

Relación entre pobreza multidimensional y morfología urbana a partir de imágenes satelitales:

Un caso de estudio para Cúcuta, Colombia

Relationship between multidimensional poverty and urban morphology based on satellite images:

A case study for Cúcuta, Colombia

Relação entre pobreza multidimensional e morfologia urbana a partir de imagens de satélite:

Um estudo de caso para Cúcuta, Colômbia

Relation entre pauvreté multidimensionnelle et morphologie urbaine à partir d'images satellites:

Une étude de cas pour Cúcuta, Colombie

Fuente: Autoría propia

PUBLICACIÓN ANTICIPADA EN LÍNEA:

El Comité Editorial de la Revista Bitácora Urbano Territorial aprobó este artículo para publicación según los veredictos emitidos por los pares evaluadores.

Se publica anticipadamente en versión PDF de forma provisional con base en la última versión electrónica del artículo. Siéntase libre de descargar, usar, distribuir y citar esta versión preliminar tal y como lo indicamos, pero recuerde que la versión final puede ser diferente.

Paginación por definir

Recibido: 30/04/2025

Aprobado: 08/01/2026

Cómo citar este artículo:

Aponte Camacho, M. Botello Sánchez, E. Manzano López, D. (2026). Relación entre pobreza multidimensional y morfología urbana a partir de imágenes satelitales: Un caso de estudio para Cúcuta, Colombia. Bitácora Urbano Territorial, 36(1): XX-XX.

<https://doi.org/10.15446/bitacora.v36n1.120123>

Autores

Mayerlyn Yineth Aponte
Camacho

Universidad de Pamplona
mayerlyn.aponte@unipamplona.edu.co
<https://orcid.org/0009-0001-1190-1694>

Eder Alexander Botello
Sánchez

Universidad de Pamplona
alexander.botello@unipamplona.edu.co
<https://orcid.org/0000-0003-4363-5551>

Dennys Jazmín Manzano
López

Escuela Superior de Administración
Pública

dennys.manzano@esap.edu.co
<https://orcid.org/0000-0002-6181-4855>

Resumen

La pobreza urbana trasciende el ingreso económico, manifestándose como una morfología social de exclusión en el territorio. Este estudio se cuestiona: ¿es posible identificar zonas de pobreza multidimensional a través de la lectura de atributos físicos del territorio mediante imágenes satelitales? El objetivo fue analizar la relación dialéctica entre pobreza y forma urbana en la comuna 8 de Cúcuta, Colombia. Mediante teledetección y estadística espacial, se modeló la asociación entre el Índice de Pobreza Multidimensional (IPM) y tres variables físicas: Índice de Vegetación (NDVI), materialidad vial y geometría de manzanas, con Sistemas de Información Geográfica (SIG). Los resultados sugieren que la irregularidad del trazado y la precariedad material no son aleatorias, sino patrones espaciales de la desigualdad. Se concluye que las imágenes satelitales permiten develar la invisibilidad cartográfica de la inequidad, validando una metodología para focalizar políticas de justicia territorial.

Palabras clave: pobreza, espacio urbano, ciencias del espacio, teledetección, sistema de información geográfica

Autores

Mayerlyn Yineth Aponte Camacho

Economista de la Universidad de Pamplona, especialista en Intervención Comunitaria de la Corporación Universitaria Autónoma del Norte (UANORTE), con experiencia en el diseño e implementación de sistemas de monitoreo y evaluación de proyectos en contextos de emergencia y desarrollo, especialmente en áreas de migración, seguridad alimentaria, medios de vida y salud. Sus intereses de investigación se orientan al estudio de la pobreza y la desigualdad desde una perspectiva territorial, articulando el análisis de información socioeconómica con el uso de sistemas de información geográfica para explorar la relación entre las dinámicas urbanas y los procesos de desarrollo.

Eder Alexander Botello Sánchez

Profesor e investigador junior del Programa de Economía de la Universidad de Pamplona. Economista y Magíster en Estudios y Gestión del Desarrollo. Miembro del Grupo de Investigación de Ciencias Económicas y Empresariales (GICEE). Director del Semillero de Investigación Estudios en Economía, Territorio y Desarrollo Sostenible.

Dennys Jazmín Manzano López

Economista de la Universidad de Pamplona, especialista en Contratación Estatal de la Universidad Libre - Cúcuta y magíster en Economía Aplicada de la Universidad EAFIT. Docente universitaria e investigadora asociada reconocida por el Ministerio de ciencia tecnología e innovación. Con investigaciones en las áreas de desarrollo sostenible, desarrollo regional, mercado laboral y economía de la educación. Integrante del Grupo de Investigación en Ciencias Económicas y Empresariales (GICEE) de la Universidad de Pamplona.

Abstract

Urban poverty transcends economic income, manifesting as a social morphology of exclusion within the territory. This study questions: Is it possible to identify areas of multidimensional poverty by analyzing the physical attributes of the territory using satellite imagery? The objective was to analyze the dialectical relationship between poverty and urban form in Commune 8 of Cúcuta, Colombia. Using remote sensing and spatial statistics, the association between the Multidimensional Poverty Index (MPI) and three physical variables—Non-Density Vegetation Index (NDVI), road materials, and block geometry—was modeled with Geographic Information Systems (GIS). The results suggest that the irregularity of the urban layout and material deprivation are not random, but rather spatial patterns of inequality. It is concluded that satellite imagery allows us to reveal the cartographic invisibility of inequity, validating a methodology for targeting territorial justice policies.

Keywords: poverty, urban space, space sciences, remote sensing, geographic information system

Résumé

La pauvreté urbaine transcende le revenu économique et se manifeste comme une morphologie sociale d'exclusion sur le territoire. Cette étude pose la question suivante : est-il possible d'identifier des zones de pauvreté multidimensionnelle à partir de la lecture des attributs physiques du territoire à l'aide d'images satellites? L'objectif était d'analyser la relation dialectique entre la pauvreté et la forme urbaine dans la commune 8 de Cúcuta, en Colombie, à l'aide de la télédétection et des statistiques spatiales. L'association entre l'indice de pauvreté multidimensionnelle (IPM) et trois variables physiques (indice de végétation (NDVI), matérialité routière et géométrie des pâtés de maisons) a été modélisée à l'aide de systèmes d'information géographique (SIG). Les résultats suggèrent que l'irrégularité du tracé et la précarité matérielle ne sont pas aléatoires, mais constituent des modèles spatiaux d'inégalité. Il est conclu que les images satellites permettent de révéler l'invisibilité cartographique de l'inégalité, validant ainsi une méthodologie pour cibler les politiques de justice territoriale.

Resumo

A pobreza urbana transcende a renda econômica, manifestando-se como uma morfologia social de exclusão dentro do território. Este estudo questiona: é possível identificar áreas de pobreza multidimensional analisando os atributos físicos do território por meio de imagens de satélite? O objetivo foi analisar a relação dialética entre pobreza e forma urbana na comuna 8 de Cúcuta, Colômbia. Utilizando sensoriamento remoto e estatística espacial, a associação entre o Índice de Pobreza Multidimensional (IPM) e três variáveis físicas — Índice de Vegetação Não Denso (NDVI), materiais das vias e geometria dos quarteirões — foi modelada com Sistemas de Informação Geográfica (SIG). Os resultados sugerem que a irregularidade do traçado urbano e a privação material não são aleatórias, mas sim padrões espaciais de desigualdade. Conclui-se que as imagens de satélite permitem revelar a invisibilidade cartográfica da desigualdade, validando uma metodologia para o direcionamento de políticas de justiça territorial.

Palavras-chave: pobreza, espaço urbano, ciências espaciais, teledeteção, sistema de informação geográfica



**Relación entre pobreza multidimensional
y morfología urbana a partir de imágenes
satelitales:**
Un caso de estudio para Cúcuta, Colombia

Mots-clés : pauvreté, espace urbain, sciences spatiales, télédétection, système d'information géographique

Introducción

La existencia de personas en condición de pobreza refleja no solo la vulneración del derecho al desarrollo, sino una limitación profunda de las capacidades humanas y las libertades fundamentales que restringen el “ser y hacer” de las personas (Nussbaum, 2012). No obstante, en el contexto latinoamericano, esta privación no es abstracta ni invisible; se materializa tangiblemente en el paisaje urbano.

A pesar de la evidencia física de estas carencias en el territorio, la medición tradicional de la pobreza mediante censos y encuestas enfrenta obstáculos significativos. Estos procesos requieren tiempo, comprometen grandes cantidades de recursos económicos y su baja periodicidad a menudo resulta en datos obsoletos que no logran capturar la rápida expansión de los asentamientos informales. Por ejemplo, en Colombia solo se han realizado dos censos en lo que va del milenio, una situación común en países de ingresos medios y bajos debido a la escasez de recursos.

