



Este apartado forma parte del libro:

Por unas ciudades más humanas XXV Congreso Nacional ANPUD 2025

***Rodrigo Franco Muñoz
(Coordinador)***



editorial.uaa.mx



libros.uaa.mx



revistas.uaa.mx



libreriavirtual.uaa.mx

Número de edición: Primera edición electrónica

Editorial(es):

- Universidad Autónoma de Aguascalientes

País: México

Año: 2026

Páginas: 276 pp.

Formato: PDF

ISBN: 978-968-9752-12-7

DOI:

<https://doi.org/10.33064/UAA/978-968-9752-12-7>

Licencia CC:



Disponible en:

<https://libros.uaa.mx/uaa/catalog/book/377>

ISLAS DE CALOR URBANO EN CIUDADES INTERMEDIAS VALLECAUCANAS DE COLOMBIA: CONTRIBUCIÓN HACIA OBJETIVOS

Luis Euseppe Ortiz Sáenz
Kimmel Chamat Garcés
Christian Camilo García Altamirano

RESUMEN

El cumplimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) en contextos urbanos requiere comprensión de los fenómenos que afectan la habitabilidad y sostenibilidad urbana. Las Islas de Calor Urbano (ICU) representan una amenaza creciente para el ODS 11 (ciudades y comunidades sostenibles) y el ODS 13 (acción por el clima), especialmente en países en desarrollo como Colombia. Este estudio analiza los factores físicos y sociodemográficos que inciden en la variación de la temperatura superficial terrestre (LST) y en el desarrollo de ICU en 18 cabeceras urbanas del Valle del Cauca, Colombia. Se emplearon imágenes satelitales para calcular LST y el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), integradas con seis variables priorizadas del censo de población y vivienda 2018, espacializadas a nivel de manzana. El análisis exploratorio incluyó correlaciones, análisis de componentes principales (PCA) y modelamiento predictivo con seis algoritmos de regresión. Los resultados indican una relación inversa significativa entre NDVI y LST, así como una influencia positiva de la densidad edificatoria, uso mixto del suelo y estratos socioeconómicos bajos sobre la LST. Se concluye que las condiciones biofísicas urbanas, en conjunto con la desigualdad socioeconómica, configura patrones de inequidad térmica que requieren ser abordados mediante estrategias basadas en infraestructura verde y justicia climática. La metodología aplicada demuestra el potencial del uso conjunto de sensores remotos, datos censales y aprendizaje automático para el monitoreo de los ODS a escala local.

Palabras clave: Islas de Calor Urbano (ICU), Temperatura Superficial Terrestre (LST), Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), Desigualdad socioespacial, Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS).

Urban heat islands in intermediate cities of Valle del Cauca, Colombia: contribution towards objectives

Abstract

Achieving the Sustainable Development Goals (SDGs) in urban settings requires a comprehensive understanding of the phenomena affecting habitability and urban sustainability. Urban Heat Islands (UHI) pose an increasing threat to SDG 11 (sustainable cities and communities) and SDG 13 (climate action), particularly in developing countries such as Colombia. This study examines the physical and sociodemographic factors influencing the variation in land surface temperature (LST) and the development of UHI in 18 municipal capitals of Valle del Cauca, Colombia. Satellite imagery was used to calculate LST and the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), integrated with six prioritized variables from the 2018 national population and housing census, spatialized at the urban block level. The exploratory analysis included correlation matrices, principal component analysis (PCA) and predictive modeling using six regression algorithms. The results reveal a significant inverse relationship between NDVI and LST, as well as a positive influence of built density, mixed land use and low socioeconomic strata on elevated surface temperatures. The findings suggest that urban biophysical conditions, combined with socioeconomic disparities, generate thermal inequity patterns that must be addressed through green infrastructure strategies and climate justice approaches. The methodology demonstrates the potential of integrating remote sensing, census data and machine learning techniques for local-scale SDG monitoring.

Key words: Urban Heat Islands (UHI), Land Surface Temperature (LST), Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Socio-spatial Inequality, Sustainable Development Goals (SDGs).

INTRODUCCIÓN

A partir de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), la Agenda 2030 plantea el desafío de construir ciudades inclusivas, resilientes y sostenibles (ODS 11), además de adoptar medidas urgentes frente al cambio climático (ODS 13) (United Nations, 2023). En este marco, el estudio de las Islas de Calor Urbano (ICU) adquiere relevancia en América Latina, donde la urbanización acelerada se combina con vulnerabilidades socioeconómicas (Rosenzweig *et al.*, 2018). Comprender cómo se forman y cuáles son sus principales determinantes resulta fundamental para orientar intervenciones efectivas.

Las ICU se originan por diferencias en la temperatura superficial terrestre (LST) entre áreas urbanas y rurales, asociado a materiales de bajo

albedo, reducción de cobertura vegetal y condiciones climáticas locales (Jiang *et al.*, 2024; Gálvez, 2014). Estas alteraciones aumentan el consumo energético y la contaminación atmosférica y térmica, además, afectan la calidad de vida, infiriendo también con el ODS 3 (salud y bienestar) y el ODS 6 (agua limpia y saneamiento) (Soto-Estrada, 2019; Santamouris, 2020).

En Colombia, cerca del 75% de la población habita en ciudades, proporción que podría superar el 85% en 2050 (Departamento Nacional de Planeación [DNP], 2014; [DNP], 2017). Esta tendencia plantea retos para la planificación urbana y monitoreo ambiental, agravados por la desactualización de datos censales debido a factores logísticos y coyunturales como la pandemia (Maldonado, s. f.; Stacey, 2025). En este contexto, las imágenes satelitales Landsat y Sentinel se consolidan como una herramienta de bajo costo para medir la temperatura superficial terrestre (LST) y el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI), apoyando el seguimiento local de los ODS (Cuesta, 2020; Paganini *et al.*, 2018).

Por lo tanto, el presente estudio analiza la relación entre variables físicas, como el NDVI, y sociodemográficas, considerando el censo en Colombia del 2018, (Dirección de Censos y Demografía [DCD] y Departamento Administrativo Nacional de Estadística [DANE], 2023) en la variación de la LST y la formación de ICU en 18 cabeceras urbanas del Valle del Cauca; con el propósito de aportar evidencia científica que oriente políticas de desarrollo urbano sostenible y justicia climática, contribuyendo al cumplimiento de los ODS 11, 13, 3 y 10 (Klopp y Petretta, 2017).

METODOLOGÍA

Localización

El análisis se desarrolló al interior de 18 cabeceras urbanas distribuidas de norte a sur a lo largo del departamento Valle del Cauca, Colombia (Figura 1). Los municipios fueron priorizados según los índices de calidad ambiental urbana (Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible [MinAmbiente], 2013) evaluados por la Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca (CVC), en el ejercicio de sus competencias como autoridad ambiental regional del departamento. Esta priorización se alinea con la meta 11.6 del ODS 11 que busca reducir el impacto ambiental negativo per cápita de las ciudades, prestando especial atención a la calidad del aire y la gestión de los desechos municipales y de otro tipo (UN-Habitat, 2020).

De acuerdo con la Ley 136 de 1994, las cabeceras urbanas priorizadas se clasifican como municipios grandes, intermedios o pequeños por el número de habitantes, con categorías de la primera a la sexta de mayor a menor población.

