



Análisis de la salud forestal asociada a las concentraciones de PM 2,5 en Medellín a
escala barrial

Valeria Caicedo Zapata
Sebastián García Salazar
Valeria Parra Ospina

Trabajo de investigación para optar al título de Administrador(a) Ambiental y Sanitario

Asesor

Juan Gabriel Piñeros Jiménez, Doctor (PhD) en Salud Pública

Universidad de Antioquia
Facultad Nacional de Salud Pública Héctor Abad Gómez
Administración Ambiental y Sanitaria
Medellín, Antioquia, Colombia
2024

| Cita | Caicedo Zapata, García Salazar y Parra Ospina (1) |
|---|---|
| Referencia Estilo Vancouver/ICMJE (2018) | (1) Caicedo Zapata V, García Salazar S, Parra Ospina V. Análisis de la salud forestal asociada a las concentraciones de PM 2,5 en Medellín a escala barrial [Trabajo de grado profesional]. Medellín, Colombia. Universidad de Antioquia; 2024. |



Repositorio Institucional: <http://bibliotecadigital.udea.edu.co>

Universidad de Antioquia - www.udea.edu.co

El contenido de esta obra corresponde al derecho de expresión de los autores y no compromete el pensamiento institucional de la Universidad de Antioquia ni desata su responsabilidad frente a terceros.

Los autores asumen la responsabilidad por los derechos de autor y conexos.

Agradecimientos

Agradecemos a todas aquellas personas que hicieron parte de este trabajo que implicó la unión y el aprendizaje de diferentes disciplinas, principalmente a nuestro asesor Juan Gabriel Piñeros por aceptar el reto, su paciencia y guiarnos como mejor pudo, a los integrantes del Grupo de Investigación en Salud y Ambiente especialmente a Santiago Mejía Osorio por el apoyo en la ejecución del proyecto y a Sara Grisales por su disposición para guiarnos y orientarnos en el proceso. Igualmente, agradecemos al profesor Emmanuel Nieto y a Esteban Castillo por su colaboración en el proyecto y por aportarnos nuevos conocimientos que podremos usar en un futuro. Y finalmente, a nuestras familias, quienes nos apoyaron durante este arduo proceso.

Tabla de contenido

| | | |
|-------|--|----|
| 1. | Planteamiento del problema | 15 |
| 2. | Justificación | 19 |
| 3. | Objetivos | 20 |
| 4. | Marcos de referencia | 21 |
| 4.1 | Marco teórico | 21 |
| 4.1.1 | Contaminación del aire. | 21 |
| 4.1.2 | Impactos socioeconómicos, a la salud y al ambiente por la contaminación del aire. | 21 |
| 4.1.3 | Modelos de Regresión de uso del Suelo (LUR) para el estudio de la contaminación del aire | 24 |
| 4.1.4 | Salud forestal. | 25 |
| 4.1.5 | Salud forestal y su relación con la contaminación del aire. | 26 |
| 4.1.6 | Herramientas satelitales para el estudio de la contaminación del aire y la vegetación. | 27 |
| 4.1.7 | Índices de la salud forestal asociados a la contaminación del aire. | 28 |
| 4.1.8 | Corrientes teóricas. | 29 |
| 4.2 | Marco territorial | 30 |
| 4.2.1 | Medellín. | 30 |
| 4.2.2 | Zonas forestales en Medellín. | 34 |
| 4.3 | Marco normativo y legal. | 35 |
| 5. | Metodología | 37 |
| 5.1 | Enfoque de diseño. | 37 |
| 5.2 | Tipo de estudio. | 37 |

| | |
|---|----|
| 5.3 Área de estudio. | 38 |
| 5.4 Unidad de análisis. | 39 |
| 5.5 Fuentes de datos | 40 |
| 5.5.1 Datos de los Indicadores de salud forestal | 40 |
| 5.5.2. Datos sobre el contaminante PM2.5 | 41 |
| 5.5.3 Variables de confusión. | 41 |
| 5.6 Variables/Categorías. | 41 |
| 5.6.2 Variables para el modelo LUR. | 43 |
| 5.7 Procedimientos de recolección de datos. | 45 |
| 5.7.1 Datos de índices salud forestal. | 45 |
| 5.7.2 Datos PM2.5 y de las variables para la construcción del modelo LUR. | 45 |
| 5.7.2.1 Variables ambientales. | 45 |
| 5.7.2.2 Variables de usos del suelo. | 46 |
| 5.7.2.3 Variables de movilidad. | 46 |
| 5.7.3 Datos de las variables de confusión. | 46 |
| 5.7.3.1 Temperatura de la Superficie del Suelo (LST): | 46 |
| 5.7.3.2 Precipitación, Velocidad del Viento y Temperatura Atmosférica. | 47 |
| 5.8 Análisis de calidad de datos. | 47 |
| 5.9 Procedimientos para el procesamiento de datos. | 47 |
| 5.9.1 Datos de índices salud forestal. | 47 |
| 5.9.2 Datos PM2.5 y de las variables para la construcción del LUR. | 48 |
| 5.9.3 Variables de confusión. | 49 |
| 5.9.3.1 Temperatura de la Superficie del Suelo (LST) | 49 |
| 5.9.3.2 Precipitación, Velocidad del viento y Temperatura atmosférica. | 49 |
| 5.10 Procedimientos de análisis de información. | 50 |

| | | |
|----------|---|----|
| 5.10.1 | Análisis estadístico de los datos. | 50 |
| 5.10.1.1 | Análisis univariado: | 50 |
| 5.10.1.2 | Análisis geoespacial | 50 |
| 5.10.1.3 | Análisis bivariado: | 51 |
| 5.10.1.4 | Análisis de gradiente: | 51 |
| 5.10.1.5 | Análisis multivariado | 51 |
| 5.11 | Análisis de las zonas con mayor afectación en la salud forestal por la concentración de PM 2.5. | 51 |
| 5.12 | Consideraciones éticas. | 52 |
| 6. | Resultados | 52 |
| 6.1 | Análisis de los índices de vegetación para Medellín | 53 |
| 6.1.1 | Descripción del Índice de Verdor para Medellín | 53 |
| 6.1.2 | Descripción del NDVI para Medellín | 55 |
| 6.1.3 | Descripción del NDWI para Medellín | 57 |
| 6.1.4. | Descripción del SAVI para Medellín | 59 |
| 6.2 | Variación geográfica del contaminante PM 2.5 en Medellín | 62 |
| 6.3 | Análisis de la relación entre indicadores de salud forestal y el PM2.5 para Medellín | 64 |
| 6.4 | Análisis de los barrios con mayor afectación en la salud forestal por la concentración de PM 2.5. | 71 |
| 7. | Discusión | 73 |
| 8. | Conclusiones | 79 |
| 9. | Recomendaciones | 81 |
| 10. | Referencias | 82 |

Lista de cuadros

| | |
|--|--------------------------------------|
| Cuadro N° 1 Estaciones de monitoreo de PM2.5 en el Valle de Aburrá | 33 |
| Cuadro N° 2 Matriz legal | 35 |
| Cuadro N° 3 Fuentes de datos espaciales utilizados en el estudio. | 40 |
| Cuadro N° 4 Operacionalización de las variables de estudio | ¡Error! Marcador no definido. |

Lista de Tablas

| | |
|--|----|
| Tabla N° 1 Criterios de especificación del método OLS para la selección del modelo LUR | 49 |
| Tabla N° 2 Comportamiento del Índice de Verdor – GI* en Medellín a escala barrial | 54 |
| Tabla N° 3 Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada – NDVI* en Medellín a escala barrial | 56 |
| Tabla N° 4 Índice Diferencial de Agua Normalizado – NDWI* en Medellín a escala barrial | 58 |
| Tabla N° 5 Índice de Vegetación Ajustado al Suelo – SAVI* en Medellín a escala barrial | 60 |
| Tabla N° 6 Ecuaciones modelos LUR años 2018, 2019, 2021 y 2022 | 62 |
| Tabla N° 7 Análisis de correlación entre los indicadores forestales y PM2.5 | 64 |
| Tabla N° 8 GI por barrios | 68 |
| Tabla N° 9 NDVI por barrios | 69 |
| Tabla N° 10 NDWI por barrios | 69 |
| Tabla N° 11 SAVI por barrios | 69 |
| Tabla N° 12 Ajuste de los modelos seleccionados, R2 de los índices de salud forestal | 70 |

Lista de figuras

| | |
|---|-----------|
| Figura N° 1 Definición área de estudio | 31 |
| Figura N° 2 Localización del área de estudio (área urbana de Medellín) | 39 |
| Figura N° 3 Procesamiento de imágenes de índices de salud forestal | 48 |
| Figura N° 4 Variabilidad geográfica del Índice de Verdor para Medellín por barrios | 55 |
| Figura N° 5 Variabilidad geográfica del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) para Medellín por barrios | 57 |
| Figura N° 6 Variabilidad geográfica del Índice de Agua de Diferencia Normalizada (NDWI) para Medellín por barrios | 59 |
| Figura N° 7 Variabilidad geográfica del Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI) para Medellín por barrios | 61 |
| Figura N° 8 Estimaciones de la variabilidad geográfica de las concentraciones anuales de PM2.5 en Medellín por barrios | 63 |
| Figura N° 9 Representación gráfica de la relación entre el Índice de verdor y el PM2.5 | 65 |
| Figura N° 10 Representación gráfica de la relación entre el Índice NDVI y el PM2.5 | 66 |
| Figura N° 11 Representación gráfica de la relación entre el Índice NDWI y el PM2.5 | 67 |
| Figura N° 12 Representación gráfica de la relación entre el Índice SAVI y el PM2.5 | 68 |
| Figura N° 13 Localización de los barrios con mayor y menor afectación de los indicadores de salud forestal en relación con el PM 2.5. | 73 |