Ante este vacío de información, la literatura reciente sugiere una alternativa tecnológica: si la pobreza tiene una ‘firma física’ distintiva, esta debería ser detectable desde el espacio (Mahabir et al., 2018; Kaibarta et al., 2024). En este escenario, el uso de imágenes satelitales emerge no solo como una innovación técnica, sino como una estrategia necesaria para superar las barreras de costos y accesibilidad en la gestión pública. Bajo esta perspectiva, el presente artículo tiene como objetivo analizar la relación dialéctica entre pobreza multidimensional y la morfología urbana en la comuna 8 de Cúcuta, Colombia. Mediante teledetección y estadística espacial, se modeló la asociación entre el Índice de Pobreza Multidimensional (IPM) y tres variables físicas: Índice de Vegetación (NDVI), materialidad vial y geometría de manzanas, con Sistemas de Información Geográfica (SIG).

Para alcanzar este propósito, el artículo se estructura en tres fases: primero, se aborda la morfología social como marco teórico para comprender la materialización espacial de la pobreza más allá del ingreso; segundo, se describe la metodología aplicada, que integra la extracción de variables físicas mediante teledetección, el análisis de autocorrelación espacial y la estimación estadística; y finalmente, se presentan los resultados y la discusión, evidenciando la capacidad de estos indicadores para revelar patrones de desigualdad territorial y apoyar la toma de decisiones.

Marco teórico

La comprensión de la pobreza en el entorno urbano contemporáneo exige trascender las métricas puramente monetarias para adoptar un enfoque espacial y sociológico que interprete la ciudad no como un contenedor neutro, sino como una proyección material de las estructuras sociales (Mahabir et al., 2018), para efectos de esta investigación, se adopta una definición de la pobreza como un fenómeno socio-espacial. Bajo la perspectiva de la morfología social, se postula una relación dialéctica e indisoluble entre las formas espaciales y los hechos sociales; es decir, la configuración física del territorio (la trama, la materialidad y

Para efectos de esta investigación, se adopta una definición de la pobreza como un fenómeno socio-espacial.

Bajo la perspectiva de la morfología social, se postula una relación dialéctica e indisoluble entre las formas espaciales y los hechos sociales; es decir, la configuración física del territorio (la trama, la materialidad y la distribución de elementos naturales) es, en última instancia, la materialización de las dinámicas de inclusión, exclusión y capacidad de sus habitantes.

la distribución de elementos naturales) es, en última instancia, la materialización de las dinámicas de inclusión, exclusión y capacidad de sus habitantes (Kaibarta et al., 2024; Sturtevant et al., 2025). La literatura reciente señala que las áreas urbanas con apariencias físicas homogéneas tienden a presentar características socioeconómicas similares, permitiendo interpretar la calidad de vida a través de patrones espaciales y estadísticos (Sapena et al., 2020).

En este sentido, la pobreza multidimensional se define teóricamente como la privación de capacidades y libertades fundamentales que limitan el ‘ser y hacer’ de las personas (Nussbaum, 2012), o como un patrón de restricciones estructurales que impide la participación plena en la sociedad (Spicker, 2009). Aunque estas definiciones son universales, su expresión en el espacio urbano varía ampliamente, pues las formas de la ciudad reflejan trayectorias históricas, capacidades estatales y modelos de desarrollo diferenciados. Así, mientras en diversos países del Norte la segregación tiende a ocultarse en tramas urbanas reguladas y visualmente homogéneas, en numerosas ciudades del Sur los procesos de urbanización acelerada y la limitada capacidad de planificación han propiciado la expansión de asentamientos informales con rasgos morfológicos particulares (Mahabir et al., 2018). Investigaciones recientes en contextos de economías emergentes, como las de Kaibarta et al. (2024), demuestran que estos asentamientos poseen una ‘firma’ estructural dinámica caracterizada por alta densidad, crecimiento orgánico y una disposición caótica, diferenciándose sustancialmente de la ciudad formal planificada.

Esta distinción morfológica es crucial para la detección de la pobreza. Estudios basados en el análisis de patrones del paisaje, como los de Sturtevant et al. (2025), muestran que la morfología de las edificaciones y la estructura urbana responden, en gran medida, a los marcos de ordenamiento y regulación existentes; por ello, cuando dichos marcos son débiles o inexistentes, como ocurre en numerosos asentamientos informales del sur, emergen patrones de alta heterogeneidad y fragmentación (Kaibarta et al., 2024). Así, la irregularidad de la trama urbana y la forma de las manzanas dejan de ser solo datos geométricos para convertirse en proxies físicos de la exclusión social y la falta de tenencia segura de la tierra (Mahabir et al., 2018). Sin embargo, la manifestación espacial de la pobreza no se agota en la estructura del tejido urbano, sino que incorpora dimensiones materiales y ambientales que amplían la lectura morfológica.

La relación entre pobreza y morfología trasciende la estructura construida para abarcar la materialidad del entorno y la infraestructura verde. La calidad de los materiales de techos y vías actúa como un indicador directo de la capacidad económica. Sapena et al. (2020) afirman

que las áreas con patrones físicos homogéneos y precarios tienden a replicar características socioeconómicas similares, permitiendo inferir la calidad de vida a partir de la estructura espacial. No obstante, en el contexto latinoamericano, esta lectura se complejiza por factores culturales y de percepción. Como señala de la Fuente de Val (2023), en su estudio sobre preferencias paisajísticas en América Latina, la presencia de vegetación espontánea o ‘maleza’ en espacios urbanos suele asociarse con el abandono y la falta de gestión municipal, a diferencia de los espacios verdes formales que denotan inversión y planificación.

Por otra parte, la dimensión ambiental complementa esta lectura morfológica desde la teoría de la Justicia Ambiental, la cual sostiene que la distribución de amenidades —como la cobertura vegetal— sigue patrones de estratificación que afectan de manera desproporcionada a los grupos vulnerables. Luo et al. (2025) y Wolch et al. (2014) argumentan que el acceso inequitativo a la vegetación urbana no es solo una cuestión estética, sino una forma de injusticia en salud pública. Además, Wei y Pan (2025) establecen que la morfología urbana densa y la ausencia de redes de enfriamiento (cool networks) en zonas pobres intensifican el estrés térmico. Estas evidencias permiten comprender que las desigualdades socioeconómicas se manifiestan también como desigualdades ambientales, inscritas en la forma y el funcionamiento del espacio urbano.

Desde este marco conceptual, las imágenes satelitales se entienden como una fuente capaz de revelar estas expresiones materiales de la desigualdad —irregularidad de la trama, precariedad en la infraestructura y exclusión ambiental—, especialmente en contextos del Sur donde los registros oficiales pueden ser incompletos o desactualizados (Mahabir et al., 2018; Zang et al., 2021).

Antecedentes

La exploración de la pobreza urbana mediante la tele-detección ha evolucionado desde enfoques centrados en la detección de objetos hacia análisis complejos de justicia espacial y morfología dinámica; por ejemplo, las imágenes satelitales permiten estimar condiciones económicas y consumo (Xie et al., 2016; Jean et al., 2016) y, combinadas con registros de telecomunicaciones, mejoran la precisión y frecuencia del monitoreo de pobreza (Blumenstock et al., 2015; Steele et al., 2017). No obstante, su generalización en áreas densas exige considerar especificidades territoriales (Heitmann & Buri, 2019; Tingzon et al., 2019).

En Latinoamérica, integrar imágenes y datos censales facilita estimaciones locales ajustadas al contexto (Ba-

benko et al., 2017); no obstante, la literatura reciente exige una lectura más crítica de las estructuras físicas, dado que los asentamientos informales presentan complejidad y transformación rápida, lo que demanda variables morfológicas y socioespaciales para evitar simplificaciones (Mahabir et al., 2018; Kaibarta et al., 2024).

En Colombia, las características espectrales y texturales de la morfología urbana han demostrado ser buenos proxies socioeconómicos (Duque et al., 2017), y la estimación del IPM mediante aprendizaje automático confirma el valor de variables físicas del entorno (DANE, 2020). La identificación de superficies impermeables constituye un indicador robusto de densidad poblacional en contextos con datos limitados (Zang et al., 2021).

Sin embargo, la morfología no actúa sola; la dimensión ambiental también incide en la desigualdad urbana: la distribución inequitativa del verde afecta la salud y el bienestar (Wolch et al., 2014; Luo et al., 2025). Además, en la periferia latinoamericana la vegetación espontánea se asocia a abandono institucional (de la Fuente de Val, 2023).

Finalmente, los enfoques recientes vinculan forma urbana y desempeño ambiental-social: la morfología permite predecir uso del suelo y población (Sturtevant et al., 2025), mientras que ‘redes de enfriamiento’ optimizan el entorno térmico urbano (Wei & Pan, 2025). En conjunto, la estructura física urbana constituye una ‘firma física’ de la desigualdad, legible tecnológicamente para orientar políticas públicas más precisas.