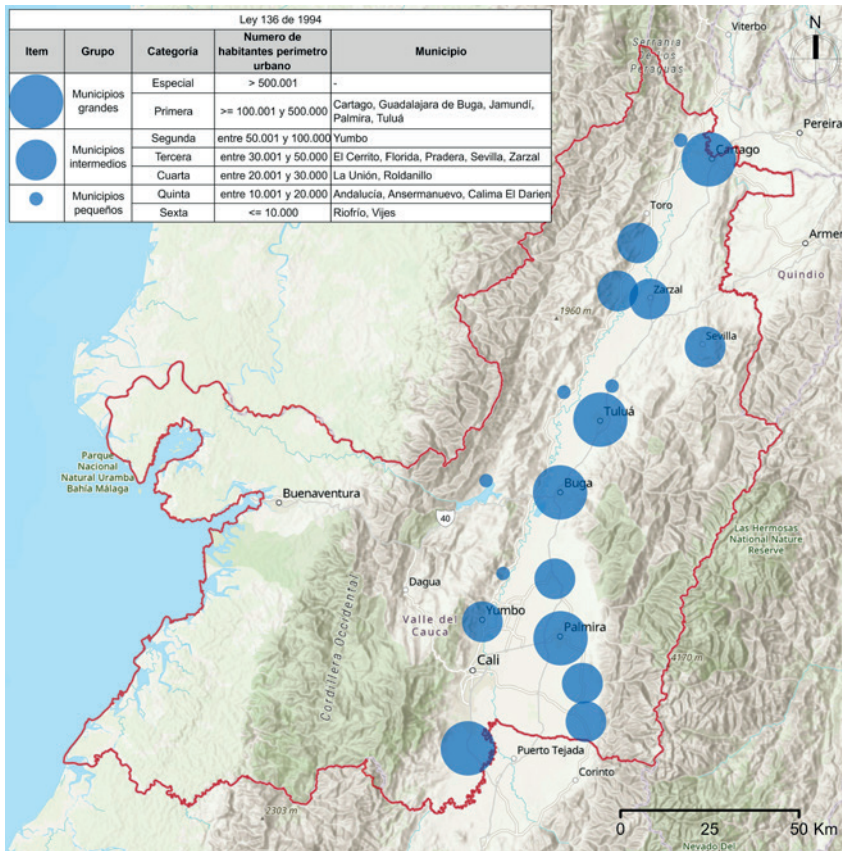


Figura 1. Mapa de localización de los municipios de Valle de Cauca, priorizados como objeto de estudio. Fuente: Elaboración propia.

De cada cabecera se obtuvo información del perímetro urbano, siendo el área de cada cabecera urbana definida con base en los datos consignados dentro de los planes de ordenamiento territorial o a través de canales directos con las instituciones territoriales. Mientras que la información sociodemográfica se extrajo a partir del censo de población y vivienda.

Imágenes satelitales

Se obtuvieron 13 imágenes entre LandSat 8 y Sentinel 2 entre los años 2019 y 2022, a través del portal web del servicio Geológico de los Estados Unidos¹ y el navegador del ecosistema espacial de datos de Copernicus,² con un porcentaje de nubosidad inferior al 45%, garantizando la ausencia de nubosidad en las áreas de interés con el objeto de determinar la LST y el NDVI (Figura 2). El procesamiento de las imágenes se desarrolló en QGIS y las salidas cartográficas en ArcGIS. Esta metodología contribuye al ODS 9 mediante el

1 Science for a changing world, *EarthExplorer*, <https://earthexplorer.usgs.gov/>
 2 *Copernicus Browser*, <https://dataspace.copernicus.eu/browser/>

uso de infraestructuras resilientes y tecnologías sostenibles para el monitoreo ambiental.

Satélite	Imagen	Fecha	Variable
LandSat 8	LC08_L1TP_009057	9-ene-20	LST
		5-sep-20	
		4-ago-20	
		24-nov-20	
		27-mar-19	
		3-sep-19	
	LC08_L1TP_009058	18-ago-19	
		6-jul-21	
		22-may-22	
Sentinel 2	T18NUJ	1-ago-20	NDVI
		20-jul-21	
	T18NUK	17-jul-20	
		22-mar-20	
	T18NUL	18-feb-20	

Figura 2. Imágenes de satélites empleadas para el cálculo de LST y NDVI. Fuente: Elaboración propia.

Conforme a la Figura 3, la estimación de LST se realizó a partir de imágenes TIRS (Thermal Infrared Sensor) mediante tres etapas: 1) conversión de niveles digitales a radiancia TOA usando los coeficientes de calibración del metadato; 2) cálculo de la temperatura de brillo (TB) aplicando la ecuación invertida de Planck y 3) corrección de TB por emisividad espectral (ε), estimada a partir del NDVI (Alcudia *et al.*, 2024).

$$LST = \frac{TB}{1 + \left(\lambda * \frac{TB}{\rho} \right) \ln(\epsilon)} - 273.15$$

Donde

- LST:** Temperatura de superficie (Celsius).
- TB:** Temperatura de brillo aparente (Kelvin).
- λ:** Longitud de onda de la radiancia emitida en cada banda.
- ρ:** $h c/\sigma = 14380$ mK.
- σ:** Constante de Boltzmann ($1.38 \cdot 10^{-23}$ J/K).
- h:** Constante de Planck ($6.626 \cdot 10^{-34}$ Js).
- c:** Velocidad de la luz ($2.998 \cdot 10^8$ m/s).
- ε:** Emisividad = $0.004 \cdot Pv + 0.986$

Figura 3. Ecuación para determinar la temperatura superficial terrestre (LST). Fuente: Elaboración propia.

Cálculo de ICU

Para determinar la ICU, se adaptó la metodología de Fernández (1996) donde la intensidad se calcula con la diferencia entre la temperatura media del perímetro urbano y la temperatura de superficie. De acuerdo con las diferencias

por encima de 1 °C, se reclasificó la intensidad de la ICU en seis categorías (Figura 4), contribuyendo al desarrollo de métricas que pueden ser utilizadas para el monitoreo del ODS11 a nivel local:

Clasificación	Intensidad (°C)
Débil	Hasta 1
Moderadamente débil	1 a 2
Moderada	2 a 3
Moderada mente fuerte	3 a 4
Fuerte	4 a 5
Muy fuerte	>5

Figura 4. Clasificación de la intensidad de la isla de calor urbano (ICU). Fuente: Elaboración propia a partir de Fernández (1996).

Cálculo de NDVI

El Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) se determinó mediante la ecuación de la Figura 5, utilizando la clasificación adaptada de Nicolás Herrera Vargas (2017) que permite evaluar la contribución de la infraestructura verde urbana al cumplimiento del ODS 11 y 15 (McDonald *et al.*, 2020).

$$NDVI = \frac{NIR - RED}{NIR + RED}$$

Donde

NDVI: Índice de vegetación de diferencia normalizada entre-1 y 1.

NIR: Banda del infrarrojo cercano (banda 8).

RED: Banda del rojo (banda 4).

Figura 5. Ecuación para determinar el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI).

Para su clasificación y análisis, se adaptaron los rangos de evaluación definidos por Herrera Vargas (2017), como se aprecia en la siguiente tabla:

Rango	Cobertura	Interpretación
< a 0.1	Clases no vegetales	Cuerpos de agua, nubes, construcciones.
0.1 a 0.15	Suelo descubierto	Tierras degradadas, asentamientos, vías, suelo sin cobertura vegetal.
0.15 a 0.25	Vegetación muy abierta	Tierras cultivadas, herbazales, arbustos, pastizales, terreno arado.
0.25 a 0.40	Vegetación dispersa	Vegetación leñosa, plantación arbustiva, bosque seco.
0.40 a 0.60	Vegetación cerrada	Plantas densas en crecimiento, bosque húmedo.
>0.6	Vegetación muy densa	Cobertura con altas densidades de hojas verdes.

Figura 6. Interpretación para el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI). Fuente: Elaboración propia a partir de Herrera Vargas (2017).

Población y vivienda

Para cada área de estudio se obtuvo la distribución espacial de manzanas urbanas del censo nacional de población y vivienda realizado por la Dirección de Censos y Demografía (DCD) y el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE) en 2018. Cada manzana contaba con 106 variables categóricas y numéricas de interés que incluían densidad poblacional, usos del suelo, estratos socio económicos, nivel educativo, área, entre otros. Durante el análisis estadístico las variables fueron depuradas, priorizando sólo cuatro; posteriormente, se adicionaron tres de la intersección por cada manzana entre LST, ICU y NDVI, dando un total de siete variables (Figura 7). Esta selección responde a la necesidad de comprender las dimensiones socioeconómicas relacionados con los riesgos climáticos urbanos, contribuyendo al ODS 10 mediante el análisis de inequidades térmicas urbanas (Chakraborty *et al.*, 2019).

Variable	Descripción
DENSIDAD	Número promedio de habitantes en la manzana que viven sobre una unidad de superficie (m ²).
E3	Conteo de viviendas que reportan recibir facturación de energía eléctrica en Estrato 3.
E4	Conteo de viviendas que reportan recibir facturación de energía eléctrica en Estrato 4.
E5	Conteo de viviendas que reportan recibir facturación de energía eléctrica en Estrato 5.
E6	Conteo de viviendas que reportan recibir facturación de energía eléctrica en Estrato 6.
NDVI	Valor de la mediana para el índice de vegetación de diferencia normalizada.
ICU	Valor de la mediana para la isla de calor urbana.
LST	Valor de la mediana para la temperatura de superficie.

