$$Y = X\beta + u \text{ donde } u = \rho Wu + e \quad (2.9)$$

Modelo de retardo espacial en los terminos independiente (SLX)

$$Y = X\beta + WX\lambda + e \quad (2.10)$$

Modelo espacial de Durbin SD

$$Y = X\beta + \rho WY + WX\lambda + e \quad (2.11)$$

Estudios como el de Landry y Chakraborty (2009), X. Zhou y Kim (2013), Shanahan et al. (2014) y Schwarz et al. (2015) hacen uso de modelos autorregresivos y de retardo espacial para explicar los errores en el modelo lineal y mejorar el ajuste comparando modelos que relacionan las variables ambientales (cobertura de copa y acceso a EV) con indicadores socioeconómicos.

Kissling y Carl (2008), Gibbons y Overman (2012) y LeSage y Pace (2014) hacen una crítica a los modelos espaciales, y muestran que la inclusión de los términos de autorregresión (SAR) no aportan mucho a la capacidad explicativa e interpretación, pues existe un acople entre los estimadores de los coeficientes que no permite interpretar los coeficientes como factores del efecto aislado de cada una de las variables explicativas. Se muestra que el ajuste no suele ser muy sensible a variaciones en W , lo que cuestiona el uso de la estructura espacial definida *a priori*. Sin embargo, LeSage y Pace (2014) proponen que si la meta de usar modelos de regresión espacial es tener medidas escalares aproximadamente correctas de los efectos directos e indirectos sobre la variable dependiente, asociados a cambios en las variables explicativas, entonces, sí es adecuado el uso de estos modelos.

Además del uso del análisis de autocorrelación espacial global, se puede explorar métodos que hacen análisis local de la variabilidad y sensibilidad de los parámetros usados para las estimaciones mediante OLS. Si no hay autocorrelación global, es posible en-

contrar grupos a nivel local utilizando autocorrelación espacial local. El hecho de que la Morán'I es una suma de productos cruzados individuales es explotado por los indicadores locales de asociación espacial (LISA) para evaluar la agrupación de las unidades individuales mediante el cálculo del índice de Moran local para cada unidad espacial con base en la significación estadística para cada sitio evaluado (Anselin, 1995; Talen y Anselin, 1998).

2.3.3. Otras técnicas

En Fotheringham et al. (1998) se muestra que la regresión geográficamente ponderada (Geographically weighted regression GWR) produce resultados más informativos con respecto a la variación de parámetros en el espacio que la simple utilización de los agregados estadísticos. Estos métodos pueden ser utilizados para examinar visualmente la variabilidad espacial de los resultados de la regresión o de las variables del estudio a través de una región y así informar sobre la presencia de no-estacionariedad espacial. La GWR es usada con éxito en A. J. Comber, Brunsdon, y Radburn (2011) para analizar los posibles factores que pueden ayudar a identificar y caracterizar las dimensiones a tener en cuenta para mejorar el acceso a la salud.

Kabisch y Haase (2014) usan el análisis cluster para identificar grupos de población con características socioeconómicas similares y similar acceso a espacios verdes, para luego analizar si existen diferencias entre la distribución de los espacios verdes usando el coeficiente de Gini en los diferentes grupos de población definidos.

Capítulo 3

Metodología

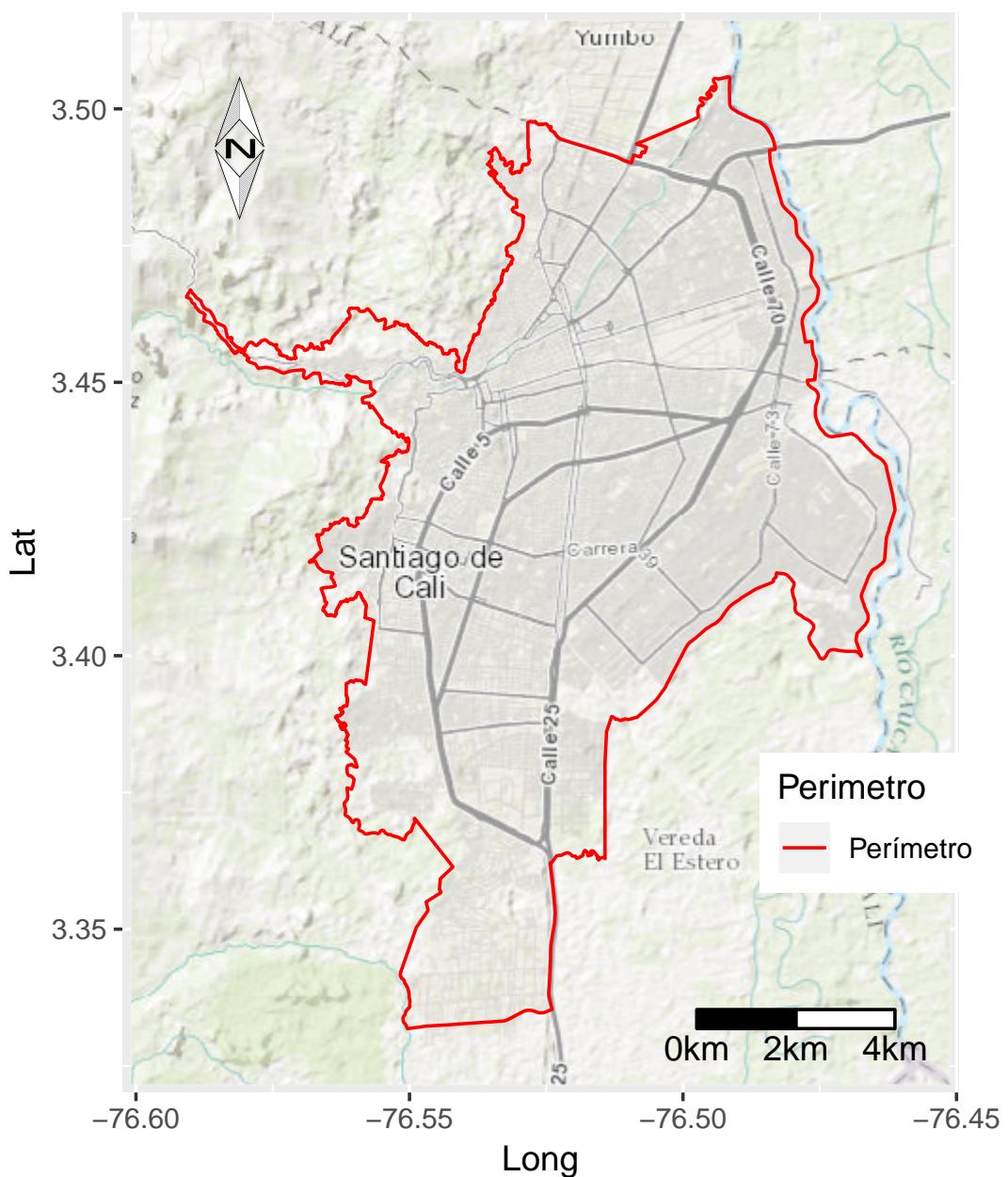
3.1. Área de estudio

El municipio de Santiago de Cali se encuentra ubicado al suroccidente colombiano, latitud 3.4372200°, longitud -76.5225000° en grados decimales del sistema de coordenadas WGS84 (ver figura 3.1). Es la capital del departamento del Valle del Cauca y es la tercera ciudad más poblada del país, después de Bogotá y Medellín, con 2,420,114 habitantes según Cali en Cifras 2015 (G. Escobar, 2015) . El municipio tiene un área 561.7 Km2, un área del perímetro urbano 120.4 Km2 (21.4 %). La división administrativa de la zona urbana son comunas y las comunas se componen de barrios.

Santiago de Cali presenta dos zonas topográficas: el valle del río Cauca hacia el oriente, el terreno más plano donde se ubica el casco urbano, y la zona de piedemonte hacia el occidente sobre la margen derecha de la cordillera Occidental. El área urbana limita al oeste y sur con el área rural del municipio, al este con el río Cauca y los municipios de Palmira y Candelaria, y al norte con el municipio de Yumbo.

El clima del municipio varía en relación al rango altitudinal que abarca entre 916 y 1,438 msnm. En la zona plana, se presenta un clima cálido con características semihúmedas hacia el sur y semiáridas hacia el norte mientras el piedemonte presenta condiciones de clima templado. La precipitación anual promedio es de 1,500 mm y la temperatura

Santiago de Cali



Datos en grados decimales, sistema de coordenadas WGS83

Fuentes: OSM e IDESC

Elaboración Propia

Figura 3.1: Área de estudio. Perímetro de Santiago de Cali

promedio anual es de 24 °C aproximadamente (CIAT, 2015). La ciudad de Cali es de clima caliente, donde la sombra y la brisa son bien valoradas por sus habitantes.

3.2. Datos

Se hizo uso de datos del Censo Arbóreo de 2015(CA2015) (Alcaldía de Cali, 2015), el Censo de Población de 2005 (CP2005) (DANE, 2005, 2017) y aspectos estructurales del espacio público y privado de las unidades espaciales de análisis tomados de la Infraestructura de Datos Espaciales de Santiago de Cali (IDESC) (Alcaldía de Cali, 2009) y las bases de datos del Plan de Ordenamiento Territorial (POT) del 2014 (Alcaldía de Cali, 2014).

3.2.1. Datos de registros oficiales del municipio

La cartografía disponible en la IDESC (Alcaldía de Cali, 2009), incluye información sobre los objetos geográficos naturales, de infraestructura urbana, límites y divisiones político administrativas y la clasificación de predios en cuanto a espacio público disponibles en coordenadas planas del sistema MAGNA-SIRGAS-CALI (IGAG, 2005). Además está la base de datos geográfica del POT (Alcaldía de Cali, 2014). Se seleccionaron conjuntos de datos de equipamientos y espacio público contenido en la estructura ecológica complementaria (ECC) que incluye cementerios, universidades, EV de acceso no restringido aunque algunos sea predios privados contenidos en EEC. De la IDESC se seleccionaron las capas de manzanas, barrios, espacio público, humedales, ríos y corredores ambientales, todas disponibles vía WFS. En la figura 3.2 se muestra un mapa con las capas seleccionadas para el realizar el procesamiento y los análisis.

3.2.2. El censo arbóreo

En el año 2015 la ciudad de Santiago de Cali concretó la realización del censo arbóreo (CA2015) que dejó como resultado una base de datos de 296,467 individuos censados

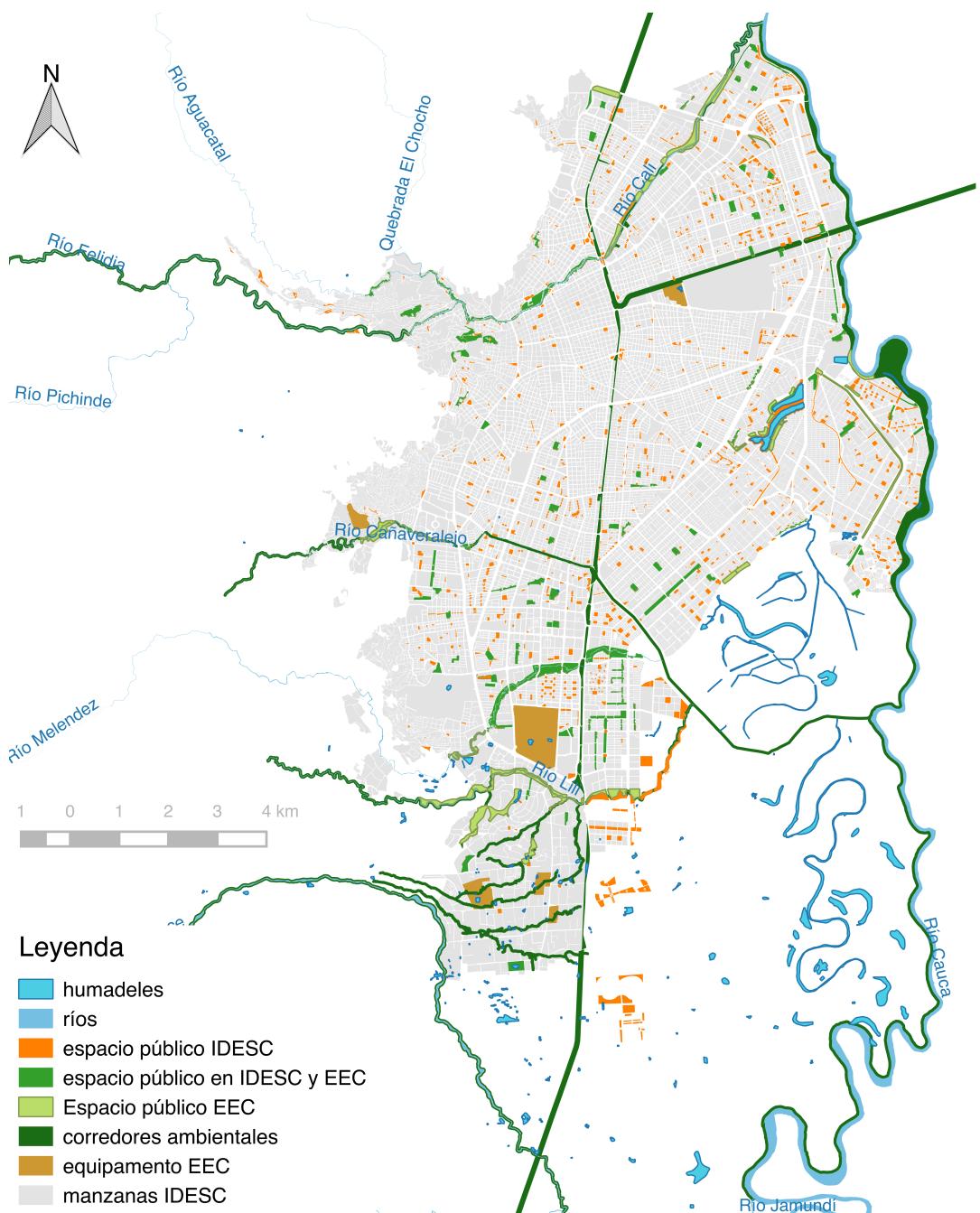


Figura 3.2: Capas usadas para el procesamiento de los espacios verdes y las características de las manzanas

(Alcaldía de Cali, 2015). Los datos dan cuenta de la identificación de especies, georeferenciación de los individuos, sus características dasométricas, de emplazamiento y estado fitosanitario. Las variables contenidas en ese estudio se resumen en la tabla 3.1.

Tabla 3.1: Variables para caracterizar el AU

variable	{valores}[unidades]
id_arbol	número entero único
diametro copa	[m ²]
altura arbol	[m]
vitalidad	{Regular, Sano, Seco, Muerto}
edad	{Juvenil, Maduro, Longevo}
emplazamiento	{Anden, Bahias de estacionamiento, Bulevares, Corredor Ferreo, Escenario deportivo y/o Cultural, Glorieta, Parque Urbano, Paseos, Plaza, Plazoleta, Ronda de rios, Rondas de canales, Separador Vial}
vegetación	{Arbol, Arbusto, Bambu, Muerto, Palma, Planta arbustiva, Seco}
Este	[m] MAGNA - SIRGAS-CALI
Norte	[m] MAGNA - SIRGAS-CALI

Existe una diferencia de 10 años entre censo de población de 2005 y el censo arbóreo de la ciudad de Cali. Aunque esto pueda parecer una situación que reduce la legitimidad de los resultados que se hallen en este estudio, autores como C. G. Boone, Cadenasso, Grove, Schwarz, y Buckley (2010) y Schwarz et al. (2015) reconocen que los paisajes que vemos hoy son legados de patrones de consumo pasados, y que en el caso de la vegetación urbana tratamos con organismos de larga vida que pueden tardar mucho tiempo en establecerse y crecer. En contraste, la estructura social de las ciudades puede cambiar más rápidamente.

Atendiendo a estos argumentos se excluyó de la base de datos del CA2015 árboles jóvenes del inventario, que no estaban ahí en 2005. Aunque toda la vegetación aporta beneficios ambientales a los habitantes, en este estudio se descartó la vegetación arbustiva y los árboles, palmas y bambú de menos de 1.9 m de altura para circunscribirse a los individuos más desarrollados.

Una vez aplicado este filtro se cuenta con 203,112 individuos.

3.2.3. El censo de población

Los datos del CP2005 están disponibles en las unidades censales (sector, sección, manzana) a través del sistema de un consulta web (DANE, 2005). Estos datos sirven para caracterizar la población con base en indicadores sobre rasgos de las personas, aspectos sobre el uso del suelo y los tipos de vivienda. Las variables disponibles para el análisis están resumidas en las tablas 3.2 y 3.3.

El otro componente de los datos es la cartografía censal del DANE (DANE, 2017) disponible para las diferentes unidades espaciales de agregación en el sistema de coordenadas WGS84. Para el análisis se tiene en cuenta todos las unidades censales que se interceptan con el perímetro urbano disponible en la IDESC, pues el censo arbóreo se limitó a este perímetro.(ver figura 3.3)

Tabla 3.2: Variables sobre la población

variable	{valores}[unidades]
Pertenencia Étnica	[personas]{indígenas, ROM, gitanos, raizales del Archipiélago de San Andrés, Providencia y Santa Catalina, palenqueros de San Basilio, afrocolombianos}
Con alguna limitación	[personas]{sí,no}

variable	{valores}[unidades]
Con estudios superior o postgrado	[personas]
Ningún estudio	[personas]

Tabla 3.3: Variables sobre las viviendas

variable	{valores}[unidades]
tipo vivienda	{Casa,Casa indígena,Apartamento,Tipo cuarto,Otro tipo de vivienda}[viviendas]
uso vivienda	{Uso Vivienda.Uso Unidad Económica,Uso LEA}[predios]
cantidad predios	[predios]
cantidad viviendas	[viviendas]

La unidad espacial de análisis sobre la cual se harán todas las agregaciones es el sector urbano (SU) de la cartografía censal 2005.

3.3. Métodos y técnicas

Este trabajo se concentró en indagar en particular sobre la justicia ambiental distributiva por medio de modelos estadísticos de regresión y geoestadísticos usados ampliamente en la literatura revisada (Gibbons y Overman, 2012; Heynen et al., 2006; Landry y Chakraborty, 2009; LeSage y Pace, 2014; Pacheco, 2013; Schwarz et al., 2015; Shanahan et al., 2014; Vásquez Fuentes y Romero Aravena, 2008; X. Zhou y Kim, 2013). Se busca probar que existe un sesgo en la distribución de un beneficio ambiental (AU y

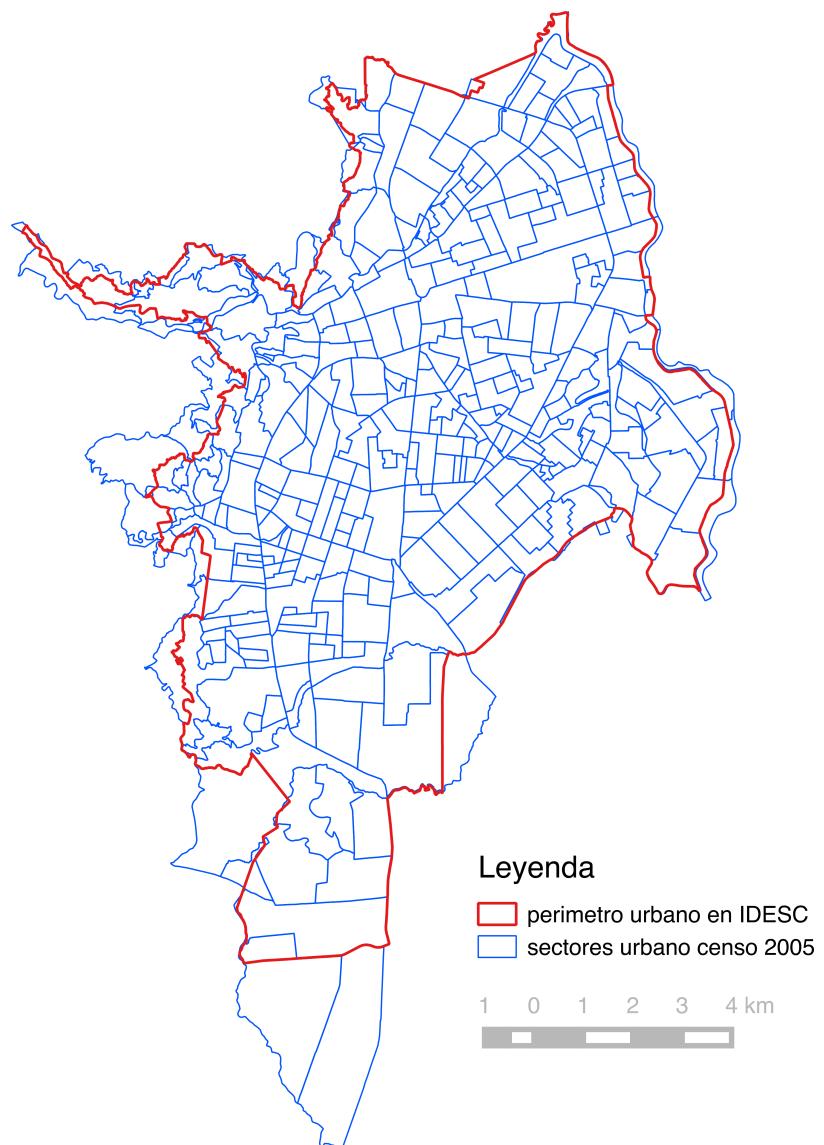


Figura 3.3: Sectores urbanos y perímetro urbano de Santiago de Cali

EV) explicado por alguna variable socioeconómica o estructural. Desde la modelación estadística esto se logra encontrando predictores con coeficientes significativos en la regresión lineal. Si existe un patrón espacial que puede ser incluido en la modelación para mejorar la estimación de los coeficiente de la regresión, su inclusión debe mejorar las condiciones de normalidad y homocedasticidad de los residuos de la regresión.

Para detectar agrupaciones de unidades geográficas con características homogéneas donde intervenir y disminuir las inequidades en el acceso a servicios ambientales se complementan los análisis con el uso de mapas de LISA (Talen y Anselin, 1998).

El diagrama de la figura 3.4 sintetiza el análisis propuesto, compuesto de las siguientes actividades:

1. Preparación de los datos: construcción de tablas, estandarización de las variables categóricas, sistemas de coordenadas y la identificación de valores atípicos o inconsistentes en los datos.
2. Procesamiento y análisis estadístico: cálculo de indicadores de cobertura, acceso y variables socioeconómicas. Cálculo de estadísticos para probar normalidad, normalización de las variables e indicadores, cálculos de coeficientes de correlación Pearson y de Spearman entre todos los pares de variables.
3. Análisis exploratorio: hacer uso de gráficas estadísticas, mapeos y mapas para evaluar y seleccionar los indicadores a usar en un modelo de regresión lineal.
4. Seleccionar los mejores predictores con base en coeficientes de correlación.
5. Seleccionar los SU a incluir con base la coincidencia con las capas de AU y EV.
6. Construir y evaluar los modelos de regresión lineal.
7. Construir matrices de vecindad W para incluir restricciones espaciales al modelo.
8. Probar autocorrelación espacial usando Moran's I en los residuos de los modelos de regresión lineal con dos diseños de matriz W . Si la prueba muestra una correlación y un valor de significancia alta, se prueban modelos tipo SAR, SEM o SD para comparar su desempeño.
9. Selección del modelo que mejor se ajusta usando métricas de error y de ajuste como R^2 y el criterio de Akaike.
10. Graficar mapas de LISA para caracterizar los patrones de agrupación de las varo-

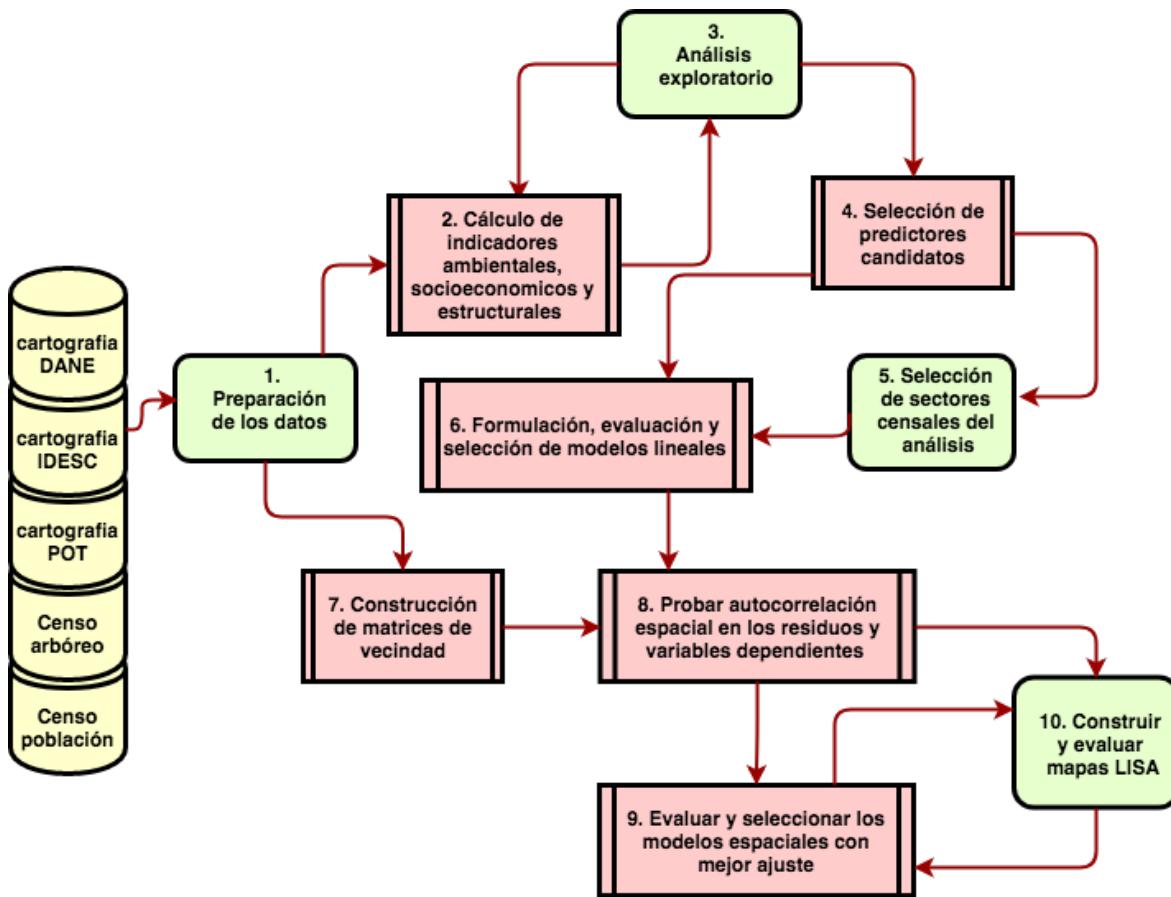


Figura 3.4: Diagrama de flujo de la metodología

bles del los modelos mejor ajustados.

3.3.1. Procesamiento de datos

El procesamiento de los datos se realizó principalmente en R Core Team (2017). Se usó QGIS para conectarse a los servicios WFS del IDESC y previsualizar las capas de información geográfica recolectada y la realización de algunos de los mapas detallados. Para cargar y manipular los datos espaciales se hizo uso de las librerías `rgdal` (Bivand, Keitt, y Rowlingson, 2017), `rgeos` (Bivand y Rundel, 2018) y `sp` (Pebesma y Bivand, 2018).

El código que implementa los análisis está dividido en archivos para facilitar su lectura, cada uno de los cuales se encargan de transformar los datos de las fuentes y construir estructuras de datos necesarias para realizar las regresiones, las gráficas y los análisis

de tipo estadístico y geoestadístico.

El código y los datos están disponibles en el repositorio de GitHub en <https://github.com/correajfc/R-CP2005-CA2015>.

3.3.2. Cálculo de métricas de acceso a servicios ambientales

3.3.2.1. Indicadores de beneficios del arbolado urbano

Entre los distintos indicadores desarrollados para capturar la extensión y distribución de los servicios ambientales, la cobertura de copas ha probado ser sensible y eficaz para cuantificar hasta qué punto los árboles y bosques están proporcionando servicios críticos a los residentes (D. J. Nowak et al., 2010).

En este trabajo se usaron dos variantes de la cobertura de copa, una de orden global y otra local respectivamente: el área de copa en metros² (**area_copa**) y la cobertura de copa como porcentaje del área pública total (**cobertura_copa.ap**), conformada por la vías y calles más el área de espacio públicos) (ver figura 3.5).

3.3.2.2. Índices de acceso a espacios verdes

En este estudio se usaron dos métricas de acceso a espacios verdes. El primero es el índice contenedor porcentual (ecuación (3.1)), catalogado como una medida de acceso local a la unidad espacial de análisis, ampliamente usado en la literatura (Talen y Anselin, 1998).

índice contenedor porcentual (**area_ep.porcentaje**)

$$A_i^{C_p} = 1/a_i \sum_j s_j \quad \forall j \in I \quad (3.1)$$

donde s_j es el área de cada espacio verde j que pertenece al conjunto I de EV dentro del sector i y a_i es el área del sector i .