Metodología

La investigación adopta un enfoque cuantitativo de carácter explicativo para analizar la relación entre características urbanas derivadas de imágenes satelitales y la pobreza multidimensional en la comuna 8 de San José de Cúcuta (2018). Como ciudad intermedia ubicada en el nororiente de Colombia, Cúcuta presenta un patrón de expansión periférica con co-existencia marcada de tramas formales e informales (Alcaldía de Cúcuta, 2018), rasgo común a otras ciudades intermedias latinoamericanas y representativo de dinámicas urbanas regionales.

En este contexto, la comuna 8 —una de las zonas con mayor densidad poblacional de la ciudad (11,410 hab/km²)— presenta una marcada heterogeneidad espacial, evidenciada en tipologías edificatorias discontinuas, trazados irregulares y un gradiente decreciente de edificabilidad hacia la periferia. Además, el 43% del suelo corresponde a mejoramiento integral y el 47% a desarrollo,

reflejando simultaneidad de consolidación e informalidad en el uso y tratamiento del suelo urbano (Alcaldía de Cúcuta, 2018). Esta configuración coincide con las dinámicas morfológicas asociadas a informalidad y presión demográfica descritas por Kaibarta et al. (2024), donde la estructura física materializa las desigualdades socioespaciales.

Esta diversidad morfológica ofrece un escenario adecuado para evaluar indicadores derivados de teledetección, conforme a enfoques aplicados en investigaciones previas (Jean et al., 2016; Duque et al., 2017; Steele et al., 2017; Tingzon et al., 2021). La pertinencia metodológica del enfoque se sustenta en su capacidad para identificar patrones espaciales y contrastes intraurbanos significativos, más que en la representatividad estadística del área analizada (Duque et al., 2017), lo cual es consistente con la lógica de estudios de caso en contextos urbanos complejos.

Para ello, se diseñó una metodología en tres fases: identificación y extracción de variables urbanas perceptibles mediante imágenes satelitales; análisis de la autocorrelación espacial, y estimación de la relación entre las características urbanas y el IPM.

El análisis de percepción remota se realizó con imágenes del satélite Sentinel-2, descargadas desde la plataforma Landviewer EOS y exploración en Google Earth Pro. El procesamiento se efectuó en QGIS y GeoDa; los datos georreferenciados del IPM se obtuvieron del DANE y la estimación econométrica se realizó en STATA.

Identificación y Extracción de Variables Urbanas

Se seleccionaron tres indicadores urbanos extraídos de imágenes satelitales: NDVI, material de las vías, y la morfología de las manzanas. Su elección se sustenta en estudios previos que demuestran su capacidad para reflejar condiciones materiales del entorno urbano asociadas a niveles de pobreza (Duque et al., 2017; Jean et al., 2016).

La delimitación de la comuna 8 de Cúcuta se realizó a partir del mapa base por comunas del Plan de Ordenamiento Territorial (POT) 2019. Para la extracción de las variables, se generó una capa vectorial poligonal de la comuna y se superpuso una cuadrícula de 500x500mts, lo que permitió el trazado de los 1,345 polígonos correspondientes a las manzanas^[1] (ver Figura 1). Posteriormente, se creó una capa vectorial por manzana y se conmutó edición trazando su respectivo polígono.

[1] Se define como manzana al “área de terreno edificada o sin edificar, delimitada por vías de tránsito vehicular o peatonal de carácter público, así como por accidentes naturales o culturales, siempre y cuando estos elementos sean de carácter permanente y se identifiquen fácilmente en campo” (DANE 2020, p. 27).

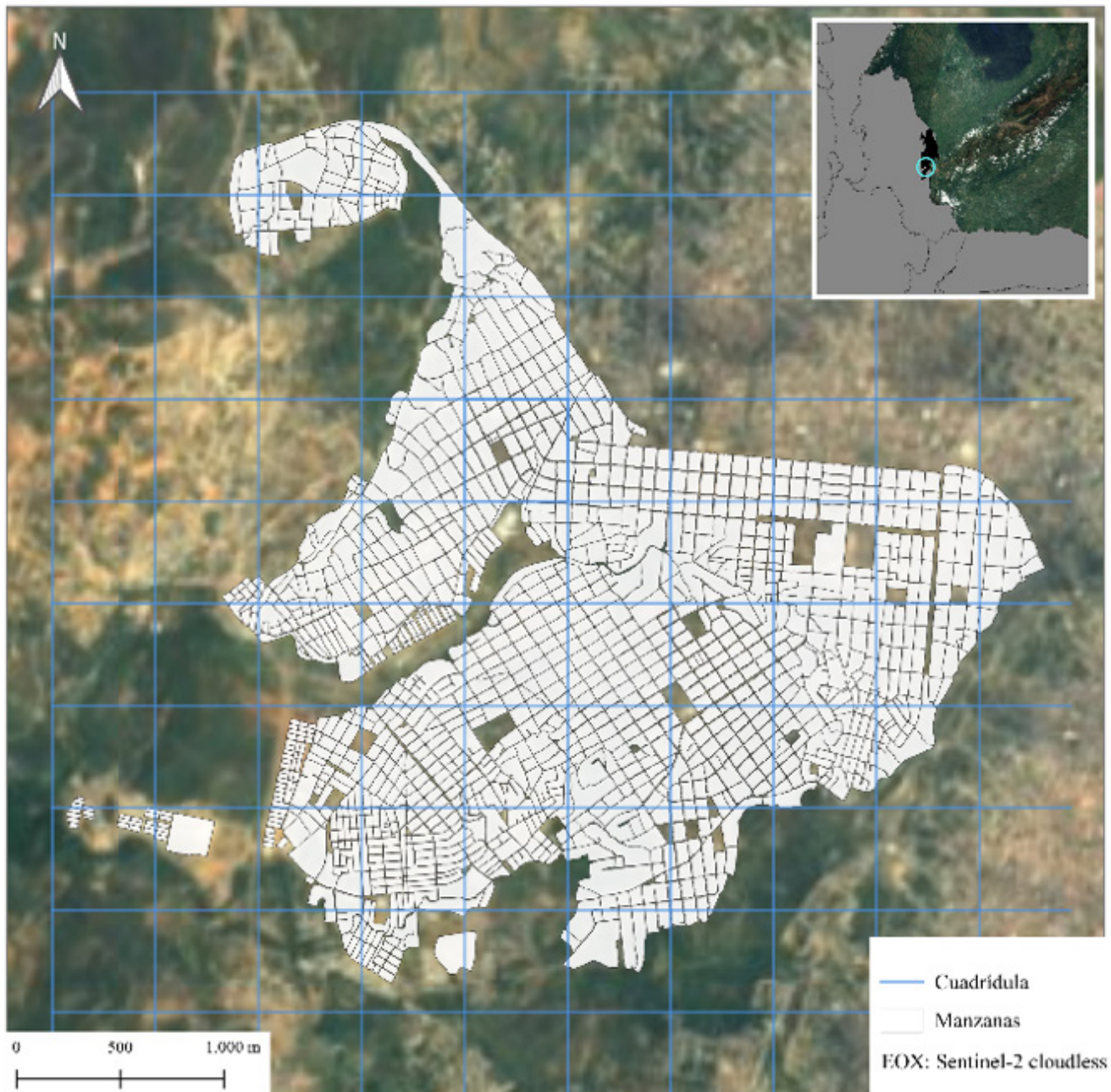


Figura 1. Mapa de localización de la comuna 8 de Cúcuta

Fuente: Elaboración propia con base en Sentinel-2 Cloudless, provista por EOX/Copernicus.

Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI).

El NDVI se empleó como proxy de la cobertura vegetal por manzana y, por extensión, del entorno ambiental y el acceso a espacios verdes. Es uno de los índices más empleados en el análisis espacial de vegetación por su

capacidad de evidenciar y monitorear con eficiencia las condiciones y dinámicas de la cobertura terrestre (Oliveras & López-Beltrán, 2019). Su aplicación es útil para el seguimiento de la vegetación en superficies heterogéneas, como es el caso del entorno urbano. El NDVI se calcula a partir de la combinación matemática (ver Ecuación 1) de dos bandas: luz infrarroja cercana (NIR) y luz roja visible (Red).

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)} \quad (1)$$

El valor oscila entre -1 y 1; los valores cercanos a 1 reflejan abundancia y buen estado de la cubierta vegetal y valores cercanos a 0 corresponden a suelos desnudos o cuerpos de agua. Una vez estimado el NDVI, se procesó mediante algoritmos SIG para obtener un valor promedio por manzana, a partir del recorte ráster por polígono, la agregación zonal de píxeles y la posterior vectorización. Este procedimiento permitió asignar un valor promedio de cobertura vegetal a cada manzana de la comuna 8.