Siglas, acrónimos y abreviaturas

AE: Autocorrelación Espacial

AMVA: Área Metropolitana del Valle de Aburrá

ANOVA: Análisis de la Varianza

EPA: Environmental Protection Agency

GEE: Google Earth Engine

GI: Greenness Index (Índice de verdor)

GISA: Grupo de Investigación en Salud y Ambiente

GWR: Regresión Geográficamente Ponderada

LST: The Land Surface Temperature (Temperatura de la Superficie)

LUR: Land Use Regression Model

NDVI: Normalized Difference Vegetation Index (Índice de Vegetación Normalizada)

NDWI: Normalized Difference Water Index (Índice de Agua Normalizada)

OLS: Ordinary Least Squares (Regresión Lineal de los Mínimos Cuadrados)

OMS: Organización Mundial de la Salud

OPS: Organización Panamericana de la Salud

PM 2.5: Material Particulado de 2.5 μ m

Q1: Cuartil Uno

Q3: Cuartil tres

RMSE: Raíz de Error Cuadrático Medio

SAVI: Soil Adjusted Vegetation Index (Índice de Vegetación Ajustado al Suelo)

SIATA: Sistema de Alerta Temprana de Medellín y el Valle de Aburrá

SPSS: Statistical Package for the Social Sciences

Resumen

La salud forestal es un indicador usado para evaluar el desempeño de los bosques y su oferta de servicios ambientales, que ha sido estudiado con distintas metodologías como la teledetección, que permite comprender el comportamiento de estos ecosistemas a diferentes escalas temporales y espaciales a través de imágenes satelitales. El material particulado (PM2.5) se ha constituido como uno de los contaminantes críticos en materia de salud pública pues se ha demostrado la asociación entre la exposición a este contaminante con una gran carga de morbimortalidad en las personas. En las urbes, un buen indicador de salud forestal se asocia con mejores condiciones de vida y habitabilidad. Este trabajo busca establecer la relación entre las concentraciones de PM2.5 y cuatro índices de salud forestal (GI, NDVI, NDWI y SAVI) y determinar cuáles son las zonas con peor desempeño forestal en Medellín respecto al PM2.5. La variabilidad de las concentraciones de PM2.5 se obtuvo mediante Modelos de Regresión de Uso del Suelo (LUR); los índices de salud forestal se obtuvieron desde la plataforma Google Earth Engine y se procesaron en el software QGIS. El análisis estadístico de los datos de las concentraciones de PM2.5 y de los índices se desarrolló en el software SPSS Statistics 26, Finalmente, se realizaron Modelos de Regresión Lineal usando cofactores ambientales para establecer el modelo que mejor explicara la relación objeto de estudio en este trabajo.

Palabras clave: Salud forestal, PM 2.5, índices de vegetación, Modelos LUR.

Abstract

Forest health is an indicator used to evaluate the performance of forests and their provision of environmental services. This has been studied using various methodologies such as remote sensing, which allows for understanding the behavior of these ecosystems at different temporal and spatial scales through satellite images. Particulate matter (PM_{2.5}) has become one of the critical pollutants in public health, as its association with a high burden of morbidity and mortality in people has been demonstrated. In urban areas, a good forest health indicator is associated with better living conditions and habitability. This work aims to establish the relationship between PM_{2.5} concentrations and four forest health indices (GI, NDVI, NDWI, and SAVI) and determine which areas in Medellín have the poorest forest performance concerning PM_{2.5}. The variability of PM_{2.5} concentrations was obtained using Land Use Regression Models (LUR); forest health indices were obtained from the Google Earth Engine platform and processed in QGIS software. The statistical analysis of PM_{2.5} concentration data and indices was carried out in SPSS Statistics 26 software. Finally, Linear Regression Models were developed using environmental cofactors to establish the model that best explained the relationship studied in this work.

Keywords: Forest health, vegetation index, PM 2.5, LUR Models.

Introducción

La contaminación del aire es un problema crítico que afecta tanto a la salud humana como a los ecosistemas. Según la Organización Mundial de la Salud (OMS), la presencia de agentes químicos, físicos o biológicos en la atmósfera puede ser tóxica, irritante y perjudicial. Los principales contaminantes incluyen dióxido de azufre, ozono y material particulado (PM2.5), que provienen tanto de fuentes naturales como antrópicas, como industrias y transporte. Anualmente, se emiten más de 42,000 millones de toneladas de contaminantes a la atmósfera, con el material particulado siendo especialmente preocupante debido a su impacto en la salud y la calidad del aire, con un promedio mundial de exposición de $31.3 \mu\text{g}/\text{m}^3$.

El PM2.5, en particular, afecta la salud humana y se estima que el 88% de la población urbana respira aire con niveles de contaminación superiores a los recomendados por la OMS, siendo responsable de 8.1 millones de muertes en 2021. Los ecosistemas forestales también se ven gravemente afectados. Estos ecosistemas son esenciales para la absorción de carbono, el suministro de agua dulce, la regulación del microclima y la biodiversidad. Sin embargo, la contaminación del aire puede causar daños en la vegetación, como lesiones necróticas, clorosis y reducción en el crecimiento.

En Medellín, la contaminación del aire es un problema crónico agravado por su topografía, que impide la adecuada circulación del aire. El PM2.5 ha sido identificado como un contaminante crítico que supera los límites permisibles. La falta de estudios sobre la relación entre la contaminación del aire y la salud forestal en Medellín, particularmente a nivel barrial, destaca la necesidad de esta investigación.

Este proyecto tiene como objetivo analizar la salud forestal asociada a las concentraciones de PM2.5 en Medellín para los años 2018, 2019, 2021 y 2022, utilizando herramientas de teledetección y Sistemas de Información Geográfica (SIG). Se busca calcular índices de vegetación (NDVI, SAVI, NDWI, GI), establecer variaciones geográficas del PM2.5, relacionar estos índices con las concentraciones del contaminante e identificar los barrios más afectados.

La investigación contribuirá a la comprensión del impacto del PM2.5 en la salud forestal de Medellín, apoyando la toma de decisiones en salud ambiental y la gestión forestal

sostenible, abordando una problemática significativa desde la vertiente verde de la salud ambiental.

1. Planteamiento del problema

De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS) (1) la contaminación del aire es “la presencia en él de agentes químicos, físicos o biológicos que alteran las características naturales de la atmósfera. y que (a) es tóxico, (b) irritante, y (c) de naturaleza perjudicial” tanto para el ser humano como para los demás seres vivos, ecosistemas y la vegetación.

Algunos de los contaminantes principales son el dióxido de azufre, fluoruros, ozono, dióxido de carbono, material particulado, entre otros, y son emitidos a la atmósfera por diferentes fuentes que se agrupan en dos principales: las fuentes naturales como volcanes, incendios, entre otros, y las fuentes antrópicas como las industrias, el transporte, la ganadería, urbanización y otras más (2).

Anualmente se emite a la atmósfera más de 42,000 millones de toneladas de contaminantes (3), siendo el material particulado uno de los que afecta la calidad del aire a nivel mundial y según la OMS (4), merece una atención especial por los riesgos que ocasiona a la salud por las concentraciones que hoy se observan en numerosas ciudades de los países desarrollados. Adicionalmente, según el informe del Estado del Aire Global del año 2024 (5) el promedio mundial de exposición al PM2.5 atmosférico es de 31,3 µg/m.

“Se estima que alrededor del 88% de la población urbana inhala aire cuyos niveles de contaminación superan los límites de los valores recomendados por la Organización Mundial de la Salud (OMS)” ((6). Además, el informe del Estado del Aire Global (5) que la contaminación del aire fue responsable de 8,1 millones de muertes en todo el mundo en el año 2021, convirtiéndose en el segundo factor de riesgo de muerte.

Con respecto a los ecosistemas forestales, según Gómez D (7), estos han sido objeto de estudio debido a que son “testigos del “estado de salud” del ambiente y pueden ser usados como fuente de información sobre los cambios de las condiciones climáticas, del aire, del suelo o del agua de la región a la que pertenecen”. Así mismo, estos prestan servicios ecosistémicos y ambientales fundamentales como la absorción del

carbono y el equilibrio de su ciclo, el suministro de agua dulce, el control y la regulación del microclima, la purificación del aire, el hábitat para la biodiversidad, la provisión de plantas medicinales de uso tradicional o popular y alimentos para las comunidades; por lo que su conservación es indispensable, no solo para el equilibrio de los ecosistemas sino también para la salud humana (8).

La vegetación juega dos papeles importantes en su relación con la contaminación del aire, debido a que ayuda en la purificación atmosférica y la reducción de contaminantes del aire, pero también estos pueden tener efectos tóxicos sobre las plantas, respecto a su estado, vigor y salud y es sobre este segundo papel en el que se enfoca el presente proyecto (2). Este daño de la contaminación atmosférica en las plantas puede expresarse de diferentes formas, tales como el daño en el follaje de estas y aparecer como lesiones necróticas (tejido muerto); como clorosis que se refiere al amarillamiento de las hojas causado por la falta de clorofila; la reducción en su crecimiento o su muerte (2).

Los contaminantes del aire además de afectar de manera negativa y directa a la vegetación por medio de su deposición sobre la parte aérea de las plantas, también lo hace de manera indirecta puesto que estos contaminantes acidifican el suelo y liberan aluminio y otros metales pesados, además afectan su relación con los demás seres vivos del entorno como microorganismos, hongos micorrícicos e insectos (9). Igualmente, la acidificación obstruye el proceso de fotosíntesis de las plantas, genera la degradación de los suelos y la disminución de peces y otros organismos acuáticos debido a que acidifica los lagos, ríos y arroyos (10)

La relación entre la contaminación del aire y la salud forestal ha sido estudiada a lo largo de los últimos años a través de diferentes metodologías que van desde lo in situ hasta el uso de información satelital, que permite ver el problema desde distintas escalas espaciales y temporales. En 2021, Wang indicó que “los estudios existentes sobre el impacto de la contaminación del aire en el crecimiento de la vegetación son principalmente experimentos de observación a escala de parcela o un pequeño número de experimentos de simulación de modelos” (11). Además, existen otros métodos de investigar y documentar los cambios en la vegetación por la deposición de contaminantes atmosféricos pues este autor afirma que “con el desarrollo continuo de la

tecnología de detección remota, se ha logrado las características de gran escala, alta resolución espacial y temporal y bajo costo” (11) para estudiar dicha relación.