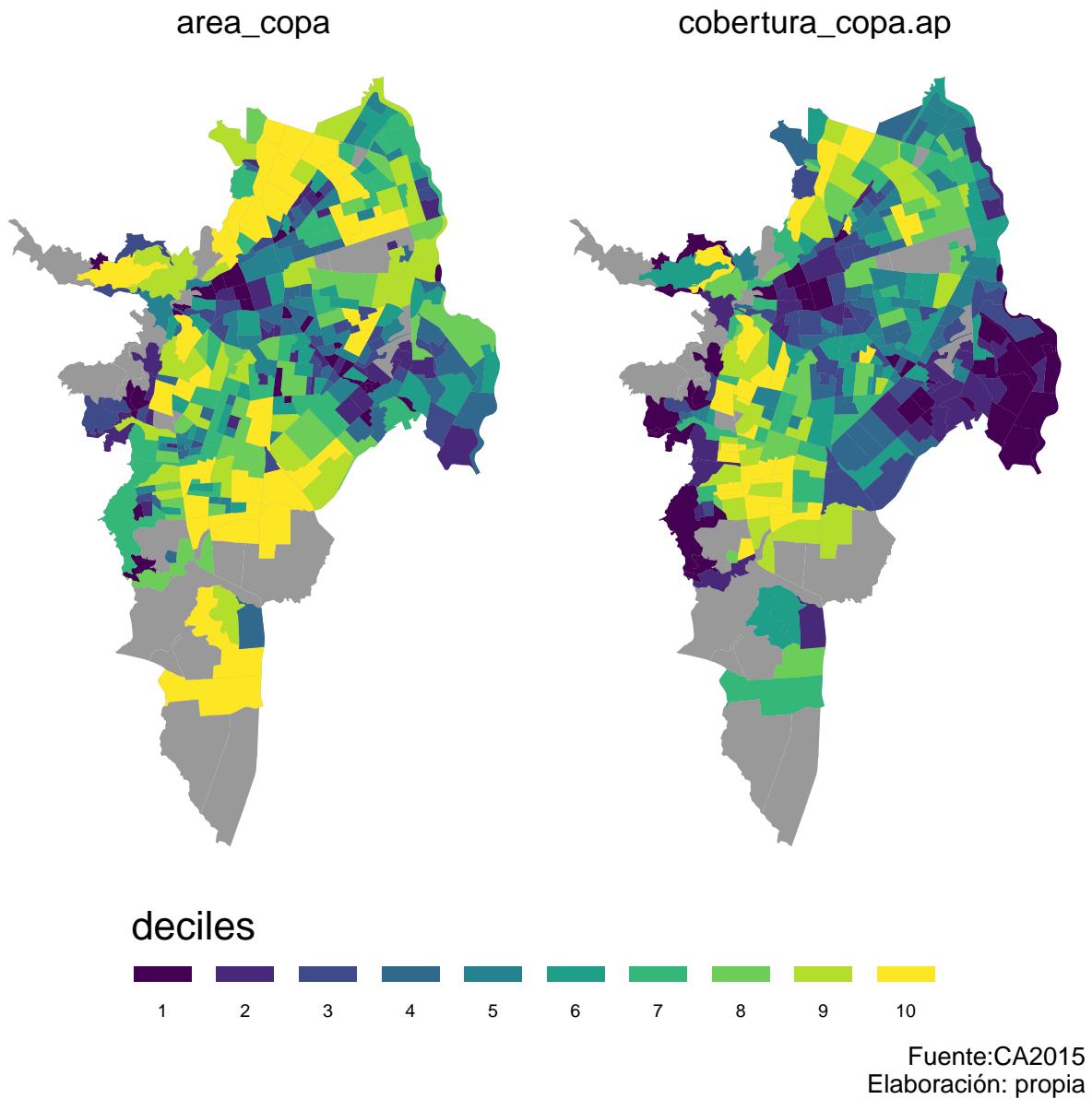


Figura 3.5: Sectores urbanos de las variables dependientes sobre cobertura de copa

El segundo índice (ecuación (3.2)) es una propuesta de este estudio basada en el trabajo de Nesbitt y Meitner (2016) en el que se calcula la distancia euclídea a los EV desde el centroide de la unidad de análisis, incorporando recomendaciones en WHO Regional Office for Europe (2016) sobre establecer la relación entre distancia y calidad del acceso usando el área del EV y los índices propuestos por X. Zhou y Kim (2013) de un radio de búsqueda de EVs accesibles, sin importar si este está dentro de la unidad espacial a caracterizar.

Este índice define el acceso como una relación entre la distancia y la cantidad de espacio disponible en el radio de búsqueda definido desde el centroide del SU. La figura 3.6 muestra gráficamente cómo existen EVs que caen en la intersección de los radios de búsqueda de múltiples sectores urbanos, lo que implica que benefician a varios de ellos a la vez, y es por esa razón que el índice expresa una dimensión del acceso no confinada a la unidad espacial.

razón área disponible distancia (ia.areas.dist)

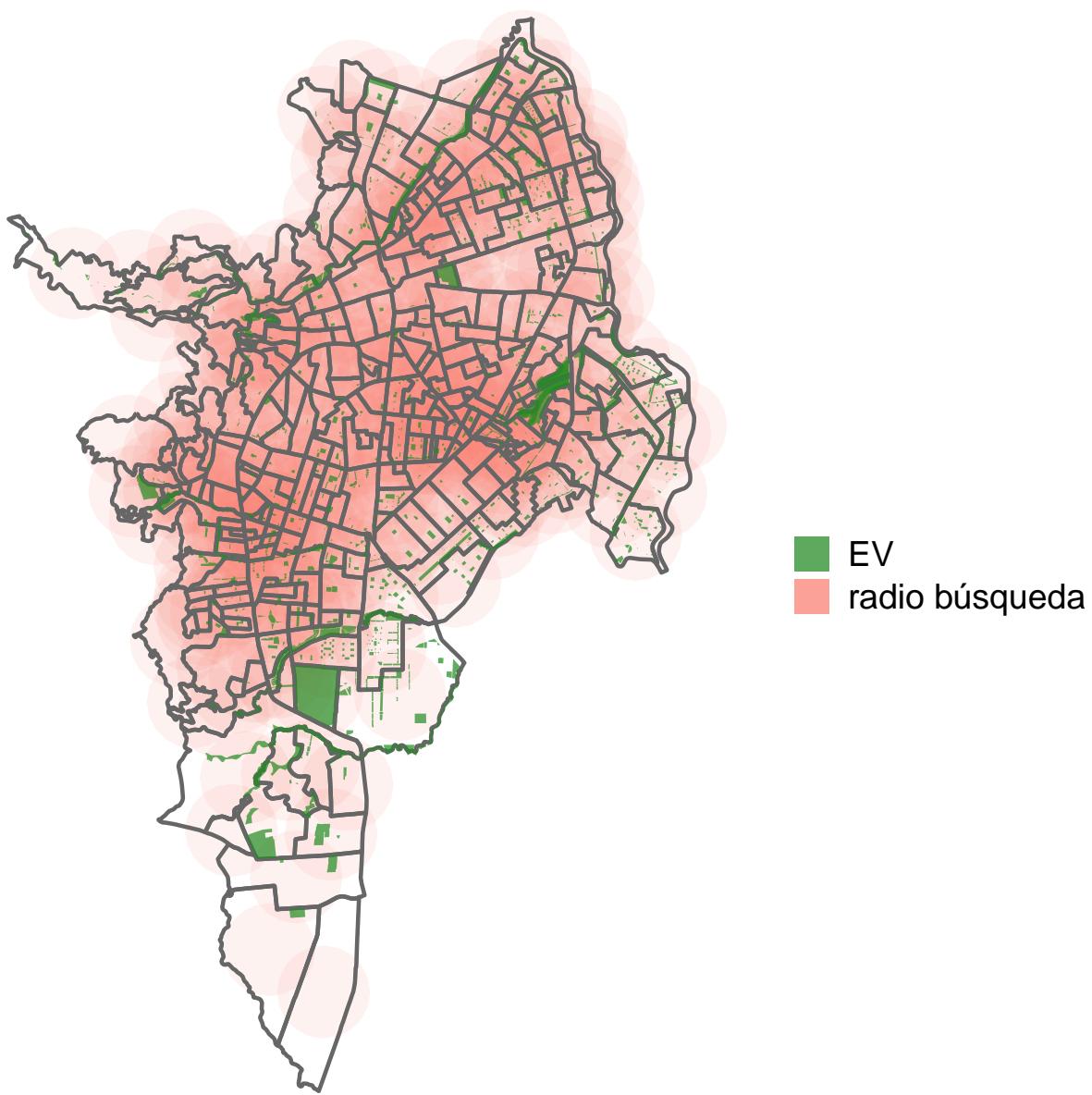
$$\bar{A}_i^{AD} = \frac{\sum_{j \in I_{R_b}} s_j}{\sum_{j \in I_{R_b}} d_{ij}} \quad \forall j \in I_{R_b} \quad (3.2)$$

donde R_b es el radio de búsqueda, s_j es el área de cada espacio verde j , d_{ij} es la distancia del centroide del sector i al espacio j que pertenecen al conjunto I_{R_b} de EVs en el radio de búsqueda.

3.3.3. Cálculo de métricas sobre la población

3.3.3.1. Características de la población

La tabla 3.2 muestra los valores de la variable de etnicidad. Al hacer los conteos por pertenencia a un grupo étnico para toda la ciudad (ver tabla 3.4), se observa el bajo número de personas que pertenecen al pueblo Rom (gitanos), Palenqueros de San Basilio (departamento de Bolívar) y de Raizales del Archipiélago de San Andrés, Providencia y Santa Catalina (SAI) y a la población indígena, por lo que son descartados del análisis.



Fuente: IDESC, POT 2014
Elaboración: propia

Figura 3.6: Espacios verdes y radio de búsqueda de 1 km desde los centriodes del SU

Tabla 3.4: Totales de población por grupo étnico en la ciudad de Cali

Tipo	Cantidad
Población Total	2,027,024
Población afrodescendiente, negros o mulatos	530,990
Población indígena	9,195
Población Rom	690
Población Palenqueros	1
Población raizales de SAI	851

Las variables del CP2005 seleccionadas para el análisis se muestran en la figura 3.7.

Además de las variables seleccionadas se calculó la densidad de población dado que los árboles compiten por el espacio con los seres humanos y es de esperar que a mayor cantidad de personas haya menos lugar para los árboles. Se calcularon indicadores porcentuales respecto de la población total de cada unidad geográfica para facilitar la comparaciones y acentuar las diferencias entre los SU (figura 3.8).

3.3.3.2. Características de las viviendas

Además de las rasgos étnicos, condiciones de escolaridad y limitaciones de la población, el CP2005 tiene disponibles datos sobre el tipo de viviendas (casa, apartamento, tipo cuarto, casa indígena, otros), y el uso habitacional, comercial y la cantidad de lugares especiales de alojamiento¹ (LEA) dado a los predios. La vocación comercial o residencial de un barrio puede ser un factor en el desarrollo del arbolado urbano o de las disposiciones urbanísticas de la ciudad en relación a EVs, ya sea por las condiciones físicas como por la intervención de sus habitantes. Estas variables pueden también expresarse como porcentaje de la cantidad de predios de vivienda en el caso de los tipos o como porcentaje de la cantidad de predios en el caso del uso como unidad de vivienda, económica o LEA. El uso de LEA tiene una distribución concentrada en pocos SU, por lo que se descarta para los análisis de regresión (ver los gráficos por sector urbano 3.9).

¹Corresponden a las diferentes unidades que desempeña una función de interés público, que puede ser benéfico o docente

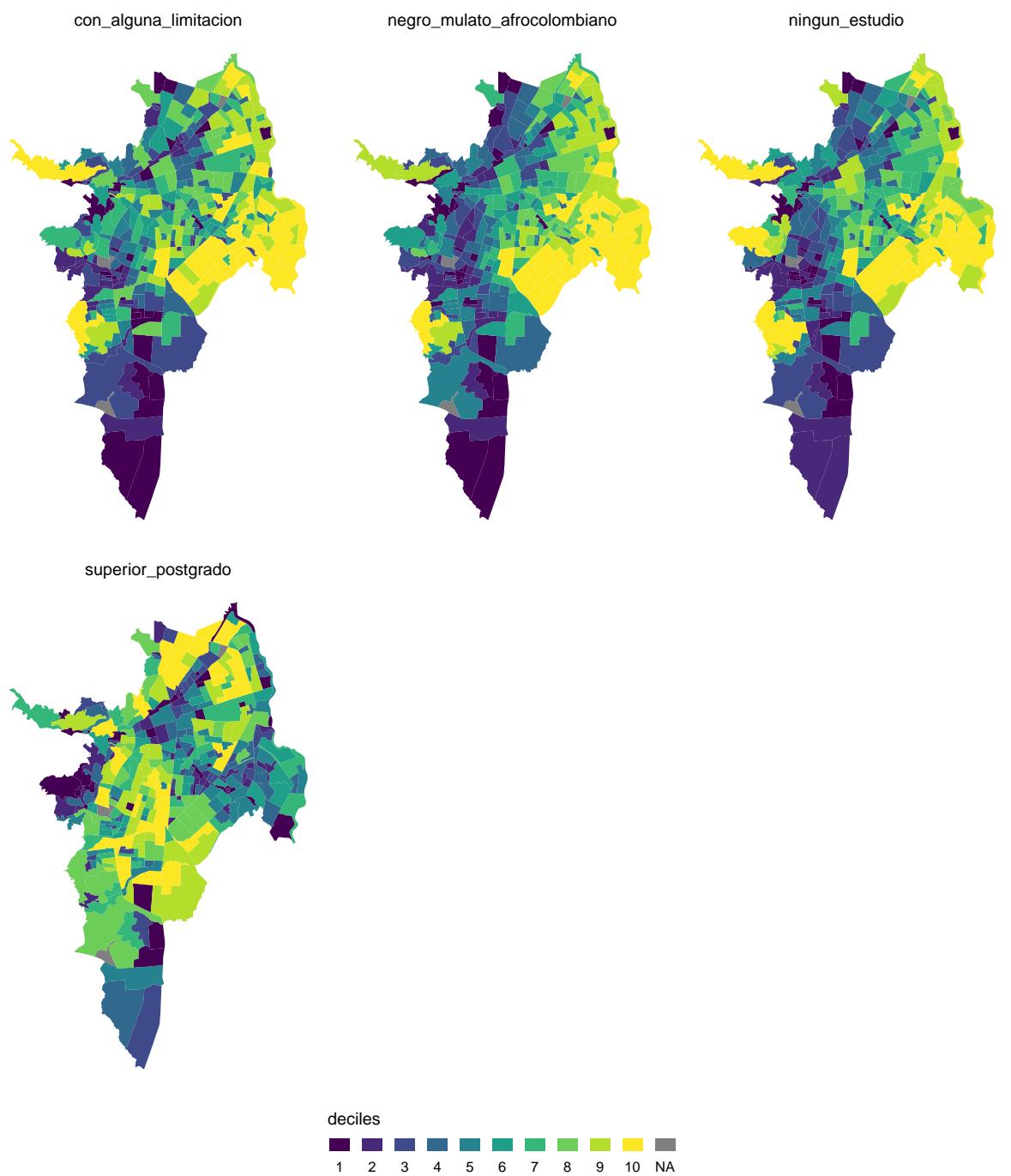


Figura 3.7: Mapas de las variables de población seleccionadas (en deciles)

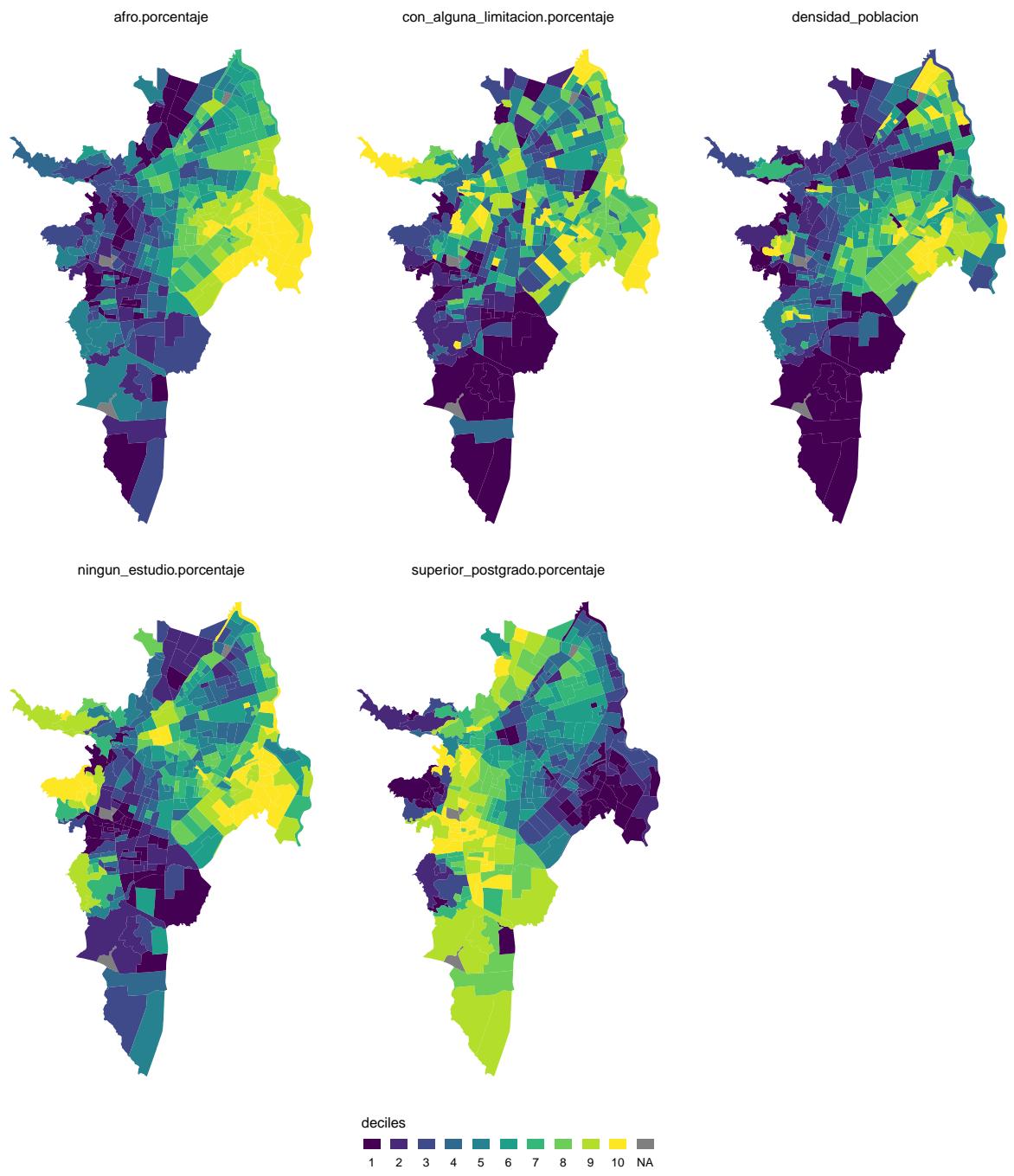


Figura 3.8: Mapas de las variables de población seleccionadas como porcentajes (en deciles)

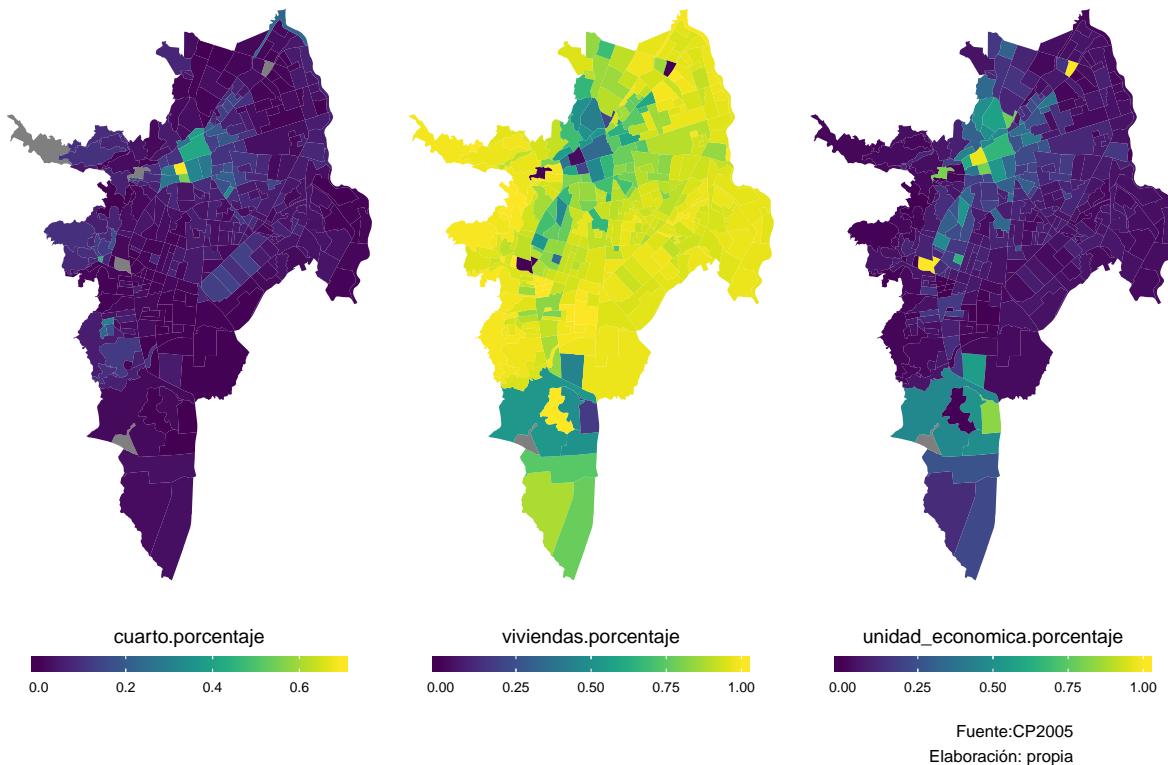


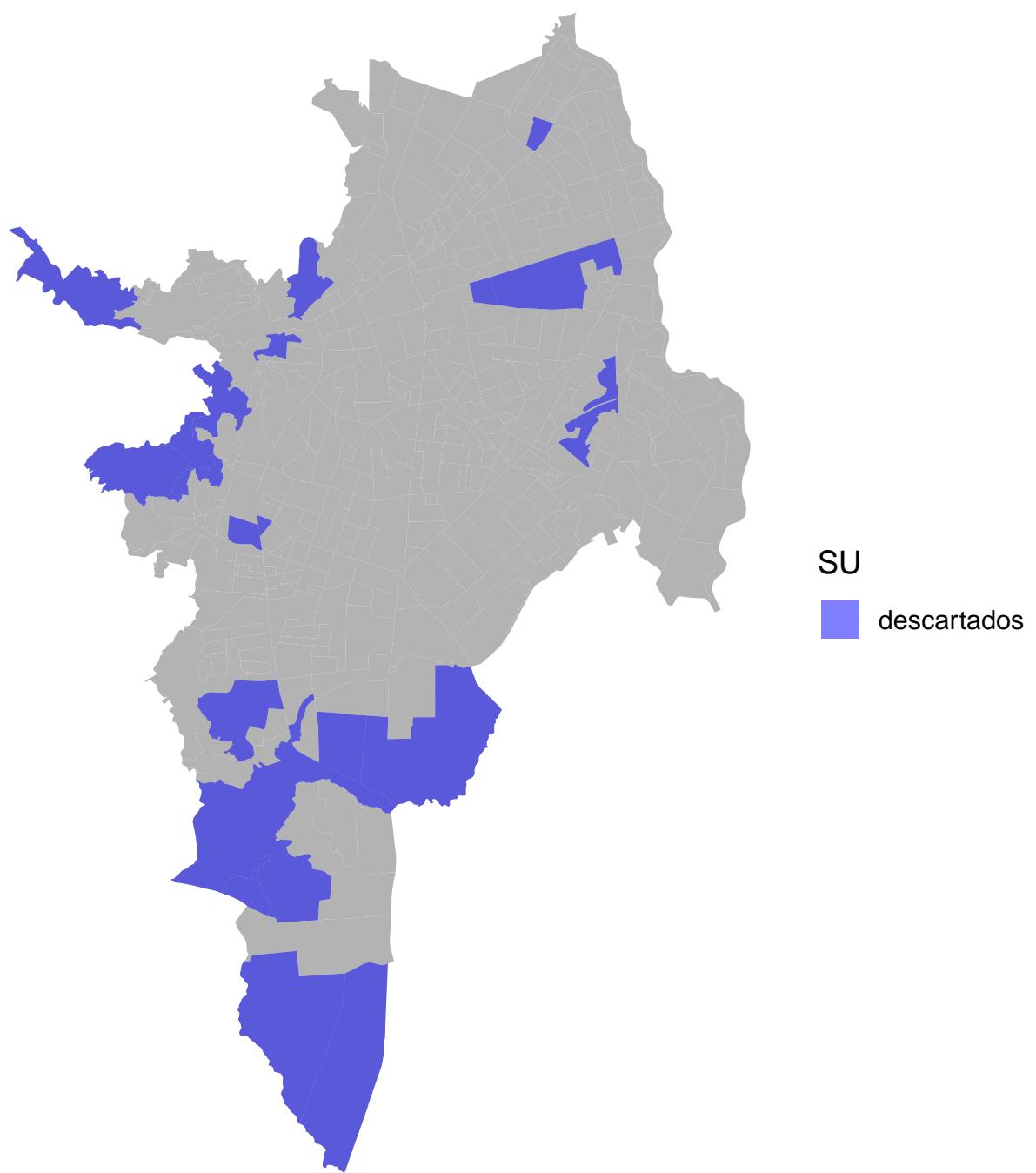
Figura 3.9: Mapas de las variables sobre el tipo de uso de los predios como porcentaje de la cantidad de predios (escala continua)

3.3.4. Criterios y selección de sectores censales

Se establecieron criterios para la **exclusión** de datos para el análisis de regresión que evitan incluir SUs atípicos:

- sectores sin personas
- sectores sin viviendas
- sectores con área de espacio público mayor que el 80 % del área del sector
- sectores con área de calle mayor que el 80 % del área del sector
- sectores área privada mayor que el 90 % del área del sector
- sectores con una porción mayor al 60 % por fuera del perímetro urbano

Los sectores excluidos del análisis se muestran en los figura 3.10.



Fuente: IDESC
Elaboración: propia

Figura 3.10: Sectores excluidos

3.3.5. Selección de variables dependientes para las regresiones lineales

Las variables incluidas en los modelos lineales deben cumplir una serie de condiciones deseables para ser elegidas como candidatas:

- Mostrar una correlación fuerte (típicamente mayor a 0.6 se considera una asociación fuerte)
- Las variables independientes o predictoras **no** deben estar fuertemente correlacionadas entre ellas.
- Las observaciones deben ser **independientes**²

Para garantizar que las variables no están correlacionadas entre sí, se usaron los coeficientes de correlación de Pearson, usado para detectar relaciones lineales y el coeficiente de Spearman para detectar relaciones en que exhiben relaciones no lineales.

Para seleccionar las variables que mejor predicen la variable dependiente se tuvo en cuenta las restricciones de colinealidad entre las variables dependientes.

Para los modelos de regresión se usaron transformaciones logarítmicas o de raíz cuadra para eliminar no linealidades entre las variables dependientes y las independientes, y reducir posibles fenómenos de heterocedasticidad debido a estas no-linealidades.

Dividir o multiplicar por alguna constante no tiene ningún efecto en la calidad de las estimaciones , pero sí sobre los coeficientes de la regresión. Esto suele ser sensible a la hora de interpretar los cambios marginales de cada una de las variables independientes y su efecto sobre la variable dependiente. Sin embargo, lo que interesa para este estudio no es la interpretación de esos cambio sino la importancia relativa de cada variable y comparar los cambios de los coeficientes de regresión para el ajuste de cada modelo y/o las mejoras que pueda operar un modelos autorregresivo en caso de encontrarse autocorrelación en los residuos de la regresión lineal. Por esta razón, normalizar los

²Significa que no debe existir relación espacial o temporal entre los diferentes sectores. Justamente esto se pone a prueba con los test estadísticos y los gráficos de diagnóstico sobre la distribución de los residuos de la regresión: se espera que dicha dependencia esté motivada por la vecindad de los sectores.

valores puede ser una ventaja pues mantiene los coeficiente mejor acotados. La normalización se aplicó posterior a las transformaciones propuestas y se realizó dividiendo por el máximo valor de los datos de cada variable para mantener valores en el intervalo [0,1], dado que los valores son todos iguales o mayores que 0.

Los test aplicados para verificar las condiciones de un buen ajuste (no hay sesgos en el estimador o una mala especificación del modelo) de un modelo lineal son:

- La media de los residuos es 0 o muy cercana.
- La distribución de los residuos es normal.
- Los residuos muestran homocedasticidad (la varianza es constante)

Para verificar la normalidad de los residuos se hace uso del test de Shapiro–Wilk (Shapiro y Wilk, 1965) y para la verificar si existe homocedasticidad el test de Breusch–Pagan (Breusch y Pagan, 1979).