Morfología Urbana.

La morfología urbana caracteriza cuantitativamente atributos del trazado urbano mediante una clasificación orientada a objetos, asociando características físicas con textura y forma geométrica. Para el análisis se calcularon dos indicadores: el material de las calles (si se encuentran pavimentadas o no) y la forma de las manzanas (si su forma es tradicional o no).

Para el estado de la malla vial se comprendió como la proporción de Calles Sin Pavimentar (CSP) sobre el Total de Calles (TC) por manzana (ver Ecuación 2), con valores entre 0 y 1, donde valores más altos indican mayor precariedad (de tierra o afirmadas).

$$MATERIAL\ CALLE = \frac{CSP}{TC} \quad (2)$$

La forma de las manzanas se definió como una variable cualitativa dicotómica: geometrías tradicionales (cuadradas o rectangulares) se codificaron como 0 y geometrías no tradicionales como 1. Estos valores se asignaron mediante capas vectoriales a cada manzana.

Análisis de autocorrelación espacial

Se empleó el Índice Global de Moran (IGM) para identificar patrones de aglomeración o dispersión espacial (Goodchild, 1986; Moreno & Vayá, 2002). Este índice permite determinar si la pobreza y sus indicadores urbanos presentan una distribución aleatoria o agrupada en el territorio.

El IGM se calculó según la especificación de la ecuación 3, donde, N , es el número de unidades geográficas (manzanas); W_{ij} es la matriz de distancia. El IGM toma valores entre -1 y 1, donde -1, indicando autocorrelación negativa perfecta, 0 sin autocorrelación (datos distribuidos alea-

toriamente) y 1 autocorrelación positiva perfecta (datos aglomerados).

$$I = \frac{N}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij}} * \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n W_{ij} (X_i - \bar{X})(X_j - \bar{X})}{\sum_{j=1}^n (X_j - \bar{X})^2} \quad (3)$$

Para su estimación, se integró en una única capa georeferenciada la información por manzana de las tres variables de estudio (NDVI, material de las calles y forma de las manzanas). Posteriormente se construyó una matriz de pesos espaciales de contigüidad reina de primer orden, con un umbral de 2,000 metros, (Moreno & Vayá, 2002). Finalmente, se genera el índice de Moran estimado y calculado frente al valor Z y P -valor con el fin de determinar la significancia estadística.

Estimación de la relación entre las características espaciales urbanas y el Índice de Pobreza Multidimensional (IPM)

Con base en los datos extraídos, se estimó un modelo de regresión lineal por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) para explicar la variabilidad del IPM a partir de las características urbanas. El IPM censal por manzana se utilizó como variable dependiente; y como variables independientes, se incluyeron el NDVI, material de las calles y forma de las manzanas.

$$IPM_i = \beta_0 + \beta_1(NDVI_i) + \beta_2(MCALLE_i) + \alpha_0(FMANZ_i) + u_i \quad (4)$$

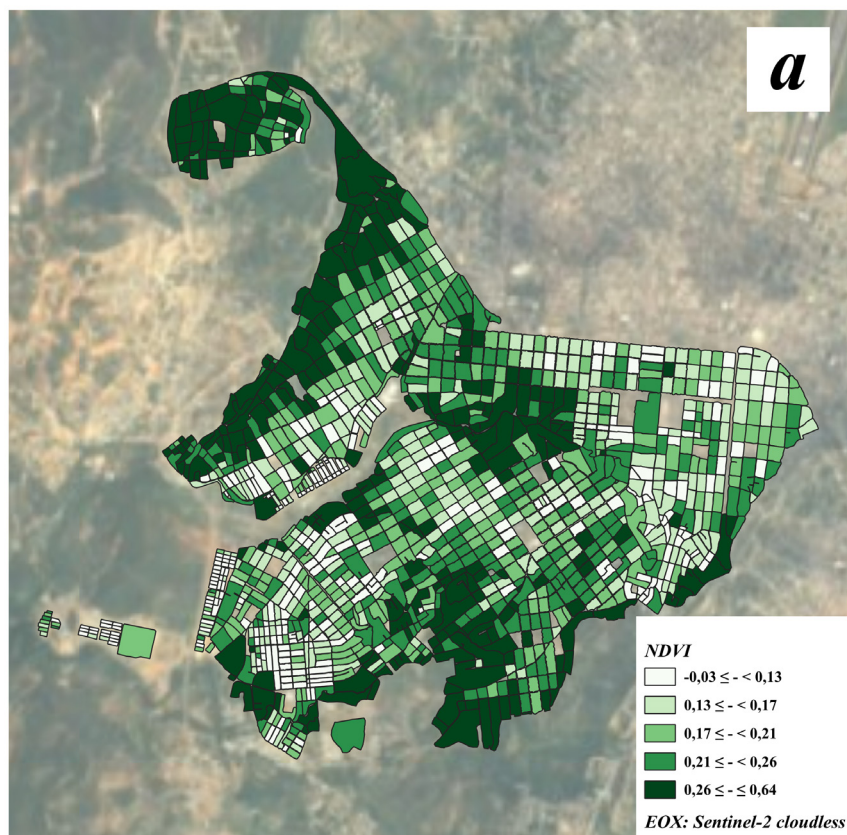
Donde, es el Índice de Pobreza Multidimensional, es el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, es el Material de la calle, es la forma de la manzana. Se verificaron los supuestos clásicos de MCO y se estimaron errores estándar robustos para controlar posibles problemas de heterocedasticidad.

Resultados

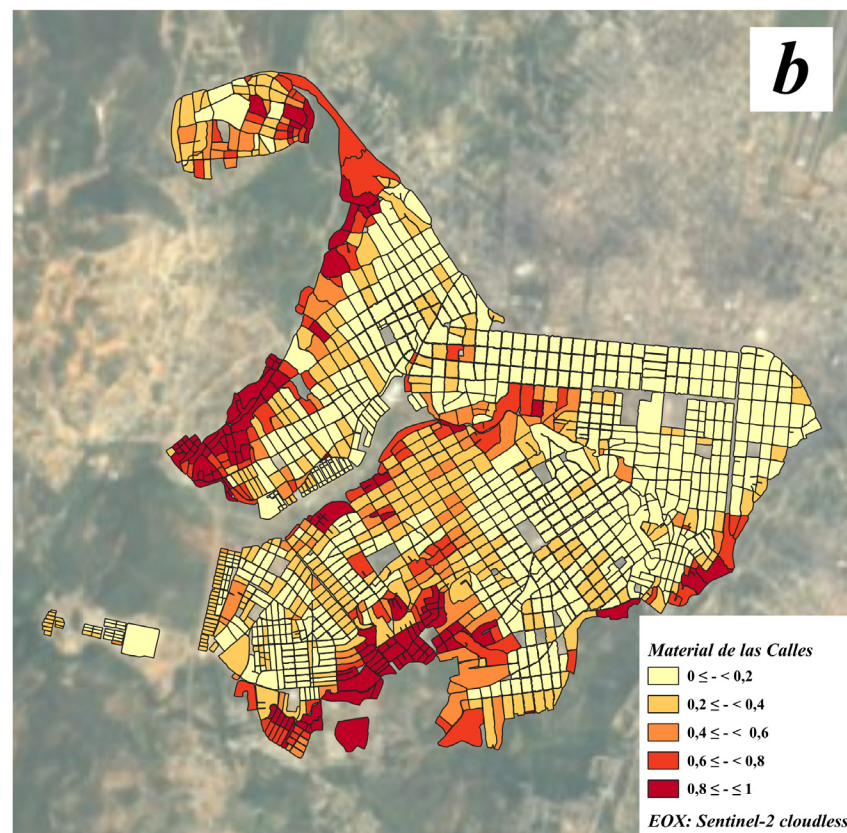
Identificación de las Características Urbanas Relacionadas con la Pobreza

El análisis de imágenes satelitales permitió reconocer atributos esenciales del entorno urbano como la cobertura vegetal, el material de las calles y la forma de las manzanas: estas variables permiten analizar la relación entre la configuración física del territorio y los patrones de pobreza en la comuna.