La teledetección se considera como un método que puede resultar ventajoso para monitorear la salud forestal debido a que las imágenes satelitales pueden abarcar grandes áreas geográficas permitiendo así observaciones a gran escala de la dinámica de la vegetación superficial, además de comprender las condiciones previas y los cambios en un periodo determinado (11)(12).

Respecto a este recurso, existen diferentes índices para estudiar la salud forestal que han sido empleados con mayor frecuencia en estudios espaciales y multitemporales. En 2017 Xue & Su ((13) plantearon que estos han sido “efectivos para evaluaciones cuantitativas y cualitativas de la cubierta vegetal, el vigor y la dinámica de crecimiento, entre otras aplicaciones” a las cuales pueden ser adaptados, y que “pueden proporcionar información extremadamente útil para aplicaciones en el monitoreo ambiental, la conservación de la biodiversidad, la agricultura, la silvicultura, las infraestructuras verdes urbanas y otros campos relacionados”.

Beltrán (14) menciona algunos de estos índices a saber: el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) que registra las señales de cambio de la vegetación terrestre y es uno de los más utilizados por los diferentes estudios de vegetación; el Índice de Verdor (GI) el cual está relacionado con el vigor del cultivo, cantidad de vegetación o biomasa; y el Índice de vegetación ajustado al suelo (SAVI) minimiza el efecto del suelo en la caracterización de la vegetación y tiene en cuenta la cantidad de vegetación que se observa en la imagen. Adicionalmente, en un estudio publicado en la revista Tecnológicas (15), se menciona también el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo Transformado (TSAVI) que busca corregir el efecto del brillo del suelo en zonas con escasa cobertura vegetal; el Índice de Diferencia Normalizada del Agua (NDWI) permite medir los cambios en el contenido de agua de la vegetación, permitiendo identificar el nivel de saturación de humedad de esta, y finalmente, el Índice de Vegetación Resistente a la Atmósfera (ARVI) que se enfoca en las regiones con alto contenido de aerosol atmosférico como la lluvia, niebla, polvo, humo, y la contaminación del aire.

Respecto a la contaminación del aire en Medellín, El Observatorio de Políticas Públicas de Medellín (16) ha señalado que esta ha sido objeto de estudio por diferentes actores, debido a que pasó de ser un señalamiento de niveles de contaminación episódicos a un problema crónico y permanente que, si no se enfrenta con contundencia y consenso, dará como resultado el deterioro de las condiciones de salubridad de la población y el medio ambiente.

Esta problemática ocurre por distintas razones, siendo una de ellas su condición topográfica desfavorable, puesto que “la ciudad se encuentra en una depresión profunda rodeada de altas montañas con alturas aproximadas de 1200 metros que impiden que se presente una correcta circulación del aire” (17), y por lo tanto no permite el barrido de los diferentes contaminantes presentes en la atmósfera.

Además, según el SIATA (18) “la evolución de las concentraciones históricas de PM2.5 en el Valle de Aburrá indica que la región metropolitana experimenta períodos en el año en los cuales la calidad del aire presenta características desfavorables y en ciertas ocasiones, dañinas para la salud humana.” Siendo el PM2.5 el contaminante el que presenta aumentos significativos en la red de calidad del aire.

El Plan Maestro de Espacios Públicos Verdes (19) establece que hay un total de 1701,81 hectáreas en el Valle de Aburrá que pertenecen a la estructura del sistema de espacio público verde, este sistema incluye tanto áreas para la conservación y preservación del medio ambiente como las áreas verdes asociadas a espacios públicos articuladores y de encuentro, siendo Medellín el municipio que cuenta con mayor superficie de espacios verdes con 1142.19 ha.

Sobre la salud forestal y su relación con la contaminación del aire en Medellín, se ha identificado una escasez en la información. En la búsqueda realizada en las diferentes plataformas de textos como Science Direct, Scielo, Redalyc, Science, Springer link, PubMed, Nature, entre otros, y en los diferentes repositorios institucionales, se tuvo en cuenta distintos criterios como acceso libre y las palabras claves alusivos al tema. Como resultado de esta, se encontraron dos estudios en los cuales se analiza la salud de los ecosistemas y su afectación por los contaminantes en el aire, el primero de ellos por medio del uso de bioindicadores como los líquenes -*Phaeophyscia chloantha*, *Physcia poncinsii* Hue, *Phaeophyscia chloantha*, *Candelaria concolor*, *Candelaria*

fibrosa- (20) y el segundo a través del Índice de Tolerancia a la Contaminación del Aire (APTI) y el Índice de Desempeño Anticipado (API) “con el fin de determinar tanto el grado de tolerancia o sensibilidad de los árboles a los contaminantes del aire como su desempeño en áreas urbanas” (21).

De acuerdo con todo lo anterior, el presente proyecto se propone responder a la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo ha sido el comportamiento de la salud forestal asociada a las concentraciones de PM_{2,5} en Medellín a escala barrial para los años 2018, 2019, 2021 y 2022?

2. Justificación

El análisis de la contaminación atmosférica desde la mirada de salud ambiental ha sido abordado desde la perspectiva del impacto que causa esta problemática ambiental en la salud y el bienestar humano, enfoque que hoy en día recibe el nombre de vertiente azul, sin embargo, existe otra perspectiva conocida como vertiente verde que se centra en los efectos de la actividad humana sobre el ambiente natural como la salud forestal, la cual ha sido menos abordada y por tanto, constituye el enfoque sobre el cual se plantea el presente proyecto (22).

Con relación a esta problemática, se encuentra el PM 2.5, el cual se ha identificado como uno de los contaminantes criterios en el Valle de Aburrá según un estudio de la Universidad Pontificia Bolivariana y es el que más sobrepasa los límites permisibles establecidos de acuerdo a la OMS, se le estimó para el año 2018 una emisión de 432 toneladas en relación a las fuentes fijas (23).

Dado el impacto que produce este contaminante atmosférico en la salud forestal, esta investigación buscará contribuir en la comprensión de su asociación con la salud forestal de Medellín usando Sistemas de Información Geográficos (SIG), con el fin de apoyar la toma de decisiones en salud ambiental y en la implementación de una gestión forestal más amigable con el medio ambiente y los ecosistemas por parte de las autoridades y la comunidad.

En ese sentido, este proyecto representa un gran aporte a la formación de quienes lo plantean debido a que se trata de una problemática significativa en el campo de la salud ambiental, entendiéndose desde la vertiente verde. Este también permite mejorar las habilidades para abordar y comprender los diferentes fenómenos ambientales y contribuir de alguna manera al conocimiento científico y a la resolución de estos.

3. Objetivos

3.1 Objetivo general

Determinar la asociación entre la salud forestal y las concentraciones de PM2.5 en Medellín a escala barrial para los años 2018, 2019, 2021 y 2022.

3.2 Objetivos específicos

- Calcular los índices de vegetación anuales NDVI, SAVI, NDWI y el GI a partir de herramientas de teledetección para los años 2018, 2019, 2021 y 2022.
- Determinar las variaciones geográficas del PM2.5 a escala barrial en Medellín para los años 2018, 2019, 2021 y 2022.
- Relacionar los índices de vegetación con las variaciones espaciales de las concentraciones del contaminante PM 2.5.
- Identificar los barrios donde hay más afectación de la salud forestal, debido a las concentraciones de PM 2.5 en el periodo de estudio.

4. Marcos de referencia

4.1 Marco teórico

4.1.1 Contaminación del aire.

La Agencia de Protección Ambiental de los Estados Unidos (EPA por sus siglas en inglés) define a la contaminación atmosférica como “uno o más químicos o sustancias en concentraciones suficientemente altas en el aire para dañar a los humanos, otros animales, la vegetación o los materiales” (24). Distinto a las sustancias químicas, también hay otras condiciones físicas como el exceso de calor y el ruido que se consideran como parte de la contaminación del aire (24).

Los contaminantes atmosféricos se emiten al aire desde una gran variedad de fuentes, estas pueden ser naturales y/o antropogénicas; las fuentes naturales, como las plantas, las cuáles producen algunos contaminantes como los Compuestos Orgánicos Volátiles; los suelos, los cuales gracias al proceso de desnitrificación generan óxidos de nitrógeno; el polen; las esporas y las bacterias, todas estas se definen como fuentes biogénicas. También se encuentran las fuentes geogénicas como los volcanes, el polvo o arenas y la sal marina. Distintas a estos dos tipos de fuentes naturales de contaminación atmosférica, existen aquellas que no son clasificadas en ningún grupo como los incendios forestales y las tormentas (25). Por otro lado, se encuentran las fuentes antropogénicas las cuales son generadas por el ser humano.

Para lograr hacerles un seguimiento del control de las emisiones a la atmosfera, el Ministerio de Medio Ambiente y Desarrollo Sostenible (26) las ha dividido en dos, aquellas que provienen de fuentes fijas, es decir aquellas que provienen de una fuente de emisión situada en un lugar determinado inamovible, como las industrias; y las fuentes móviles que son aquellas que por razón de su uso o propósito, es susceptible a desplazarse, como los automotores o vehículos de transporte a motor de cualquier naturaleza.