Figura 7. Variables de interés a nivel manzana definida para el estudio. Fuente: Elaboración propia a partir de CDC y DANE (2023).

Análisis estadístico

Los datos fueron inspeccionados visual y estadísticamente con Python. Se descartaron observaciones con valores faltantes y las variables con valores cero se recodificaron como valores perdidos (NaN). Posteriormente, se estandarizaron todas las variables a media cero y desviación estándar uno para permitir comparabilidad en escala.

Se aplicaron análisis exploratorios mediante gráficos de caja y diagramas de dispersión para examinar asimetrías, presencia de valores atípicos y posibles relaciones no lineales con la LST, evidenciando la ocurrencia de valores extremos y distribución sesgada, especialmente en variables socioeconómicas y educativas. Además, se calculó la matriz de correlación de Pearson para evaluar colinealidades y relaciones directas con LST.

Se evaluó el análisis de colinealidad entre variables mediante el cálculo del Factor de Inflación de la Varianza (VIF). Las variables con VIF > 10 e iguales a infinito ($= \infty$) fueron descartadas del modelado predictivo por su

alto nivel de redundancia estadística y colinealidad perfecta, lo que permitió reducir el conjunto inicial a un subconjunto de siete variables con buena independencia estadística, revelando la presencia de multicolinealidad entre ciertos grupos de variables predictoras.

Así mismo, seis modelos supervisados de regresión fueron evaluados, tanto lineales como no lineales: Regresión Lineal, Ridge, Lasso, Árbol de Decisión, Random Forest y Gradient Boosting. Los modelos se entrenaron utilizando una partición del 70% de datos para entrenamiento y 30% para prueba, y se evaluaron con las métricas de Error Medio Absoluto (MAE), Error Absoluto Mediano (MedAE), Raíz del Error Cuadrático Medio (RMSE) y Coeficiente de determinación (R^2). La elección del mejor modelo se realizó mediante un conteo de Borda, sumando los rankings de desempeño en cada métrica.

Finalmente, se realizó un análisis de componentes principales (ACP) sobre el conjunto reducido de variables estandarizadas para evaluar la posibilidad de reducir la dimensionalidad. Se retuvo la cantidad de componentes necesaria para explicar al menos el 80% de la varianza acumulada.

RESULTADOS

Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada y su contribución a los Objetivos de Desarrollo Sostenible

El NDVI evidencia una alta variabilidad en la cobertura vegetal entre cabeceras urbanas, con implicaciones directas para el cumplimiento del ODS 15 y su meta 15.9 sobre la integración de los valores de los ecosistemas y la diversidad biológica en la planificación nacional y local (McDonald *et al.*, 2020). La proporción de vegetación muy densa se presentó con mayor intensidad en municipios como Sevilla (46.2%), Calima El Darién (21.7%) y Zarzal (28.4%), lo cual sugiere una mayor presencia de infraestructura verde consolidada, bosques urbanos o conexión directa con áreas naturales periurbanas, contribuyendo a la resiliencia urbana contemplada en el ODS 11.

En contraste, cabeceras como Palmira, La Unión y Pradera mostraron coberturas inferiores al 1% en esta clase, reflejando una urbanización intensiva que compromete el logro de múltiples ODS simultáneamente (Figura 8).

Las clases intermedias, vegetación cerrada y vegetación dispersa, aportan matices adicionales sobre la estructura del verde urbano y su potencial contribución a los servicios ecosistémicos urbanos contemplados en el ODS 11. Cabeceras como Andalucía y Ansermanuevo destacaron con valores significativos de vegetación cerrada (24.2% y 36.1%, respectivamente), mientras que otros, como Vijes, Yumbo y Tuluá, se caracterizaron por una combinación notable de vegetación dispersa y muy abierta, asociado a parques, patios o áreas verdes fragmentadas. Esta composición sugiere condiciones ecológicas urbanas con mayor fragmentación estructural y baja conectividad de hábitats, lo que limita su capacidad para contribuir

efectivamente a la mitigación del cambio climático (ODS 13) y la conservación de la biodiversidad urbana (ODS 15).

Por otro lado, la proporción de suelo descubierto y clases no vegetales fue significativamente alta en municipios como Palmira (31.3% y 35.7%, respectivamente), La Unión (33.6% y 35.5%) y Pradera (30.5% y 32.4%), denotando una fuerte presión antrópica y alta impermeabilización del suelo que compromete la resiliencia urbana contemplada en el ODS 11. Estos valores contrastan con cabeceras como Zarzal y Sevilla, donde la cobertura artificial es considerablemente menor. Estos hallazgos permiten inferir una relación inversa entre el grado de vegetación urbana y el nivel de urbanización intensiva, lo cual tiene implicaciones directas en la regulación microclimática, la conectividad ecológica y la resiliencia frente al cambio climático, aspectos fundamentales para el cumplimiento del ODS 13 (Cohen-Shacham *et al.*, 2019).

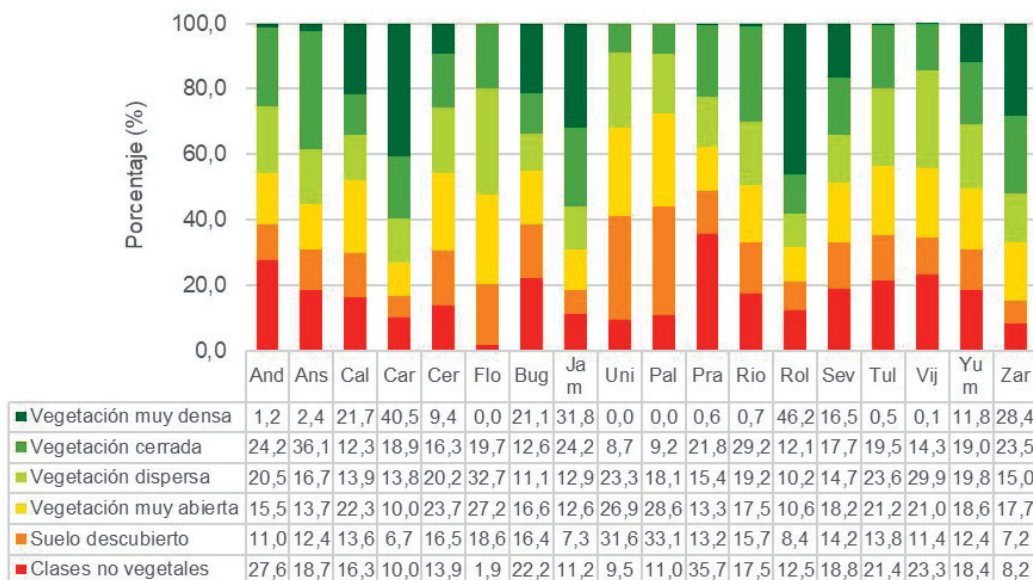


Figura 8. Distribución porcentual del área según categorías del índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI). Fuente: Elaboración propia.

Temperatura Superficial Terrestre y las implicaciones para la salud urbana

De acuerdo con la LST, las cabeceras urbanas presentan temperaturas entre 32.6 °C y 14.9 °C, con una mediana de 25.9 °C, siendo este comportamiento coherente con la temperatura del departamento por la ubicación geográfica y altitud (Santana y Vásquez, 2002). Esta variabilidad térmica tiene implicaciones directas para el ODS 3 (salud y bienestar), especialmente considerando que las temperaturas elevadas están asociadas con incrementos en la morbilidad y mortalidad urbana (Watts *et al.*, 2021).

Las cabeceras urbanas homogéneas en edificaciones, con influencia de zona rural, superficies verdes, cultivos y cuerpos de agua, registraron las menores desviaciones estándar, como La Unión o Riofrio, indicando mayor estabilidad térmica que contribuye al bienestar de sus habitantes. Mientras que cabeceras heterogéneas registraron la mayor desviación estándar, como Sevilla, G. Buga o Calima El Darién (Figura 9), sugiriendo la presencia de microclimas urbanos contrastantes que pueden generar inequidades térmicas relacionadas con el ODS 10.