3.3.6. Análisis geoestadísticos

Para los análisis geoestadísticos se hizo uso de modelos autoregresivos para obtener mejoras en la estimación de los coeficientes y en el ajuste de los modelos lineales, cuando existió algún tipo de autocorrelación espacial en los residuos. Todas estas aproximaciones introducen una matriz de $W_{n \times n}$, donde n es el número de sitios, que captura la influencia de las variables en relación con su proximidad. Esta matriz W es una estructura que restringe la influencia *a priori* en los modelos. Para observar el efecto que tiene esta matriz sobre los resultados del modelo se usaron 2 matrices distintas, y se escogió la que produjo el mejor ajuste.

Para los análisis espaciales se usó la librería `spdep` (Bivand, 2017)

3.3.6.1. Matrices de vecindad

La matriz W representa la topología de vecindad entre las unidades geográficas. Existen en la literatura diferentes tipos de vecindad: *rook*, *bishop* y *queen* son las más referen-

ciadas. Esta vecindad está representada en la matriz con 1 cuando existe vecindad y 0 cuando no. Otra forma de cuantificar la interacción de esa vecindad es usando una matriz de inversos de la distancia entre los centroides de las unidades geográficas (W_d), con el fin de atenuar la interacción entre sectores muy alejados y tener una variable continua que representa esa influencia. En la figura 3.11 se muestra la matriz W_q definida para vecinos que comparten un lado del polígono (vecindad *queen*) para todos los sectores de la ciudad de Cali.

Las regresiones se realizan sobre un subconjunto de los SUs, y por tanto la estructura de esta matriz tuvo esto en cuenta.

3.3.6.2. Autocorrelación espacial

Para indagar sobre la información o patrones espaciales de los residuos de los modelos de regresión se usó el índice de Moran'I (ecuación (3.3)). El índice de Moran'I es el coeficiente de correlación para la relación entre una variable y sus valores circundantes. Cuando se encuentra una correlación espacial significativa en los residuos, esto sugiere que agregando esa estructura de vecindad al modelo es posible obtener una estimación más eficiente de los coeficientes, y en consecuencia una estimación más confiable de los coeficientes. En este estudio no se hace inferencia de una población por una muestra, se calcularon coeficientes sobre el total de la población, y por tanto los coeficientes pueden interpretarse como la fuerza de esa relación.

$$I = \frac{N}{\sum_i \sum_j w_{ij}} \frac{\sum_i \sum_j w_{ij} (X_i - \bar{X})(X_j - \bar{X})}{\sum_i (X_i - \bar{X})^2} \quad (3.3)$$

donde N es el número de unidades espaciales indexados por i y j ; X es la variable de interés; \bar{X} es la media de X ; y w_{ij} es un elemento de una matriz de pesos espaciales W . Un valor de 0 de Moran'I indica un patrón espacial aleatorio. Si existe autocorrelación los valores son positivos y el máximo es 1. Si los valores son negativos decimos que existe dispersión, siendo -1 el mínimo valor posible representando la dispersión perfecta. El valor p del test expresa el grado de certeza sobre el valor del estadístico, si el valor límite de significancia es menor que $\alpha = 0,05$



Figura 3.11: Grafo de vecindad entre todos los SU de la ciudad de Cali

3.3.6.3. Indicadores Locales de Asociación Espacial (LISA)

Dado que Morán'I es una suma de productos cruzados individuales es explotado para formular los indicadores locales de asociación espacial (LISA). Estos permiten evaluar la agrupación de las unidades individuales mediante el cálculo de la Moran local para cada unidad espacial y la evaluación de la significación estadística de este indicador (Anselin, 1995).

Estos mapas en conjunto con el resultado numérico de los LISA z-normalizado y el *p*-valor permiten identificar agrupaciones espaciales. Las regiones resaltadas en rojo tienen valores altos de la variable y tienen vecinos con valores altos también (*high-high*). El área azul (*low-low*) son los grupos que presentan valores bajos al igual que sus vecinos. Mientras que las regiones azul pálido son *low-high* y las áreas rosadas son *high-low* muestran correlación negativa, es decir valores muy diferentes a los de sus vecinos. Las regiones fuertemente coloreadas son aquellas que contribuyen significativamente a un resultado positivo de autocorrelación espacial global, mientras que los colores más claros contribuyen significativamente a un resultado de autocorrelación negativo.

Capítulo 4

Resultados

4.1. Modelando la cobertura de copa

4.1.1. Variables dependientes

El proceso de selección de las variables a incluir en los modelos inicia con la inspección visual de las distribuciones bivariadas de las candidatas a predictores. Se busca identificar las variables correlacionadas entre sí para evitar incluir información redundante en los modelos. En la figura 4.1 se explora las relaciones entre las variables de población (número de personas en un SU con una condición específica). La matriz triangular superior muestra los coeficientes de correlación de Pearson, la diagonal contiene el histograma de frecuencias de la variable y la matriz triangular inferior muestra un gráfico de dispersión y la línea de tendencia usando un modelo lineal entre cada par de variables. Es notoria la alta correlación entre población con ningún estudio y tener alguna limitación física ($\simeq 0,88$); pertenecer a una comunidad afrodescendiente y carecer de estudios ($\simeq 0,92$) o ser afrodescendiente y tener alguna limitación ($\simeq 0,88$). Esto representa una suma de condiciones desfavorables relacionadas entre sí, que desde el punto de vista del modelo sólo podrán ser representadas por la variable que mejor se relacione con la cobertura de copa y evitar así colinealidad entre los predictores.

Las mismas variables expresadas como porcentaje de la población de un SU muestran

Comparación por pares entre predictores de población

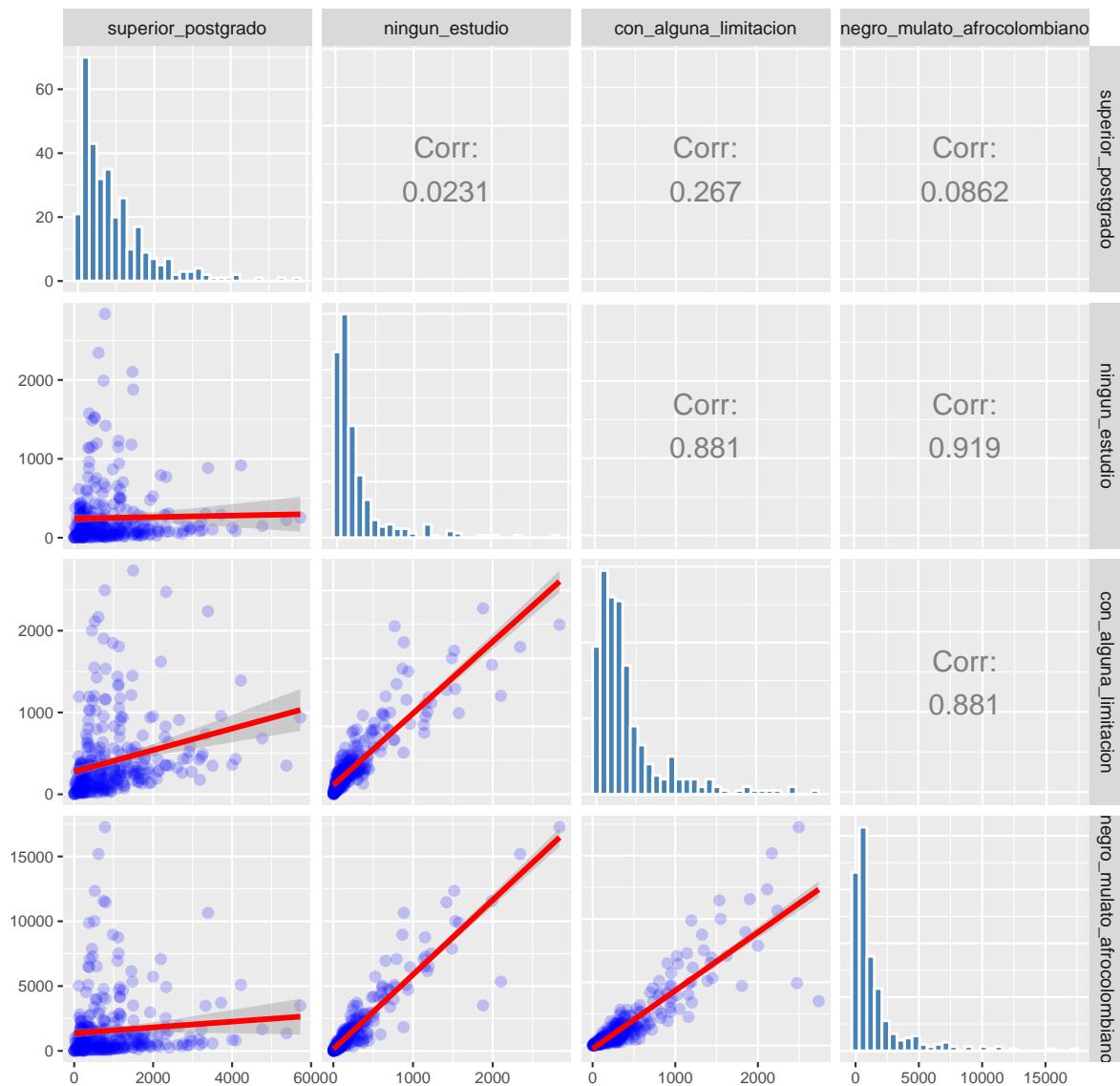


Figura 4.1: Comparación por pares entre predictores de población

Comparación por pares entre predictores de población porcentuales y la densidad de población

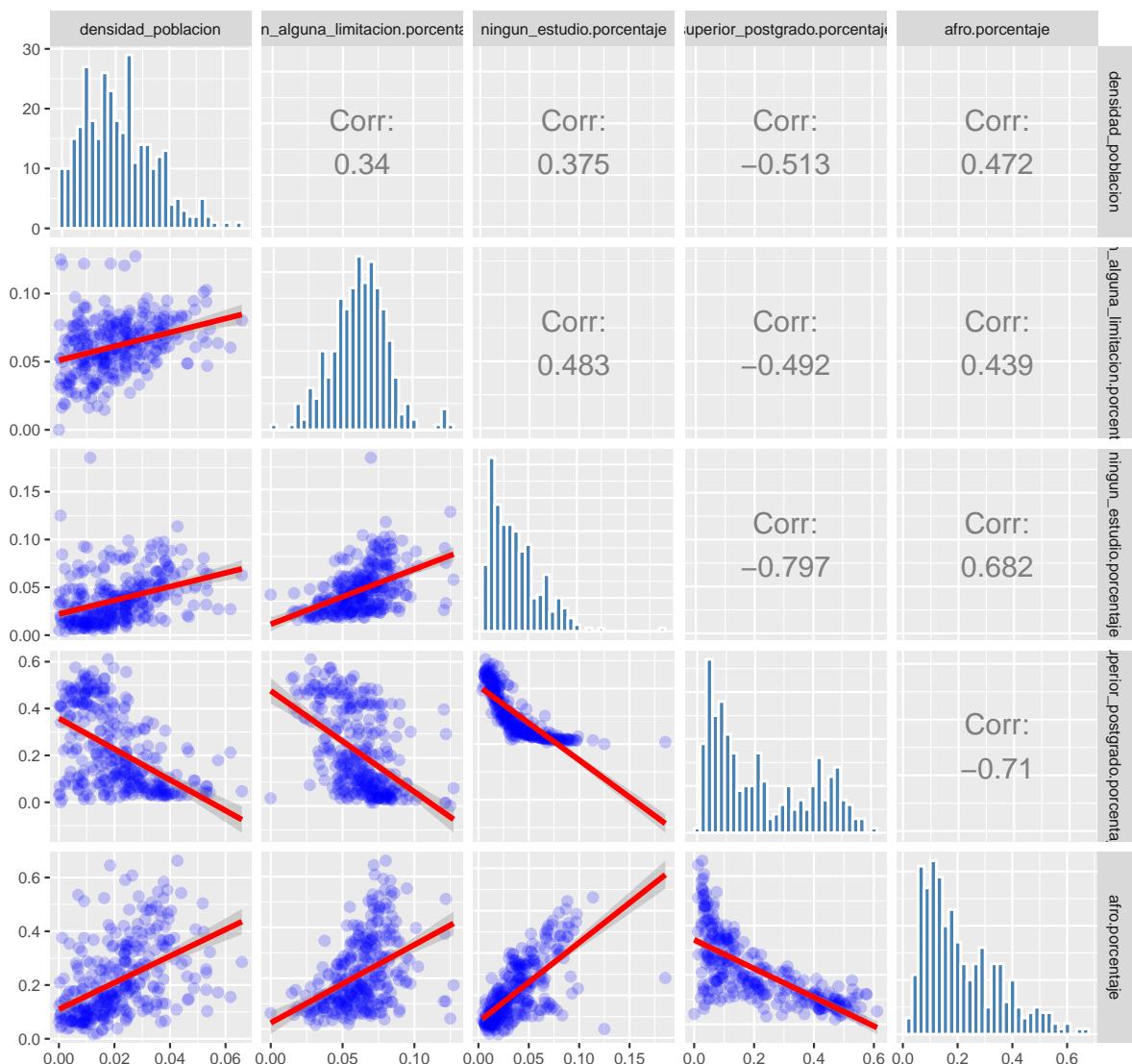


Figura 4.2: Comparación por pares entre predictores de población porcentuales

patrones similares (ver figura 4.2): existe una alta correlación negativa entre el porcentaje de población afro de un sector y la tenencia de estudios superiores ($\simeq -0,71$), una fuerte asociación positiva entre el porcentaje de personas afro de un sector y el porcentaje de personas que carecen de estudios ($\simeq 0,68$). También hay una fuerte relación inversa entre el porcentaje de personas de un sector sin estudios y el porcentaje de ellos que tiene estudios superiores ($\simeq -0,8$). Estos resultados refuerzan la concentración de condiciones desfavorables para la población explicadas por la condición racial.

Los gráficos de azulejos son una forma resumida para consultar la intensidad de estas relaciones (figura 4.3) lineales entre las variables dependientes usando el coeficiente de

Coeficiente Pearson entre variables de población

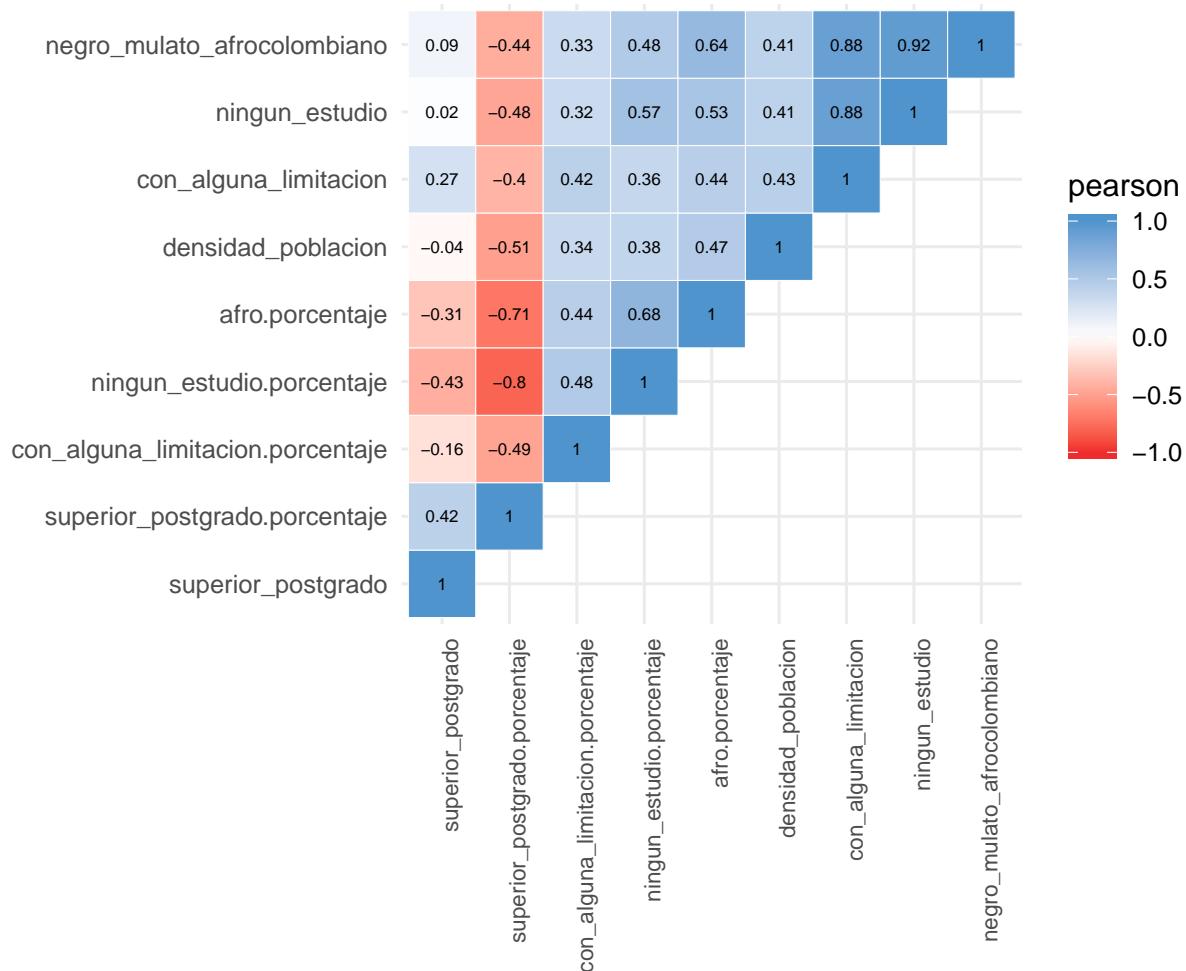


Figura 4.3: Coeficiente Pearson entre variables de población

correlación de Pearson, y las no lineales mediante el coeficiente de Spearman (figura 4.4).

Con base en los coeficientes de correlación de Pearson (figura 4.5) y Spearman (figura 4.6) entre las variables dependientes e independientes, y teniendo en cuenta las restricciones de colinealidad entre las variables dependientes, se seleccionaron las siguientes variables para los modelos lineales:

- Para el área de copa (`area_copa`) los predictores seleccionados son `superior_postgrado`, `densidad_poblacion`, `con_alguna_limitacion.porcentaje`, `afro.porcentaje`.
- Para la cobertura de copa (`cobertura_copa.ap`) los predictores seleccionados

Coeficiente Spearman entre variables de población

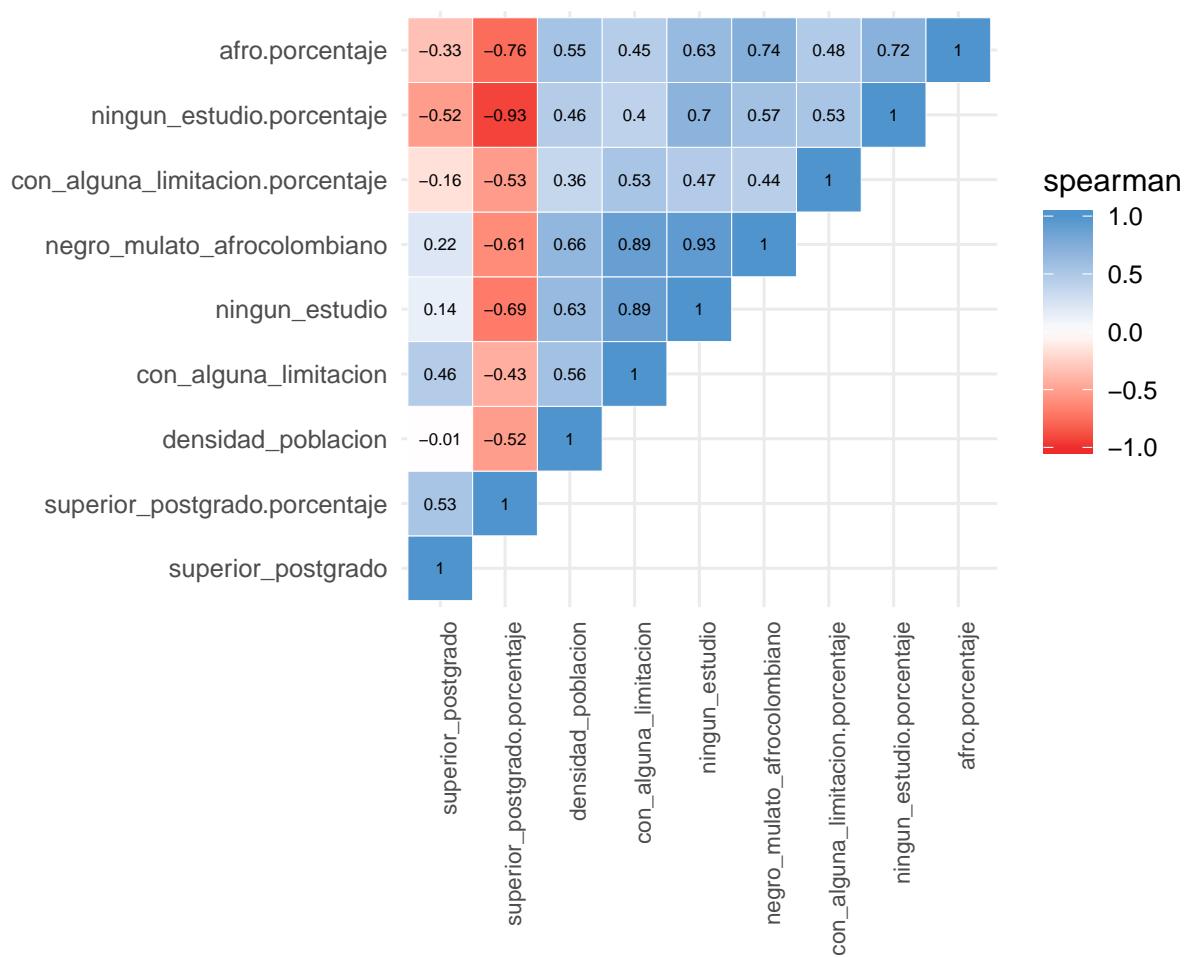


Figura 4.4: Coeficiente Spearman entre variables de población

Pearson entre cobertura de copa y variables de población

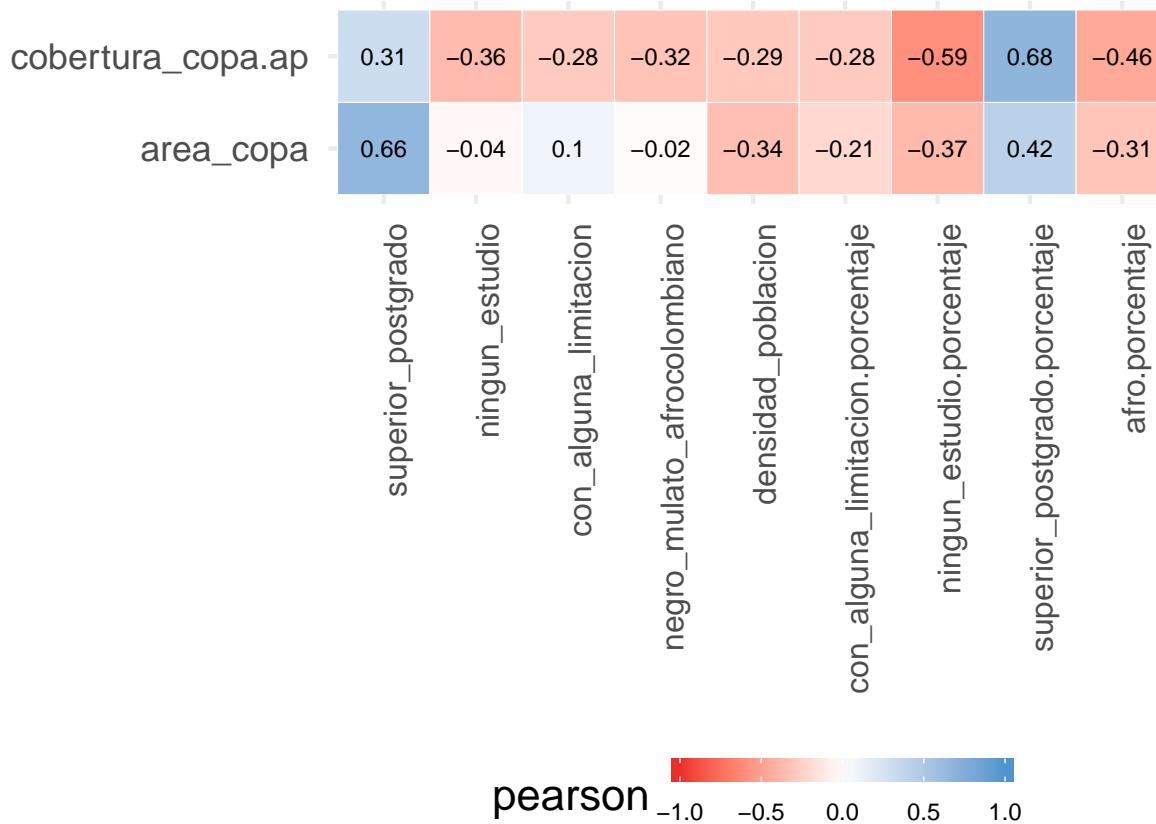


Figura 4.5: Coeficiente Pearson entre cobertura de copa y variables de población

son superior postgrado porcentaje, densidad poblacion, con alguna limitacion porcentaje, afro porcentaje

Para la selección de variables sobre uso de los predios, los tipos de vivienda y área de espacio público se aplicó el mismo proceso. Para el área de copa se seleccionaron el área de espacios verdes (**area ep**) y el porcentaje de viviendas tipo cuarto (**cuarto porcentaje**). Para el modelo de porcentaje de cobertura se seleccionaron **apartamento porcentaje**, **cuarto porcentaje** y **area ep porcentaje**.

4.1.2. Modelos de regresión lineal AU

Antes de evaluar los modelos se aplicaron varias transformaciones en busca de normalizar las distribuciones de las variables dependientes. Las que mejor resultado arrojaron

Spearman entre cobertura de copa y variables de población

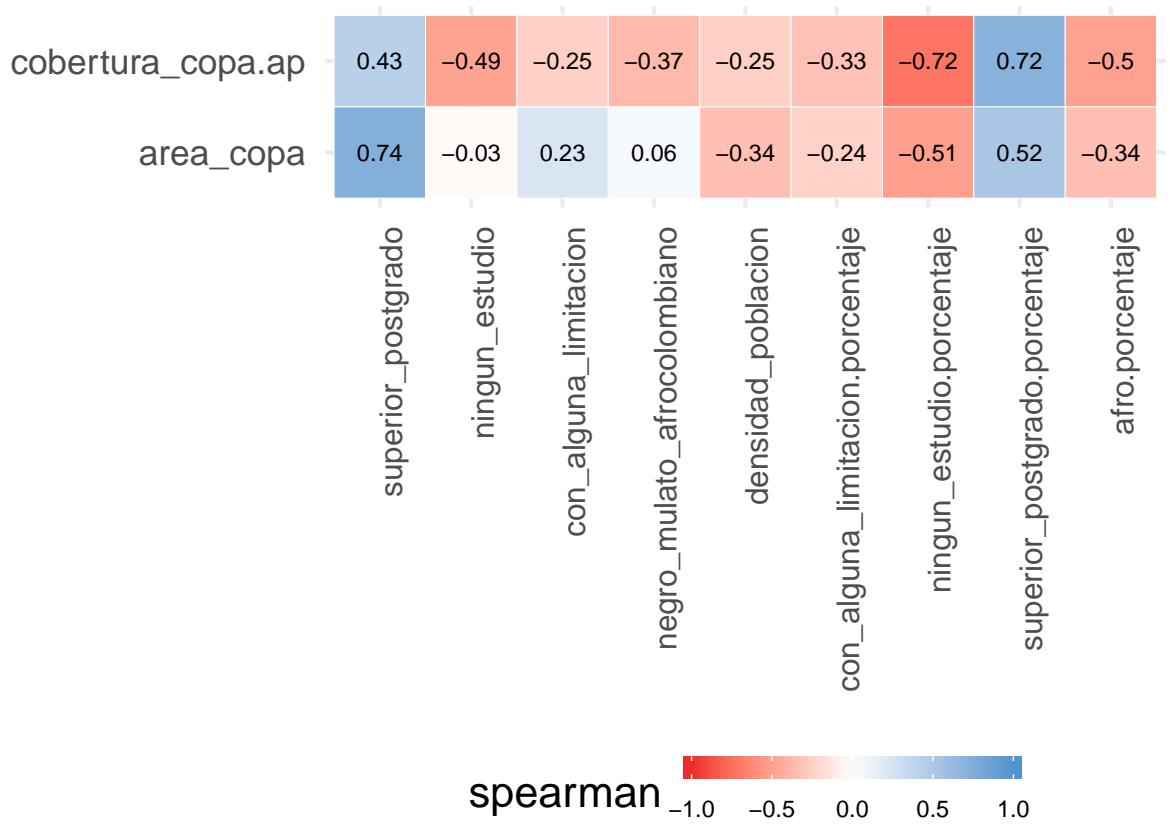


Figura 4.6: Coeficiente Spearman entre cobertura de copa y variables de población

en la formulación de los modelos fueron la transformación logarítmica para el caso del área de copa y la variable sin transformar en el caso de la cobertura de copa.