Con todas estas fuentes de emisión y los diferentes contaminantes del aire que se generan, la EPA ha establecido algunos de ellos como “contaminantes atmosféricos criterio”, debido a que son sustancias que se liberan en grandes cantidades de diferentes fuentes y presentan un riesgo para la salud y el bienestar humano en grandes regiones, siendo importante la constante vigilancia de estos por los gobiernos, estos son: el ozono troposférico, el material particulado 10 y 2.5, el monóxido de carbono, el dióxido de azufre y el dióxido de nitrógeno (27).

4.1.2 Impactos socioeconómicos, a la salud y al ambiente por la contaminación del aire.

A la contaminación atmosférica se le atribuyen diferentes implicaciones adversas tanto en el bienestar general de las poblaciones como de los ecosistemas. Con relación a las implicaciones de la contaminación del aire en la salud humana, diversos estudios han demostrado que el aumento de contaminantes en el aire puede traducirse en el aumento de mortalidad y morbilidad causante de muertes tempranas (28) por problemas cardiovasculares y respiratorios, ciertos tipos de cáncer, trastornos reproductivos y trastornos neurológicos (29). Respecto a lo anterior, la OMS (30) estima que cada año mueren cerca de 7 millones de personas por la contaminación del aire, es decir una de cada 9 muertes en el mundo ocurre por esta causa y confirma la relación causal entre la exposición a la contaminación atmosférica por PM_{2,5} y la mortalidad por todas las causas.

De acuerdo con el Global Burden of Disease de 2019 (31) la contaminación del aire es el principal factor de riesgo ambiental para la salud mundial y el cuarto factor de riesgo más importante para la mortalidad mundial y La Organización Panamericana de la Salud – OPS (29) estima que más de 100 millones de personas están expuestas a concentraciones de contaminantes atmosféricos superiores a los niveles máximos permisibles establecidos por la Organización Mundial de la Salud.

“La mala calidad del aire en la región de América Latina y el Caribe causa muertes prematuras, pone en peligro la salud de millones de personas y produce importantes pérdidas económicas (millones de dólares estadounidenses) asociadas a la atención médica y la pérdida de productividad” (29).

La situación de Colombia en materia de la calidad del aire ha sido un tema de importancia y discusión debido a la creciente problemática que los contaminantes del aire ocasionan en la salud de la población y en el ambiente. Esta preocupación es aún mayor si se tiene presente la información suministrada por el Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible en cuanto a que “cerca de 5,000 muertes prematuras y casi 65,000 años de vida ajustados según discapacidad (AVAD) son atribuibles a la contaminación del aire en las ciudades colombianas. Bogotá y el Área Metropolitana del Valle de Aburra (AMVA), representan más del 75 por ciento de la mortalidad atribuible” (32) .

Como las principales causas de esta problemática en el país se encuentran el consumo de combustibles fósiles, las emisiones de las industrias y el rodaje del parque automotor (33). La contaminación del aire, también puede afectar en términos de productividad a las poblaciones, un estudio de la Universidad Nacional de Singapur (34), encontró que los trabajadores eran menos productivos en un 1% cuando aumentaban los niveles de contaminación del aire, esto debido a que trabajar en un entorno altamente contaminado puede afectar el estado de ánimo de los trabajadores, su disposición para trabajar e incluso la exposición sostenida a la contaminación del aire disminuye la capacidad cognitiva, esto implica una caída en los ingresos de una empresa que produce a gran escala.

Por otro lado, Estudios recientes del Banco Mundial en Colombia, Perú, Guatemala y El Salvador estimaron que “el costo de la contaminación del aire exterior equivale aproximadamente al uno por ciento del PIB nacional. Un estudio relativamente reciente del Banco de seis ciudades en países en desarrollo encontró que los costos sociales de todos los impactos ambientales ascienden a un total de US\$ 3800 millones, de los cuales los impactos en la salud representan el 68 por ciento” (35).

De acuerdo con la Política de Prevención y Control de la Contaminación del Aire (33), la contaminación atmosférica se posiciona como la segunda problemática en generar mayores costos sociales y ambientales después de los que generan la contaminación del agua y los desastres naturales.

Estudios del Banco Mundial (36) estiman que los costos de los daños a la salud asociados a la contaminación atmosférica en cerca de 8,1 billones de dólares al año, es decir el 6,1% del Producto Interno Bruto mundial. En Colombia, estos costos alcanzaron los 12,2 billones de pesos que equivalen al 1,5% del PIB nacional (37). De acuerdo con el Área Metropolitana del Valle de Aburrá -AMVA- (38), la contaminación del aire en los municipios de la región representa un gran costo económico puesto que por cada 1.000 muertes el costo de la contaminación del aire oscila entre US\$1,550 y US\$2,060 millones de dólares, mientras que el costo de la contaminación atmosférica de 2.000 muertes estaría entre US\$3,100 y US\$4,120 millones de dólares en el 2015.

La OMS (39) establece que la contaminación atmosférica ha impuesto una carga significativa al medio ambiente terrestre tanto a nivel regional como mundial, pues esta se reconoce como un problema que no entiende de fronteras. Sin embargo, las zonas urbanas de todo el mundo se ven más afectadas que las zonas rurales por esta materia nociva (40).

Diferentes investigaciones han abordado la interrelación entre la contaminación del aire y el ambiente, lo que ha permitido una mejor y mayor comprensión de cómo la alteración de la calidad del aire puede afectar negativamente a los bosques, lagos y otros ecosistemas naturales. De esta manera, se ha identificado que contaminantes como el azufre puede acidificar los lagos y arroyos y causar daño a los árboles y los suelos de los bosques; el nitrógeno puede reducir la biodiversidad de la vegetación y afectar a los peces y otras formas de vida acuática; el ozono por ejemplo perjudica a los árboles y el mercurio y otros compuestos de metales pesados que se emiten como gases por la quema de combustibles, puede depositarse y acumularse en las plantas y animales (41). Otros impactos ambientales por estos contaminantes pueden relacionarse con la reducción de cosechas, el cambio climático, la alteración del paisaje, el agotamiento de la capa de ozono, o con la corrosión de edificios, entre otros efectos adversos (40).

Por otra parte, los bosques son afectados por la contaminación del aire y sus efectos pueden expresarse de diferentes formas, de acuerdo con la FAO (Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura) los bosques son extensiones de tierra superiores a las 0.5 hectáreas cubiertas por formaciones forestales de diferentes

tamaños. Estos ecosistemas albergan más del 50% de la biodiversidad terrestre del planeta; mantienen el agua en el suelo, evitan procesos erosivos, redistribuyen el agua hacia la atmósfera en forma de evapotranspiración; sirven como receptores de aproximadamente 2,1 millones de dióxido de carbono anuales, equilibrando el ciclo del carbono y contribuyendo a combatir el cambio climático; ofrecen alimento a millones de personas en mundo y $\frac{1}{4}$ de las medicinas modernas poseen componentes que se extraen de ellos (42).

Cuando se habla de bosques, se puede precisar en los bosques urbanos que son ecosistemas artificiales (43) e incluyen los parques urbanos, árboles individuales en las vías y jardines, reservas naturales, corredores verdes, humedales, entre otros (44). Con ellos se busca conservar la mayor cantidad de características que imiten los procesos naturales entre los elementos bióticos y abióticos como en las zonas con menor acción antrópica (45).

La vegetación del bosque urbano contribuye al mejoramiento de la calidad estética de la ciudad y aporta importantes bienes y servicios para el bienestar de las poblaciones urbanas y periurbanas. Entre los servicios ecosistémicos que ofrecen se encuentran la mitigación de la contaminación atmosférica, la regulación hídrica, regulación del microclima, heterogeneidad del paisaje, la reducción del ruido, la prevención de procesos erosivos, servicios recreativos, la cohesión social, entre otros (43).

4.1.3 Modelos de Regresión de uso del Suelo (LUR) para el estudio de la contaminación del aire.

Existen diferentes modelos que permiten simular la distribución espacial de un contaminante en toda una zona en donde la Red de Monitoreo no alcanza a medir valores exactos de un contaminante, como los modelos de redes neuronales, estocásticos, de dispersión Gaussiana y los Modelos de Regresión de Uso del Suelo (LUR por sus siglas en inglés – Land Use Regression Model) los cuales según Londoño A (46) “establecen correlaciones entre las mediciones de una variable dependiente y algunas posibles variables explicativas para construir modelos de regresión con datos espaciales”.

Los modelos LUR analizan como varía una variable ambiental dependiente en un área determinada, en función de ciertas variables dependientes en esa misma área. Para el caso de la contaminación del aire, los modelos LUR permiten estimar la concentración de un contaminante, superponiendo en áreas circulares (buffers) algunas variables que pueden explicar el fenómeno como el uso del suelo, la cercanía a las vías de tráfico, la densidad vehicular, la meteorología, entre otras variables (46).

El uso de los modelos LUR como herramienta para la simulación de la distribución espacial de contaminantes trae consigo ventajas como la flexibilidad de incorporar una amplia variedad de variables explicativas como características demográficas, de uso del

suelo, meteorológicas, y emisiones puntuales y difusas. Además, es un modelo de bajo costo que computacionalmente es simple y eficiente.

En Medellín ha surgido un interés reciente en el estudio de la variación espacial de la contaminación del aire a partir de la utilización de estos modelos, se han encontrado modelos para los contaminantes PM_{2.5}, PM₁₀ (47) y NO_x (47) realizados a partir de datos de la red de monitoreo de calidad del aire y de sensores de bajo costo. Estos estudios se han realizado para entender mejor la dinámica de la contaminación del aire en Medellín.

4.1.4 Salud forestal.

Debido al incalculable valor de los bosques del que depende la homeostasis de la tierra, se ha considerado fundamental una gestión adecuada que permita conocer su estado y reconocer los cambios que se produzcan (48).