Con relación al NDVI, las mayores concentraciones de cobertura vegetal se ubican en la periferia y centro de la



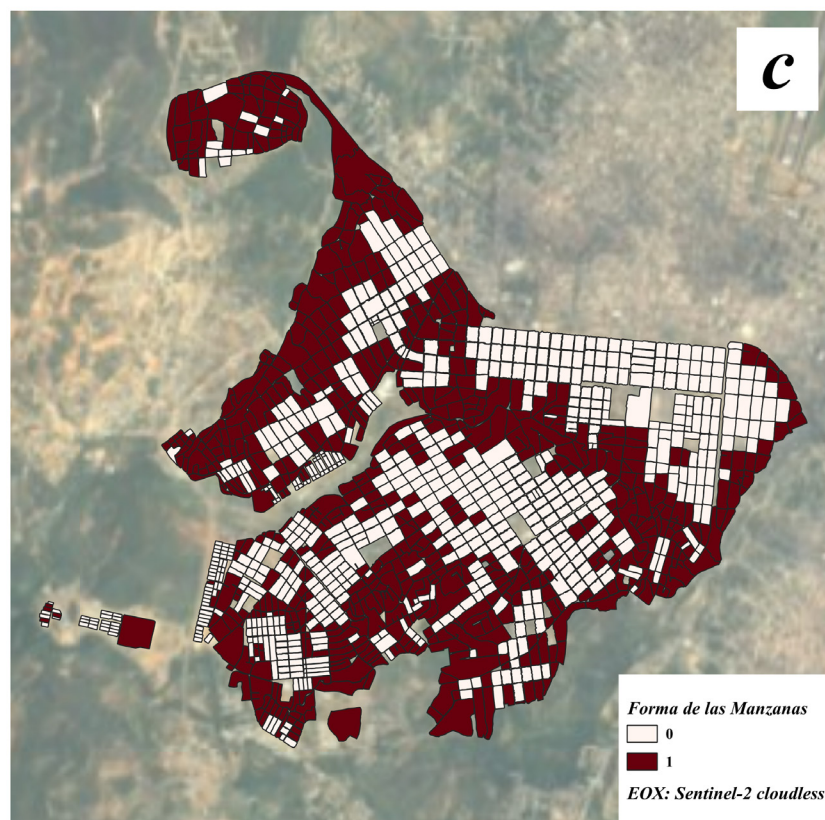
a) NDVI



b) Material de las calles

Figura 2. Mapa de georreferenciación de las características urbanas de la comuna 8 de Cúcuta

Fuente: Elaboración propia con base en Sentinel-2 Cloudless, provista por EOX/Copernicus.



c) Forma de las manzanas

comuna, con valores entre $-0,03$ y $0,64$. En la escala cromática utilizada, los tonos claros indican baja cobertura y los oscuros mayor presencia de vegetación (ver Figura 2.a). Este patrón es relevante porque dichas zonas coinciden con áreas de expansión periférica, donde habita el 10.1% de la población vinculada al crecimiento reciente de Cúcuta, según el diagnóstico del POT.

En cuanto al material de las calles, las mayores concentraciones de calles no pavimentadas se localizan en la periferia y centro de la comuna, con mayor presencia en el noroccidente y sur (ver Figura 2.b). Este patrón es consistente con el diagnóstico del POT, según el cual solo el 52.5% de las vías de las comunas 6, 7 y 8 se encontraban pavimentadas al momento del estudio.

Respecto a la forma de las manzanas, se identificaron 653 manzanas no tradicionales, equivalentes al 48.5% del total, concentradas principalmente en los márgenes de la comuna (ver Figura 2.c). Esta distribución es congruente con patrones de crecimiento urbano no planificado, en un contexto de baja ejecución de los instrumentos de ordenamiento territorial, según el POT vigente.

Esta situación se inscribe en un patrón histórico de expansión periférica predominantemente horizontal hacia el norte y occidente de Cúcuta, documentado en el diagnóstico del POT. En este contexto, la forma irregular de

las manzanas se asocia con un menor grado de planificación urbana y, de manera hipotética, con mayores niveles de pobreza.

Medición del Nivel de Concentración Espacial de las Características Urbanas Relacionadas con la Pobreza

A partir de la matriz de pesos espaciales, se identificó que 1,341 manzanas contaban con al menos un vecino. En promedio, cada manzana presentó 4.19 vecinos (mediana: 4; máximo: 14). Con base en esta estructura espacial, se estimaron los índices globales de Moran para cada variable, evidenciando patrones de aglomeración espacial.

En el caso del NDVI, el índice de Moran obtenido fue de 0.561, estadísticamente significativo al 99% (p-valor 0, $Z = 29,11$), lo que indica una autocorrelación espacial positiva, en donde las manzanas con altos niveles de vegetación tienden a agruparse entre sí (ver Figura 3.a). Estas concentraciones se localizan principalmente en la periferia de la comuna, coincidiendo con los hallazgos iniciales del NDVI.

Las áreas con mayor concentración de vegetación se ubican hacia el noroccidente, centro y sur de la comuna, coincidiendo con zonas clasificadas en el POT como áreas

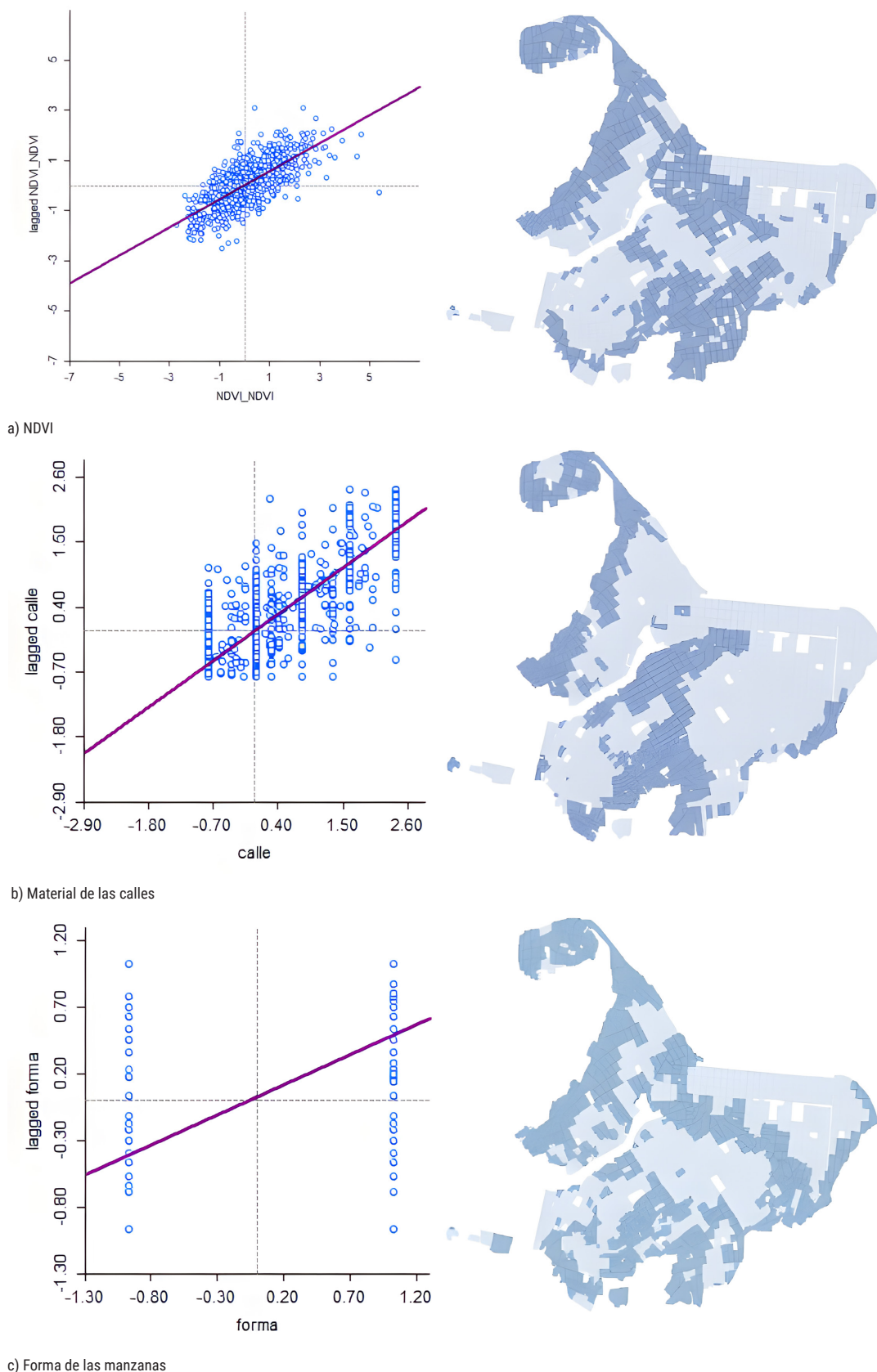


Figura 3. Diagramas de dispersión de Moran por variable de estudio de la comuna 8 de Cúcuta

Fuente: Elaboración propia.