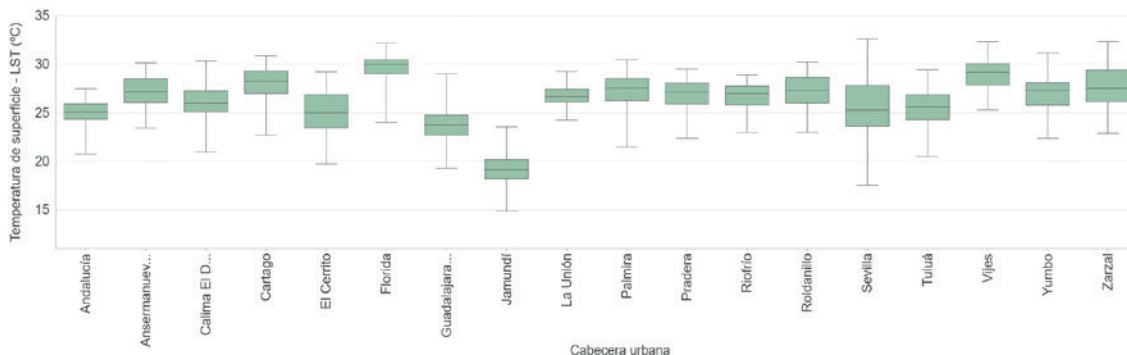


Figura 9. Variación de la temperatura de superficie (LST) por cabecera urbana. Fuente: Elaboración propia.

Islas de Calor Urbano y equidad urbana

Los resultados muestran que la categoría débil predomina ampliamente en la mayoría de las cabeceras urbanas, con proporciones superiores al 50% en muchos casos, lo que indica condiciones relativamente favorables para el cumplimiento del ODS 11. Sin embargo, las categorías de mayor intensidad (moderadamente fuerte, fuerte y muy fuerte) se presentan en menor proporción y localizadas en sectores específicos que afecta de manera directa a 51 943 habitantes que viven bajo esta condición, creando zonas de vulnerabilidad térmica que requieren atención prioritaria desde la perspectiva del ODS 10 (reducción de las desigualdades).

Mediante el análisis de conglomerados y reducción de dimensionalidad, se identificaron tres agrupaciones principales con implicaciones diferenciadas para los ODS. La primera agrupación contiene cabeceras urbanas con un perfil térmico dominado por condiciones de la categoría débil, indicando una baja presión térmica urbana que favorece el cumplimiento del ODS 11 y 3 (La Unión, Florida, Zarzal, G. Buga, Calima, Jamundí, Yumbo, Cartago, Tuluá, Vives y Cerrito). La segunda agrupación reúne cabeceras con distribución más balanceada entre categorías bajas e intermedias (Andalucía, Ansermanuevo, Riofrio, Pradera y Palmira), requiriendo intervenciones moderadas para mantener la sostenibilidad urbana. La tercera agrupación incluye aquellos con mayores proporciones de áreas moderadas o fuertes, reflejando condiciones térmicas urbanas más críticas que demandan acciones urgentes, aunque este caso sólo se presentó en Sevilla.

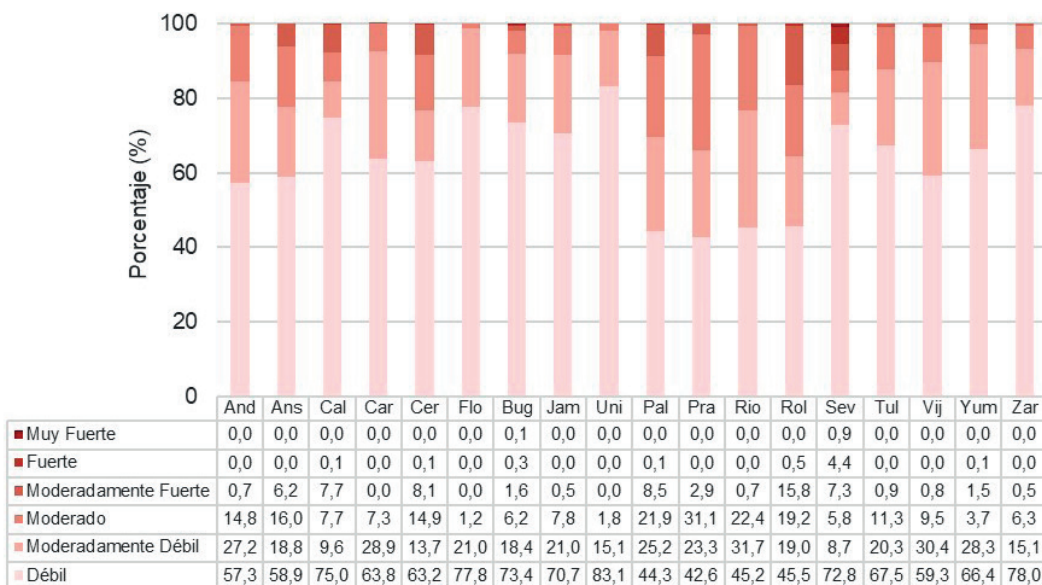
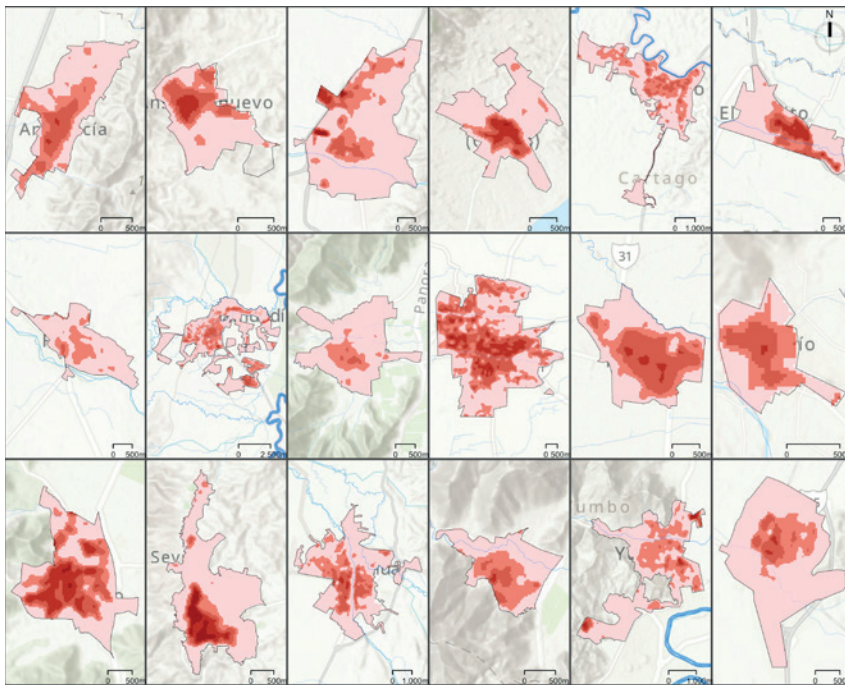


Figura 10. Distribución porcentual del área según categorías de intensidad de isla de calor urbana (ICU). Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo con la distribución espacial de la ICU (Figura 11), las categorías de mayor intensidad se concentran hacia los centros históricos o centros fundacionales, mientras que las categorías de menor intensidad se presentan con mayor variabilidad hacia las periferias, consecuente con otros estudios (Jiang *et al.*, 2024; Godée y Lemne, 2023, Gálvez, 2014). Esto está relacionado con la cobertura vegetal, uso del suelo, materiales constructivos, cuerpos de agua y densidad poblacional (Yoo, 2018), creando patrones de inequidad térmica urbana que intersectan con variables socioeconómicas y comprometen el principio de justicia climática inherente a los ODS (Chakraborty *et al.*, 2019).



CONVENCIONES

— Cauce superficial □ Perímetro urbano

Clasificación (Intensidad)

- Débil (< 1°)
- Moderadamente Débil
- Moderada (2° a 3°)
- Moderadamente Fuerte (3° a 4°)
- Fuerte (4° a 5°)
- Muy Fuerte (> 5°)

Figura 11. Distribución espacial de isla de calor urbana (ICU). Fuente: Elaboración propia.

Análisis estadístico y determinantes de la sostenibilidad térmica urbana

De acuerdo con la matriz de correlación (Figura 12), se evidencia una asociación negativa moderada entre LST y NDVI (equivalente al 25.3%), lo cual indica que a mayor vigor de vegetación menor es la temperatura registrada, confirmando el potencial de las soluciones basadas en la naturaleza para contribuir simultáneamente al ODS 11, 13 y 15 (Cohen-Shacham et al., 2016).