La tabla 4.1 resume los coeficientes de la regresión para el área de copa, la tabla 4.2 resume los coeficientes de la regresión para la cobertura de copa, y la tabla 4.3 resume las métricas de ajuste de ambos modelos.

Los resultados de los test Shapiro-Wilk indican no normalidad en los residuos en ambos modelos, heterocedasticidad como muestra el test Breusch-Pagan y posibles no linealidades como se observa en las gráficas diagnósticas de la regresión de ambos modelos(ver gráficos 4.7 y 4.8).

Sin embargo, el ajuste de ambos modelos tiene media de los residuos muy cercanas a 0, al igual que el error cuadrático medio (MSE). En el caso del área de copa se obtiene un *adjR-square* de 60.5 %, que es aceptable. Las variables significativas para el área de copa son **superior postgrado, densidad poblacion, cuarto porcentaje, area ep.** Los resultados confirman que al nivel de toda el área de estudio, las condiciones de acceso a la educación de la población, la densidad de población, el tipo de vivienda y la disponibilidad de EV se correlaciona con el acceso a servicios ambientales del AU.

Para la cobertura de copa la única variable significativa es **superior postgrado porcentaje**. Este único indicador porcentual, que hace una descripción local y comparable entre los SU, explica el 45.9 % de la variabilidad de los datos, reforzando la importancia del indicador de acceso a educación superior como predictor del acceso a servicios ambientales del AU.

Para la siguientes fases se ignoraron las variables no significativas de los modelos lineales.

4.1.3. Modelado espacial AU

Las matrices de vecindad construidas para el análisis espacial son la *queen* W_q , que considera vecino a todos los sectores que comparten un lado o una esquina con un SU; y una matriz de distancia inversas entre los centroides de los SU, restringiendo la

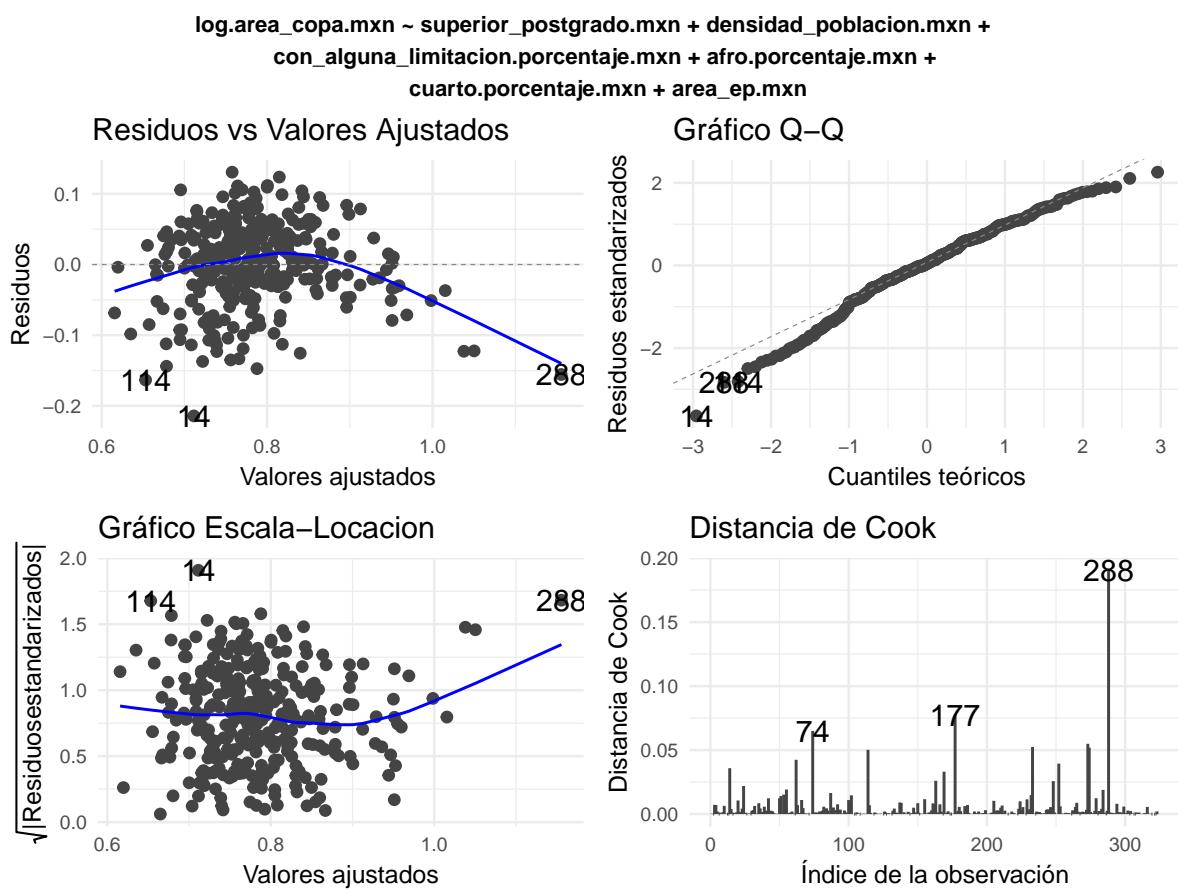


Figura 4.7: Gráficas diagnósticas para el análisis de regresión lineal de área de copa

`cobertura_copa.ap.mx ~ superior_postgrado.porcentaje.mx + densidad_poblacion.mx +`
`con_alguna_limitacion.porcentaje.mx + afro.porcentaje.mx +`
`apartamento.porcentaje.mx + cuarto.porcentaje.mx + area_ep.porcentaje.mx`

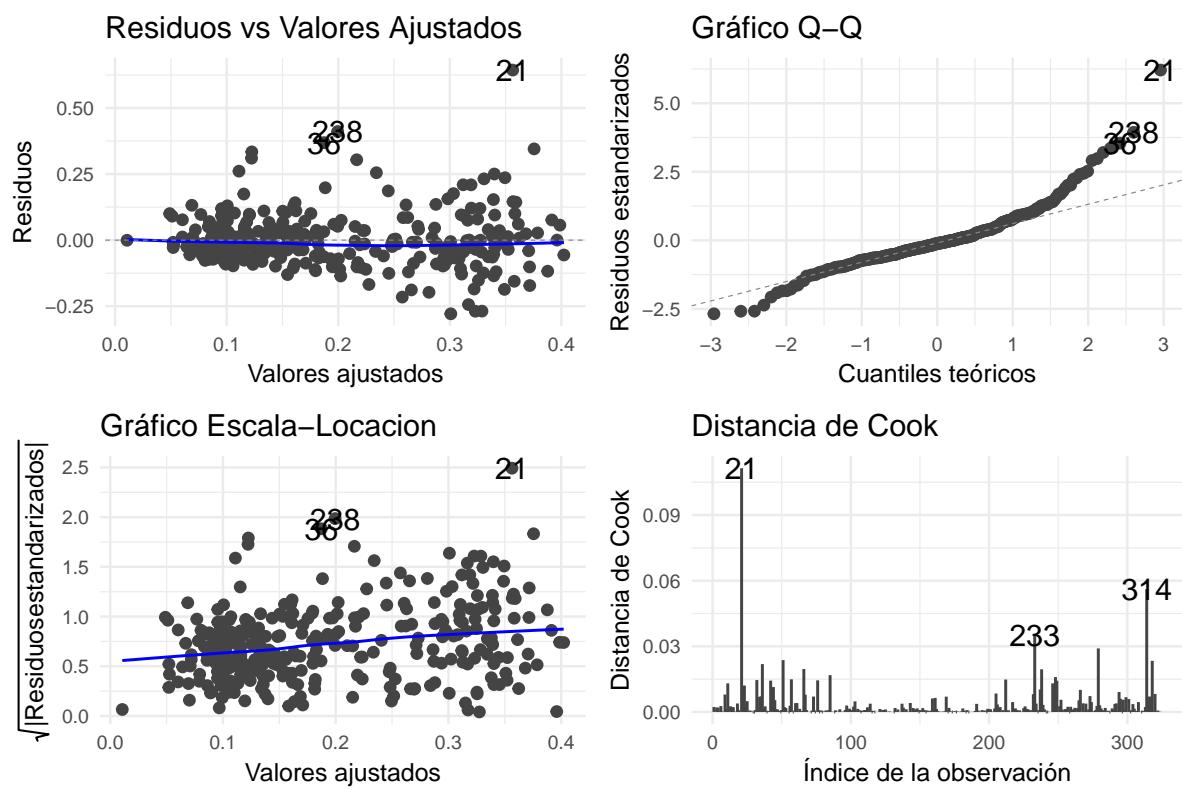


Figura 4.8: Gráficas diagnósticas para el análisis de regresión lineal de porcentaje de cobertura de copa

Tabla 4.1: Coeficientes OLS de área de copa - Log(AC)

Término	Estimado	Error std.	t-valor	Pr(> t)
Intercesto	0.788	0.013	62.256	0.000
superior postgrado	0.312	0.024	13.013	0.000
densidad poblacion	-0.146	0.020	-7.283	0.000
con alguna limitacion porcentaje	-0.020	0.025	-0.813	0.417
afro porcentaje	0.010	0.021	0.481	0.631
cuarto porcentaje	-0.145	0.030	-4.754	0.000
area ep	0.119	0.028	4.310	0.000

Tabla 4.2: Coeficientes OLS de cobertura de copa - (CC)

Término	Estimado	Error std.	t-valor	Pr(> t)
Intercesto	0.03438	0.03989	0.86174	0.38948
superior postgrado porcentaje	0.38210	0.04227	9.03961	0.00000
densidad poblacion	0.05573	0.03750	1.48613	0.13824
con alguna limitacion porcentaje	0.05848	0.04470	1.30827	0.19173
afro porcentaje	-0.02170	0.04410	-0.49201	0.62306
apartamento porcentaje	-0.04561	0.03547	-1.28581	0.19945
cuarto porcentaje	-0.06197	0.06163	-1.00545	0.31545
area ep porcentaje	0.03971	0.03796	1.04619	0.29627

vecindad a aquellos centroides que están a menos de 1 km (W_d). El valor de un kilómetro es arbitrario, aunque razonable en la escala humana. Los grafos que representan las 2 matrices W se muestran en la figura 4.9.

4.1.3.1. Autocorrelación variables dependientes

Se analizó la autocorrelación de las variables dependientes para encontrar agrupaciones existentes en los datos que pueden ser explicados por la estructura de vecindad. Los resultados de los test de Moran'I para ambas variables dependientes muestran que existen patrones de agrupamiento y que puede rechazarse la hipótesis nula de que los procesos espaciales subyacentes son aleatorios (ver tablas 4.4 y 4.5).

Ambos diseños de matriz revelan presencia clara de autocorrelación espacial. La matriz W_q captura mejor la autocorrelación del área de copa. En el caso de la cobertura de copa la matriz W_d presenta un valor ligeramente mayor de autocorrelación.

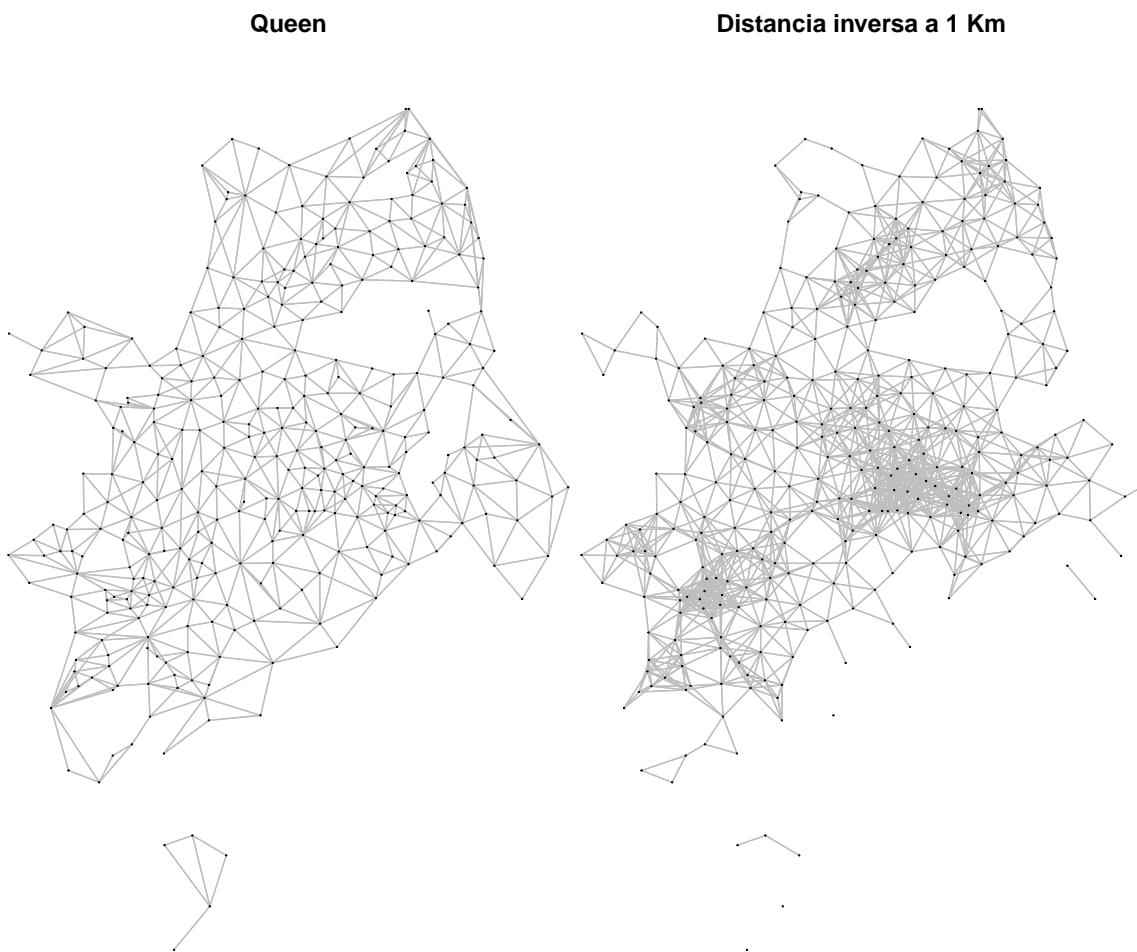


Figura 4.9: Matrices de vecindad del análisis espacial

Tabla 4.3: Resumen métricas de ajuste OLS para el área de copa (AC) y cobertura de copa (CC)

medidasfit	Log(AC)	%CC
Shapiro-Wilk	0.98196	0.90416
SW p-value	0.00043	0.00000
Breusch-Pagan	21.62587	19.67634
BP p-value	0.00142	0.00631
Media Residuos	0.00000	0.00000
MSE	0.00345	0.01071
adj-Rsquare	0.60479	0.45931
AIC	-901.82032	-532.26094
Log likelihood	458.91016	275.13047

Los mapas LISA muestran los grupos de sectores que configuran la autocorrelación del área de copa usando la matriz para W_q (figura 4.10) y los grupos de la variable cobertura de copa usando la matriz W_d (figura 4.13).

Los grupos que se forman muestran patrones distintos en los dos indicadores seleccionados para caracterizar los beneficios del arbolado urbano. Sin embargo, existen SU comunes en los grupos conformados pero con diferencias en la extensión de los conglomerados identificados. Esto se debe a que cada uno de los indicadores expresa un concepto distinto del disfrute de ese beneficio: el área de copa muestra las diferencias desde una perspectiva global, es decir, con base en el valor absoluto de área de copa de un SU en relación al total de área disponible en toda la ciudad. El indicador de cobertura de copa expresa el beneficio de forma relativa entre los SU al dividir el área de copa disponible en un SU entre el área pública de ese SU.

Es clara la similitud entre los grupos obtenidos para una misma variable dependiente con ambos diseños de matriz W (figura 4.10 y figura 4.11 para el área de copa y 4.12 y 4.13 para la cobertura de copa), posiblemente porque no existen diferencias notables entre los dos tipos de estructura de vecindad propuestas (figura 4.9).

Lo relevante en los resultados de los análisis con ambos diseños de matriz es que la vecindad de los SU exhibe un grado de autocorrelación espacial y por lo tanto los grupos de alta y baja prestación en los servicios ecosistémicos del AU configuran evidencia de los sesgos espaciales en la distribución de dichos beneficios, rechazando la hipótesis

Tabla 4.4: Test de Moran - Área de copa para W_q y W_d

	W_q	W_d
Estadístico Moran I	0.37488	0.28174
Expectativa	-0.00310	-0.00312
Varianza	0.00119	0.00090
Desviación estándar de Moran I	10.95802	9.50984
p-valor	0.00000	0.00000

Tabla 4.5: Test de Moran - Porcentaje de cobertura de copa para W_q y W_d

	W_q	W_d
Estadístico Moran I	0.48104	0.50225
Expectativa	-0.00310	-0.00312
Varianza	0.00118	0.00089
Desviación estándar de Moran I	14.10670	16.95747
p-valor	0.00000	0.00000

nula de distribución espacial aleatoria o uniforme.

4.1.3.2. Autocorrelación residuos de los OLS

Para evaluar la utilidad de aplicar modelos espaciales de regresión se examinó la existencia de autocorrelación en los residuos de los modelos de regresión lineal. Se comparó si alguno de las estructuras de vecindad produce resultados significativamente mejores en la detección de autocorrelación espacial.

La tabla 4.6 muestra ambos diseños de matriz W presentan un valor de Moran Global mayor que 0 y significativo para los residuos del OLS de área de copa, al igual que para los residuos del OLS del porcentaje de cobertura (ver 4.7).

En ambos modelos el resultado de autocorrelación espacial sugiere que al introducir retardos espaciales y la estructura de vecindad pueden mejorar la estimación de los coeficientes de la regresión y las métricas de desempeño del ajuste.

Mapas LISA – log.area_copa – Wq

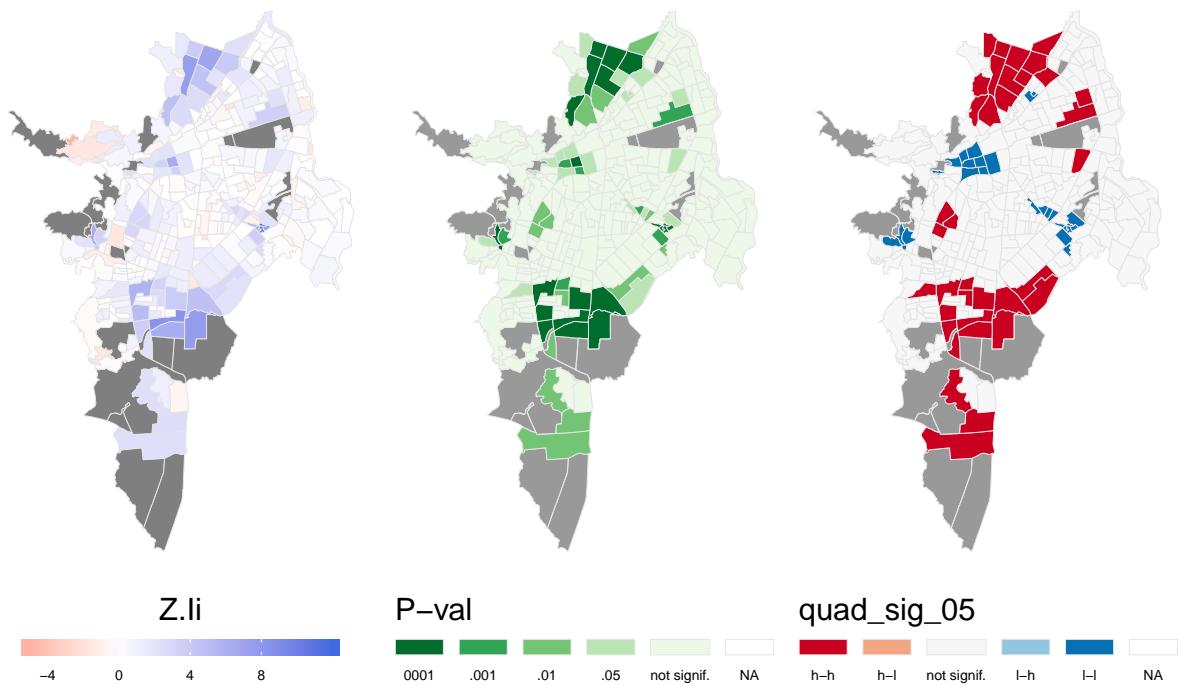


Figura 4.10: Mapas LISA para la matriz W_q de ‘log.area copa’

Mapas LISA – log.area_copa – Wd

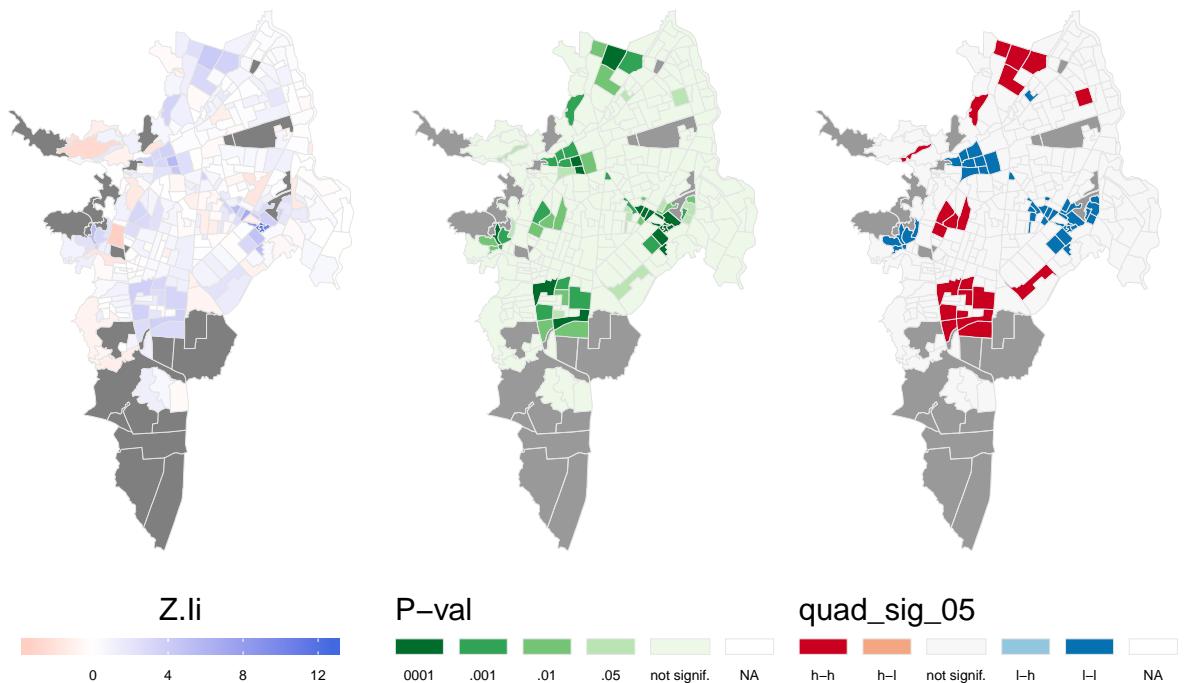


Figura 4.11: Mapas LISA para la matriz W_d de ‘log.area copa’

Mapas LISA – cobertura_copa.ap – W_q

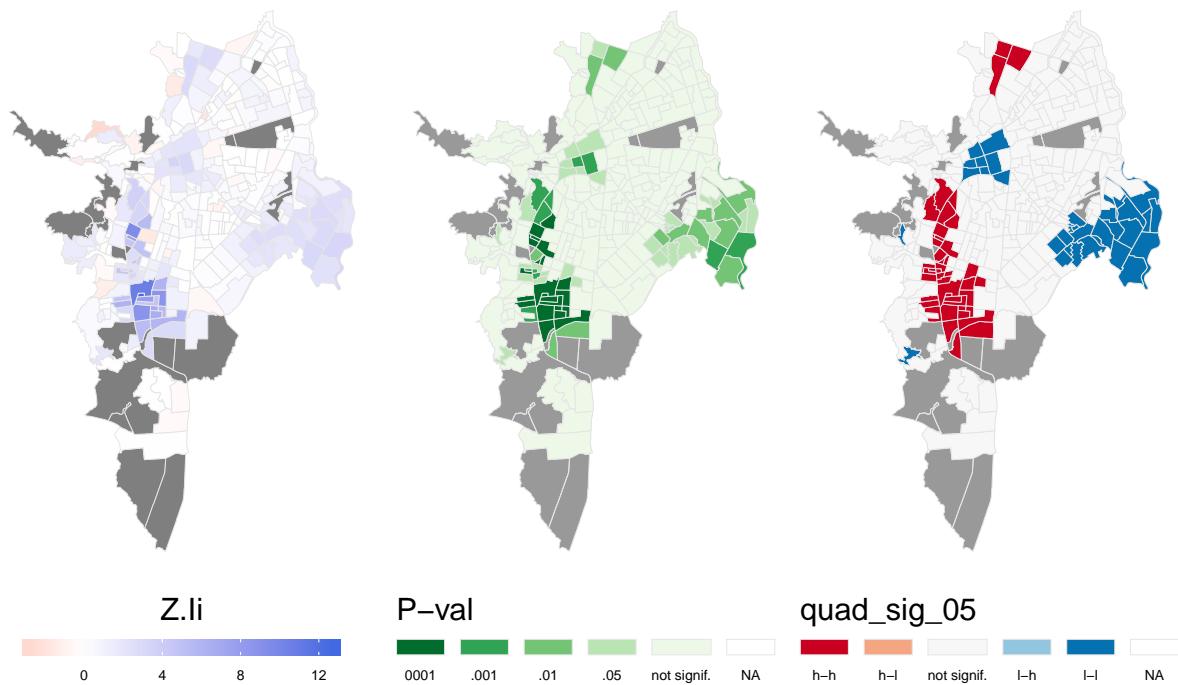


Figura 4.12: Mapas LISA para la matriz W_q de ‘cobertura copa.ap’

Mapas LISA – cobertura_copa.ap – W_d

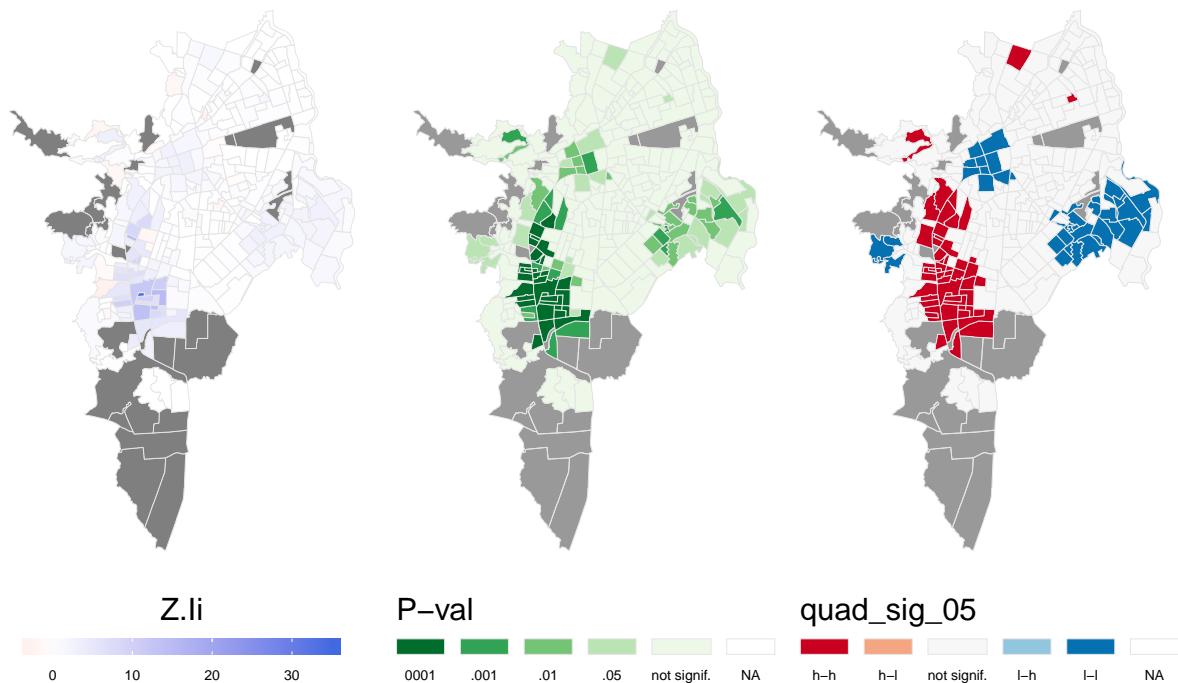


Figura 4.13: Mapas LISA para la matriz W_d de ‘cobertura copa.ap’

Tabla 4.6: Test de Moran - Residuos de OLS Área de copa para W_q y W_d

	W_q	W_d
Estadístico Moran I	0.09660	0.11579
Expectativa	-0.00310	-0.00312
Varianza	0.00119	0.00090
Desviación estándar de Moran I	2.89161	3.97182
p-valor	0.00192	0.00004

Tabla 4.7: Test de Moran - Residuos de OLS Porcentaje de cobertura de copa para W_q y W_d

	W_q	W_d
Estadístico Moran I	0.19436	0.18821
Expectativa	-0.00310	-0.00312
Varianza	0.00117	0.00088
Desviación estándar de Moran I	5.78107	6.45120
p-valor	0.00000	0.00000

4.1.3.3. Modelo espacial área de copa

Las métricas de ajuste de los modelos con las matrices de vecindad W_d (ver tabla 4.9) y W_q (tabla 4.8) para el área de copa muestran que los modelos espaciales logran eliminar la autocorrelación espacial global en los residuos. Es importante anotar que la heterocedasticidad reportada en la tabla 4.3 del modelo OLS desaparece al descartar la variables independientes con p -valores no significativos, por lo que no se le puede adjudicar al uso de los términos espaciales. Todos los modelos mejoran las métricas de error respecto del OLS y ninguno logra la normalidad en los residuos, aunque en las gráficas diagnósticas se aprecia una semblanza aceptable (ver figura 4.14) con problemas en valores extremos.