La salud forestal puede ser definida según las condiciones de un bosque en términos de estructura, densidad, verdor, nivel de enfermedades por insectos, la capacidad de ofrecer bienes y servicios y la flexibilidad de este ante las perturbaciones (49). Esta depende de su relación con los factores ambientales (bióticos y abióticos) y varía entre regiones de acuerdo a la duración y magnitud de los impactos que perciben. En diferentes estudios se ha entendido de manera general a la salud forestal de una zona como el estado de su vegetación, siendo este un parámetro importante para comprender las actividades agrícolas, la evaluación y el seguimiento de la salud medioambiental (50).

De acuerdo a John S. Boyce (51) en su definición de las enfermedades de los árboles en 1913, estas se refieren a cualquier perturbación de la función normal de un árbol y esto puede ser causado por hongos, muérdagos, insectos, el empobrecimiento del suelo, los gases venenosos del aire y muchas otras causas. A estos factores que tienen el potencial de causar daños, enfermedades y la muerte a la vegetación se denominan tensiones y pueden ser bióticos o abióticos, naturales o no naturales. Por lo tanto, la salud de los árboles integra las influencias de todas las tensiones que actúan de forma concurrente, secuencial e interactiva.

El estudio de la salud forestal es fundamental para la determinación de los eventos que constituyen la causa de su perturbación, su capacidad de auto sostenimiento ecológico y evolución, así como la satisfacción de las necesidades humanas y la definición de criterios de sostenibilidad. Para ello se han desarrollado diversos indicadores que son monitoreados de acuerdo al tipo de sistema forestal, su ubicación, importancia ecológica, interés económico, de conservación o investigativo (50).

La salud forestal ha sido evaluada por diferentes métodos, uno de ellos es por medio de la teledetección como por ejemplo, el estudio de Sahaa & Ghoshb (52) en el cual se realiza una evaluación de la salud forestal del Parque Nacional de Buxa (760 km²), en

India, para este se utilizaron imágenes del satélite Landsat y se analizaron distintos índices de vegetación como el NDVI, SAVI, GI, entre otros y se confirmaron los resultados de estos por medio de trabajo y revisiones de campo en el parque en los años 2001 y 2019.

En Estados Unidos y Canadá la salud de los bosques ha sido monitoreada y evaluada durante décadas a nivel regional, en el caso de Estados Unidos se han realizado análisis de la salud forestal por medio de parcelaciones distribuidas en 6 estados del país por el programa Forest Health Monitoring (FHM), por otra parte el Servicio Forestal de EEUU y la Administración Nacional de Aeronáutica y del Espacio están cooperando en el desarrollo de sistemas automatizados de teledetección para detectar cambios en el estado de los bosques, la cubierta vegetal, la fragmentación y el uso del suelo a escala regional mediante una comparación del NDVI, también se realizan inspecciones aéreas anuales para detectar la mortalidad visible de los árboles o los daños en las copas causados por insectos, enfermedades y causas abióticas (53).

4.1.5 Salud forestal y su relación con la contaminación del aire.

La vegetación ha sido reconocida a medida que avanzan los estudios sobre esta por su función de depósito de los contaminantes del aire, es decir, por su capacidad para eliminarlos y funcionar como una superficie de filtración que transfiere estos contaminantes de la atmósfera a la biosfera (54). Sin embargo, esta función que cumple la vegetación sobre la calidad del aire trae consigo impactos adversos en los ecosistemas forestales como su morbilidad y mortalidad al estar expuestos a concentraciones atípicas de los contaminantes por un tiempo prolongado o continuo (55) debido a la gran sensibilidad que las plantas muestran a la mayor parte de los contaminantes del aire y es de resaltar que los efectos sobre estas estará determinado también por su capacidad de absorberlos(56) .

La proximidad de las fuentes de emisión a la vegetación juega también un aspecto clave en la magnitud del daño, estas fuentes pueden ser: instalaciones de producción de energía, por ejemplo, plantas de generación eléctrica, plantas de purificación de gas, etc.; industrias relacionadas con los metales; plantas de producción de aluminio; y una variedad de otras industrias, como cementeras y plantas químicas (55).

Los efectos directos de la contaminación sobre las plantas abarcan cambios morfológicos, bioquímicos y estructurales, como la defoliación y posible caída de las estructuras reproductivas, la pérdida de pigmentos fotosintéticos, el aumento de la concentración de metales pesados en los tejidos, la reducción del área foliar, cambios en la epidermis foliar, entre otros, y es por medio de estas implicaciones que puede analizarse la calidad del aire de un lugar puesto que actúan como bioindicadores de la contaminación del aire (54).

Sin embargo, el cambio en la estructura de las plantas no es la única alteración puesto que las funciones del ecosistema también se ven afectadas como la reducción de la energía fijada que sustenta el crecimiento de las plantas y produce la materia orgánica para los seres vivos en el suelo; la reducción de la biomasa: el aumento de la pérdida de nutrientes: y la reducción de las poblaciones animales (55).

4.1.6 Herramientas satelitales para el estudio de la contaminación del aire y la vegetación.

“La teledetección es la adquisición de información sobre alguna característica de interés sin entrar en contacto directo con ella” (57), de modo más específico en las ciencias de la Tierra, se entiende como una técnica que busca la captura, tratamiento y análisis de imágenes digitales tomadas por satélites artificiales, en inglés esta técnica, se entiende con el término “Remote sensing” (58).

Los principales usos de la teledetección radican principalmente en temas ambientales como estudios de erosión de playas, inventarios de recursos para estudios de impacto ambiental, cartografía ecológica, control de movimientos de iceberg, medidas de aguas superficiales y humedales, cartografía de la cobertura vegetal del suelo, entre otras. En cuanto a lo forestal, esta se ha usado para la cartografía de especies invasoras hasta la vigilancia de los cambios en la cubierta terrestre, como la fragmentación del hábitat, y la estimación de las propiedades biofísicas y bioquímicas de los bosques (59).

La forma de teledetección más utilizada en las ciencias ambientales son las imágenes satelitales de la Tierra adquiridas por sensores remotos (60). Estas se definen como “una representación visual de la superficie terrestre capaz de cubrir grandes áreas de territorio, se encuentran compuestas por una matriz de números, cada uno de éstos corresponden a un píxel, también son denominados Números Digitales (ND), el cual depende completamente del sensor y la radiancia percibida por el sensor” (60).

Las imágenes de Satélite se encuentran conformadas por bandas que son rangos agrupados del espectro electromagnético, por ejemplo, los sensores Landsat-TM y Landsat-MSS, tienen 7 (azul, verde, rojo, 3 en el infrarrojo cercano y 1 en el infrarrojo térmico) y 4 bandas (verde, rojo y 2 en el infrarrojo cercano) respectivamente, siendo la banda del infrarrojo la que permite una mayor visibilidad en lo que se refiere a coberturas vegetales (60).

Las imágenes satelitales conforme a su combinación espectral son de utilidad para distinguir objetos que se encuentran en la superficie terrestre y en la atmósfera. Para discriminar zonas se debe considerar la respuesta espectral y análisis multitemporal del sitio en estudio. Con la información de las imágenes satelitales se puede obtener distintas composiciones de color, seleccionando las bandas espectrales que se utilizaran para el análisis (60).

Con respecto a la resolución espacial de los diferentes sensores, se destaca Landsat 7 y 8, los cuales son los más utilizados gracias a su facilidad para obtener datos gratuitos y teniendo una resolución de 15 y 30 metros respectivamente, además facilita la distinción entre cubiertas fronterizas. Sin embargo, también se destacan las imágenes Sentinel, estas también son de acceso libre y gratuito, y hasta la fecha se han lanzado alrededor de 6 misiones Sentinel, cada una enfocándose en generar información de diferentes formas. Por ejemplo, Sentinel-1 proporciona imágenes radar terrestres y oceánicas; Sentinel-2, imágenes ópticas terrestres; Sentinel-3, servicios globales de vigilancia terrestre y oceánica; Sentinel-4 y 5, datos para la vigilancia de la composición atmosférica y - Sentinel-6, datos altimétricos de alta precisión (61).

4.1.7 Índices de la salud forestal asociados a la contaminación del aire.

Las imágenes satelitales han permitido el estudio de diferentes focos de investigación como la cobertura vegetal en relación con la evaluación y manejo de recursos naturales puesto que estas imágenes ofrecen diferentes representaciones visuales que han sido usadas para evaluar y monitorear el estado de la vegetación en las diferentes escalas: global, regional, nacional y local. Para lograr analizar dicha cobertura vegetal, la información entregada por la imagen debe ser categorizada y agrupada, función que puede ser desarrollada por los índices de vegetación. Estos índices hacen referencia a un conjunto de operaciones algebraicas que se realizan sobre los valores numéricos de los píxeles de las imágenes, y en estos es posible determinar la cantidad y la salud de la vegetación por medio de sus valores, los cuales si son bajos indican una vegetación poco vigorosa mientras que si son altos se relacionan a una vegetación vigorosa, aunque esta interpretación puede variar de acuerdo al índice de vegetación (62).

Estos índices de vegetación han sido utilizados por diferentes estudios como fuente de información para determinar el tipo de cobertura, observar su variación temporal y establecer el estado de salud de cultivos a partir de estimaciones de características como vigor vegetal, contenido de clorofila, estado nutricional o estado hídrico (63).

Para usar estos índices es necesario haber realizado una corrección radiométrica y atmosférica de las bandas multiespectrales y térmicas, entre estos índices se puede encontrar una gran variedad, los cuales se describen a continuación (52):

- **Índice Diferencial de Vegetación Normalizado (NDVI):** Mediante sus valores puede reflejar los valores con densa y escasa vegetación. Para calcularlo son necesarios los valores de las bandas roja e infrarroja del espectro electromagnético.
- **Índice de Humedad en las Hojas (LWCI):** Ayuda a determinar el contenido de agua en las hojas, se basa en la interrelación entre las reflectividades en el infrarrojo de onda corta (SWIR) y el infrarrojo cercano (NIR).