En cuanto a la relación entre la LST y los estratos socioeconómicos, se evidencia un patrón desigual. Los estratos medios (estratos 3 y 4) muestran una correlación muy baja o prácticamente nula con la LST (12.7% y -5.1%, respectivamente), lo que sugiere que no hay una tendencia clara en estos grupos. Sin embargo, en los estratos altos, especialmente el estrato 6, se observa una correlación negativa más evidente (-2.1%), esto implica que en las zonas con mayor nivel socioeconómico las temperaturas superficiales tienden a ser menores. Esta relación puede ser por la mayor disponibilidad de áreas verdes, mejores condiciones de vivienda y acceso a infraestructura

urbana que caracteriza a los sectores de mayores ingresos, factores que contribuyen significativamente a mitigar el calor urbano (Lloyd *et al.*, 2023).

Por otro lado, si bien la densidad urbana y, particularmente, la proporción entre la altura de los edificios y la anchura de las calles determinan la circulación del aire y las zonas de sombra en ciudades, las edificaciones muy altas tienden a concentrar el calor a diferencia de ciudades intermedias con edificaciones bajas (Eshetie, 2024; Rezaei, 2023; Salameh, 2023), como se identifica en la baja correlación con la LST (2.6%).

En general, este balance entre elementos que promueven el calentamiento y aquellos que favorecen la disipación del calor explica en gran parte las diferencias espaciales en la temperatura de la superficie urbana y determina la capacidad de las ciudades para contribuir al cumplimiento de los ODS.

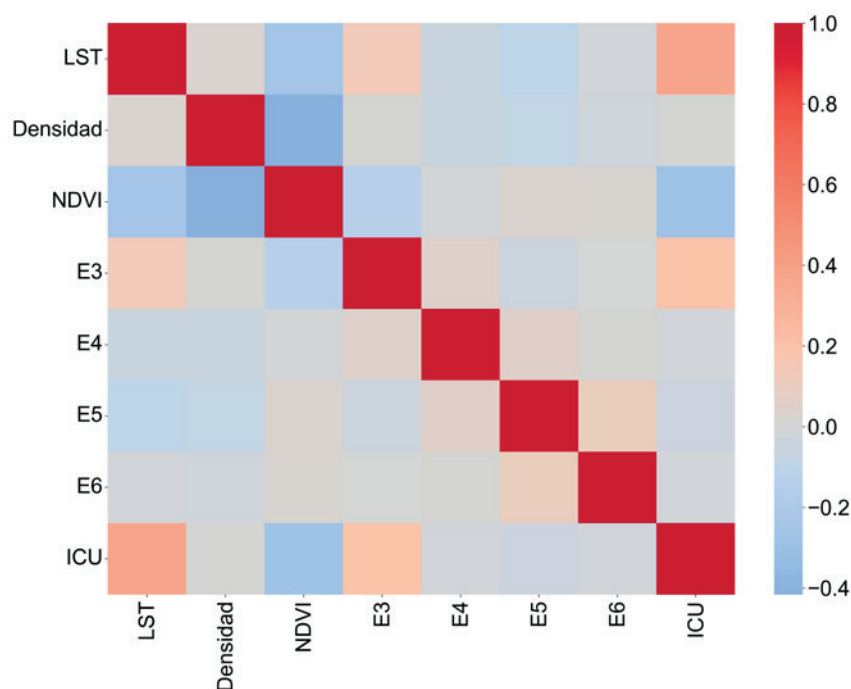


Figura 12. Matriz de correlación de variables priorizadas y temperatura de superficie terrestre (LST). Fuente: Elaboración propia.

De acuerdo con los modelos predictivos (Figura 13), el mejor modelo fue Gradient Boosting Regressor ($MAE = 0.65$, $MedAE = 0.43$, $R^2 = 0.197$). Este modelo superó en precisión tanto a modelos lineales como a otros métodos de árbol. Aunque el valor de R^2 es modesto, es el más alto observado, esto sugiere que las variables explicativas incluidas capturan parte de la variabilidad de temperatura, pero que existen otros factores (espaciales, atmosféricos o de infraestructura) no contenidos en el conjunto de datos que son relevantes para el desarrollo de estrategias integrales orientadas al cumplimiento de los ODS.

Modelo	MSE	RMSE	MAE	MedAE	R ²
Regresión Lineal	0.851	0.922	0.667	0.450	0.178
Ridge	0.851	0.922	0.667	0.450	0.178
Lasso	0.884	0.940	0.689	0.474	0.146
Árbol de Decisión	0.863	0.929	0.665	0.464	0.166
Random Forest	0.838	0.916	0.656	0.450	0.190
Gradient Boosting	0.831	0.912	0.653	0.437	0.197

Figura 13. Métricas de desempeño de modelos predictivos.
Fuente: Elaboración propia.

El análisis de importancia de variables basado en el modelo de Gradient Boosting permitió identificar los predictores más influyentes sobre la LST, proporcionando información crucial para priorizar intervenciones urbanas orientadas al desarrollo sostenible. La variable con mayor contribución al modelo fue ICU, un indicador que representa la intensidad de ocupación urbana por manzana, con una importancia relativa cercana al 42%. Esto sugiere que las áreas con mayor compactación construida tienden a presentar mayores temperaturas superficiales, posiblemente debido a una mayor acumulación de calor en superficies artificiales, lo que tiene implicaciones directas para las estrategias de densificación urbana contempladas en el ODS 11.

En segundo lugar, se ubicó NDVI, con una importancia del 24%, confirmando empíricamente el efecto atenuador de la vegetación urbana en los microclimas locales y su potencial como solución basada en la naturaleza para múltiples ODS. La tercera variable más relevante fue densidad urbana, con un peso del 18%, lo que indica que la concentración de población también guarda una relación sustancial con la temperatura superficial, posiblemente como apoderado de la intensidad de uso del suelo o infraestructura térmicamente activa, aspectos clave para la planificación urbana sostenible.

Las variables socioeconómicas, representadas por los conteos de viviendas en estratos 3, 4, 5 y 6, mostraron una contribución decreciente al modelo. Aunque con menor influencia individual, estas variables podrían estar capturando diferencias en la configuración del entorno urbano, materiales constructivos o cobertura vegetal según el nivel socioeconómico del área, evidenciando la intersección entre inequidades socioeconómicas y vulnerabilidad térmica urbana que debe ser abordada desde la perspectiva del ODS 10.

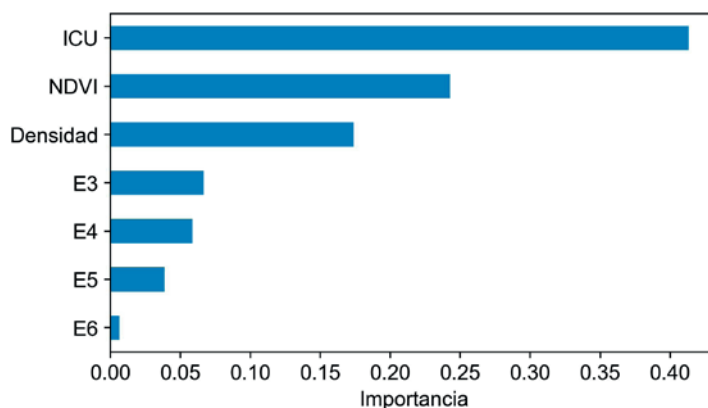


Figura 14. Importancia de variables por el modelo Gradient Boosting.
Fuente: Elaboración propia.

La gráfica de varianza acumulada indica que, al seleccionar cinco componentes principales, se logra explicar aproximadamente el 82% de la varianza total del conjunto de datos original. Este nivel de explicación supera el umbral común del 80%, sugiriendo que estos componentes capturan la estructura informativa más importante de los datos para dar a conocer estrategias de gestión urbana orientadas al desarrollo sostenible.

Esta selección permite una reducción significativa de la dimensionalidad, pasando de las siete variables originales a sólo cinco componentes transformados. Dicha reducción es beneficiosa para simplificar modelos subsecuentes, mitigar la multicolinealidad y reducir la carga computacional, facilitando la implementación de sistemas de monitoreo que apoyen el seguimiento de los indicadores ODS a nivel local. Por lo tanto, retener cinco componentes representa un compromiso eficaz entre el almacenamiento de información y la parsimonia del modelo, aspectos fundamentales para desarrollar herramientas de gestión urbana operativamente viables.