Al comparar los resultados usando el desempeño en AIC, el mejor fue el SEM con la matriz W_d , seguido del SD con W_q , con leves diferencias entre las métricas. En cuanto a λ (tabla 4.11) y ρ (tabla 4.13), los términos autorregresivos, son significativos para SEM W_d y para SD con W_q respectivamente.

El resultado del modelo SEM confirma la significancia de las variables de cantidad de personas con estudios superiores y porcentaje de espacio verde, con coeficientes de

Tabla 4.8: Metricas de ajuste para los modelos de área de copa W_q

medidasfit	OLS	SAR	SEM	SD
Globla Moran'I	0.09660	-0.01056	-0.01056	-0.00157
GMI p-value	0.00192	0.58578	0.58574	0.48239
Shapiro-Wilk	0.97939	0.97959	0.97638	0.98307
SW p-value	0.00013	0.00015	0.00004	0.00073
Breusch-Pagan	6.70653	4.36429	5.08935	10.28094
BP p-value	0.15223	0.35894	0.27825	0.24586
Media Residuos	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
MSE	0.00345	0.00330	0.00335	0.00322
adj-Rsquare	0.60639	NA	NA	NA
Nagelkerke pseudo-R-squared	NA	0.62529	0.61948	0.63462
AIC	-905.09560	-914.99865	-910.01741	-915.17149
Log likelihood	458.54780	464.49933	462.00870	468.58574

valores positivos, en ese orden de importancia. La densidad de población y la presencia de viviendas tipo cuarto, con coeficientes negativos, son factores que disminuyen la disponibilidad de área de copa en un SU (ver tabla 4.10). Existen cambios y ajustes en los valores de los coeficientes con relación al modelo OLS, que dadas las mejoras en las métricas de ajuste hacen más confiables las estimaciones.

4.1.3.4. Modelo espacial porcentaje de cobertura de área de copa

Las métricas de ajuste de los modelos con las matrices de vecindad W_d (ver tabla 4.15) y W_q (tabla 4.14) para el porcentaje de cobertura de copa muestran que los modelos espaciales logran eliminar la autocorrelación espacial global en los residuos, excepto el SAR con W_d . Todos los modelos mejoran las métricas de error respecto del OLS y ninguno logra la normalidad en los residuos ni eliminar la heterocedasticidad como se aprecia en las gráficas diagnósticas (ver figura 4.15).

Al comparar los resultados usando el desempeño en AIC, el mejor fue el SD con la matriz W_d . ρ , el término autorregresivo, es de un valor alto y muy significativo para el modelo SD con W_d (tabla 4.16).

El resultado del modelo SD confirma la significancia de la única variable independiente: porcentaje de personas con estudios superiores, con coeficiente positivo, identificándolo

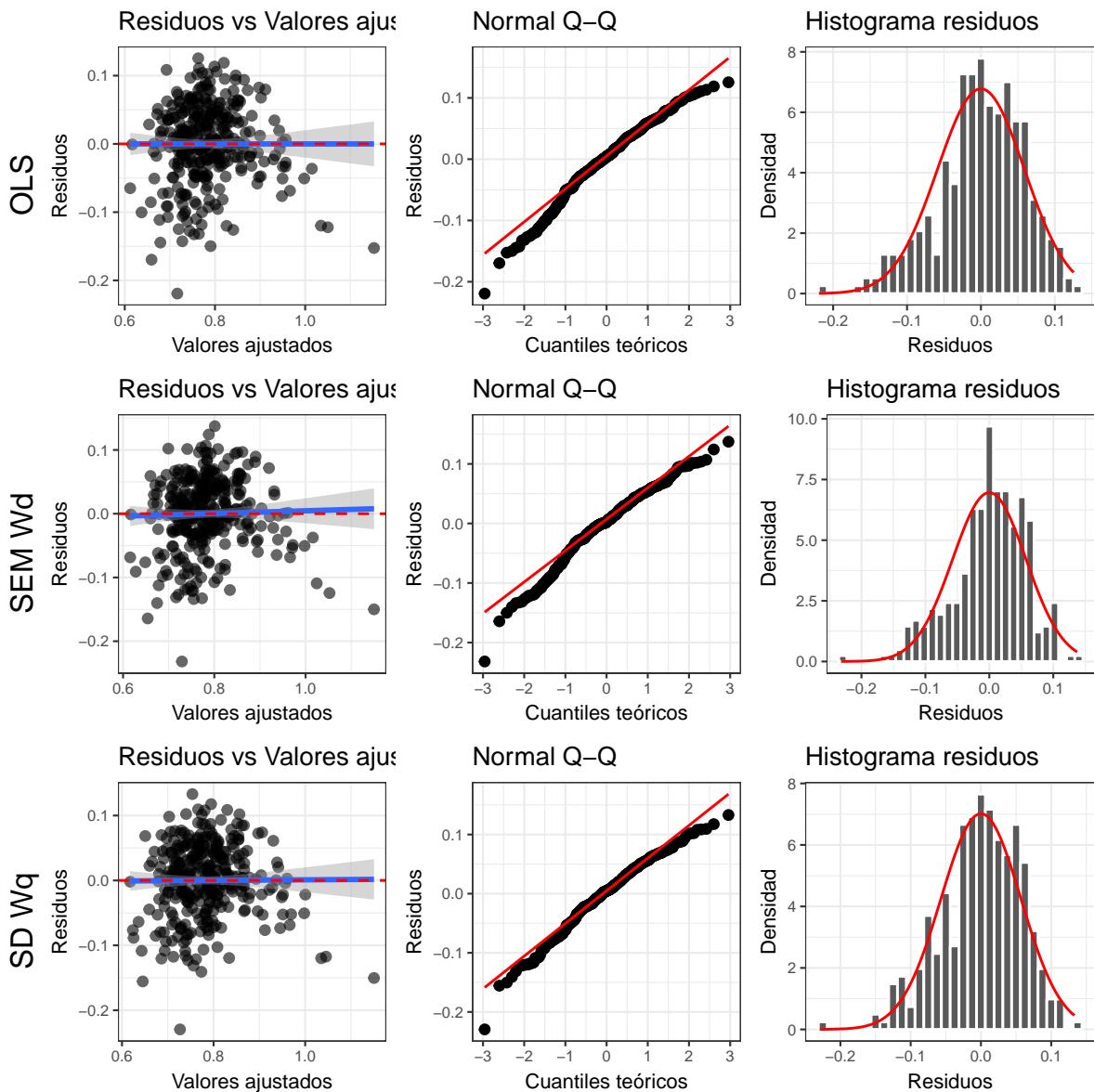


Figura 4.14: Diagnóstico comparativo entre modelos espaciales de área de copa

Tabla 4.9: Metricas de ajuste para los modelos de área de copa con W_d

medidasfit	OLS	SAR	SEM	SD
Globla Moran'I	0.11579	0.08293	-0.01362	0.07133
GMI p-value	0.00004	0.00202	0.63708	0.00645
Shapiro-Wilk	0.97939	0.98468	0.97628	0.98522
SW p-value	0.00013	0.00160	0.00003	0.00210
Breusch-Pagan	6.70653	8.80615	5.51317	11.99026
BP p-value	0.15223	0.06613	0.23857	0.15164
Media Residuos	0.00000	0.00000	-0.00001	0.00000
MSE	0.00345	0.00340	0.00327	0.00333
adj-Rsquare	0.60639	NA	NA	NA
Nagelkerke pseudo-R-squared	NA	0.61640	0.62586	0.62438
AIC	-905.09560	-907.40643	-915.49806	-906.21535
Log likelihood	458.54780	460.70321	464.74903	464.10768

Tabla 4.10: Coeficientes del modelo SEM de área de copa W_d

Término	Estimado	Error std.	t-valor	Pr(> t)
Intercepto	0.779	0.009	83.105	0
superior postgrado	0.299	0.023	13.154	0
densidad poblacion	-0.140	0.019	-7.359	0
cuarto porcentaje	-0.132	0.032	-4.168	0
area ep	0.133	0.027	4.871	0

como un factores relacionado con alta proporción de área de copa en un SU (ver tabla 4.17). Existen una reducción del valor del coeficiente con relación al modelo OLS.

La variable de **estudios superiores** en la población refleja el patrón de agrupamiento espacial de la cobertura de copa pero es poco significativa como variable retardada, cuestión que pone dudas sobre si el SD proponga una interpretación acertada o diferente de un modelo autorregresivo puro (SAR).

4.2. Acceso a espacios verdes

En el caso de los EV la literatura ofrece variedad de medidas sobre acceso en relación con la distancia o con el área disponible. Se eligieron dos métricas: el porcentaje de área de espacio verde de un sector censal (**area ep porcentaje**), para cuantificar beneficios

Tabla 4.11: Coeficiente de autocorrelación modelo SEM de área de copa W_d

λ	Likelihood ratio	p-valor
0.316	12.402	0

Tabla 4.12: Coeficientes del modelo SD de área de copa W_q

Término	Estimado	Error std.	t-valor	Pr($> t $)
Intercesto	0.637	0.065	9.828	0.000
superior postgrado	0.287	0.024	12.023	0.000
densidad poblacion	-0.096	0.025	-3.783	0.000
cuarto porcentaje	-0.059	0.041	-1.438	0.151
area ep	0.141	0.030	4.689	0.000
lag superior postgrado	-0.016	0.047	-0.331	0.741
lag densidad poblacion	-0.050	0.037	-1.356	0.175
lag cuarto porcentaje	-0.146	0.065	-2.226	0.026
lag area ep	-0.074	0.040	-1.832	0.067

a nivel local; y la razón área disponible entre distancia (`ia.areas.dist`) (ecuación (3.2)) que expresa el acceso más allá de los límites del SU. El valor es cercano a cero cuando el área disponible es cercana a cero o cuando la distancia es mucho mayor que el área media de espacio verde en el radio de búsqueda, limitado a 1000 m , un orden de magnitud menor que el área media de EV ($22,971.4\ m^2$). La distancia promedio del centroide de un SU al conjunto de EV es 644.7 m . Como se observa en la figura 4.16, esta medición parece una versión interpolada del indicador local de acceso `area ep porcentaje`, y hace evidentes un patrón espacial de grupos con mejor acceso a EV, no uniforme ni aleatorio.

Al examinar la distribución de los valores de estos indicadores (figuras 4.17 y 4.18) se observa que en ambos indicadores existe asimetría positiva, lo que muestra una concentración de valores por debajo del promedio del indicador y un conjunto reducido de SU muy por encima.

4.2.1. Correlaciones y distribuciones bivariadas

Las figuras 4.19 y 4.20 resumen los resultados del cálculo de los coeficientes de Pearson y Spearman respectivamente de las variables poblacionales y los indicadores de acceso.

Tabla 4.13: Coeficiente de autocorrelación modelo SD de área de copa W_q

ρ	Likelihood ratio	p-valor
0.201	6.415	0.011

Tabla 4.14: Metricas de ajuste para los modelos de porcentaje de área de copa W_q

medidasfit	OLS	SAR	SEM	SD
Globla Moran'I	0.19436	0.00734	-0.01131	-0.00863
GMI p-value	0.00000	0.37996	0.59509	0.56441
Shapiro-Wilk	0.90492	0.89936	0.89238	0.89685
SW p-value	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Breusch-Pagan	16.82734	16.22458	15.21537	17.19946
BP p-value	0.00004	0.00006	0.00010	0.00018
Media Residuos	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
MSE	0.01100	0.00979	0.00981	0.00972
adj-Rsquare	0.45512	NA	NA	NA
Nagelkerke pseudo-R-squared	NA	0.50267	0.49988	0.50390
AIC	-535.66434	-562.24323	-560.43438	-561.04776
Log likelihood	270.83217	285.12162	284.21719	285.52388

Esta relación es muy débil, y en todas las variables (y para ambos coeficientes de correlación) es inferior a 0.3, un valor considerado bajo para seleccionar una variable como candidata a predictor de una regresión lineal. Sin embargo, como parte del proceso para indagar sobre el efecto en la estimación de parámetros de los modelos geoestadísticos, se incluyeron las de mejor correlación: **densidad poblacion, con alguna limitacion porcentaje para el índice de acceso ia.areas.dist y ningun estudio porcentaje para area ep porcentaje.**

El conjunto de variables sobre el uso de los predios y sus coeficientes de correlación con las variables dependientes se muestran en las figuras 4.21 y 4.22. De nuevo las correlaciones son bajas, y aparentemente poco explicativas de los índices de acceso. Las variables de uso de los predios que mejor se relacionan con los índices son: **unidad economica porcentaje y el cuarto porcentaje.**

El último bloque de variables indaga sobre las áreas y proporciones de las manzanas de cada sector censal y la vocación como pública o privada de los espacios dentro de un sector urbano. La figura 4.23 y 4.24 muestran que el área media de las manzanas (**area media manzana**) de los sectores urbanos se relaciona de forma positiva con ambos

Tabla 4.15: Metricas de ajuste para los modelos de porcentaje de área de copa W_d

medidasfit	OLS	SAR	SEM	SD
Globla Moran'I	0.18821	0.07353	0.00335	0.01940
GMI p-value	0.00000	0.00487	0.41351	0.22373
Shapiro-Wilk	0.90492	0.89936	0.88316	0.90138
SW p-value	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Breusch-Pagan	16.82734	16.22458	10.35903	17.66672
BP p-value	0.00004	0.00006	0.00129	0.00015
Media Residuos	0.00000	0.00000	0.00017	0.00000
MSE	0.01100	0.00979	0.00950	0.00931
adj-Rsquare	0.45512	NA	NA	NA
Nagelkerke pseudo-R-squared	NA	0.50267	0.51018	0.52395
AIC	-535.66434	-562.24323	-567.17585	-574.41489
Log likelihood	270.83217	285.12162	287.58793	292.20744

Tabla 4.16: Coeficiente de autocorrelación modelo SD W_d de porcentaje de área de copa

ρ	Likelihood ratio	p-valor
0.465	32.069	0

índices de acceso, mucho más fuertemente que las variables poblacionales y de uso de predios. Aunque parece haber una fuerte correlación de los indicadores de acceso con las áreas privadas, públicas y del sector urbano, estas hacen parte de los cálculos que generan estos índices, produciendo en efecto ficticio en la correlación, razón por la que se incluyen en la modelación.

En resumen, las variables independientes escogidas para los modelos lineales son:

- Para el `area ep porcentaje` los predictores seleccionados son `ningun estudio porcentaje`, `area media manzana`, `cuarto porcentaje`.
- Para `ia.areas.dist` los predictores seleccionados son `densidad poblacion`, `con alguna limitacion porcentaje`, `unidad economica porcentaje`, `area media manzana`

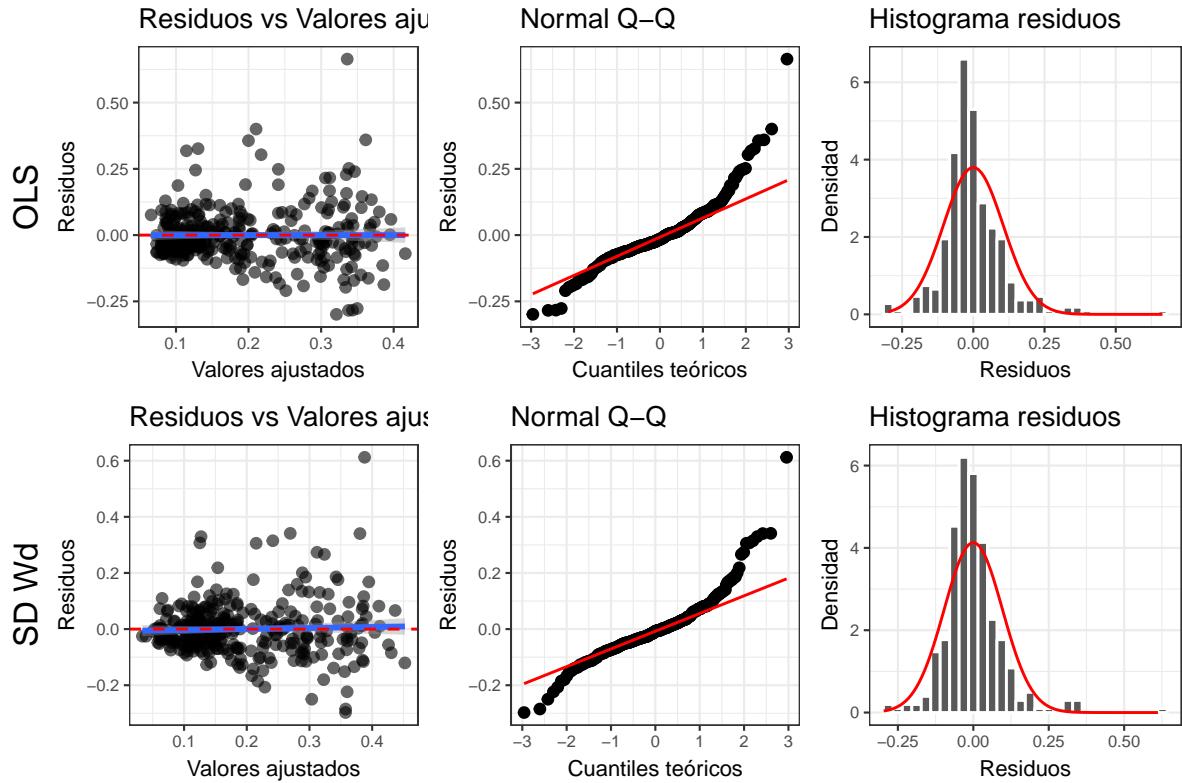


Figura 4.15: Diagnóstico comparativo entre modelos de porcentaje de copa

Tabla 4.17: Coeficientes del modelo SD de porcentaje de área de copa W_d

Término	Estimado	Error std.	t-valor	Pr(> t)
Intercepción	0.023	0.011	2.206	0.027
superior postgrado porcentaje	0.239	0.034	6.941	0.000
lag superior postgrado porcentaje	-0.021	0.050	-0.407	0.684

4.2.2. Modelos de regresión lineal EV

La tabla 4.18 muestra los coeficientes de la regresión para el porcentaje de EV; la tabla 4.19 muestra los coeficientes de la regresión para índice áreas-distancia, y la tabla 4.20 resume las métricas de ajuste de ambos modelos.

Los resultados de los test Shapiro-Wilk indican no normalidad en los residuos en ambos modelos, heterocedasticidad como muestra el test Breusch-Pagan y posibles no linealidades como se observa en las gráficas diagnósticas de la regresión de ambos modelos (ver gráficos 4.25 y 4.26). El nivel explicativo de la variabilidad de los datos de ambos modelos es bajo. Sin embargo, el ajuste de ambos modelos tiene media de los residuos muy cercanas a 0, al igual que el error cuadrático medio (MSE).