- **Índice de Vegetación Ajustada al Suelo (SAVI):** Se usa principalmente para zonas en que la cobertura vegetal es baja y actúa con las bandas del infrarrojo y roja.
- **Índice de Vegetación Mejorado (EVI):** Fue desarrollado para superar la limitación del NDVI y comprender mejor el estado de la vegetación, pues este minimiza la influencia atmosférica, además es más sensible en regiones donde hay gran cantidad de biomasa.
- **Índice de Verdor (GI):** Se utiliza para identificar el contenido de clorofila de la vegetación y la biomasa, en cuanto mayor sea el valor de GI indica una alta calidad en la vegetación.
- **Índice de sombra (SI):** Se desarrolló para la detección de sombra de las copas de los árboles y así estimar el estado y densidad de la vegetación, con este se pueden identificar los huecos en ella.

De los índices anteriormente mencionados, el más explorado ha sido el NDVI, este se ha usado para hacer comparaciones entre las condiciones de la cobertura vegetal durante distintos años, teniendo en cuenta también las concentraciones de los contaminantes en el aire, por ejemplo, un estudio realizado en siete regiones de China, se halló la correlación espacial de las concentraciones de los contaminantes obtenidos por la “National Urban Air Quality Real-time Release Platform” (SO₂, CO, PM_{2.5}, PM₁₀, O₃ y NO₂) e imágenes satelitales obtenidas de Google Earth Engine y los datos de MOD13A3 de la NASA, los cuales proporcionan información global del NDVI, estos datos se compararon durante los años 2014 y 2020 (64).

Sobre este mismo índice, se utilizó igualmente en un estudio en el mismo país para evaluar cuantitativamente el impacto de la contaminación por ozono y el cambio climático en la actividad de la vegetación terrestre en China, por medio del Registro de datos climáticos (CDR) que contiene información de dicho índice a través del satélite NOAA (9). Por otra parte, existen estudios que utilizan múltiples índices puesto que no encuentran índices individuales robustos para los diferentes tipos de estrés y las diferentes especies en las que se enfocan, es el caso de un estudio en un área minera abandonada en Yerranderie (Australia), en el cual recurrieron a 13 índices de vegetación relacionados con los diferentes parámetros establecidos para evaluar la condición de salud de la vegetación expuesta a la contaminación por metales pesados utilizando datos hiperespectrales adquiridos mediante el sensor HySpex (65).

4.1.8 Corrientes teóricas.

Según la OMS (66) la salud es un estado de completo bienestar físico, mental y social, y no solamente la ausencia de afecciones o enfermedades. El logro de este estado en los individuos y las poblaciones está determinado por un conjunto de factores denominados determinantes de la salud, entre estos factores se encuentra el ambiental.

Sobre este factor, se considera que la condición de bienestar depende estrechamente de un estado sano del medio ambiente, tanto natural como social. Condiciones como el acceso a agua de calidad, adecuados y suficientes sistemas de saneamiento, la gestión adecuada de los residuos sólidos, la conformación de entornos saludables, la planificación de las ciudades, la presencia de ecosistemas capaces de ofrecer servicios como el abastecimiento de agua, la purificación del aire, la provisión de alimentos, entre otros, influyen directamente en el individuo y las comunidades (67),(68).

De acuerdo con el Ministerio de Salud y Protección Social y a la Organización Panamericana de la Salud (69), la salud ambiental propone una reflexión sobre la interacción entre el hombre y los factores físicos, químicos, biológicos y sociales del entorno que este habita. Desde este enfoque, las interacciones referidas a las prácticas de uso, manipulación, apropiación y explotación de los componentes ambientales suponen, en función de su forma y magnitud, efectos negativos o positivos sobre la salud humana.

La salud ambiental implica aspectos del comportamiento humano y aspectos naturales que influyen sobre la salud, y no solo los relacionados con el saneamiento, la provisión de servicios públicos o la contaminación (70).

Sobre esta relación de hombre y ambiente, se han propuesto, en las últimas décadas, varios enfoques, dentro de los cuales se resalta la corriente verde y el modelo de ecosalud. Este modelo de ecosalud indica que el ambiente y los aspectos socioeconómicos tienen fuerte asociación e interacción con la salud de los seres humanos, y contribuye a entender cómo los problemas ambientales que afectan la salud humana se derivan de sus mismas acciones (71).

Por el contrario, la vertiente verde liderada por la Organización de Naciones Unidas – ONU se enfoca en los efectos de la actividad humana sobre el ambiente natural, la protección del ambiente y desarrollo sostenible (22), y abarca aspectos como el desarrollo sostenible, la pobreza, la dinámica demográfica, el efecto de invernadero, el deterioro de la capa de ozono, el ordenamiento territorial, la deforestación, la desertización y sequía, las zonas de montaña, la biodiversidad, la biotecnología, la protección de océanos, mares y costas, etc. (72). Es esta última sobre la cual se encuentra enmarcado el presente proyecto de investigación puesto que se pretende analizar el comportamiento de las concentraciones de PM 2,5 que son emitidas por las diferentes fuentes de contaminación como las de origen antropogénico sobre la salud forestal, sin considerar su afectación sobre otros aspectos diferentes a la salud de los árboles como lo es la salud humana.

4.2 Marco territorial

4.2.1 Medellín.

La ciudad de Medellín está ubicada en el noroccidente de Colombia sobre la cordillera central, a una altitud de 1.479 metros sobre el nivel del mar, en el Valle de Aburrá, subregión conformada por diez municipios en total: Barbosa, Girardota, Bello, Copacabana, Medellín, Envigado, Itagüí, La Estrella, Sabaneta y Caldas (73).

Posee una extensión de 111,61 km² de suelo urbano, 263,04 km² de suelo rural y 1,75 km² de suelo de expansión.

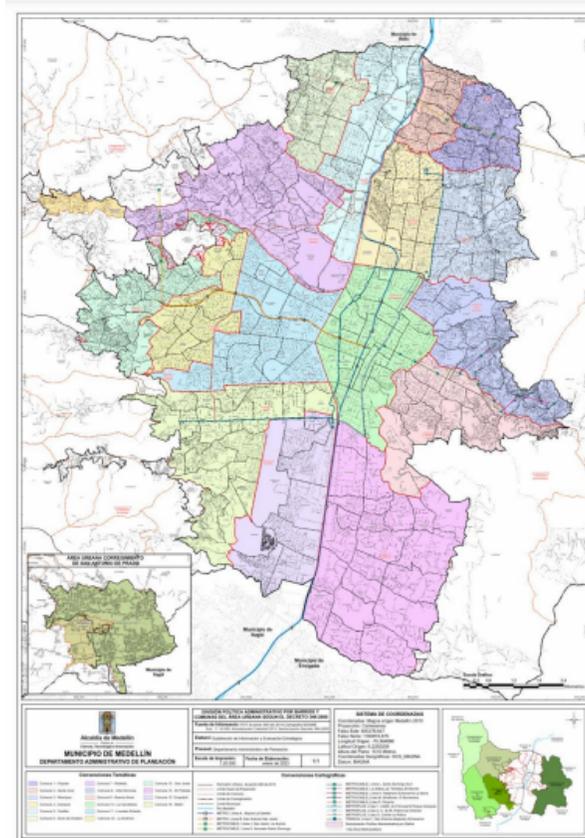


Figura N° 1 Definición área de estudio

Fuente: Alcaldía de Medellín - Departamento Administrativo de Planeación - Subdirección de Prospectiva, Información y Evaluación Estratégica - Unidad de Planeación de la Información(73)

A inicios de los años 1900's en el Valle de Aburrá los asentamientos estaban separados unos de otros. Medellín que era el principal centro urbano contaba con cerca de 31.055 habitantes y la suma de los habitantes del resto de los municipios juntos llegaba a las 105.305 personas (74).

De acuerdo con la Alcaldía de Medellín (73), la ciudad ha resaltado por ser la segunda ciudad más poblada del país según las proyecciones generadas por el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), quien proyectó para el año 2022 una población de 2.612.958 personas, presentándose un crecimiento del 1,54% respecto al 2021.

En consecuencia, “la calidad del aire en Medellín se ha convertido en los últimos 10 años, uno de los aspectos más relevantes para las autoridades locales, con la implementación de un Plan de Descontaminación a mediano, largo y corto plazo para el manejo de episodios críticos del Valle de Aburrá, orientado a lograr cambios estructurales para la solución permanente de la contaminación atmosférica con todos los actores involucrados” (76).

Medellín está ubicado en el Valle de Aburrá, el cual presenta una condición topográfica desfavorable que impide que se presente una correcta circulación del aire, debido a que la capa límite del valle está a 500 metros aproximadamente, generando el fenómeno de inversión térmica (75) este es un valle estrecho densamente poblado y se encuentra rodeado por montañas, estas características particulares de su topografía influyen de manera adversa en la circulación horizontal de la masa de aire unido también a las condiciones meteorológicas adversas (baja ventilación), a la emisión de los contaminantes provenientes de las actividades humanas como el crecimiento del parque automotor especialmente los vehículos de uso particular, la organización del transporte público y la tecnología que utilizan los sectores de industria y transporte para su operación determinan el estado actual de la situación, favoreciendo así la acumulación de los contaminantes atmosféricos en el Valle e impidiendo por el contrario la remoción y dispersión de estos (76).