Variable	Coefficiente	Error estándar robusto	Valor t	Valor p	Intervalo de confianza (95%)
Forma de manzanas	4.82005	1.06543	4.52	0.000	[2.73 ; 6.91]
Material de calles	27.10985	2.12738	12.74	0.000	[22.53 ; 31.28]
NDVI	1.19244	8.07982	0.15	0.883	[-14.66 ; 17.04]
Constante	24.98622	1.42638	17.52	0.000	[22.19 ; 27.78]

Tabla 1. Resultados del modelo econométrico con errores robustos

Nota: Los estadísticos del modelo son: N.observaciones 1.345 | R^2 0.2276 | $F(3, 1341)$ 98.50 | $\text{Prob}>F$ 0.0000 | Root MSE 18.07.

Fuente: Elaboración propia.

de riesgo o amenaza por fenómenos de remoción en masa (FMR), especialmente en sectores periféricos colindantes con suelos de expansión. La concentración de altos valores de NDVI en zonas de riesgo coincide con sectores caracterizados por ocupación informal, como San Jerónimo, El Progreso y Sábana Verde, lo que refuerza la lectura del verdor urbano como indicador de vulnerabilidad más que de amenidad.

Este patrón sugiere una relación positiva entre la cobertura vegetal y las condiciones de pobreza, ya que las áreas con mayores valores de NDVI corresponden a sectores más vulnerables y menos consolidados urbanísticamente. En este contexto, los altos valores de NDVI no reflejan un entorno ambiental favorable, sino que funcionan como un indicador indirecto de vacíos urbanos o áreas no consolidadas asociadas a precariedad (Wolch et al., 2014). Esta cobertura corresponde, en muchos casos, a vegetación espontánea, ‘maleza’, percibida como signo de abandono y falta de gestión municipal, y vinculada al deterioro urbano y la pobreza (de la Fuente de Val, 2023).

El material de las calles presentó la mayor autocorrelación espacial, con un índice de Moran de 0.720 (p-valor = 0; $Z = 36.73$), evidenciando una marcada concentración de calles sin pavimentar, particularmente en los extremos de la comuna. Se identificaron 455 manzanas en el primer cuadrante del diagrama de Moran, confirmando un patrón de alta aglomeración de infraestructura vial precaria (ver Figura 3.b).

Las zonas sin pavimentar se concentran en áreas que el POT clasifica como de riesgo ambiental, por FMR en el noroccidente y por inundación en el sur, especialmente en sectores como El Progreso y Sábana Verde, ubicados en la denominada “Terraza de Atalaya”. Estos barrios, que representan el 0.26% de las áreas de riesgo de la Ciudad, combinan alta densidad poblacional y procesos de ocupación informal, lo que incrementa significativamente la vulnerabilidad territorial, según el diagnóstico del POT.

La forma de las manzanas presentó una autocorrelación espacial positiva, con un IGM de 0.450 (p-valor = 0; $Z = 23.23$), de menor magnitud comparado con las anterio-

res variables. Las manzanas con geometrías irregulares tienden a agruparse, especialmente en zonas periféricas y hacia el centro de la comuna; cerca del 42% se ubicó en el primer cuadrante del diagrama de Moran, confirmando un patrón espacial definido (ver Figura 3.c).

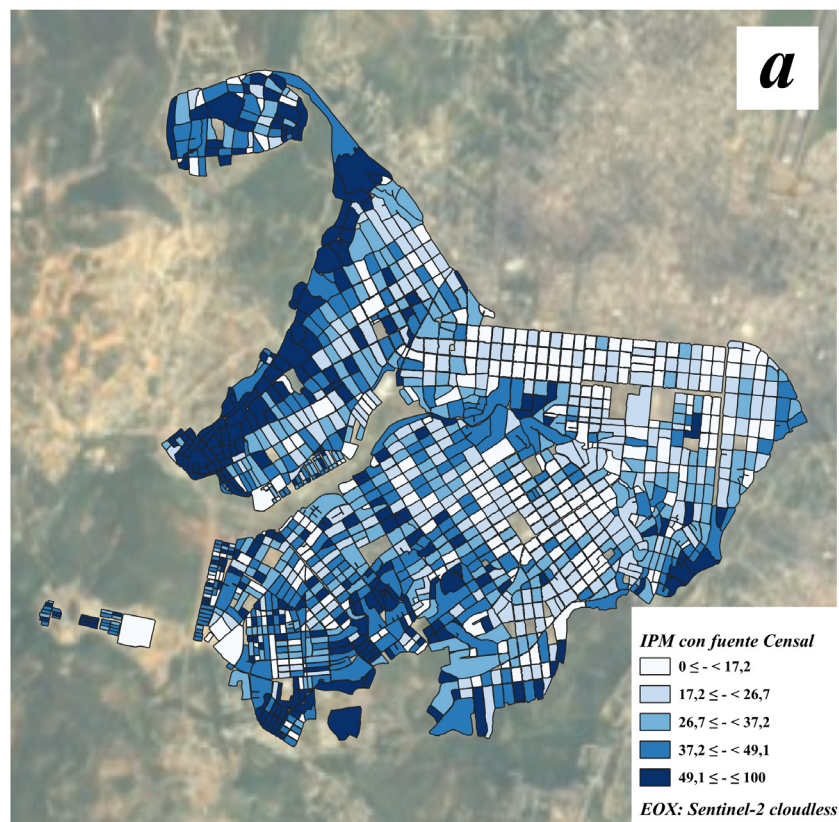
Este patrón se asocia con procesos de crecimiento periférico no planificado, caracterizados por baja densidad de proyectos inmobiliarios formales y una edificabilidad discontinua, propios de asentamientos informales documentados en el POT. Esta configuración se refleja en la dotación de espacio público, que alcanza 3.7 m² por habitante en la comuna 8, con una distribución concentrada en sectores más formales del norte, frente a un promedio municipal de 2.8 m².

Estimación del Grado de Relación entre las Características Urbanas y la Pobreza

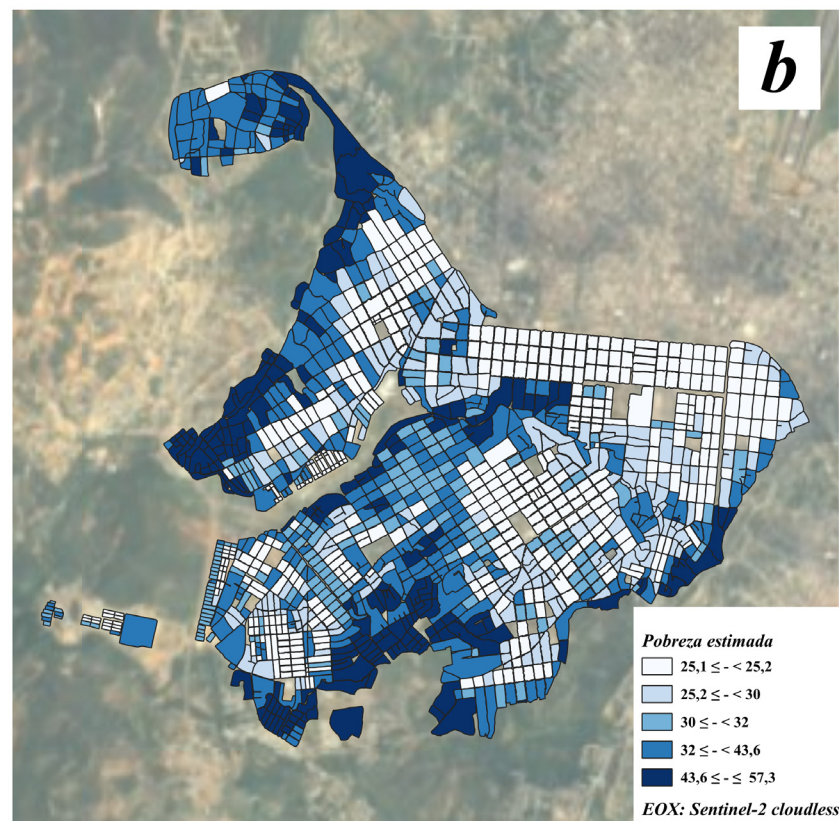
El modelo estimado presenta significancia estadística conjunta y una bondad de ajuste del 22.76%, indicando que las variables explicativas capturan cerca de una cuarta parte del comportamiento promedio del IPM.

A nivel individual, el NDVI mostró un coeficiente positivo; sin embargo, no es estadísticamente significativo, por lo que su efecto sobre el IPM no es concluyente. En contraste, el material de las calles presentó un coeficiente altamente significativo, lo que implica que un aumento unitario en la proporción de vías sin pavimentar se asocia con un incremento promedio de 27.10 puntos porcentuales en el IPM. Asimismo, la forma de las manzanas resultó significativa, indicando que las manzanas no tradicionales registran, en promedio, niveles de pobreza 4.82 puntos porcentuales superiores a las tradicionales.