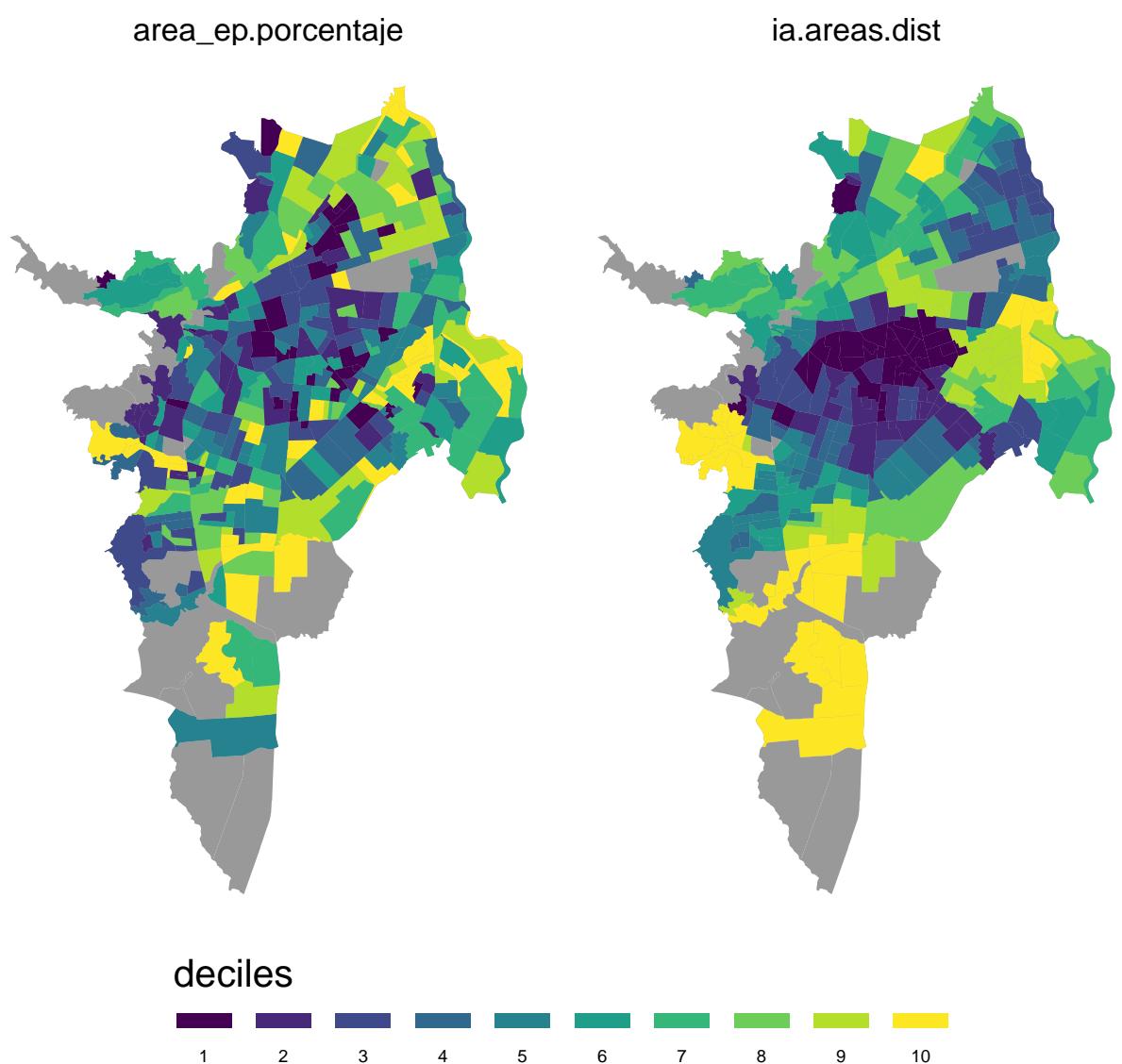


Figura 4.16: Métricas de acceso a espacio verde seleccionadas

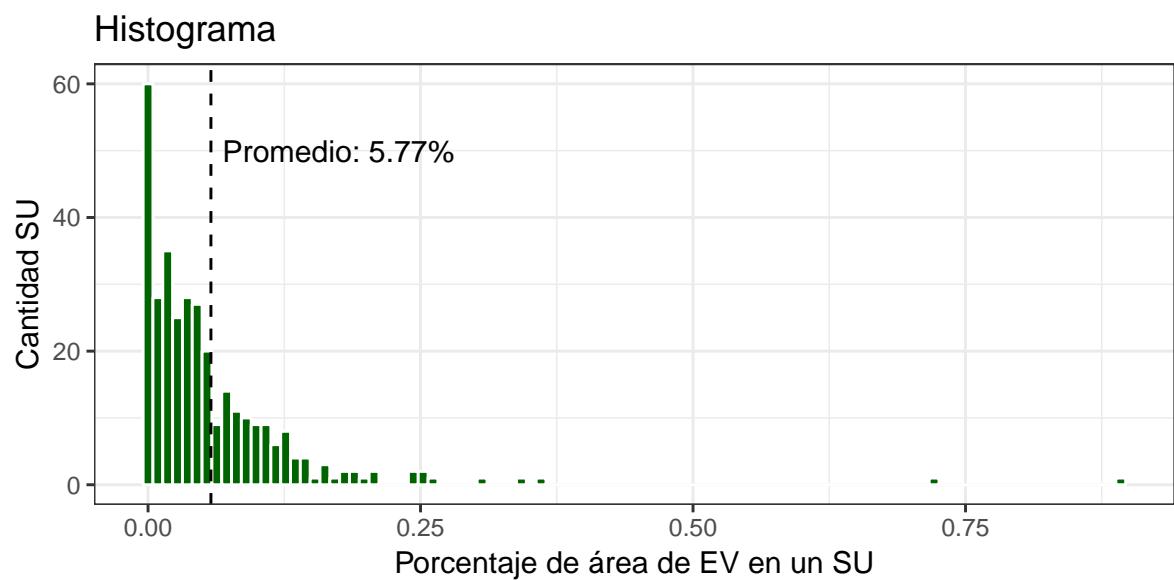


Figura 4.17: Distribucion del indicador de acceso local a EV

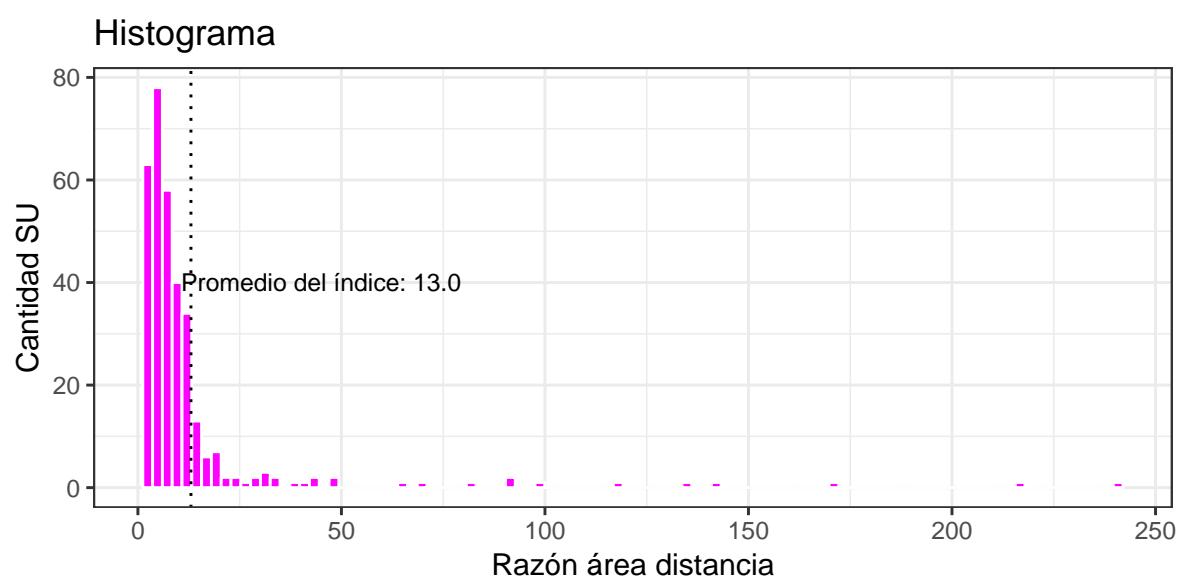


Figura 4.18: Distribucion del indicador de acceso a EV área-distancia

Pearson entre acceso a EV y variables de población

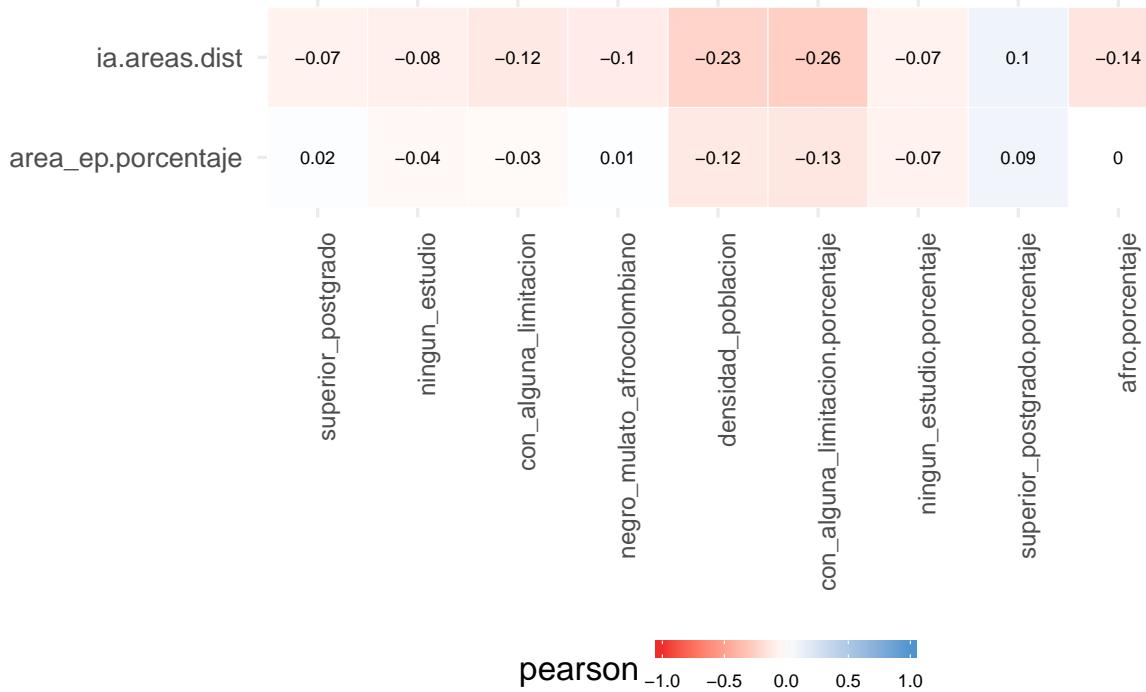


Figura 4.19: Coeficiente Pearson entre acceso a EV y variables de población

Spearman entre acceso a EV y variables de población

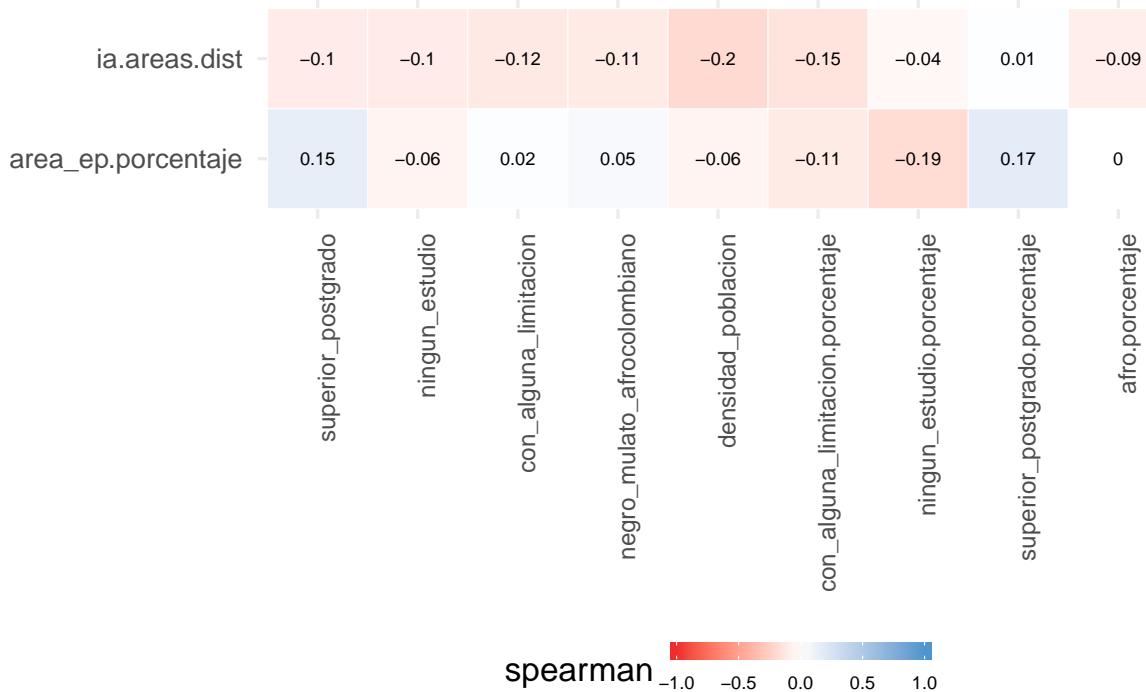


Figura 4.20: Coeficiente Spearman entre acceso a EV y variables de población

Coeficiente Pearson entre dependiente EV e independientes uso de predios

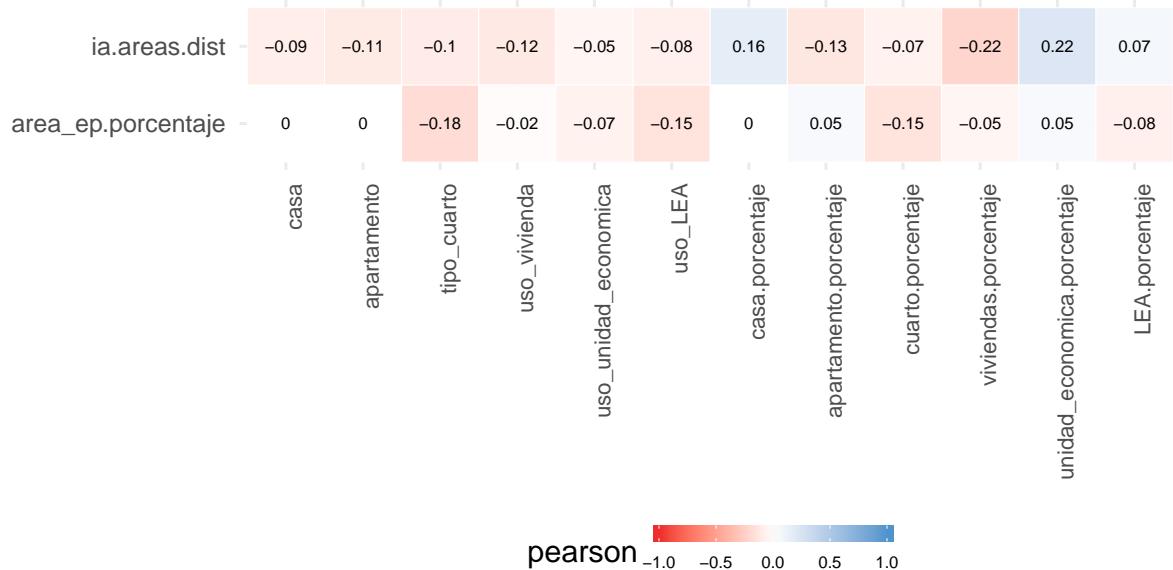


Figura 4.21: Coeficiente Pearson entre acceso a EV y variables de uso de los predios

Coeficiente Spearman entre dependiente EV e independientes uso de predios

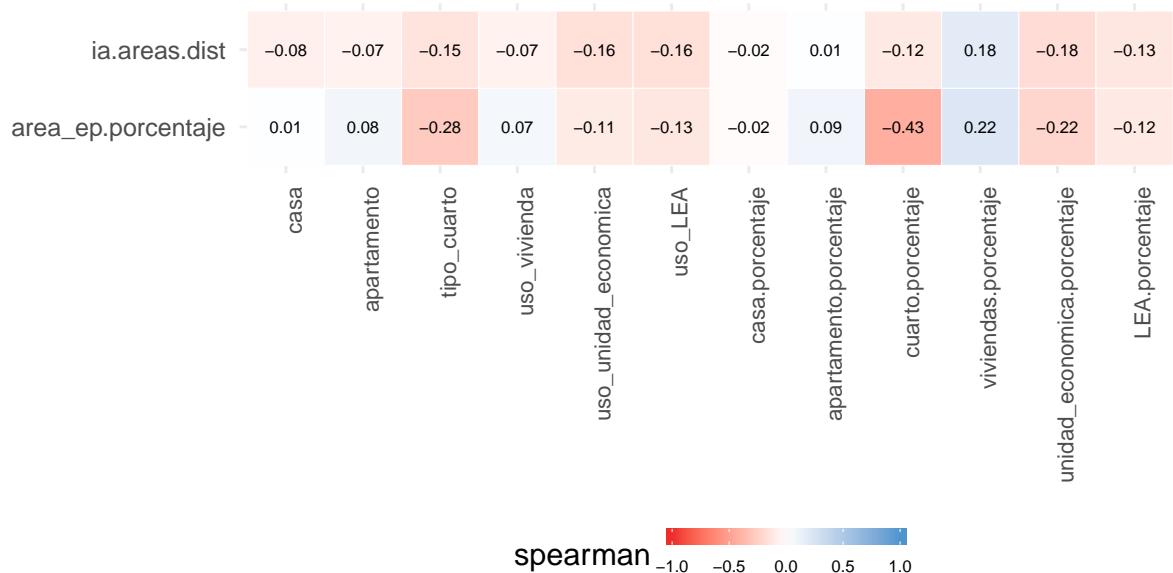


Figura 4.22: Coeficiente Spearman entre acceso a EV y variables de uso de los predios

Coeficiente Pearson entre dependientes EV e independientes físicas de predios y SU

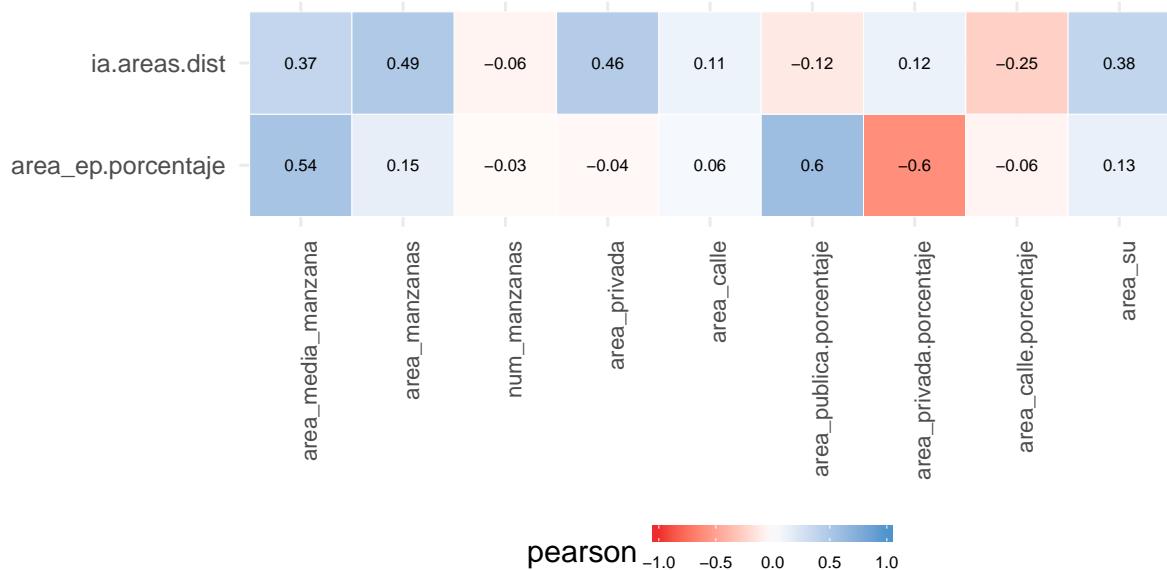


Figura 4.23: Coeficiente Pearson entre acceso a EV y variables sobre aspectos físicos de las manzanas y SU

Coeficiente Spearman entre dependientes EV e independientes físicas de predios y SU

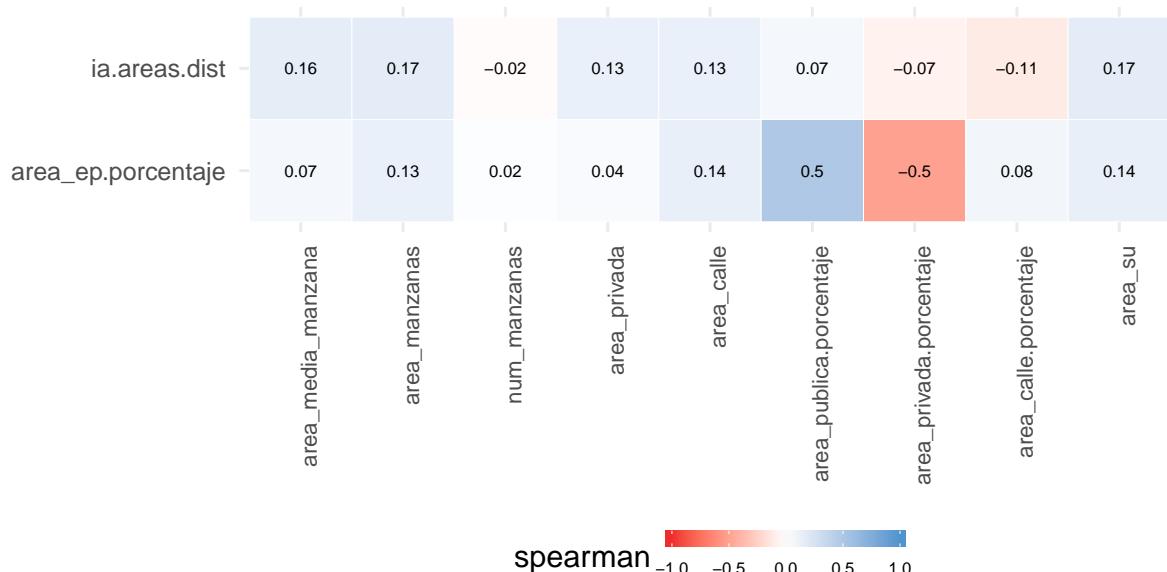


Figura 4.24: Coeficiente Spearman entre acceso a EV y variables sobre aspectos físicos de las manzanas y SU

Tabla 4.18: Coeficientes OLS de Porcentaje de EV

Término	Estimado	Error std.	t-valor	Pr(> t)
Intercepto	0.03978	0.00826	4.81799	0.00000
ningun estudio porcentaje	0.05796	0.03665	1.58150	0.11474
area media manzana	0.75792	0.06561	11.55207	0.00000
cuarto porcentaje	-0.12801	0.04332	-2.95478	0.00336

Tabla 4.19: Coeficientes OLS de áreas-distancia

Término	Estimado	Error std.	t-valor	Pr(> t)
Intercepto	0.08879	0.02062	4.30576	0.00002
densidad poblacion	-0.02263	0.03137	-0.72126	0.47127
con alguna limitacion porcentaje	-0.10709	0.03701	-2.89321	0.00407
unidad economica porcentaje	0.08831	0.03838	2.30125	0.02201
area media manzana	0.46186	0.08632	5.35076	0.00000

Las variables significativas para el **area ep porcentaje** son **area media manzana**, **cuarto porcentaje**. Estos resultados muestran que no existe evidencia significativa de que el acceso a EV en un SU esté relacionado con variables étnicas, de discapacidad o de acceso a la educación. Sin embargo es muy importante la relación positiva con aspectos estructurales representados por el área media de las manzanas (**area media manzana**) y una relación negativa con el porcentaje de viviendas tipo cuarto (**cuarto porcentaje**), estas últimas concentradas en la zona centro y de ladera del área urbana de Santiago de Cali (ver figura 3.9).

Para la relación de área distancia se confirma la significancia de **area media manzana** y, en ausencia de la variable **cuarto porcentaje**, se incorpora **unidad economica porcentaje** que exhibe un patrón espacial similar. A diferencia del índice local de acceso, en **ia.Areas.dist** se evidenció una relación negativa con el porcentaje de personas con alguna limitación (**con alguna limitacion porcentaje**).

Para la siguientes fases se ignoraron las variables no significativas de los modelos lineales.

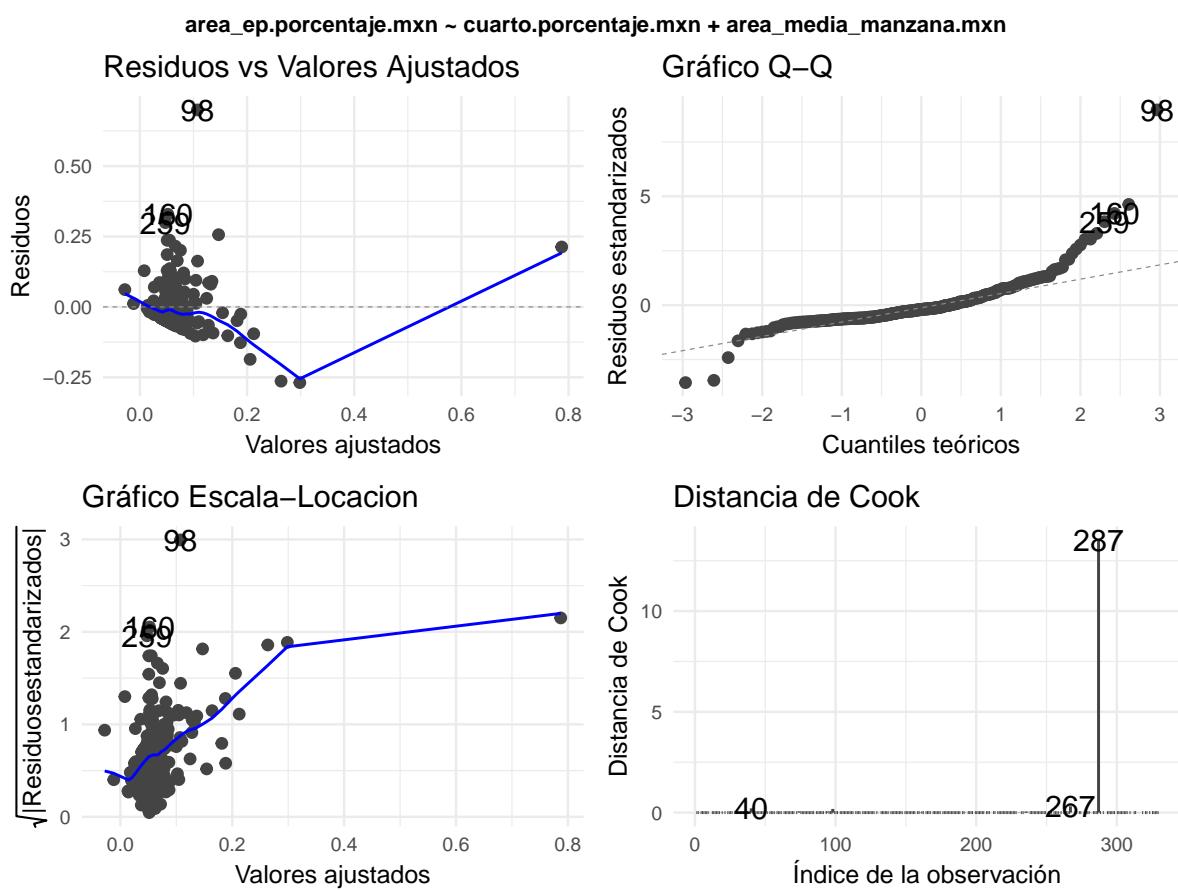


Figura 4.25: Gráficas diagnósticas para OLS del Porcentaje de EV

$\text{ia.areas.dist.mx} \sim \text{unidad_economica.porcentaje.mx} + \text{area_media_manzana.mx} +$
 $\text{con_alguna_limitacion.porcentaje.mx}$

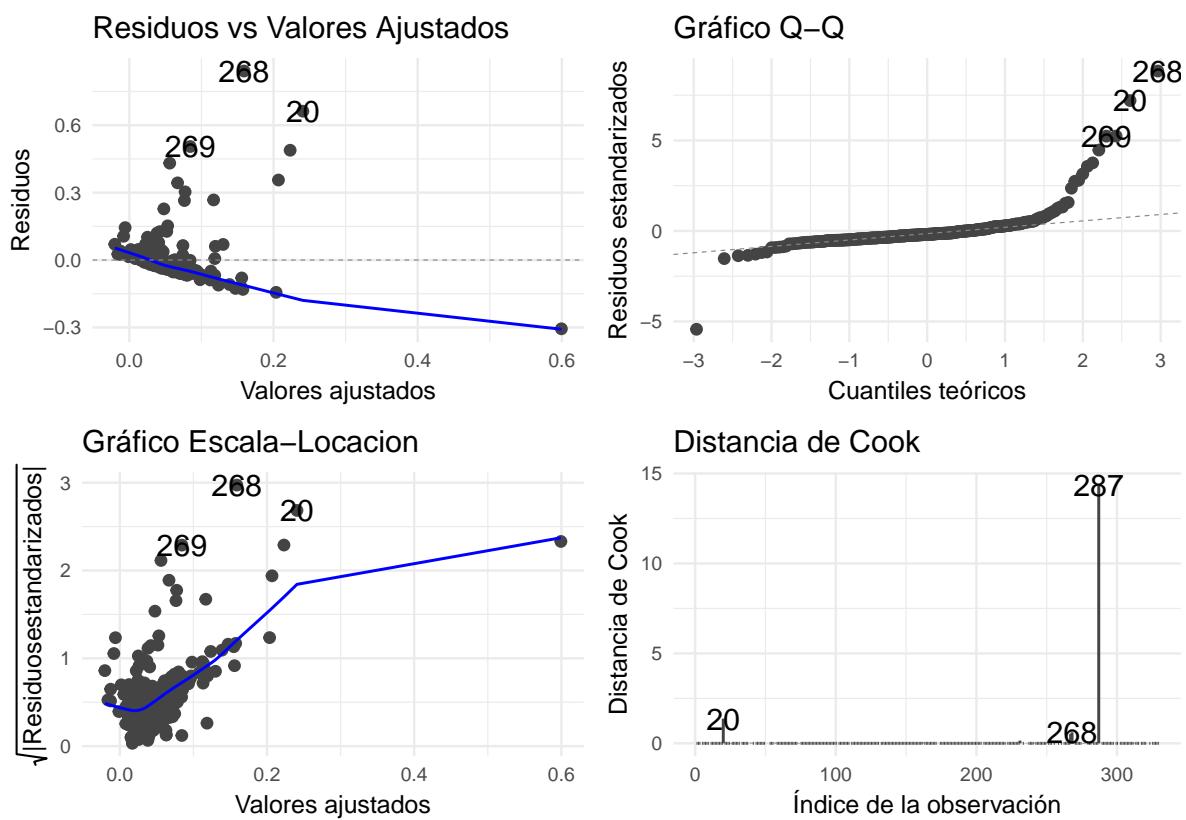


Figura 4.26: Gráficas diagnósticas para OLS de índice área-distancia

Tabla 4.20: Resumen métricas de ajuste OLS Indice contenedor (EV) y de acceso área-distancia

medidasfit	EV	Area-Distancia
Shapiro-Wilk	0.76782	0.55302
SW p-value	0.00000	0.00000
Breusch-Pagan	12.98572	51.60213
BP p-value	0.00151	0.00000
Media Residuos	0.00000	0.00000
MSE	0.00607	0.00923
adj-Rsquare	0.29656	0.17542
AIC	-737.84913	-597.63015
Log likelihood	372.92456	303.81507

4.2.3. Modelado espacial de espacios verdes

El proceso de ajuste de los modelos geoestadísticos para el análisis de espacios verdes hace uso de los mismos elementos metodológicos usados para la cobertura de copa. Se usaron las dos matrices de velocidad usando un kernel de vecindad *Queen* W_q y otro con base en un radio de búsqueda de 1 kilómetro W_d usadas en el análisis del AU (ver figura 4.9).

4.2.3.1. Autocorrelación variables dependientes

Se analizó la autocorrelación de las variables dependientes para encontrar agrupaciones existentes en los datos que pueden ser explicados por la estructura de vecindad. Los resultados de los test de Moran'I para ambas variables dependientes muestran que existen patrones de agrupamiento y puede rechazarse la hipótesis nula de que los procesos espaciales subyacentes son aleatorios (ver tablas 4.21 y 4.22).

Ambos diseños de matriz revelan presencia clara de autocorrelación espacial. La matriz W_q captura mejor la autocorrelación de ambos indicadores. El indicador `ai.areas.dist` exhibe un valor de autocorrelación mucho más alto que `area ep porcentaje`. El cálculo del índice `ia.areas.dist` en su construcción usa una distancia de radio de búsqueda de 1 kilómetro; en su definición el indicador está influenciado por sus vecinos por lo que se forman grupos o *clusters* alrededor de ciertos sectores

Tabla 4.21: Test de Moran - Porcentaje de EV para W_q y W_d

	W_q	W_d
Estadístico Moran I	0.10462	0.05377
Expectativa	-0.00305	-0.00308
Varianza	0.00101	0.00076
Desviación estándar de Moran I	3.39376	2.06018
p-valor	0.00034	0.01969

Tabla 4.22: Test de Moran - Razón área distancia para W_q y W_d

	W_q	W_d
Estadístico Moran I	0.78314	0.67779
Expectativa	-0.00305	-0.00308
Varianza	0.00102	0.00077
Desviación estándar de Moran I	24.62379	24.51886
p-valor	0.00000	0.00000

urbanos. Resulta pues interesante no sea W_d la que capture mejor el agrupamiento.

Los mapas LISA para ambos indicadores de acceso a EV usando la matriz W_q muestran los grupos de sectores autocorrelacionados (figura 4.27 y 4.28). Los grupos formados muestran agrupaciones de alto acceso a EV en relación al resto de la ciudad. Se aprecia que se forman *clusters* alrededor de cuatro zonas en el caso del porcentaje de área de EV y dos para el indicador de relación áreas-distancia, coincidentes con el anterior. Esos sectores albergan equipamientos de ciudad como un cementerio de gran tamaño, las universidades y zonas conservadas de riberas de ríos. El grupo que se forma al oriente de la ciudad es donde se encuentra la laguna del Pondaje.

Es relevante en los resultados de los análisis que los grupos de alta prestación en los servicios ecosistémicos de los EV configuran evidencia de los sesgos espaciales en la distribución de dichos beneficios. Puede pensarse que la mayor parte de la ciudad exhibe una distribución uniforme, sin embargo, como se muestra en los histogramas de distribución de los valores de ambos indicadores (ver figuras 4.17 y 4.18), la tendencia es a una baja disponibilidad y acceso a los EV. Puede entonces rechazarse la hipótesis nula de distribución espacial aleatoria o uniforme.