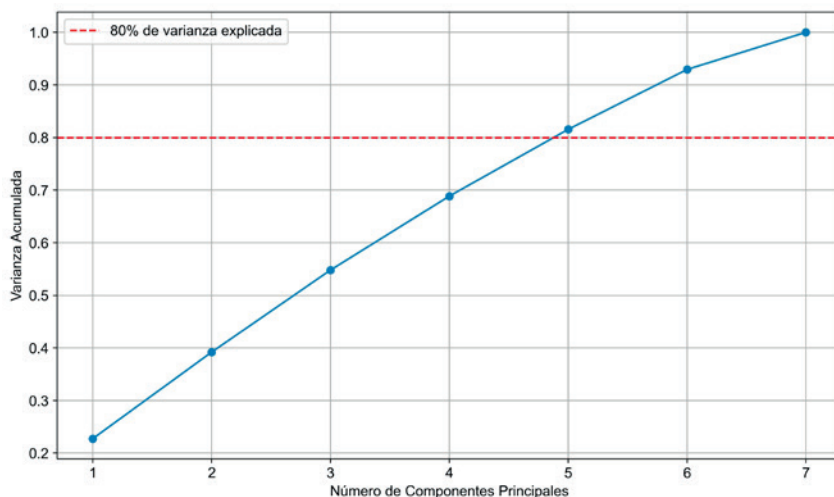


Figura 15. Varianza acumulada explicada por componentes principales.
Fuente: Elaboración propia.

Integración de hallazgos en la planificación urbana y la política pública

a) Integración en los instrumentos de planificación y regulación urbana
Los municipios deben fortalecer sus marcos normativos y de planificación para abordar explícitamente la mitigación de las ICU y la humanización del espacio público. Es esencial que los Planes de Ordenamiento Territorial (POT) y los Planes Especiales de Manejo y Protección (PEMP) integren estas prioridades como determinantes ambientales y urbanísticas de superior jerarquía (Sepúlveda, 2024; Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible [MinAmbiente], 2022). Esto implica reformular la planificación urbana para centrarla en las necesidades del habitante, fortaleciendo la estructura ambiental y fomentando la vida social y cultural en el espacio público [7576 S479.pdf, 5]. Los hallazgos en este estudio resaltan la necesidad de evidencia científica para apoyar estas políticas urbanas sostenibles y contribuir a los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), especialmente el ODS 11 (ciudades y comunidades sostenibles) y el ODS 13 (acción por el clima). La información censal espacializada a nivel de manzana puede ser una base, pero se necesita información actualizada y enfoques integrados para considerar dimensiones biofísicas, socioeconómicas y tecnológicas en el desarrollo urbano. La Política de Gestión Ambiental Urbana (PGAU) proporciona directrices y principios para el manejo ambiental sostenible en áreas urbanas (Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca y Universidad del Valle [cvc-Univalle], 2022).

b) Implementación de infraestructura verde para la mitigación de ICU
La infraestructura verde es una herramienta crucial para la humanización del entorno urbano y la mitigación de las ICU, por lo tanto, los municipios deben priorizar la creación e interconexión de espacios verdes, como parques, jar-

dines, arbolado urbano y corredores verdes. Esta estrategia no sólo mejora la calidad del aire y la biodiversidad, sino que también actúa como regulador térmico al proporcionar sombra y reducir la temperatura ambiente, mitigando el efecto de isla de calor (Sepúlveda, 2024; Gálvez, 2014). Enfoques como la selección de especies vegetales adecuadas, la creación de corredores de enfriamiento y la inclusión de elementos acuáticos son importantes para el bienestar de los residentes. Además, los resultados encontrados sugieren que la infraestructura verde puede reducir significativamente las inequidades térmicas urbanas, contribuyendo al ODS 10 (reducción de las desigualdades), antes mencionado. Ejemplos exitosos incluyen las supermanzanas de Barcelona (Morales, 2025) y los bosques de bolsillo en Santiago (Ramos, 2025). El Plan Ambiental Regional de la CVC (2015-2036) ya enfatiza la silvicultura urbana y la integración de árboles en la estructura ecológica de los centros urbanos (CVC-Univalle, 2022).

c) Promoción de espacios públicos y movilidad centrada en el humano
Se debe priorizar el diseño urbano inclusivo y accesible, centrado en las necesidades de las personas y no en los vehículos. La peatonalización de calles y la creación de espacios de encuentro son estrategias esenciales para revitalizar los centros históricos y fomentar la interacción social. Esto implica la redistribución de la carga vehicular en favor del peatón y la ampliación de espacios públicos, incorporando movilidad universal con rampas y aceras amplias. La implementación de *parklets* y la acupuntura urbana puede diversificar las actividades culturales, comerciales y deportivas en el espacio público, enriqueciendo la vida urbana (Sepúlveda, 2024). La configuración física del entorno urbano, la cobertura vegetal y la densidad constructiva son determinantes críticos de la capacidad de las ciudades para el desarrollo sostenible de manera equitativa e inclusiva (CVC-Univalle 2022).

d) Estrategias de financiamiento sostenible
Los municipios deben desarrollar esquemas de financiación y compensación para proyectos de impacto regional (DNP, 2014). Es crucial potenciar la generación de recursos propios, con énfasis en el impuesto predial, y mejorar las capacidades institucionales para la inversión de estos recursos. Se deben fomentar las alianzas público-privadas (APP) para el desarrollo de proyectos urbanos, especialmente en aglomeraciones urbanas. La nación debe incentivar el uso eficiente de las figuras de asociación interterritorial y proporcionar herramientas e incentivos (financieros, delegación de funciones, cofinanciación) para apoyar proyectos supramunicipales o subregionales (DNP, 2014). Además, la inversión forzosa de un porcentaje de ingresos (por ejemplo, al menos el 1% de los ingresos corrientes anuales para la conservación de recursos hídricos) puede apalancar la financiación de la estructura ecológica y otros programas ambientales (CVC-Univalle 2022).

e) Monitoreo, evaluación y adaptación continua
Es igualmente importante que los municipios implementen un sistema robusto de monitoreo y evaluación para seguir el progreso de las estrategias

de mitigación de ICU y adaptación al cambio climático. La aplicación integrada de sensores remotos, datos censales y análisis estadísticos avanzados a nivel de manzana urbana permite evaluar los riesgos térmicos y monitorear el cumplimiento de los ods a nivel local. Esta metodología puede ser replicada en otros contextos urbanos. El Índice de Calidad Ambiental Urbana (ICAU) es una herramienta del Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible para agregar información sobre la calidad ambiental, comparar áreas urbanas y soportar decisiones de política pública (MinAmbiente, 2016). Es fundamental que los planes de ordenamiento territorial incluyan una fase de seguimiento y evaluación continua para revisar la coherencia y efectividad de las medidas implementadas, así como la identificación de cambios en temperatura y precipitación proyectados por los escenarios de cambio climático (MinAmbiente, 2022). La participación ciudadana es vital para evaluar la eficacia de los lineamientos implementados y para una adaptación continua (Sepúlveda, 2024). La tecnología, como los drones especializados, puede ser utilizada para detectar y minimizar las ICU (Infobae, 2024).

Limitaciones y alcances del estudio

Este análisis aporta elementos relevantes para comprender las islas de calor urbano en ciudades intermedias del Valle del Cauca; sin embargo, presenta ciertas limitaciones metodológicas que deben considerarse al interpretar los resultados. En primer lugar, la resolución espacial de las imágenes satelitales condiciona el nivel de detalle alcanzado: mientras que Landsat, con 100 m en la banda térmica, puede subestimar variaciones microclimáticas en áreas urbanas pequeñas; Sentinel, con 10 m de resolución para el NDVI, permite un análisis más detallado de la vegetación, aunque no siempre coincide temporalmente con las adquisiciones térmicas. En segundo lugar, la cobertura temporal de las imágenes (2019-2022) no es continua ni uniforme, lo que limita la identificación de tendencias de largo plazo y la detección de fenómenos extremos como olas de calor. En tercer lugar, las variables sociodemográficas provienen del Censo Nacional de Población y Vivienda 2018, que, si bien es la fuente oficial más completa a escala de manzana urbana, presenta rezagos temporales y posibles sesgos de cobertura que restringen la representación actual de las desigualdades térmicas.

Reconocer estas limitaciones no sólo permite contextualizar los hallazgos, sino que también orienta futuras investigaciones hacia la integración de sensores con mayor resolución espacial y temporal, series de datos más extensas y fuentes sociodemográficas complementarias (registros administrativos o datos colaborativos). Estos avances contribuirán a mejorar la precisión de los diagnósticos urbanos y a consolidar herramientas más robustas para la planificación territorial sostenible y el seguimiento de los Objetivos de Desarrollo Sostenible a escala local.