En relación a las condiciones meteorológicas, existen dos periodos de transición, una temporada seca, a una de lluvias en el mes de marzo y ocurre lo opuesto en el mes de noviembre, en ambas situaciones se produce una capa densa y baja de nubes que favorecen la acumulación de contaminantes en el aire, son en estos dos periodos, del año, en los que se registran las más elevadas concentraciones de material particulado PM2.5 y PM10 (77)(78).

En cuanto a la climatología del Valle de Aburrá esta es afectada a lo largo del año tanto por los vientos alisios del noreste como por los del sureste, además, el océano Pacífico también ejerce un efecto importante sobre la hidro climatología debido a la acción de la corriente del Chorro del Chocó quien transporta grandes cantidades de humedad y en parte se ve influenciado por el fenómeno del Niño (79).

Respecto a lo anterior, algunas variables meteorológicas que son de interés en el Valle de Aburrá y por ende en Medellín para analizar el comportamiento del aire son: la humedad relativa, la precipitación, la radiación solar que llega a la superficie y la temperatura (80).

Por otra parte, otro de los factores que agravan la calidad del aire en Medellín es el aumento del parque automotor, según el Plan Maestro de Movilidad del Área Metropolitana (78) se advirtió la tendencia al aumento de fuentes móviles; comparando el parque automotor en el Valle de Aburrá del año 2005 con el 2018, respectivamente, se dio un incremento en la siguiente magnitud y proporción: Automóviles: 102%, Motos: 411%, Taxis: 11%, Buses: -13%, Otros buses: 35%, Camiones: 30% (78).

El Área Metropolitana del Valle de Aburrá (AMVA) es la autoridad ambiental encargada de monitorear y evaluar los contaminantes atmosféricos generados en la zona urbana del Valle de Aburrá. Los datos de calidad del aire indican que las zonas urbanas del Valle presentan altas concentraciones de PM2.5; además los altos niveles de radiación solar y la emisión de gases precursores generan las condiciones propicias para la formación de ozono troposférico (32).

“Para enfrentar la problemática de calidad del aire el Área Metropolitana del Valle de Aburrá y la Junta Metropolitana presidida por el alcalde de Medellín, construyó concertadamente con la academia, colectivos ciudadanos, expertos internacionales, Gobierno Nacional, entre muchos otros actores, el Plan Integral de Gestión de la Calidad del Aire del Valle de Aburrá - PIGECA” (81).

La calidad del aire en el Valle de Aburrá es monitoreada por el Sistema de Alerta Temprana del Valle de Aburrá (SIATA). Hasta el año 2021, esta red estaba compuesta por 36 estaciones -dotadas de instrumentos de medición automáticos y manuales- distribuidas en los 10 municipios del área metropolitana del Valle de Aburrá. Estas estaciones permiten hacer seguimiento permanente las concentraciones de los contaminantes criterios definidos por el Ministerio de medio Ambiente y Desarrollo Sostenible (MADS) por medio de la Resolución 2254 de 2017 (82).

Estas estaciones se pueden clasificar de dos formas: dependiendo su tecnología pueden ser manuales o automáticas, mientras que según su objetivo de monitoreo pueden ser de representatividad poblacional, de tráfico o industriales (82)

A continuación, se presentan las estaciones de monitoreo que existen en el Valle de Aburrá para el contaminante criterio PM 2.5 (82):

Cuadro N° 1 Estaciones de monitoreo de PM2.5 en el Valle de Aburrá

| Tipo de estación | Código | Nombre | Longitud | Latitud | Ciudad |
|------------------------|---------------|---|-----------|---------|----------|
| Estaciones automáticas | 86- MED-ARAN | Medellín, Aranjuez - I.E. Ciro Mendía | -75,55552 | 6,29048 | Medellín |
| | 85- MED-SCRI | Medellín, San Cristóbal - Parque Biblioteca Fernando Botero | -75,63643 | 6,27785 | Medellín |
| | 100- MED-FISC | Medellín - fiscalía general de la Nación | -75,57371 | 6,26879 | Medellín |
| | 80- MED-VILL | Medellín, Villahermosa - Planta de producción de agua potable EPM | -75,54826 | 6,25891 | Medellín |
| | 12- CEN-TRAF | Estación Tráfico Centro | -75,56958 | 6,25256 | Medellín |
| | 83- MED-BEME | Medellín, Belén - I.E. Pedro Justo Berrio | -75,61047 | 6,23723 | Medellín |

| | | | | | |
|----------------------------|--------------|---|-----------|---------|----------|
| | 94- MED-SELE | Medellín - Santa Elena | -75,49847 | 6,23636 | Medellín |
| | 79- MED-ALTA | Medellín, Altavista - I.E. Pedro Octavio Amado | -75,61060 | 6,22189 | Medellín |
| | 84- MED-TESO | Medellín, El Poblado - I.E INEM sede Santa Catalina | -75,56095 | 6,19987 | Medellín |
| | 28- ITA-CJUS | Itagüí - Casa de Justicia Itagüí | -75,59721 | 6,18567 | Medellín |
| | 44- MED-LAYE | Medellín, El Poblado - Tanques La Ye EPM | -75,55064 | 6,18254 | Medellín |
| Estaciones Manuales | 6- MED-PJIC | Politécnico Colombiano Jaime Isaza Cadavid – Medellín | -75,57777 | 6,20897 | Medellín |

Fuente: Área Metropolitana del Valle de Aburrá, 2019 & INFORME Anual de Calidad del Aire, 2021.

4.2.2 Zonas forestales en Medellín.

Para el AMVA “los árboles, además de ser un símbolo emotivo del sistema natural, son un indicador de equilibrio y calidad de vida en el territorio del Valle de Aburrá” (83); razón por la cual, gracias a los esfuerzos articulados entre los 10 municipios que conforman el Área Metropolitana, en alianza con otras entidades públicas y privadas, se crea el Plan Siembra Aburrá como “una estrategia que contribuye al mejoramiento de la calidad ambiental de la región y a disminuir el déficit arbóreo y de espacios públicos verdes del territorio” (83).

El AMVA ha identificado 54 redes ecológicas para el Valle de Aburrá, las cuales se refieren a los elementos naturales, espacios verdes y de paisaje y de las cuales el 90% se encuentran en la ciudad de Medellín conformando éstas la Red Ecológica Municipal (84).

“Algunos ejemplos de los elementos naturales que conforman la Estructura Ecológica de Antioquia y el Valle de Aburrá son: el Nudo de Paramillo, el Parque Central de Antioquia, el Parque Arví, o los Cerros Tutelares en Medellín, entre otros” (84).

Existe para el Área Metropolitana, el Sistema Metropolitano de Áreas Protegidas del Valle de Aburrá, el cual, en cabeza del AMVA “identifica áreas prioritarias para su conservación por su aporte en servicios ambientales para la población metropolitana” (83). Respecto a estas, de las 102 áreas protegidas declaradas en Antioquia en el año 2021, 16 se encuentran en la subregión Valle de Aburrá; de esas, solo siete se localizan

en suelo urbano que son: el Área de Recreación Cerro la Asomadera, Área de Recreación Humedal Ditaires, Área de Recreación Parque Ecológico Cerro Nutibara, Parque Natural Regional Metropolitano Cerro El Volador, Área de Recreación Piamonte, Área de Recreación Cerro la Asomadera y Área de Recreación Humedal Trianón - La Heliodora (85).

4.3 Marco normativo y legal.

Con base a la normatividad legal vigente que rige la calidad del aire, la salud pública y la salud ambiental, se presenta la siguiente tabla donde se especifican aquellas normas, acuerdos, planes, políticas, entre otras, en los diferentes niveles (internacional, nacional, local):

Cuadro N° 2. Marco normativo

| Fecha | Normatividad | Autoridad | Establece |
|----------------------------|---|--|---|
| Nivel internacional | | | |
| 1985 | Programa de Cooperación Internacional para la Evaluación y Seguimiento de los Efectos de la Contaminación Atmosférica en los Bosques (ICP-Forests) en el marco del Convenio de Ginebra (1979) | Comisión Económica de las Naciones Unidas para Europa. | Creó las Redes Europeas de Seguimiento de Bosques que evalúan el estado y la evolución de las masas forestales y su relación con los diferentes factores de estrés, incluida la contaminación atmosférica, con arreglo a una serie de metodologías y protocolos armonizados para toda Europa que se desarrollan, revisan y actualizan periódicamente. |
| 1992 | Convenio sobre la diversidad biológica. Río de Janeiro. | Organización de las Naciones Unidas. | Instrumento internacional para "la conservación de la diversidad biológica, la utilización sostenible de sus componentes y la participación justa y equitativa en los beneficios que se deriven de la utilización de los recursos genéticos". |
| 2015 | Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) 2030. | Asamblea General de las Naciones Unidas. | 17 ODS globales para acabar con la pobreza, proteger el planeta y garantizar la prosperidad para todos. Este proyecto se enmarca en los siguientes ODS: salud y bienestar, vida de ecosistemas terrestres, acción por el clima y alianzas para lograr los objetivos. |
| 2016 | Acuerdo de París | Organización de las | Acuerdo sobre el Cambio |