Mapas LISA – area_ep.porcentaje – Wq

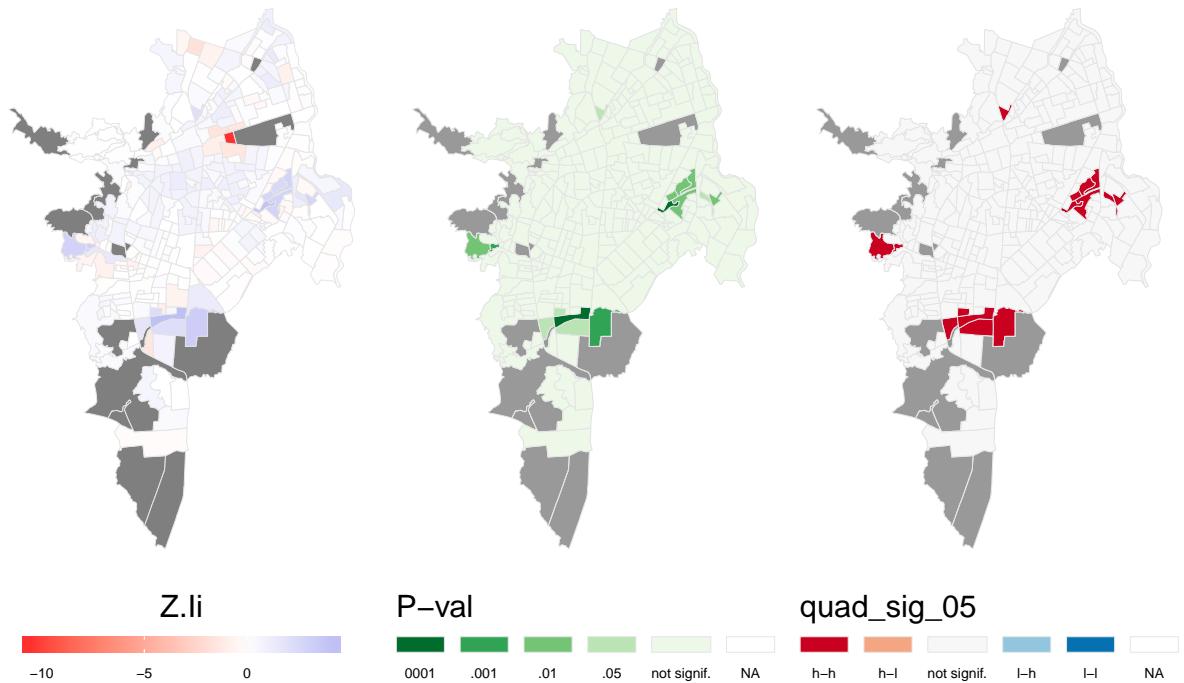


Figura 4.27: Mapas LISA para la matriz W_q de area ep porcentaje

Mapas LISA – ia.Areas.dist – Wq

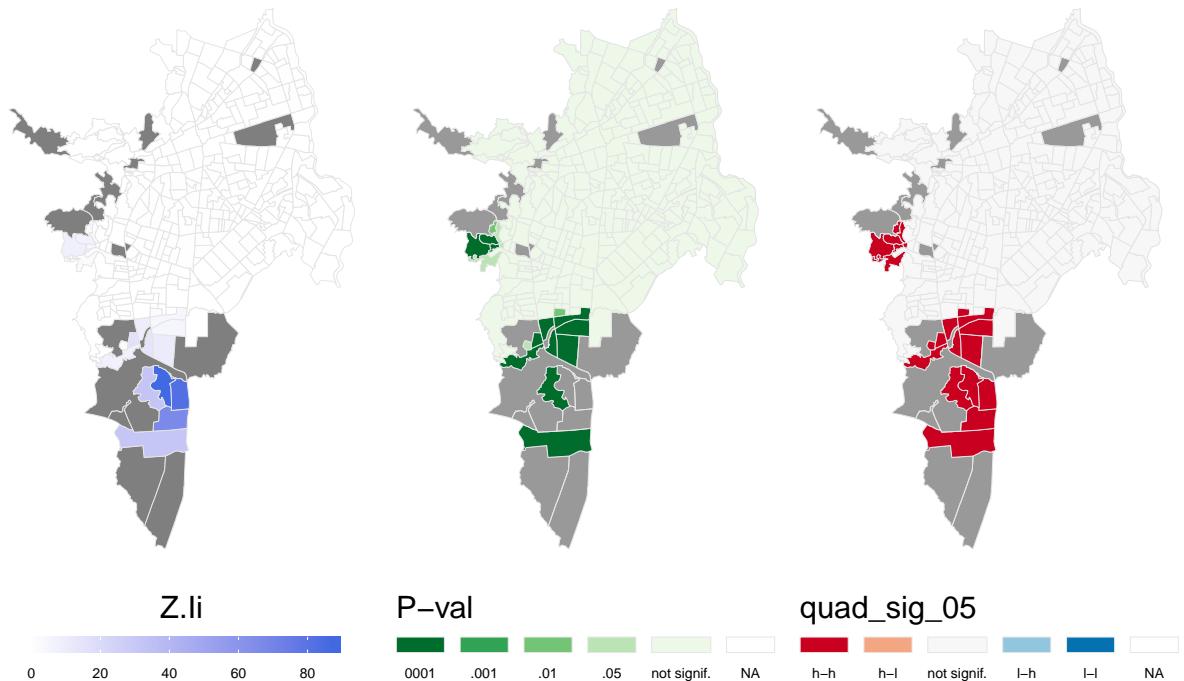


Figura 4.28: Mapas LISA para la matriz W_q de ia.Areas.dist

Tabla 4.23: Test de Moran - Residuos de OLS Porcentaje EV W_q y W_d

	W_q	W_d
Estadístico Moran I	0.11636	0.04201
Expectativa	-0.00305	-0.00308
Varianza	0.00108	0.00082
Desviación estándar de Moran I	3.63225	1.57642
p-valor	0.00014	0.05746

Tabla 4.24: Test de Moran - Residuos de OLS relación áreas distancias para W_q y W_d

	W_q	W_d
Estadístico Moran I	0.61445	0.58256
Expectativa	-0.00305	-0.00308
Varianza	0.00105	0.00080
Desviación estándar de Moran I	19.04546	20.76452
p-valor	0.00000	0.00000

4.2.3.2. Autocorrelación residuos de los OLS

Para evaluar la utilidad de aplicar modelos espaciales de regresión se examinó la existencia de autocorrelación en los residuos de los modelos de regresión lineal. Se comparó si alguno de las estructuras de vecindad produce resultados significativamente mejores en la detección de autocorrelación espacial.

La tabla 4.23 muestra ambos diseños de matriz W presentan un valor de Moran Global mayor que 0 y significativo para los residuos del OLS del porcentaje de área de EV, al igual que para los residuos del OLS del indicador áreas-distancia (ver 4.24).

En ambos modelos el resultado de autocorrelación espacial sugiere que al introducir retardos espaciales y la estructura de vecindad pueden mejorar la estimación de los coeficientes de la regresión y las métricas de desempeño del ajuste.

4.2.3.3. Modelo espacial porcentaje de espacio verde

Dado que la matriz W_q capturó mejor la asociación espacial en los datos para ambos indicadores de acceso a EV, se realizó el ajuste de los modelos espaciales solo con ese diseño.

Tabla 4.25: Metricas de ajuste para los modelos de porcentaje de área de EV con W_q

medidasfit	OLS	SAR	SEM	SD
Globla Moran'I	0.11636	0.04015	-0.00817	-0.00602
GMI p-value	0.00014	0.09378	0.56220	0.53618
Shapiro-Wilk	0.76782	0.76040	0.75813	0.76159
SW p-value	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Breusch-Pagan	12.98572	13.97239	11.07822	13.54161
BP p-value	0.00151	0.00092	0.00393	0.00891
Media Residuos	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
MSE	0.00607	0.00596	0.00581	0.00576
adj-Rsquare	0.29656	NA	NA	NA
Nagelkerke pseudo-R-squared	NA	0.31043	0.32222	0.32798
AIC	-737.84913	-740.39306	-746.06370	-744.87233
Log likelihood	372.92456	375.19653	378.03185	379.43617

Las métricas de ajuste de los modelos de porcentaje de área de EV (ver tabla 4.25) muestran que los modelos espaciales logran eliminar la autocorrelación espacial global en los residuos. Todos los modelos mejoran las métricas de error respecto del OLS y ninguno logra la normalidad ni la homocedasticidad en los residuos.

Al comparar los resultados usando el desempeño en AIC se identificó al modelo SEM con el mejor ajuste. El modelo SEM logra eliminar la autocorrelación espacial global en los residuos. El coeficiente λ del término autorregresivos es alto y significativo (tabla 4.27), lo que sugiere que no es necesario plantear efectos de la variables dependientes rezagadas, y que es posible que ese efecto sea por otras variables no tenidas en cuenta. Esta lectura del SEM es interesante y consistente con el significado local del indicador porcentaje de área de EV.

El resultado del modelo SEM confirma la significancia y efecto positivo para el acceso EV del área de promedio de la manzana en un SU. La presencia de viviendas tipo cuarto, con coeficiente negativos, es un factor que coincide con la disminución de área de EV disponible (ver tabla 4.26). Existen cambios y ajustes en los valores de los coeficientes con relación al modelo OLS, que dadas las mejoras en las métricas de ajuste hacen más confiables las estimaciones.

Tabla 4.26: Coeficientes del modelo SEM de porcentaje de área de EV

Término	Estimado	Error std.	t-valor	Pr(> t)
Intercesto	0.049	0.007	7.116	0.000
cuarto porcentaje	-0.098	0.042	-2.355	0.019
area media manzana	0.771	0.065	11.803	0.000

Tabla 4.27: Coeficiente de autocorrelación modelo SEM de porcentaje de área de EV

λ	Likelihood ratio	p-valor
0.259	10.215	0.001

4.2.3.4. Modelo espacial del índice de acceso área-distancia

Las métricas de ajuste de los modelos de indicador área-distancia (ver tabla 4.28) muestran que los modelos espaciales logran eliminar la autocorrelación espacial global en los residuos. Todos los modelos mejoran las métricas de error respecto del OLS, en particular el *Nagelkerke*, equivalente al *adj-Rsquare*, que mide el nivel explicativo del modelo en la variabilidad de los datos, subiendo de $\simeq 0,17$ a $\simeq 0,74$.

Al comparar los resultados usando el desempeño en AIC se identificó al modelo SD con el mejor ajuste. El modelo SD logra eliminar la autocorrelación espacial global en los residuos. El coeficiente ρ del término autorregresivos es muy alto y significativo (tabla 4.30), lo que sugiere que los efectos de las variables dependientes rezagadas son significativos. Existen cambios y ajustes en los valores de los coeficientes con relación al modelo OLS, que dadas las mejoras en las métricas de ajuste hacen más confiables las estimaciones (y se corrobora con las gráficas diagnósticas de la figura 4.29).

El resultado del modelo SD confirmó la significancia y efecto positivo pero bajo en el acceso a EV de contar con unidades económicas dentro del SU. Es significativo y fuerte en el acceso a EV estar al rededor de SUs con manzanas de área promedio grande. Por otro lado se desestima que exista una relación con la variable porcentaje personas con alguna limitación (ver tabla 4.29). La escogencia del modelo SD se ajusta consistentemente con el propósito del indicador áreas-distancia de medir el acceso en un SU más allá de su límite geográfico.

Tabla 4.28: Metricas de ajuste para los modelos de áreas-distancia de EV

medidasfit	OLS	SAR	SEM	SD
Globla Moran'I	0.61445	-0.17676	-0.17439	-0.13656
GMI p-value	0.00000	1.00000	1.00000	0.99998
Shapiro-Wilk	0.55302	0.50369	0.49323	0.59974
SW p-value	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
Breusch-Pagan	51.60213	15.79282	5.19151	73.10115
BP p-value	0.00000	0.00125	0.15830	0.00000
Media Residuos	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000
MSE	0.00923	0.00279	0.00275	0.00252
adj-Rsquare	0.17542	NA	NA	NA
Nagelkerke pseudo-R-squared	NA	0.70286	0.70042	0.74346
AIC	-597.63015	-928.40318	-925.72082	-970.74368
Log likelihood	303.81507	470.20159	468.86041	494.37184

Tabla 4.29: Coeficientes del modelo SD índice de relación área distancia de EV

Término	Estimado	Error std.	t-valor	Pr(> t)
Intercepto	-0.027	0.017	-1.626	0.104
unidad economica porcentaje	0.067	0.028	2.429	0.015
area media manzana	0.015	0.048	0.314	0.754
con alguna limitacion porcentaje	-0.030	0.022	-1.333	0.183
lag unidad economica porcentaje	-0.038	0.037	-1.036	0.300
lag area media manzana	0.694	0.101	6.870	0.000
lag con alguna limitacion porcentaje	0.063	0.035	1.786	0.074

Tabla 4.30: Coeficiente de autocorrelación modelo SD índice de relación área distancia de EV

ρ	Likelihood ratio	p-valor
0.747	255.817	0

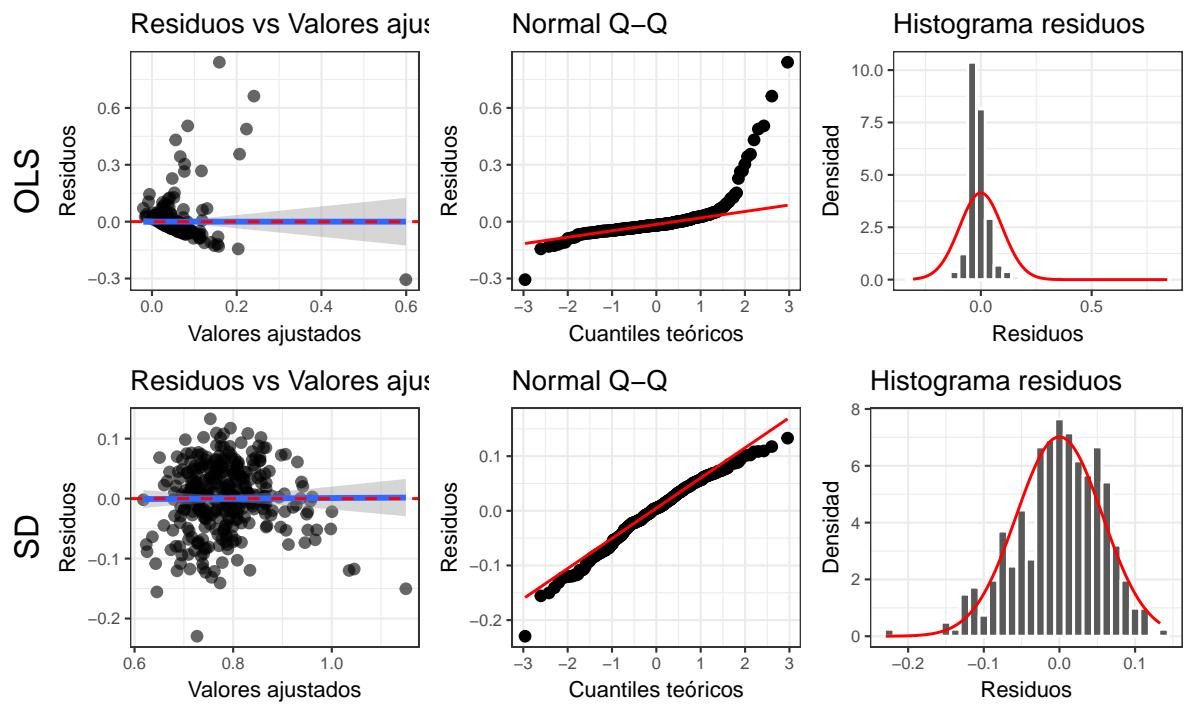


Figura 4.29: Diagnóstico comparativo entre modelos espaciales del indicador área-distancia

Capítulo 5

Discusión

Los modelos realizados son un intento por capturar evidencia empírica sobre el nivel explicativo de un conjunto de condiciones de la población y las condiciones de vida que provee la ciudad de Cali en lo que a beneficios ambientales se refiere. El modelo no es la realidad ni prueba de causalidad, es un instrumento para cuantificar la relación entre algunas de esas dimensiones teniendo certeza de su potencial asociación. El uso de modelos espaciales indaga sobre los patrones espaciales de esas variables, lo que permite la identificación de zonas que agrupan características altas de esos servicios con los patrones espaciales de las condiciones de la población y de la estructura urbana. Los análisis no buscan hacer inferencia sobre la población, pues no son una muestra, son la población completa de arboles, espacio verde y los datos del censo. En este sentido los coeficientes y su representatividad son sobre la población, y se interpretan como la importancia relativa de esas variables sobre las otras.

Entre las posibilidades que ofrece el código como herramienta cartográfica está la de producir y reproducir múltiples mapas, en lugar de uno solo con mucho detalle como respuestas a las limitaciones tecnológicas y de costos de la cartografía impresa, lo que redunda en mejor información para los análisis. Debido a las restricciones de longitud en la presentación de este texto académico no fueron incluidos la totalidad de gráficos realizados que se pueden reproducir con los *scripts* del repositorio del trabajo. Los métodos gráficos como los mapas de LISA permiten ampliar la interpretación de los me-

canismos de ajuste de los modelos espaciales y de la combinación lineal de los términos. Estos mapas junto con los mapas temáticos de cada una de las variables, los gráficos de dispersión de las distribuciones multivariadas son una estrategia eficaz para lidiar con las dificultades para analizar conjuntos de datos multidimensionales y espaciales. Los métodos de ajuste espacial y la comparación entre distintos modelos permitieron obtener resultados confiables de la estimación de coeficientes.

Hay que resaltar el uso de herramientas libres como **R** (R Core Team, 2017), **Rstudio** y los diferentes paquetes del ecosistema del CRAN (Hornik, 2018), que favorecen la reproductibilidad y diseminación del conocimiento científico. El esfuerzo y la curva de aprendizaje de herramientas como **Bookdown** (Xie, 2018) y **knitr** (Xie, 2019) para la generación de los contenidos y textos en diferentes formatos, la reproductibilidad del uso de *scripts* y la posibilidad de publicar un repositorio del resultado, del proceso y de los datos, no solo vale la pena como base para la construcción de flujos de trabajo eficientes en el manejo y divulgación de datos e información —geográfica—, sino que son un compromiso ineludible con la construcción de conocimiento científico y la ética investigativa en nuestro tiempo.

5.1. Sobre el arbolado urbano

El área de copa y el porcentaje de cobertura de copa configuran dos modelos individuales y son indicadores que expresan de diferente forma el nivel de acceso a servicios del arbolado urbano, ambos son visiones complementarias sobre el mismo fenómeno, su interpretación no necesariamente privilegia un modelo sobre otro, sino que los relaciona.

A pesar de la persistencia de problemas en la estimación como la no normalidad de los residuos y la heterocedasticidad —debidos a posibles no linealidades entre los predictores y la cobertura de copa— las estimaciones mejoran con los modelos con estructura espacial. Inclusive parece que las matrices de vecindad construidas, aunque muy similares entre sí, muestran que la inclusión *a priori* de una estructura espacial es un mecanismo eficaz para identificar grupos y probar aspectos teóricos de la estructura de la autocorrelación. Como trabajo a futuro es necesario profundizar e incluir criterios

teóricos o conocimientos del desarrollo histórico de la ciudad en la especificación de los modelos y en la estructura de vecindad.

En el campo de la interpretación, el SEM incorpora el componente espacial como información no modelada por los predictores, y el SD como una influencia los retardos espaciales de las variables independientes. Para el área de copa, cuando se acoje la perspectiva de los retardos (modelo SD con W_q), solo se considera significativo el re-tardo de la variable de porcentaje de viviendas tipo cuarto, y descarta la variable no retardada. Es decir que la prevalencia de este tipo de viviendas en un sector urbano está asociado a baja disponibilidad de copa en sectores vecinos. Cuando se compara esta interpretación con el modelo SEM con W_d , en contraste la variable no retardada de porcentaje de viviendas tipo cuarto resulta significativa. Es interesante que las diferencias entre las matrices privilegian la escogencia de un modelo u otro, lo que alerta sobre la importancia de los supuesto en la escogencia de su estructura ante la discrepancia entre los resultados, señalando posibles mejoras en la metodología utilizada.

Es probable que dichos problemas de la estimación provengan de dimensiones no incluidas en el modelo como sugiere el rendimiento del modelo SEM con la matriz W_d para el área de copa. En este sentido, la cercanía a ríos y arterias viales de un mayor desarrollo urbanístico como el eje longitudinal (figura 4.12), donde se encuentran la Calle 5 una de las vía más emblemáticas de la ciudad, puede explicar el agrupamiento de sectores censales con buena cobertura de AU.

En el caso de la variable de porcentaje de área de copa, los estudios superiores en la población refleja el patrón de agrupamiento espacial de la cobertura de copa pero es poco significativa como variable retardada, cuestión que pone dudas sobre si el SD proponga una interpretación acertada o diferente de un modelo autorregresivo puro como el SAR. De nuevo, estas diferencias indican caminos de mejora metodológica en lo que se refiere a la selección de modelos y refinamiento de la formulación de las hipótesis en trabajos futuros.

En ambos modelos la variable más significativa y de mayor valor en el coeficiente es **estudios superiores**. Cuando se formulan los modelos se excluye el uso de variables como porcentaje de población afro o personas sin estudios por tener una alta correla-

ción negativa con personas con **estudios superiores o postgrado** o con su versión porcentual. Esto implica que los beneficios ambientales son mejores en sectores con población mejor educada, presumiblemente de mejores ingresos, (figura 5.2), o con preferencia a habitar espacios con buena arborización y con mayor desarrollo del espacio público. Estas zonas se caracterizan por la disponibilidad de espacios verdes y baja densidad de población como indica la significancia de los coeficientes de estas variables (ver tabla 4.10). En particular, sobre la disponibilidad de EV, no es probable que tengan un efecto de difusión o derrame pues la creación de estas zonas verdes es algo que ocurre en el proceso de urbanización del sector y poco o nada cambia después de su creación.

Los resultados muestran un alto grado de segregación de los grupos de sectores con mayor arborización (figura 5.2) y la población afro (figura 5.1) y sin estudios, ambos altamente correlacionadas, como se aprecia en los mapas de LISA y las matriz de correlación 4.3 y 4.4. Existe pues una asociación negativa entre acceso a educación superior en zonas con prevalencia de población afro y población sin estudios, que además de la alta segregación laboral y geográfica que exhiben (Arroyo Mina et al., 2016; Cerón y Escobar, 2014; Mora y Arcila, 2014; Pacheco, 2013) está menos beneficiada de los servicios ambientales provisto por el AU. Estos hallazgos coinciden con trabajos sobre ciudades en Estados Unidos como en (Schwarz et al., 2015) donde se prueba que la distribución espacial de árboles está sesgada por la distribución del ingreso, que a su vez también está relacionada con patrones de segregación racial.

Este tipo de desigualdades son una responsabilidad de los urbanizadores y de los gobiernos locales. Es de su interés y responsabilidad dialogar para construir y propiciar espacios para la siembra y desarrollo de los individuos arbóreos, pues es fundamental su agencia para reducir brechas sociales, crear una ciudad con espacio e infraestructura natural que sostenga los ecosistemas de los que depende la ciudad y la calidad de vida de sus ciudadanos. Ciudadanos para quienes lo ambiental viene cobrando más importancia como valor social, y que además se convierte en una estrategia para mitigar los cambios que pueda traer consigo el calentamiento global.

Mapas LISA – afro.porcentaje – Wd

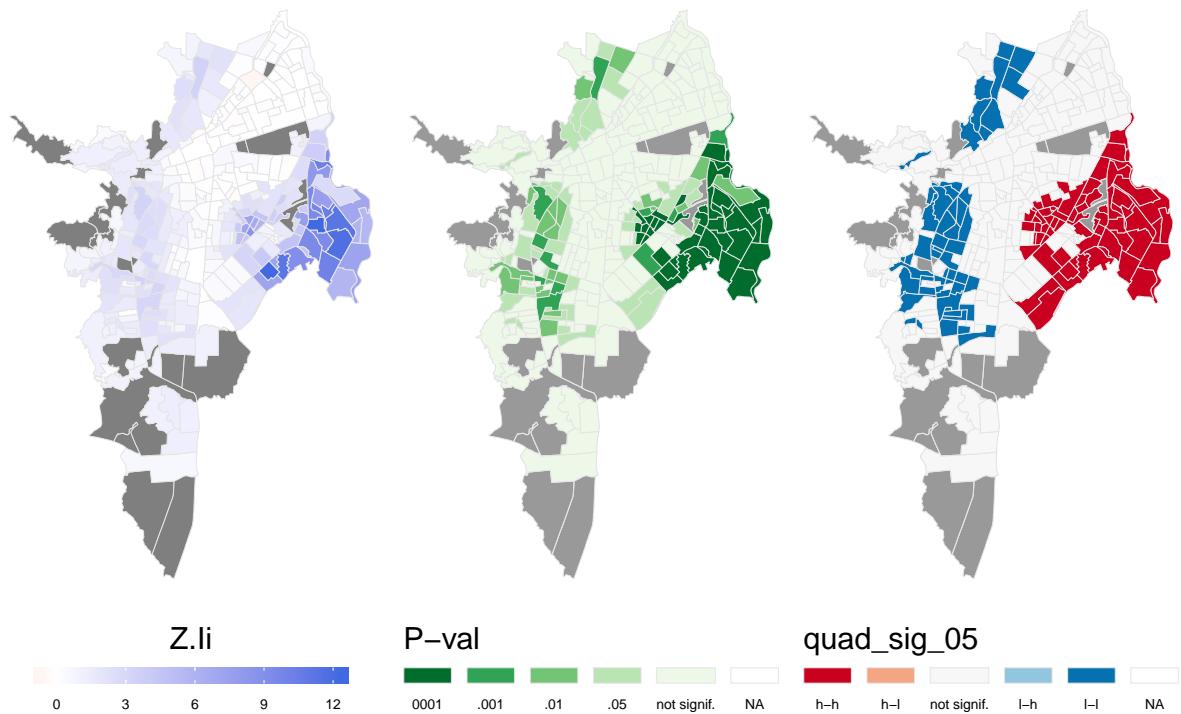


Figura 5.1: Mapas LISA - Porcentaje población Afro

Mapas LISA – superior_postgrado.porcentaje – Wd

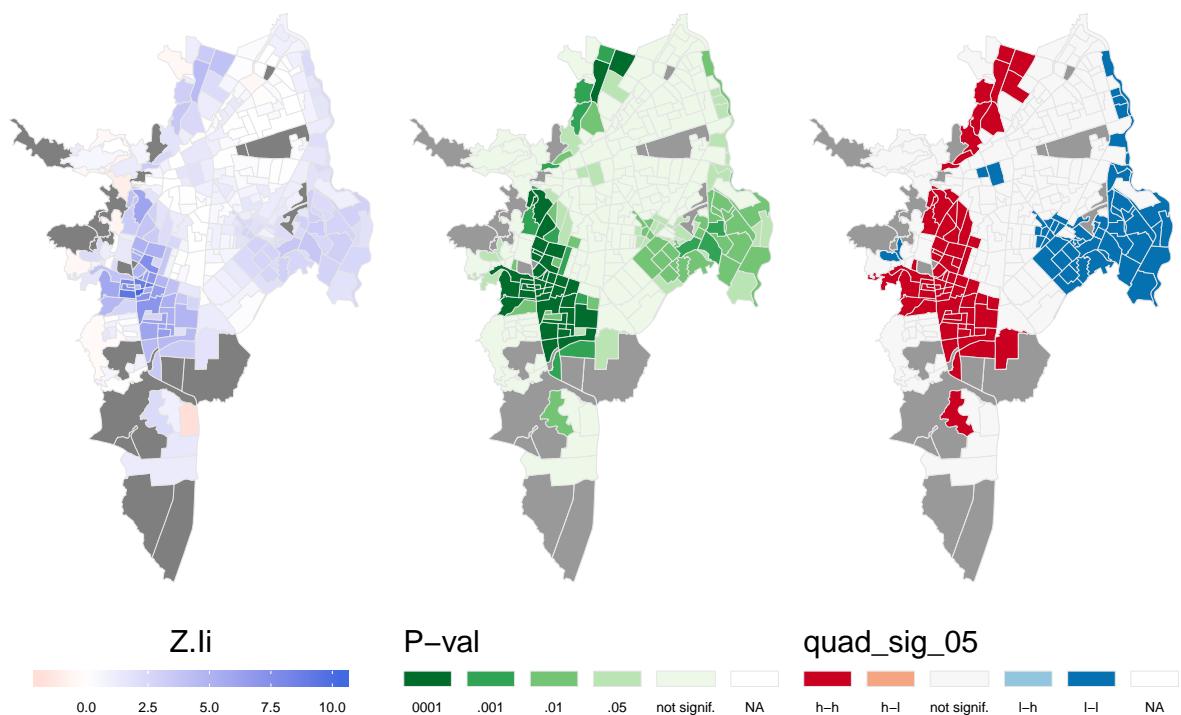


Figura 5.2: Mapas LISA - Porcentaje población con estudios superiores

5.2. Sobre los espacios verdes

Análogamente a la cobertura arbórea, las métricas de acceso son aspectos complementarios sobre el mismo fenómeno de acceso aún beneficio; una representa un beneficio local, para el que vive en ese sector (`area ep porcentaje`) y la otra (`ia.areas.dist`) que involucra un grupos de sectores beneficiarios del equipamiento de los sectores aledaños cuantificando la relación de costo de traslado por beneficio en área.

El modelo de mejor rendimiento en la estimación medido usando el AIC fue el SEM para `area ep porcentaje` y SD para `ia.areas.dist`.

En el SEM todos los coeficientes son significativos y el valor de área media de manzana es la variable más influyente. El coeficiente de autocorrelación en el error es muy significativo, lo que sugiere que sí existe información de patrones espaciales en el error por variables no modeladas. La importancia que tiene en el modelo el área media de manzana puede interpretarse como una característica estructural de barrio o sector, que por tener manzanas más grandes, las zonas destinadas para parque o espacio verde son en consecuencia más grandes y el beneficio mayor; o que algunas manzanas que albergan equipamientos de ciudad, zonas verdes como riberas de ríos o lagunas determinan el alto valor del indicador, al ser el promedio sensible a valores extremos. Lo cierto es que desde este punto de vista local no existe evidencia sobre una relación concluyente con ninguna variable poblacional, por lo que no puede decirse que se vulnere a ciertas comunidades o grupos diferenciados, al menos en lo que respecta a las variables que proveen los sistemas de consulta del censo del 2005.

Sin embargo, puede afirmarse que la distribución de los EV es desigual, pues el 61.7% de 329 sectores en la ciudad tiene menos del 5% de espacio verde de área respecto del área total del sector (figura 4.18). Esta cifra contrasta con el estándar mínimo generalmente aceptado para el espacio público en áreas urbanas (definido para zonas urbanas que alcanzan una densidad mínima de 150 habitantes por hectárea) es del 15% para espacios verdes (UN, 2014).

El indicador de acceso área-distancia fue mejor ajustado por el modelo SD, que tuvo como coeficientes significativos a `unidad economica porcentaje` con un valor bajo pero

positivo. La variable de área media de manzana retardada `lag area media manzana` es significativa y es la que tiene el valor más alto entre los coeficientes, confirmando el efecto de derrame de los grandes espacio verdes que son parte del equipamiento de ciudad y que producen beneficios en un radio más amplio que el área de sector urbano que los contiene, en concordancia con el indicador de acceso propuesto (ver tabla 4.29).

No existe evidencia sobre inequidades en el acceso a EV relacionadas con características de la población que coinciden con niveles bajos de acceso.

La estrategia y lugares para construir equipamientos con espacios verdes puede verse beneficiada con este tipo de análisis e indicadores, pues resalta las zonas donde el impacto de estas obras puede llegar a más personas si se ubican correctamente. Marca también la responsabilidad de los urbanizadores y las autoridades para generar proyectos de renovación urbana que integren y den relevancia al acceso a EV de manera razonada. Estos resultados apuntan a tener en cuenta aspectos de la planificación urbana al nivel del tamaño de las manzanas que permitan alojar parques de mayor tamaño, para que se desarrolle el potencial recreativo de esos espacios, así como el de las especies arbóreas.