CONCLUSIONES

Las ICU en el Valle del Cauca presentan una alta variabilidad espacial, tanto en su intensidad como en su distribución, con patrones claramente diferenciados entre cabeceras urbanas que tienen implicaciones directas para el cumplimiento de múltiples ODS. La mayoría de las ciudades analizadas presentan una categoría débil de ICU, aunque en casos como Sevilla y Palmira se evidencian zonas con intensidades moderadas y fuertes, especialmente en sectores con mayor densidad edificatoria y menor cobertura vegetal, lo que compromete el logro del ODS 11 y evidencia la necesidad de intervenciones urgentes orientadas hacia la sostenibilidad urbana (UN-Habitat, 2020).

La vegetación urbana, representada por el NDVI, demuestra un efecto significativo de mitigación sobre la LST, constituyendo una solución basada en la naturaleza que contribuye simultáneamente al ODS 11 (ciudades y comunidades sostenibles), ODS 13 (acción por el clima) y ODS 15 (vida de ecosistemas terrestres) (Cohen-Shacham *et al.*, 2019). Las correlaciones negativas encontradas entre NDVI y LST, así como la importancia de esta variable en los modelos predictivos, confirman su rol regulador en la formación de ICU y su potencial como estrategia de adaptación climática urbana que puede generar cobeneficios para múltiples dimensiones del desarrollo sostenible.

Los modelos estadísticos y de aprendizaje automático permitieron identificar los factores más influyentes en la variación de la LST, contribuyendo al ODS 9 (industria, innovación e infraestructura) mediante el uso de tecnologías avanzadas para el desarrollo sostenible. El modelo Gradient Boosting arrojó el mejor desempeño ($R^2 = 0,197$), destacando a ICU, NDVI y densidad como las variables más relevantes. Aunque la capacidad explicativa es limitada, los resultados reflejan con claridad la influencia de la estructura física urbana sobre el microclima y proporcionan bases científicas sólidas para la formulación de políticas urbanas sostenibles.

Las variables sociodemográficas, particularmente las asociadas a estratos socioeconómicos bajos (estratos 1 a 3), muestran correlaciones positivas con la temperatura superficial, lo que sugiere una posible relación entre inequidad térmica y condiciones de vulnerabilidad urbana, comprometiendo el principio de *no dejar a nadie atrás* central en la Agenda 2030 y evidenciando la necesidad de enfoques de justicia climática urbana (Chakraborty *et al.*, 2019). Sin embargo, estas relaciones son menos intensas que las observadas para las variables biofísicas, lo que indica que las intervenciones basadas en infraestructura verde pueden tener efectos significativos en la reducción de inequidades térmicas urbanas, contribuyendo simultáneamente al ODS 10 (reducción de las desigualdades) y otros objetivos relacionados.

La aplicación integrada de sensores remotos, datos censales y análisis estadísticos avanzados a nivel de manzana urbana ofrece un enfoque robusto para la evaluación de riesgos térmicos urbanos que puede contribuir significativamente al monitoreo y cumplimiento de los ODS a nivel local. Esta metodología puede ser replicada en otros contextos urbanos del país y constituye una herramienta útil para la planificación territorial sostenible y

la toma de decisiones basada en evidencia, contribuyendo al desarrollo de ciudades más resilientes, inclusivas y sostenibles en consonancia con la Agenda 2030.

Los hallazgos de este estudio evidencian que el cumplimiento de los ODS en contextos urbanos requiere enfoques integrados que consideren simultáneamente las dimensiones biofísicas, socioeconómicas y tecnológicas del desarrollo urbano. La configuración física del entorno urbano, particularmente la cobertura vegetal y la densidad constructiva, emerge como un determinante crítico no sólo de la temperatura superficial, sino también de la capacidad de las ciudades para contribuir al desarrollo sostenible de manera equitativa e inclusiva.

REFERENCIAS

- Alcudia Aguilar, A., Popoca Cruz, P. E., Madrigal Gómez, J. M., Jácome-Flores, M. E., Sanaphre-Villanueva, L. y Medrano-Pérez, R. O. (2024). Evaluación del efecto isla de calor urbano y sus implicaciones en la vulnerabilidad social en Villahermosa, Tabasco, México. En R. Lemoine-Rodríguez, A. Pérez Vega y J. F. Mas (coords.), *Avances en el estudio de islas de calor urbano en América Latina* (pp. 140-180). Universidad Nacional Autónoma de México, Universidad de Guanajuato. <https://www.ciga.unam.mx/publicaciones/images/view/view.php?doc=9786073092937-Estudio-islas-calor-urbano.pdf>
- Anderson, K., Ryan, B., Sonntag, W., Kavvada, A. y Friedl, L. (2017). Earth observation in service of the 2030 Agenda for Sustainable Development. *Geo-spatial Information Science*, 20(2), 77-96. <https://doi.org/10.1080/10095020.2017.1333230>
- Chakraborty, T., Hsu, A., Many, D. y Sheriff, G. (2019). Disproportionately higher exposure to urban heat in lower-income neighborhoods: A multi-city perspective. *Environmental Research Letters*, 14(10), 105003. <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1748-9326/ab3b99>
- Cohen-Shacham, E., Walters, G., Janzen, C. y Maginnis, S. (2016). *Nature-based Solutions to address global societal challenges*. IUCN.
- Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca, Centro Internacional de Agricultura Tropical y Departamento Administrativo de Gestión del Medio Ambiente. (2015). *Identificación de zonas y formulación de propuestas para el tratamiento de islas de calor. Municipio de Santiago de Cali*. Convenio No. 110 de 2015. Informe técnico. http://ciat-library.ciat.cgiar.org/Articulos_Ciat/biblioteca/IDENTIFICACION_DE_ZONAS_Y_FORMULACION_DE_PROPUUESTAS_PARA_EL_TRATAMIENTO_DE_ISLAS_DE_CALOR-SANTIAGO_DE_CALI.pdf
- Corporación Autónoma Regional del Valle del Cauca y Universidad del Valle. (2022). *Programa de mejoramiento de los elementos naturales del espacio público y arbolado urbano*. <https://ecopedia.cvc.gov.col>

- calidad-ambiental/gestion-ambiental/programa-de-mejoramiento-de-los-elementos-naturales-del-5
- Departamento Nacional de Planeación. (2014). *Misión sistema de ciudades. Una política nacional para el sistema de ciudades colombiano con visión a largo plazo*. Puntoaparte Bookvertising.
- Departamento Nacional de Planeación. (2017). *Expansión urbana ordenada. Kit de Ordenamiento Territorial*. <https://portalterritorial.dnp.gov.co/KitOT/Content/uploads/Cartilla%20Expansion.pdf>
- Dirección de Censos y Demografía y Departamento Administrativo Nacional de Estadística. (2023). Censo Nacional de Población y Vivienda – CNPV – 2018. Dirección de Censos y Demografía. <https://microdatos.dane.gov.co/index.php/catalog/643>
- Elmqvist, T., Andersson, E., Frantzeskaki, N., McPhearson, T., Olsson, P., Gaffney, O., Takeuchi, K. y Folke, C. (2019). Sustainability and resilience for transformation in the urban century. *Nature Sustainability*, 2, 267-273. <https://doi.org/10.1038/s41893-019-0250-1>
- Eshetie, S. M. (2024). Exploring urban land surface temperature using spatial modelling techniques: a case study of Addis Ababa city, Ethiopia. *Scientific Reports*, (14), 6323. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-55121-6>
- Fernández García, F. (1996). *Manual de climatología aplicada. Clima, medio ambiente y planificación*. Editorial Síntesis.
- Gálvez, J. (2014, 24-27 de noviembre). *Criterios para la planificación y el diseño de corredores fluviales urbanos para la mitigación de la isla de calor* [Sesión de Congreso]. Congreso Nacional del Medio Ambiente. Madrid.
- Godée, W. y Lemne, H. (2023). *Vulnerable Populations and Urban Heat Islands: A Spatial Analysis of Socio-Demographic Factors and Heat Exposure in Stockholm* [Tesis de grado, KTH Royal Institute of Technology]. <https://www.diva-portal.org/smash/get/diva2:1820539/FULLTEXT01.pdf>
- Herrera Vargas, N. (2017). *Implementación de Biomodelos estimativos de la calidad ecosistemática en el nevado del Cocuy al año 2030 producto del retroceso glaciar* [Tesis de especialidad, Universidad Distrital Francisco José de Caldas]. <https://repository.udistrital.edu.co/server/api/core/bitstreams/13658fa9-a1af-43a7-bc26-4f1b54713f8e/content>
- International Energy Agency. (2021). *The Future of Cooling in Southeast Asia*. <https://www.iea.org/reports/the-future-of-cooling-in-southeast-asia>
- Jiang, S., Yongling, Z., Lei, Z. Dominique, D., Jan, C. y Peng, J. (2024, 9-13 de diciembre). *Climate-dependent variations in biophysical controls of urban heat island and the implications for mitigation strategies* [Sesión de Congreso]. Session: Global Environmental Change / Advances in Climate Impacts and Adaptation for Urban Resiliency, Washington, D.C.
- Klopp, J. M. y Petretta, D. L. (2017). The urban sustainable development goal: Indicators, complexity and the politics of measuring cities. *Cities*, 63, 92-97. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2016.12.019>