Los resultados expuestos, validan empíricamente la hipótesis general del estudio, esto es, que ciertas características físicas del entorno urbano, observables mediante imágenes satelitales, están asociadas con niveles más altos de pobreza. Al contrastar los valores estimados de la pobreza y las cifras del IPM a nivel de manzana censal (ver Figura 4), se encuentra que, aunque la pobreza es-



a) IPM con fuente censal



b) pobreza estimada.

Figura 4. Mapa de georreferenciación del IPM con fuente censal y la pobreza estimada de las manzanas de la comuna 8 de Cúcuta

Fuente: Elaboración propia con base en Sentinel-2 Cloudless, provista por EOX/Copernicus.

timada osciló en un rango más estrecho (25.2% a 57.3%) frente al IPM real (0% a 100%), existe una coherencia espacial entre ambas distribuciones. Las zonas con mayores niveles de pobreza según el IPM tienden a coincidir con las predicciones del modelo, reforzando la utilidad de las variables urbanas seleccionadas como proxies de pobreza multidimensional.

El análisis de la distribución de la pobreza estimada permitió identificar una concentración de niveles elevados hacia el occidente, parte del sur, oriente y centro de la comuna, lo cual resulta coherente con los hallazgos reportados en el diagnóstico del POT. Particularmente, el diagnóstico advierte sobre problemas estructurales como la baja edificabilidad, el predominio de un crecimiento horizontal desorganizado y el consecuente desajuste entre la oferta y la demanda de servicios públicos.

Esta precariedad en el acceso a servicios se manifiesta de forma puntual en varias dimensiones. En salud, por ejemplo, mientras que el promedio urbano es de un centro por cada 10,162 habitantes, en la comuna 8 esta relación se amplía a un centro por cada 14,017 personas, superando así el umbral recomendado de este equipamiento; sumado a que los residentes de la comuna deben recorrer, en promedio, 494 metros para acceder a estos servicios, frente a los 430 metros que recorre, en promedio, el resto de la Ciudad.

En cuanto al acceso a la educación, la comuna 8 registra un promedio de 1,682 personas por cada equipamiento educativo, en contraste con las 1,250 personas por equipamiento del promedio municipal. Aunque ambas cifras se encuentran dentro del estándar establecido de este equipamiento, se identifican brechas importantes en el acceso a otros servicios. En el ámbito cultural, la comuna 8 concentra 42,052 habitantes por cada equipamiento, lo que representa más de cuatro veces el estándar recomendado de este equipamiento. Esta alta presión sobre la infraestructura cultural se ve agravada por una distribución territorial inequitativa, dado que la totalidad de estos espacios se ubican en el norte de la comuna, donde los niveles de pobreza son más bajos.

De igual manera, el acceso a asistencia social presenta patrones de inequidad en acceso, dado que los residentes de la comuna deben recorrer, en promedio, 970 metros para alcanzar uno de estos centros, una distancia superior a la media urbana. De manera agregada, el diagnóstico del POT concluye que, pese a ser una de las comunas más pobladas de la Ciudad, la comuna 8 presenta una relación habitantes-equipamientos marcadamente inequitativa, situación que se agudiza si se compara con las comunas 1 y 2, las cuales, a pesar de tener menor población, disponen de más de 80 equipamientos cada una, mientras que las comunas 7 y 8 apenas superan los 60.

Estos elementos refuerzan los hallazgos de esta investigación, mostrando que las condiciones materiales del entorno urbano, como el desarrollo inmobiliario informal, la disminución progresiva de la edificabilidad y la concentración de asentamientos en zonas de alta vulnerabilidad ambiental, confluyen en territorios donde más del 92% del suelo está destinado al uso residencial, evidenciando una alta ocupación predial por manzana. Adicionalmente, en términos de tratamiento de los suelos, se evidencia que el 47% del área de la comuna se encuentra en proceso de desarrollo, el 43% en mejoramiento integral y solo el 6% en consolidación, lo que refuerza la condición general de precariedad y discontinuidad urbana, dificultando aún más la garantía de derechos básicos como el acceso equitativo a los servicios, la movilidad y el espacio público de calidad.

Finalmente, el análisis econométrico evidencia que el material de las calles y la forma de las manzanas se consolidan como predictores sólidos de la pobreza estimada. Estos resultados destacan el potencial analítico de los datos satelitales y geoespaciales para identificar indirectamente áreas urbanas en condiciones de pobreza, lo que resulta fundamental para el diseño de políticas públicas más focalizadas, pertinentes y sustentadas en evidencia empírica.

Discusión y Conclusiones

Los resultados obtenidos en la comuna 8 de San José de Cúcuta corroboran la premisa de que la pobreza multidimensional es visible desde el espacio y deja una huella legible en el territorio. Los hallazgos se alinean con las investigaciones seminales de Jean et al. (2016) y Duque et al. (2017), confirmando que los patrones físicos extraídos satelitalmente actúan como proxies robustas de las condiciones socioeconómicas.

Asimismo, el análisis de la geometría urbana muestra una alta correlación entre la irregularidad de las manzanas y el IPM, lo que evidencia una 'morfología de la precariedad'. Este patrón coincide con lo planteado por Mahabir et al. (2018), quienes argumentan que los asentamientos informales son constructos físicos donde la exclusión se materializa en la ruptura del tejido urbano formal. En Cúcuta, esta dinámica de crecimiento orgánico y heterogéneo refleja lo observado por Kaibarta et al. (2024) en otros contextos del Sur Global: la pobreza produce patrones densos y caóticos que evolucionan más rápido que la cartografía oficial, revelando las limitaciones de los censos tradicionales señaladas por el DANE (2020) y Babenko et al. (2017).

Respecto a la materialidad, la asociación significativa entre la precariedad vial y los altos índices de pobreza (Índice de Moran = 0.720) es una manifestación de la desigualdad urbana estructural, donde la infraestructura deficiente se agrupa territorialmente y refleja condiciones persistentes de exclusión social (Duque et al., 2017; Heitmann & Buri, 2019; Steele et al., 2017). Esto es consistente con los hallazgos de Sapena et al. (2021) y Sturtevant et al. (2025), quienes demostraron que las métricas espaciales y la distribución de la morfología edificada explican una variabilidad significativa en la calidad de vida urbana. No obstante, la discusión más crítica y necesaria para problematizar los hallazgos surge al analizar la variable ambiental (NDVI), la cual también mostró una fuerte agrupación espacial (Índice de Moran = 0.561) en las zonas más vulnerables.

Aunque la literatura sobre justicia ambiental asocia teóricamente el verdor urbano con bienestar y equidad en salud pública (Wolch et al., 2014; Luo et al., 2025), los resultados en la comuna 8 presentan una paradoja aparente: altos valores de vegetación en zonas de alto IPM. Este hallazgo exige una lectura contextualizada latinoamericana, ya que las zonas verdes pueden tener significados opuestos según el contexto, indicando en ocasiones vacíos urbanos no consolidados. En la región, este fenómeno se explica por factores culturales y de gestión; como detalla de la Fuente de Val (2023), la 'naturaleza no gestionada' o espontánea es frecuentemente percibida como un signo de abandono institucional e inseguridad, diferenciándose drásticamente de los espacios verdes formales que elevan la plusvalía; por tanto, la pobreza en este contexto no se caracteriza por la ausencia de verde, sino por la falta de calidad y funcionalidad del mismo, lo cual constituye una forma distinta de injusticia espacial.

En ese sentido, la aplicación de estas técnicas no está exenta de desafíos; como advierten Steele et al. (2017) y Tingzon et al. (2019), la generalización de modelos predictivos en entornos urbanos densos y heterogéneos presenta limitaciones, lo que subraya la necesidad de calibraciones locales específicas como la realizada en este estudio. En consecuencia, más allá de los valores estadísticos este estudio permite concluir que la integración de imágenes satelitales y estadística espacial no solo identifica dónde está la pobreza, sino que revela cómo se agrupa la desigualdad, lo que ofrece ventajas cruciales frente a los métodos convencionales, especialmente cuando se requiere monitoreo constante o cuando existen barreras logísticas para realizar encuestas en terreno Blumenstock et al. (2015). Se valida una metodología que posibilita la transición de una focalización de recursos basada en promedios administrativos a una 'acupuntura urbana' basada en la evidencia morfológica, no se trata de reemplazar las mediciones tradicionales, sino de complementarlas

con herramientas accesibles, actualizables y escalables. En ciudades como Cúcuta (particularmente en comunas como la 8), donde la pobreza alcanza niveles críticos, estas metodologías pueden contribuir a una planificación más precisa, equitativa y territorialmente informada.

Es de resaltar que la metodología se centra en atributos físicos del entorno urbano que pueden observarse directamente a partir de imágenes satelitales; por lo cual, elementos como la cobertura de servicios básicos, pese a que contribuyen a la comprensión de la pobreza multidimensional, tienen un comportamiento que responde a redes e infraestructuras no visibles desde la teledetección, lo que limita su incorporación al alcance metodológico adoptado.