Capítulo 6

Conclusiones

En relación a lo temático este trabajo demuestra que en lo que respecta al acceso de beneficios del arbolado urbano en Santiago de Cali existe una fuerte relación de la variable de estatus social representada por el acceso a estudios superiores, que explica en gran medida la variabilidad en los datos y los patrones espaciales de la cobertura de copa. Los modelos de regresión espacial confirman que los beneficios ambientales son mejores en sectores con población mejor educada, posiblemente una razón para preferir o habitar espacios con buena arborización o tal vez con condiciones suficientes de espacio y zonas blandas para arborizar el barrio y propiciar el desarrollo del potencial de los individuos arbóreos. En cualquier caso, esto muestra que los clusters de sectores urbanos con mayor arborización excluyen al grueso de la población afro y con bajos niveles de estudios, como prueban las altas correlaciones negativas entre los valores de estos grupos de población y la cobertura de copa. El mapa de los beneficios ambientales se suma pues a una serie de inequidades encontradas en la literatura que aborda problemas relacionados con la segregación racial y la baja empleabilidad de poblaciones afrocolombianas en la ciudad de Cali.

Los casos de análisis espacial en relación al acceso de servicios ambientales fueron descritos ampliamente en la literatura y nos muestran una preocupación creciente sobre la integración y restauración de ecosistemas urbanos, una sofisticación metodológica y fundamentación teórica que fueron claves para aplicar exitosamente el análisis al

contexto de Cali. Además coinciden en señalar problemas de segregación e inequidades ambientales en el continente americano.

En cuanto a los espacios verdes, este trabajo mostró que existe una importante cantidad de sectores urbanos con menos del 5 % del área del sector de espacio verde: una alta concentración del área disponible se encuentra unos pocos sectores, que sirven para suplir las carencias de espacio verde en sus vecinos. Sobre el acceso a EV como un beneficio local, no se encontró evidencia de que las variables poblacionales se relacionaran con el acceso. El área media de manzana de un sector es el más importante predictor del acceso, y señala indirectamente la responsabilidad de las autoridades y los urbanizadores en garantizar la provisión de equipamientos de ciudad, garantizar el tamaño mínimo de los EV, y en general velar por el desarrollo de la estructura ecológica en el casco urbano del municipio.

Analizar varios indicadores conjuntamente permite construir una visión más compleja y detallada del acceso. Este trabajo se limitó a analizar 2 indicadores por beneficio ambiental, y exploró dos experiencias distintas del acceso a espacio verdes, la local, al interior de un sector urbano, y otra más allá de los límites geográficos de los sectores urbanos. Como trabajo futuro se puede ampliar y complejizar en los indicadores para incorporar aspectos de la calidad de los espacio o incluir relaciones con el número de habitantes beneficiados con los espacios verdes.

Más interesante puede ser contar con dos conjuntos de datos separados en el tiempo, que incluyan las variables poblacionales y sobre arbolado urbano, para indagar sobre cómo la matriz de vecindad puede capturar las variaciones entre la estructura poblacional y los servicios ambientales disponibles; o analizar el impacto de la inclusión de nuevos espacios verdes a la topología de beneficios y estimar cambios en la estructura de grupos de sectores urbanos con acumulación de desventajas, por ejemplo.

Para finalizar, es de resaltar que sin la existencias de los servicios de información geográfica de la Alcaldía de Cali o la disponibilidad de la cartografía del censo y los datos agregados a nivel de sector urbano del DANE, o la existencia de un censo arbóreo es imposible progresar en el entendimiento de nuestro desarrollo como ciudad, región o nación. Sin embargo, aún son escasas las variables del censo de población que están

disponibles a este nivel, no se cuenta con acceso a datos estructurados sobre las acciones de mantenimiento sobre el arbolado urbano o sobre el estado de los parques de la ciudad. Los resultados dependen pues, no solo de la disponibilidad sino de la calidad y nivel de actualización de los datos, que pueden y deben mejorar en los servicios de información que presta el municipio.

Apéndice A

Informacion de sesión de R

```
## R version 3.3.3 (2017-03-06)
## Platform: x86_64-apple-darwin13.4.0 (64-bit)
## Running under: OS X Yosemite 10.10.5
##
## locale:
## [1] en_US.UTF-8/en_US.UTF-8/en_US.UTF-8/C/en_US.UTF-8/en_US.UTF-8
##
## attached base packages:
## [1] grid      stats     graphics  grDevices utils     datasets  methods
## [8] base
##
## other attached packages:
## [1] bindrcpp_0.2.2    latex2exp_0.4.0    visdat_0.5.1
## [4] glue_1.3.0       lmtest_0.9-35    zoo_1.8-4
## [7] kableExtra_0.9.0  olsrr_0.5.2     ggfortify_0.4.5
## [10] ggrepel_0.8.0    GGally_1.4.0    bookdown_0.7
## [13] knitr_1.22       wesanderson_0.3.6 gridExtra_2.3
## [16] RColorBrewer_1.1-2 viridis_0.5.1   viridisLite_0.3.0
## [19] broom_0.5.0     reshape2_1.4.3   magrittr_1.5
## [22]forcats_0.3.0    stringr_1.3.1   dplyr_0.7.8
```

```

## [25] purrr_0.2.4           readr_1.2.1          tidyrr_0.8.2
## [28] tibble_1.4.2           tidyverse_1.2.1      maptools_0.9-4
## [31] ggmap_3.0.0             ggplot2_3.1.0        car_3.0-2
## [34] carData_3.0-2          spdep_0.7-4          spData_0.2.9.4
## [37] Matrix_1.2-8           raster_2.8-4         rgeos_0.4-2
## [40] rgdal_1.2-16            sp_1.3-1
##
## loaded via a namespace (and not attached):
## [1] colorspace_1.3-2       rjson_0.2.15        deldir_0.1-14
## [4] class_7.3-14           rio_0.5.10          rprojroot_1.3-2
## [7] rstudioapi_0.8          ggsn_0.4.0          audio_0.1-5
## [10] gh_1.0.1                prodlim_2018.04.18 lubridate_1.7.1
## [13] xml2_1.2.0              codetools_0.2-15    splines_3.3.3
## [16] jsonlite_1.5            rJava_0.9-10        png_0.1-7
## [19] shiny_1.2.0              httr_1.3.1          backports_1.1.2
## [22] assertthat_0.2.0        lazyeval_0.2.1      cli_1.0.1
## [25] beepr_1.3                later_0.7.5          prettyunits_1.0.2
## [28] htmltools_0.3.6          tools_3.3.3          coda_0.19-2
## [31] gtable_0.2.0              gmodels_2.18.1      tinytex_0.9
## [34] Rcpp_1.0.0                cellranger_1.1.0    gdata_2.18.0
## [37] nlme_3.1-131             timeDate_3043.102   xfun_0.6
## [40] gower_0.1.2              openxlsx_4.1.0      rvest_0.3.2
## [43] mime_0.6                  gtools_3.8.1          goftest_1.1-1
## [46] LearnBayes_2.15.1        MASS_7.3-45          scales_1.0.0
## [49] ipred_0.9-8              promises_1.0.1      hms_0.4.2
## [52] expm_0.999-2             yaml_2.2.0          curl_3.2
## [55] rpart_4.1-10              reshape_0.8.8        stringi_1.2.4
## [58] highr_0.7                 OpenStreetMap_0.3.3  nortest_1.0-4
## [61] checkmate_1.8.5           boot_1.3-18          zip_1.0.0
## [64] lava_1.6.4                RgoogleMaps_1.4.3    rlang_0.3.0.1
## [67] pkgconfig_2.0.2            bitops_1.0-6          evaluate_0.12
## [70] lattice_0.20-34           bindr_0.1.1          labeling_0.3

```

```
## [73] recipes_0.1.4          tidyselect_0.2.5    plyr_1.8.4
## [76] R6_2.3.0                 generics_0.0.1      pillar_1.3.0
## [79] haven_2.0.0               foreign_0.8-67     withr_2.1.2
## [82] nnet_7.3-12                survival_2.40-1    abind_1.4-5
## [85] modelr_0.1.2              crayon_1.3.4       rmarkdown_1.10
## [88] progress_1.2.0             jpeg_0.1-8         readxl_1.1.0
## [91] data.table_1.11.8          digest_0.6.18      xtable_1.8-3
## [94] httpuv_1.4.5              munsell_0.5.0
```

Referencias

León Calle, Stephanie. (2011). *Árboles, simbolismo, cultura, memoria e identidad. Representaciones en el paisaje arbóreo de Gualajira.* (Tesis doctoral). Universidad Andina Simón Bolívar, Sede Ecuador. Recuperado de <http://repositorio.uasb.edu.ec/handle/10644/2772>

Phelps, Jack B. (2012). *The association between tree canopy cover and socio-demographics in Lubbock, Texas* (Tesis doctoral). Texas Tech University. Recuperado de <https://ttu-ir.tdl.org/ttu-ir/handle/2346/47506>

Acuerdo 01. (1996). Concejo de Cali. *Santiago de Cali, Colombia, 9 de mayo de 1996.* Recuperado de: http://www.concejodecali.gov.co/Documentos/Acuerdos/acuerdos_1996

Alanís, Eduardo, Jiménez, Javier, MORA, OJ, Canizales, Pamela, y Rocha, Luis. (2014). Estructura y composición del arbolado urbano de un campus universitario del noreste de México. *Revista Iberoamericana de Ciencias*, 1(7), 93-101. Recuperado de: https://www.researchgate.net/profile/Pamela_Velazquez/publication/271271778_Estructura_y_composicion_del_arbolado_urbano_de_un_campus_universitario_del_noreste_de_Mexico/links/54c3e42d0cf219bbe4ec9315.pdf

Alcaldía de Cali. (2009). Geoportal IDESC. Recuperado de: <http://www.cali.gov.co/publicaciones/3560/idesc/>

Alcaldía de Cali. (2014). Plan de Ordenamiento Territorial - POT año 2014. *Cali.* Recuperado de: http://www.cali.gov.co/planeacion/publicaciones/106497/pot_2014_

idesc/

Alcaldía de Cali. (2015). Censo arbóreo de Santiago de Cali 2015. *DAGMA*. Recuperado de: <https://www.datos.gov.co/Ambiente-y-Desarrollo-Sostenible/Censo-arb-reo-de-Santiago-de-Cali-a-o-2015/k78r-n9nw>

Anselin, Luc. (1995). Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical analysis*, 27(2), 93-115.

Anselin, Luc. (2002). Under the hood issues in the specification and interpretation of spatial regression models. *Agricultural economics*, 27(3), 247-267. Recuperado de: <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1574-0862.2002.tb00120.x/full>

Arroyo Mina, José Santiago, Pinzón Gutiérrez, Luis Felipe, Mora, Jhon James, Gómez Jaramillo, Dany Alexis, y Cendales, Andrés. (2016). Afrocolombianos, discriminación y segregación espacial de la calidad del empleo para Cali. *Cuadernos de Economía*, 35(69), 753-783. Recuperado de: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S0121-47722016000300008

Azócar, Gerardo, Romero, Hugo, Sanhueza, Rodrigo, Vega, Claudia, Aguayo, Mauricio, y Muñoz, María Dolores. (2007). Urbanization patterns and their impacts on social restructuring of urban space in Chilean mid-cities: The case of Los Angeles, Central Chile. *Land Use Policy*, 24(1), 199-211. Recuperado de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0264837705000475>

Bivand, Roger. (2017). *spdep: Spatial Dependence: Weighting Schemes, Statistics and Models*. Recuperado de: <https://CRAN.R-project.org/package=spdep>

Bivand, Roger, Keitt, Tim, y Rowlingson, Barry. (2017). *rgdal: Bindings for the 'Geospatial' Data Abstraction Library*. Recuperado de: <https://CRAN.R-project.org/package=rgdal>

Bivand, Roger, y Rundel, Colin. (2018). *rgeos: Interface to Geometry Engine - Open Source ('GEOS')*. Recuperado de: <https://CRAN.R-project.org/package=rgeos>

Bolund, Per, y Hunhammar, Sven. (1999). Ecosystem services in urban areas. *Ecology*,

cal economics, 29(2), 293-301. Recuperado de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0921800999000130>

Boone, Christopher G., Cadenasso, Mary L., Grove, J. Morgan, Schwarz, Kirsten, y Buckley, Geoffrey L. (2010). Landscape, vegetation characteristics, and group identity in an urban and suburban watershed: why the 60s matter. *Urban Ecosystems*, 13(3), 255-271.

Braverman, Irus. (2008). Everybody loves trees: Policing American cities through street trees. *Duke Envtl. L. & Pol'y F.*, 19, 81. Recuperado de: http://heinonline.org/hol-cgi-bin/get_pdf.cgi?handle=hein.journals/delp19§ion=6

Breusch, Trevor S., y Pagan, Adrian R. (1979). A simple test for heteroscedasticity and random coefficient variation. *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 1287-1294.

Cerdà, Miquel Ortega. (2011). Origen y evolución del movimiento de justicia ambiental. *Ecología política*, (41), 17-24. Recuperado de: <http://www.jstor.org/stable/41488794>

Cerón, Wilmar Loaiza, y Escobar, Yesid Carvajal. (2014). Índice de segregación espacial y socioeconómico (ises) en las comunas de Santiago de Cali. *Cuadernos de Vivienda y Urbanismo*, 7(13). Recuperado de: <http://revistas.javeriana.edu.co/index.php/cvyu/article/view/8751>

Chakraborty, Jayajit, y Armstrong, Marc P. (1997). Exploring the use of buffer analysis for the identification of impacted areas in environmental equity assessment. *Cartography and Geographic Information Systems*, 24(3), 145-157.

Chapman, Colin A., y Onderdonk, Daphne A. (1998). Forests without primates: primate/plant codependency. *American Journal of Primatology*, 45(1), 127-141. Recuperado de: <http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/download?doi=10.1.1.673.1256&rep=rep1&type=pdf>

CIAT. (2015). Plan integral de adaptación y mitigación al cambio climático.

Comber, Alexis J., Brunsdon, Chris, y Radburn, Robert. (2011). A spatial analysis of

variations in health access: linking geography, socio-economic status and access perceptions. *International Journal of Health Geographics*, 10, 44. doi:10.1186/1476-072X-10-44

Comber, Alexis, Brunsdon, Chris, y Green, Edmund. (2008). Using a GIS-based network analysis to determine urban greenspace accessibility for different ethnic and religious groups. *Landscape and Urban Planning*, 86(1), 103-114. Recuperado de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169204608000066>

Cowett, F. D. (2014). Methodology for Spatial Analysis of Municipal Street Tree Benefits. *Arboriculture & Urban Forestry*, 40(2). Recuperado de: <http://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&profile=ehost&scope=site&authtype=crawler&jrnl=19355297&AN=94717427&h=yHxB6TKJGJKTSrdTBcoJ2zHb8HxbG9q1O%2FMc44KEYad%2F4we9erP%2ByCKZJ%2B9GysXWc2wXM2W%2BYGd9s8suudhCkA%3D%3D&crl=c>

Cutter, Susan L., Holm, Danika, y Clark, Lloyd. (1996). The role of geographic scale in monitoring environmental justice. *Risk Analysis*, 16(4), 517-526. Recuperado de: <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1539-6924.1996.tb01097.x/full>

DANE. (2005). Sistema de consulta del Censo General 2005. Recuperado de: <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/demografia-y-poblacion/censo-general-2005-1/sistema-de-consulta-censo-2005>

DANE. (2017). Geoportal DANE. Recuperado de: <https://geoportal.dane.gov.co>

Durán Rivera, Byron, y Alzate Guarín, Fernando. (2009). Intercepción de partículas suspendidas totales (PST) por cinco especies de árboles urbanos en el Valle de Aburrá. Recuperado de: <http://tesis.udea.edu.co/dspace/handle/10495/5008>

Escobar, Guido. (2015). Cali en Cifras 2015. *Alcaldía de Santiago de Cali, Departamento Administrativo de Planeación*, 26.

Ferro Medina, Germán. (2010). *Árboles ciudadanos, en la memoria y en el paisaje*

cultural de Bogotá. Bogotá: Instituto Distrital de Patrimonio Cultural.

Fotheringham, A. Stewart, Charlton, Martin E., y Brunsdon, Chris. (1998). Geographically weighted regression: a natural evolution of the expansion method for spatial data analysis. *Environment and planning A*, 30(11), 1905-1927. Recuperado de: <http://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1068/a301905>

Garzón, Beatriz, Brañes, Noemí, Abella, M. Laura, y Auad, Ana. (2004). Vegetación urbana y Hábitat Popular: el caso de San Miguel de Tucumán. *Revista invi*, 18(49).

Gibbons, Stephen, y Overman, Henry G. (2012). Mostly pointless spatial econometrics? *Journal of Regional Science*, 52(2), 172-191. Recuperado de: <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1467-9787.2012.00760.x/full>

Gómez-Baggethun, Erik, y Barton, David N. (2013). Classifying and valuing ecosystem services for urban planning. *Ecological Economics*, 86, 235-245. Recuperado de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S092180091200362X>

Heynen, Nik, Perkins, Harold A., y Roy, Parama. (2006). The political ecology of uneven urban green space the impact of political economy on race and ethnicity in producing environmental inequality in Milwaukee. *Urban Affairs Review*, 42(1), 3-25. Recuperado de: <http://uar.sagepub.com/content/42/1/3.short>

Hornik, Kurt. (2018). R FAQ. Recuperado de: <https://CRAN.R-project.org/doc/FAQ/R-FAQ.html>

IGAG, Instituto Geográfico Agustín Codazzi. (2005). MAGNA-SIRGAS-CALI. *Marco Geocéntrico Nacional de Referencia*. Recuperado de: http://www.cali.gov.co/publicaciones/105289/proyecciones_transformaciones_cartograficas_idesc/

Kabisch, Nadja, y Haase, Dagmar. (2014). Green justice or just green? Provision of urban green spaces in Berlin, Germany. *Landscape and Urban Planning*, 122, 129-139. Recuperado de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169204613002302>

Killicoat, Phillip, Puzio, Eva, y Stringer, Randy. (2002). The economic value of trees in urban areas: estimating the benefits of Adelaide's street trees.

TREENET, 90. Recuperado de: <https://www.treenet.org/wp-content/uploads/2002-The-3rd-National-Street-Tree-Symposium-Proceedings.pdf#page=90>

Kissling, W. Daniel, y Carl, Gudrun. (2008). Spatial autocorrelation and the selection of simultaneous autoregressive models. *Global Ecology and Biogeography*, 17(1), 59-71. Recuperado de: <http://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1466-8238.2007.00334.x/full>

Konijnendijk, Cecil, Gauthier, Michelle, y Van Veenhuizen, René. (2005). Árboles y Ciudades Creciendo Juntos. *Revista Agricultura Urbana*, 13, 1-7. Recuperado de: http://www.ruaf.org/sites/default/files/AU13_0.pdf

Landry, Shawn M., y Chakraborty, Jayajit. (2009). Street trees and equity: evaluating the spatial distribution of an urban amenity. *Environment and Planning A*, 41(11), 2651-2670. Recuperado de: <http://epn.sagepub.com/content/41/11/2651.short>

Laredo, DM Rodríguez, y Mirtha, Daisy. (2011). La gestión del verde urbano como un criterio de mitigación y adaptación al cambio climático. *Revista de la Asociación Argentina de Ecología de Paisajes*, 2(2), 123-130. Recuperado de: <http://www.revistasbolivianas.org.bo/pdf/rcl/v2n2/v2n2a05.pdf>

Leff, Enrique. (2012). Pensamiento ambiental latinoamericano: patrimonio de un saber para la sustentabilidad. *Environmental Ethics*, 34(Supplement), 97-112. Recuperado de: https://www.pdcnet.org/enviroethics/content/enviroethics_2012_0034Supplement_0097_0112

LeSage, James P., y Pace, R. Kelley. (2014). The Biggest Myth in Spatial Econometrics. *Econometrics*, 2(4), 217-249. doi:10.3390/econometrics2040217

Ley 388. (1997). Congreso de Colombia. *DO: No. 43.091, de 24 de julio de 1997.*

Ley 99. (1993). Congreso de Colombia. *DO: No. 41.146 de 22 de diciembre de 1993.*

Low, Setha. (2013). Public space and diversity: Distributive, procedural and interactional justice for parks. *The Ashgate Research companion to planning and culture*. Surrey, UK: Ashgate Publishing, 295-310. Recuperado de:

http://www.gc.cuny.edu/CUNY_GC/media/CUNY-Graduate-Center/PDF/Programs/Anthropology/Faculty/Public-Space-and-Diversity.pdf

Martinez Alier, Joan, Anguelovski, Isabelle, Bond, Patrick, Del Bene, Daniela, Demaria, Federico, Gerber, Julien-Francois, ... others. (2014). Between activism and science. *Journal of Political Ecology*, 21, 19-60. Recuperado de: <https://ddd.uab.cat/record/123200>

McPherson, E. Gregory, Nowak, David, Heisler, Gordon, Grimmond, Sue, Souch, Catherine, Grant, Rich, y Rowntree, Rowan. (1997). Quantifying urban forest structure, function, and value: the Chicago Urban Forest Climate Project. *Urban ecosystems*, 1(1), 49-61. Recuperado de: <http://link.springer.com/article/10.1023/A:1014350822458>

McPherson, E. Gregory, Xiao, Qingfu, y Aguaron, Elena. (2013). A new approach to quantify and map carbon stored, sequestered and emissions avoided by urban forests. *Landscape and Urban Planning*, 120, 70-84.

Mora, Jhon James, y Arcila, Andrés Mauricio. (2014). Brechas salariales por etnia y ubicación geográfica en Santiago de Cali. *Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa*, 18, 34-53. Recuperado de: <https://www.econstor.eu/handle/10419/113880>

Moran, Patrick AP. (1950). Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37(1/2), 17-23.

Nesbitt, Lorien, y Meitner, Michael J. (2016). Exploring Relationships between Socioeconomic Background and Urban Greenery in Portland, OR. *Forests*, 7(8), 162. doi:10.3390/f7080162

Nolazco, Sergio. (2012). Diversidad de aves silvestres y correlaciones con la cobertura vegetal en parques y jardines de la ciudad de Lima. *Boletín Informativo UNOP*, 7(1), 4-16. Recuperado de: http://www.guzlop-editoras.com/web_des/bio01/zoo/pld0707.pdf

Nowak, David J., Stein, Susan M., Randler, Paula B., Greenfield, Eric J., Comas, Sara J., Carr, Mary A., y Alig, Ralph J. (2010). Sustaining America's urban trees and forests: a Forests on the Edge report. Recuperado de: <http://www.treesearch.fs.fed.us/pubs/>

Nowak, David J., y Crane, Daniel E. (2000). The Urban Forest Effects (UFORE) Model: quantifying urban forest structure and functions. Recuperado de: <http://www.treesearch.fs.fed.us/pubs/18420>

Nowak, David J., y Crane, Daniel E. (2002). Carbon storage and sequestration by urban trees in the USA. *Environmental pollution*, 116(3), 381-389. Recuperado de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0269749101002147>

Nowak, David J., y Greenfield, Eric J. (2012). Tree and impervious cover change in US cities. *Urban Forestry & Urban Greening*, 11(1), 21-30. Recuperado de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1618866711000999>

Osorio, Jacqueline, y Molina, Luis. (2009). A vuelo de pájaro Las ciudades como refugio para las aves. *Revista nodo*, 4(7). Recuperado de: <http://csifesvr.uan.edu.co/index.php/nodo/article/view/123>

Pacheco, Harvey Vivas. (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. doi:[https://doi.org/10.1016/S0120-4483\(13\)70031-9](https://doi.org/10.1016/S0120-4483(13)70031-9)

Páez, Antonio, y Scott, Darren M. (2005). Spatial statistics for urban analysis: a review of techniques with examples. *GeoJournal*, 61(1), 53-67. Recuperado de: <http://link.springer.com/article/10.1007/s10708-005-0877-5>

Pebesma, Edzer, y Bivand, Roger. (2018). *sp: Classes and Methods for Spatial Data*. Recuperado de: <https://CRAN.R-project.org/package=sp>

R Core Team. (2017). *R: A Language and Environment for Statistical Computing*. Vienna, Austria: R Foundation for Statistical Computing. Recuperado de: <https://www.R-project.org/>

Restrepo, O., Iván, Héctor, Moreno, H., Hoyos, E., Helena, Claudia, y others. (2015). Incidence of progressive deterioration of urban trees in the Aburrá valley, Colombia. *Colombia Forestal*, 18(2), 225-240. Recuperado de: <http://www.scielo.org.co/scielo.php?>

pid=S0120-07392015000200004&script=sci_arttext&tlang=en

Ripoll, M. Verónica, Kurbán, Alejandra, Papparelli, Alberto, Cúnsulo, Mario, y Roca, Gabriela. (2010). Condiciones térmicas de un espacio verde urbano en clima árido. *Avances en Energías Renovables y Medio Ambiente*, 14, 11-09. Recuperado de: <http://www.cricyt.edu.ar/asades/modulos/averma/trabajos/2010/2010-t011-a002.pdf>

Schlosberg, David. (2013). Theorising environmental justice: the expanding sphere of a discourse. *Environmental Politics*, 22(1), 37-55. Recuperado de: <http://rsa.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/09644016.2013.755387>

Schwarz, Kirsten, Fragkias, Michail, Boone, Christopher G., Zhou, Weiqi, McHale, Melissa, Grove, J. Morgan, ... Cadenasso, Mary L. (2015). Trees Grow on Money: Urban Tree Canopy Cover and Environmental Justice. *PLoS ONE*, 10(4). doi:10.1371/journal.pone.0122051

Semega, Jessica L., Fontenot, Kayla R., y Kollar, Melissa A. (2017). Income and poverty in the United States: 2016. *Current Population Reports*, 10-11.

Shanahan, D. F., Lin, B. B., Gaston, K. J., Bush, R., y Fuller, R. A. (2014). Socio-economic inequalities in access to nature on public and private lands: a case study from Brisbane, Australia. *Landscape and Urban Planning*, 130, 14-23. Recuperado de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169204614001479>

Shapiro, Samuel Sanford, y Wilk, Martin B. (1965). An analysis of variance test for normality (complete samples). *Biometrika*, 52(3/4), 591-611.

Talen, Emily, y Anselin, Luc. (1998). Assessing spatial equity: an evaluation of measures of accessibility to public playgrounds. *Environment and Planning a*, 30(4), 595-613. Recuperado de: <http://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1068/a300595>

Tobler, Waldo R. (1970). A computer movie simulating urban growth in the Detroit region. *Economic geography*, 46(sup1), 234-240.

Tratalos, Jamie, Fuller, Richard A., Warren, Philip H., Davies, Richard G., y Gaston, Kevin J. (2007). Urban form, biodiversity potential and ecosystem services. *Landscape*

and urban planning, 83(4), 308-317. Recuperado de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169204607001375>

Troy, Austin R., Grove, J. Morgan, O'Neil-Dunne, Jarlath PM, Pickett, Steward TA, y Cadenasso, Mary L. (2007). Predicting opportunities for greening and patterns of vegetation on private urban lands. *Environmental management*, 40(3), 394-412. Recuperado de: <http://link.springer.com/article/10.1007/s00267-006-0112-2>

UN, Sustainable Development Solutions Network. (2014). Area of public and green space as a proportion of total city space – Indicators and a Monitoring Framework. Recuperado de: <http://indicators.report/indicators/i-70/>

Vásquez Fuentes, Alexis, y Romero Aravena, Hugo. (2008). Vegetación urbana y desigualdades socio-económicas en la comuna de Peñalolen, Santiago de Chile. Una perspectiva de justicia ambiental. Recuperado de: <http://repositorio.uchile.cl/handle/2250/117776>

Watkins, Shannon Lea, Mincey, Sarah K., Vogt, Jess, y Sweeney, Sean P. (2016). Is Planting Equitable? An Examination of the Spatial Distribution of Nonprofit Urban Tree-Planting Programs by Canopy Cover, Income, Race, and Ethnicity. *Environment and Behavior*, 0013916516636423. doi:10.1177/0013916516636423

WHO Regional Office for Europe. (2016). Urban Green Spaces and Health. A Review of Evidence. WHO Regional Office for Europe Copenhagen. Recuperado de: <http://www.euro.who.int/en/health-topics/environment-and-health/urban-health/publications/2016/urban-green-spaces-and-health-a-review-of-evidence-2016>

Wolch, Jennifer R., Byrne, Jason, y Newell, Joshua P. (2014). Urban green space, public health, and environmental justice: The challenge of making cities «just green enough». *Landscape and Urban Planning*, 125, 234-244. Recuperado de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0169204614000310>

Xie, Yihui. (2018). *bookdown: Authoring Books and Technical Documents with R Markdown*. Recuperado de: <https://CRAN.R-project.org/package=bookdown>

Xie, Yihui. (2019). *knitr: A General-Purpose Package for Dynamic Report Generation*

in R. Recuperado de: <https://CRAN.R-project.org/package=knitr>

Zhou, Xiaolu, y Kim, Jinki. (2013). Social disparities in tree canopy and park accessibility: A case study of six cities in Illinois using GIS and remote sensing. *Urban forestry & urban greening*, 12(1), 88-97. Recuperado de: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1618866713000022>