- Lloyd, S. J., Quijal-Zamorano, M., Achebak, H., Hajat, S., Mutarak, R., Striessnig, E. y Ballester, J. (2023). The direct and indirect influences of interrelated regional-level sociodemographic factors on heat-attributable mortality in Europe: insights for adaptation strategies. *Environ Health Perspect*, 131(8), 87013. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37606292/>
- Maldonado, H. (s. f.). *Políticas para la Producción, Difusión y Uso de la Información Estadística Sociodemográfica*. Revista de la información básica virtual. ISSN: 1909-2466. https://sitios.dane.gov.co/revista_ib/html_r5/articulo1_r5.html
- Masson-Delmotte, V., Zhai, P., Pörtner, H. O., Roberts, D., Skea, J., & Shukla, P. R. (2022). *Global Warming of 1.5 °C: IPCC special report on impacts of global warming of 1.5 °C above pre-industrial levels in context of strengthening response to climate change, sustainable development, and efforts to eradicate poverty*. Cambridge University Press.
- McDonald, R. I., Mansur, A. V., Ascensão, F., Colbert, M., Crossman, K., Elmqvist, T., González, A., Güneralp, B., Haase, D., Hamann, M., Hillel, O., Huang, K., Kahnt, B., Maddox, D., Pacheco, A., Pereira, H., Seto, K., Simkin, R., Walsh, B., ... Ziter, C. (2020). Research gaps in knowledge of the impact of urban growth on biodiversity. *Nature Sustainability*, 3(1), 16-24.
- Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. (2013). *Implementación Índice de Calidad Ambiental Urbana – ICAU*. Circular 8000-2-34415. Colombia. <https://www.minambiente.gov.co/wp-content/uploads/2021/10/Circular-8000-2-34415-de-2013.pdf>
- Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. (2022). *Orientaciones para la definición y actualización de las determinantes ambientales por parte de las autoridades ambientales y su incorporación en los planes de ordenamiento territorial*. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. https://www.minambiente.gov.co/wp-content/uploads/2025/06/20250616_CARTILLA-6_DETERMINANTES-AMBIENTALES-2024.pdf
- Morales Flores, P. (2025). *La incidencia de las actuaciones de pacificación viaria en la consolidación del capital social. La experiencia de la Supermanzana de Sant Antoni en Barcelona* [Tesis de doctorado, Universitat Politècnica de Catalunya]. <https://doi.org/https://dx.doi.org/10.5821/dissertation-2117-440623>
- Newsroom Infobae. (28 de agosto de 2024). *Desarrollan drones especiales para detectar y minimizar las islas de calor urbano*. Infobae. <https://www.infobae.com/america/agencias/2024/08/28/desarrollan-drones-especiales-para-detectar-y-minimizar-las-islas-de-calor-urbano/>
- Paganini, M., Petiteville, I., Ward, S., Dyke, G., Steventon, M., Harry, J. y Kerblat, F. (Eds). (2018). *Satellite earth observations in support of the sustainable development goals*. European Space Agency.
- Pettorelli, N., Schulte to Bühne, H., Tulloch, A., Dubois, G., Macinnis-Ng, C., Queirós, A. M., Keith, D. A., Wegmann, M., Schrodt, F., Stellmes,

- M., Sonnenschein, R., Geller, G. N., Roy, S., Somers, B., Murray, N., Bland, L., Geizendorffer, I., Kerr, J. T., Broszeit, S., ... Nicholson, E. (2017). Satellite remote sensing of ecosystem functions: opportunities, challenges and way forward. *Remote Sensing in Ecology and Conservation*, 4(2), 71-93. <https://doi.org/10.1002/rse2.59>
- Preciado Vargas, M. y Aldana Olave, A. (2011). Análisis de presencia de islas de calor en Santiago de Cali empleando técnicas de teledetección. *Ventana Informática*, (24), 95-114. <https://doi.org/10.30554/ventanainform.24.162.2011>
- Ramos-Hajna, F. (2025). *Como se debe actuar para disminuir el efecto de las islas de calor urbano*. El Mercurio de Chile. https://noticias.unab.cl/assets/uploads/2025/01/5675422_4217254.pdf
- Rezaei Rad, H., Khodaei, Z. y Mehdi Ghiai, M. (2023). The impact of building height on microclimate characteristic of urban open spaces (Case study: Narmak neighborhood). *International Journal of Architectural Engineering & Urban Planning*, 33(4), 1-13. <https://ijaup.iust.ac.ir/article-1-779-en.pdf>
- Rosenzweig, C., Solecki, W., Romero-Lankao, P., Mehrotra, S., Dhakal, S. e Ibrahim, S. A. (Eds.). (2018). *Climate Change and Cities: Second assessment report of the urban climate change research network*. Cambridge University Press.
- Salameh, M., Elkhazindar, A. & Touqan, B. (2023). The effect of building height on thermal properties and comfort of a housing project in the hot arid climate of the UAE. *Frontiers in Built Environment*, 9, 1174147. <https://doi.org/10.3389/fbuil.2023.1174147>
- Santamouris, M. (2020). Recent progress on urban overheating and heat island research. Integrated assessment of the energy, environmental, vulnerability and health impact. Synergies with the global climate change. *Energy and Buildings*, 207, 109482. <https://doi.org/10.1016/j.enbuild.2019.109482>
- Santana Rodríguez, L. M. y Vásquez Sánchez, J. (2002). Características geográficas del departamento del Valle del Cauca. *Entorno Geográfico*, (1). <https://doi.org/10.25100/eg.v0i1.3556>
- Santana, L., Escobar, L. y Capote, P. (2010). Estimación de un índice de calidad ambiental urbano, a partir de imágenes de satélite. *Revista de Geografía Norte Grande*, (45), 77-95. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-34022010000100006>
- Sepúlveda Valencia, A. (2024). *Lineamientos de diseño urbano para la humanización del espacio público en el centro histórico de Santiago de Cali*. [Tesis de maestría, Universidad del Valle]. <https://hdl.handle.net/10893/30945>
- Soto-Estrada, E. (2019). Estimación de la isla de calor urbana en Medellín, Colombia. *Revista internacional de contaminación ambiental*, 35(2), 421-434. <https://doi.org/10.20937/rica.2019.35.02.13>
- Stacey, D. (2025). *Los médicos revisan la gestión del covid-19 en Colombia: "No estamos preparados para otra pandemia"*. El País. <https://elpais.com/america-colombia/2025-03-16/los-medicos-revisan-la->

gestion-del-covid-19-en-colombia-no-estamos-preparados-para-otra-pandemia.html

- UN-Habitat. (2020). *World cities report 2020: The value of sustainable urbanization*. United Nations Human Settlements Programme. https://unhabitat.org/sites/default/files/2020/10/wcr_2020_report.pdf
- United Nations. (2023). *Transforming our world: The 2030 agenda for sustainable development*. <https://sdgs.un.org/2030agenda>
- Watts, N., Amann, M., Arnell, N., Ayeb-Karlsson, S., Beagley, J., Belesova, K., Boykoff, M., Byass, P., Cai, W., Campbell-Lendrum, D., Capstick, S., Chambers, J., Coleman, S., Dalin, C., Daly, M., Dasandi, N., Dasgupta, S., Davies, M., Di Napoli, C., ... Costello, A. (2020). The 2020 report of The Lancet Countdown on health and climate change: responding to converging crises. *Lancet*, 397(10269), 129-170. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)32290-X](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)32290-X)
- Yoo, S. (2018). Investigating important urban characteristics in the formation of urban heat islands: a machine learning approach. *Journal of Big Data* 5(2). <https://doi.org/10.1186/s40537-018-0113-z>