Asimismo, el estudio se desarrolla bajo un diseño de estudio de caso aplicado a una zona con condiciones muy específicas, una periferia urbana, marcada por alta incidencia de privaciones multidimensionales y una presencia extendida de asentamientos informales; estas particularidades configuran un entorno morfológico, socioeconómico y ambiental que no es replicable en contextos urbanos consolidados o con dinámicas de planificación distintas. Por ello, más que generalizar hallazgos, se sugiere que la metodología podría ser replicable a territorios que compartan características estructurales similares, donde la informalidad, la vulnerabilidad y la expansión periférica condicionen de manera comparable la forma urbana y sus expresiones de pobreza.

Finalmente, se plantea que las intervenciones de política pública no deben limitarse a la titulación de predios, sino que deben priorizar la ruptura de estos clústeres de precariedad mediante la consolidación de la infraestructura vial y la transformación de la vegetación espontánea en redes de infraestructura verde funcional, capaces de mitigar el estrés térmico y promover la justicia ambiental, tal como sugieren Wei y Pan (2025). Así, el cruce entre tecnologías geoespaciales, análisis estadístico y lectura territorial abre un campo fértil para innovar en la comprensión y gestión de la pobreza en las ciudades.

Referencias

- ALCALDÍA DE SAN JOSÉ DE CÚCUTA. (2018). *Socialización de la etapa de diagnóstico: comunas 6, 7 y 8*. [Presentación]. https://cucutanortedesantander.micolombiadigital.gov.co/sites/cucutanortedesantander/content/files/000083/4144_presentacion-socializacion-diagnostico_comunas-6_7_8_enero-22--de-2018.pdf
- ALCALDÍA DE SAN JOSÉ DE CÚCUTA. (2019). *Revisión ordinaria del Plan de Ordenamiento Territorial. Comunas*. [Mapa]. https://cucuta.gov.co/wp-content/uploads/2022/02/35515_3-comunas.pdf
- BABENKO, B., HERSH, J., NEWHOUSE, D., RAMAKRISHNAN, A., & SWARTZ, T. (2017). Poverty mapping using convolutional neural networks trained on high and medium resolution satellite images, with an application in Mexico. *arXiv preprint arXiv:1711.06323*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.06323>
- BLUMENSTOCK, J., CADAMURO, G., & ON, R. (2015). Predicting poverty and wealth from mobile phone metadata. *Science*, 350(6264), 1073–1076. <https://doi.org/10.1126/science.aac4420>
- DEPARTAMENTO ADMINISTRATIVO NACIONAL DE ESTADÍSTICA (2020). *Predicción del IPM con imágenes satelitales*. <https://www.dane.gov.co/files/investigaciones/experimentales/ipm/Presentacion-IPM-imagenes-satelitales.pdf>
- DE LA FUENTE DE VAL, G. (2023). The effect of spontaneous wild vegetation on landscape preferences in urban green spaces. *Urban Forestry & Urban Greening*, 81, 127863. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2023.127863>
- DUQUE, J., PATIÑO, J., & BETANCOURT, A. (2017). Exploring the potential of machine learning for automatic slum identification from VHR imagery. *Remote Sensing*, 9(9), 895. <https://doi.org/10.3390/rs9090895>
- GOODCHILD, M. (1986). *Spatial autocorrelation*. (CATMOG No. 47). Geo Books.
- HEITMANN, S., & BURI, S. (2019). *Poverty estimation with satellite imagery at neighborhood levels: Results and lessons for financial inclusion from Ghana and Uganda*. World Bank Group. <https://www.ifc.org/content/dam/ifc/doc/mgrt/ifc-2019-poverty-estimation-with-satellite-imagery-at-neighborhood-levels.pdf>
- JEAN, N., BURKE, M., XIE, M., DAVIS, W., LOBDELL, D., & ERMON, S. (2016). Combining satellite imagery and machine learning to predict poverty. *Science*, 353(6301), 790–794. <https://doi.org/10.1126/science.aaf7894>
- KAIBARTA, S., ALAM, E., AL HATTAWI, K. S., MANDAL, S., MANDAL, P., BHATTACHARYA, S., & PAUL, S. (2024). Analyzing morphologic dynamics in poor urban areas through earth observation: The case of Purulia, West Bengal, India. *Social Sciences & Humanities Open*, 10, 101123. <https://doi.org/10.1016/j.ssaho.2024.101123>
- LUO, F., ZHANG, Y., KONG, Z., & DAI, Y. (2025). Which green is more equitable? A multi-indicator urban green space assessment across vulnerable population groups from an environmental justice perspective. *Ecological Indicators*, 178, 113948. <https://doi.org/10.1016/j.ecolind.2025.113948>
- MAHABIR, R., CROITORU, A., CROOKS, A. T., AGOURIS, P., & STEFANIDIS, A. (2018). A critical review of high and very high-resolution remote sensing approaches for detecting and mapping slums: Trends, challenges and emerging opportunities. *Urban Science*, 2(1), 8. <https://doi.org/10.3390/urbansci2010008>
- MORENO, R., & VAYÁ, E. (2002). Econometría espacial: Nuevas técnicas para el análisis regional. Una aplicación a las regiones europeas. *Investigaciones Regionales*, 1(1), 83–106. https://www.aecr.org/old/images/ImatgesArticles/2007/04-Moreno.pdf?_ga=2.106347329.371640028.1769044457-755011050.1769044457
- NUSSBAUM, M. (2012). *Las mujeres y el desarrollo humano: El enfoque de las capacidades*. (R. Heraldo Bernet, Trad.). Herder.
- OLIVARES, B. O., Y LÓPEZ-BELTRÁN, M. A. (2019). Índice de vegetación de diferencia normalizada aplicado al territorio indígena agrícola de Kashaama, Venezuela. *Cuadernos de Investigación UNED*, 11(2), 112–121. <https://doi.org/10.22458/urj.v11i2.2299>
- SAPENA, M., WURM, M., TAUBENBÖCK, H., TUIA, D., & RUIZ, L. A. (2020). Estimating quality of life dimensions from urban spatial pattern metrics. *Computers, Environment and Urban Systems*, 84, 101549. <https://doi.org/10.1016/j.compenvurbsys.2020.101549>
- SPICKER, P. (2009). Definiciones de pobreza: Doce grupos de significados. En P. Spicker, S. Álvarez & D. Gordon (Eds.), *Pobreza: Un glosario internacional* (pp. 291–306). CLACSO. <https://biblioteca.clacso.edu.ar/clacso/clacso-crop/20140228023858/06spicker.pdf>
- STEELE, J., SUNDSØY, P., PEZZULO, C., ALEGANA, V., BIRD, T., BLUMENSTOCK, J., BJELLAND, J., ENGØ-MONSEN, K., MONTJOYE, Y. D., IQBAL, A. M., HADIUZZAMAN, K. N., LU, X., WETTER, E., TATEM, A., & BENGTSOON, L. (2017). Mapping poverty using mobile phone and satellite data. *Journal of the Royal Society Interface*, 14(127), 20160690. <https://doi.org/10.1098/rsif.2016.0690>
- STURTEVANT, J., MCMANAMAY, R. A., ALLEN-DUMAS, M. R., & NEW, J. R. (2025). Urban morphology from a landscape perspective: How building morphology distribution land models (BMDLM) emulate pattern and process. *Human Settlements and Sustainability*, 1, 214–226. <https://doi.org/10.1016/j.hssust.2025.08.004>
- TINGZON, S., ORDEN, A., SY, S., SEKARA, V., WEBER, I., FATEHKIA, M., GARCIA, M., & KIM, D. (2019). Mapping poverty in the Philippines using machine learning, satellite imagery, and crowd-sourced geospatial information. *ISPRS - International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, XLII(4/W19), 425–431. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-4-W19-425-2019>
- WEI, S., HE, Z., ZHAI, W., ZHAO, C., & LI, Y. (2025). How does vegetation influence surface temperature across various road types and urban morphology types? *Building and Environment*, 270, 112511. <https://doi.org/10.1016/j.buildenv.2024.112511>
- WOLCH, J. R., BYRNE, J., & NEWELL, J. 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. <https://doi.org/10.1016/j.landurbplan.2014.01.017>
- XIE, M., JEAN, N., BURKE, M., LOBELL, D., & ERMON, S. (2016). Transfer learning from deep features for remote sensing and poverty mapping. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 30(1). <https://doi.org/10.1609/aaai.v30i1.9906>
- ZANG, J., ZHANG, T., CHEN, L., LI, L., LIU, W., YUAN, L., ZHANG, Y., LIU, R., WANG, Z., YU, Z., & WANG, J. (2021). Optimization of modelling population density estimation based on impervious surfaces. *Land*, 10(8), 791. <https://doi.org/10.3390/land10080791>