| | | | |
|-----------------------|--|---|---|
| | | Naciones Unidas | Climático que establece medidas para la reducción de las emisiones de gases de efecto invernadero. |
| Nivel nacional | | | |
| 1974 | Código de Recursos Naturales Renovables y de Protección del Medio Ambiente (Decreto 2811 de 1974) (Art. 3 Atmosfera recurso renovable) | Presidencia de la República de Colombia | Por el cual se dicta el Código Nacional de Recursos Naturales Renovables y de Protección al Medio Ambiente |
| 1976 | Decreto 877 de 1976 | Congreso de la República. | Por el cual se señalan prioridades referentes a los diversos usos del recurso forestal, a su aprovechamiento y al otorgamiento de permisos y concesiones y se dictan otras disposiciones. |
| 1979 | Ley 9 de 1979 (Art. 41 de las emisiones atmosféricas) | Congreso de Colombia | Por la cual se dictan Medidas Sanitarias. |
| 1982 | Decreto 02 de 1982 | Congreso de la República. | Disposiciones sanitarias sobre emisiones atmosféricas. |
| 1994 | Ley 164 de 1994 | Congreso de la República. | Por medio de la cual se aprueba la "Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático" |
| 1994 | Ley 165 de 1994 | Congreso de la República. | Por medio de la cual se aprueba el "Convenio sobre la Diversidad Biológica". |
| 14 de marzo de 2005 | CONPES 3344 | Consejo Nacional de Política Económica y Social | Lineamientos para la formulación de la política de prevención y control de la contaminación del aire. |
| 2010 | Política de Prevención y Control de la Contaminación del Aire | Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial | Se orienta a definir actividades que permitan gestionar el recurso aire de los centros urbanos, acorde con sus características específicas y sus problemáticas ambientales actuales y proyectadas, así como de las zonas rurales que aún no cuentan con una problemática significativa. |
| 2011 | Ley Orgánica de Ordenamiento Territorial de Colombia (1454 de | Congreso de la República. | Dicta las normas orgánicas para la organización político-administrativa del territorio colombiano; establece los |

| | | | |
|------------------------|--|--|---|
| | 2011) | | principios rectores del ordenamiento y las competencias en materia de ordenamiento territorial entre otras. |
| 2015 | Decreto 1076/2015 (Título 5: aire, capítulo 1: Reglamento de protección y control de la calidad del aire). | Congreso de la República. | Decreto Único Reglamentario del Sector Ambiente y Desarrollo Sostenible. |
| 2022 | Resolución 634 de 2022 | Congreso de la República. | Establece los requisitos para la reducción de los gases de efecto invernadero en el país como parte del protocolo de Montreal. |
| 2022-2031 | Plan Decenal de Salud Pública | Ministerio de Salud y Protección Social | Hoja de ruta con los objetivos, las metas y las estrategias para afrontar los desafíos en salud pública para los próximos 10 años. |
| Valle de Aburrá | | | |
| 2017 | El Plan Integral de Gestión de la Calidad del Aire del Valle de Aburrá. (PIGECA). | Área Metropolitana del Valle de Aburrá-AMVA. | Estrategias para reducir los niveles de contaminación y mejorar la calidad del aire del Valle de Aburrá a corto, mediano y largo plazo. |
| 2018 | Acuerdo Metropolitano N°4 de 2018. | Área Metropolitana del Valle de Aburrá-AMVA. | Se adopta el Plan Operacional para enfrentar Episodios de Contaminación Atmosférica en el Área Metropolitana del Vallé de Aburrá - POECA. |

5. Metodología

5.1 Enfoque de diseño.

El presente proyecto de investigación se encuentra orientado y soportado en la vertiente objetiva, es decir, en la investigación cuantitativa puesto que se basa en el manejo y trabajo de datos cuantificables o medibles que se agrupan en categorías numéricas y permite su análisis por medio de su interrelación, como lo son en este estudio las concentraciones del contaminante atmosférico, las variables meteorológicas y los diferentes índices de vegetación.

En esta investigación, los hechos que son producto de esta se construyen objetiva y matemáticamente para comprobar una hipótesis, dejando el mínimo espacio para la subjetividad de los investigadores.

5.2 Tipo de estudio.

Se realizó un estudio ecológico puesto que la unidad de observación o análisis corresponde a la ciudad de Medellín, específicamente los barrios, con el fin de analizar la salud forestal en un tiempo y espacio determinado asociada a las concentraciones de PM 2.5 a partir de datos ya disponibles y recolectados.

En este estudio, las variables ecológicas planteadas son de tipo ambiental que son características físicas de un lugar como el contaminante atmosférico, las variables meteorológicas y los índices de la vegetación.

Además, el presente estudio corresponde a una investigación exploratoria debido a que requiere de estudios adicionales que contemplen otras variables que complementen y validen sus resultados.

5.3 Área de estudio.

En consideración de lo anterior, se determinó la ciudad de Medellín como área de estudio para analizar el comportamiento espaciotemporal de la salud forestal relacionada con las concentraciones del contaminante atmosférico PM 2.5.

Medellín se encuentra ubicado a 1.479 msnm en el departamento de Antioquia en las coordenadas Longitud origen: 75° 34' 05".768 W y Latitud origen: 6° 13' 55" .059 N, su temperatura promedio es de 24°C. Cuanta con alrededor de 376,4 kilómetros cuadrados en donde el suelo urbano ocupa 111,61 Km². La ciudad está situada en el centro del Valle de Aburrá, en la Cordillera Central de los Andes, y es atravesada de sur a norte por el río Aburrá Medellín. Por el norte limita con los municipios de Bello, Copacabana y San Jerónimo; por el sur con Envigado, Itagüí, La Estrella y El Retiro; por el oriente con Guarne y Rionegro y por el occidente con Angelópolis, Ebéjico y Heliconia (86).

Al estar ubicado en el Valle de Aburrá y ser la ciudad principal de este, Medellín se ha visto afectada por las condiciones especiales del valle, las cuales favorecen y complejizan la contaminación atmosférica como la meteorología, la topografía y la emisión de contaminantes del aire, esta región ha recibido el nombre de "Cuenca Atmosférica", la cual, según el Plan de Descontaminación del Aire en la Región Metropolitana del Valle de Aburrá (78) se refiere a un espacio geográfico delimitado parcial o totalmente por elevaciones montañosas, ocupado por un volumen de aire con características similares, que propician la concentración y reacción de gases y partículas contaminantes del aire, actuando de esta manera como un sistema semicerrado en términos atmosféricos. A esta también se le conoce como un "área

fuente de contaminación” puesto que alberga múltiples fuentes de emisión de contaminante, siendo así, generadora de sustancias contaminantes al aire.

Su precipitación está controlada por los vientos alisios, sin embargo, la dirección e intensidad de estos se ven afectadas por la topografía y otras propiedades del suelo del Valle (87). Además, en algunas regiones montañosas se pueden dar diferencias locales debido a la presencia de cuerpos de agua, urbanismo, tipos de vegetación, contenidos de humedad del suelo, conductividad y capacidad térmica.

Finalmente, se determinó la ciudad de Medellín como área de estudio para analizar el comportamiento espaciotemporal de la salud forestal relacionada con las concentraciones del contaminante atmosférico PM 2.5.

5.4 Unidad de análisis.

Para el presente estudio, se analizarán los 284 barrios y área institucionales del municipio de Medellín, los cuales se distribuyen en sus 16 comunas, en su área urbana de 111,61 km².

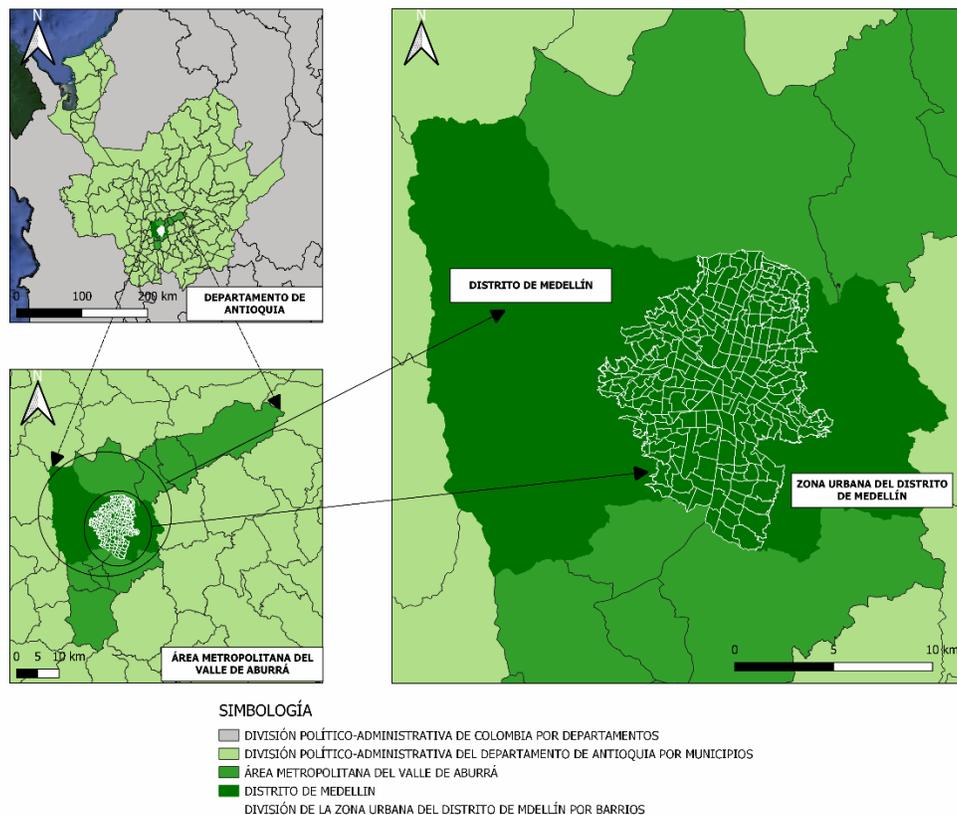


Figura N° 2 Localización del área de estudio (área urbana de Medellín)

En la presente unidad de análisis, se llevó a cabo una investigación en torno a la salud forestal y su interacción con algunos factores ambientales, específicamente centrados en los siguientes aspectos:

1. Indicadores de salud forestal: Se examinaron varios indicadores utilizados para evaluar la salud de los bosques, incluyendo el Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI), el Índice de Agua Diferencial Normalizado (NDWI), el Índice de Verdor (GI) y el Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI). Estos indicadores ofrecen mediciones cuantitativas de la salud y la vitalidad de la vegetación, lo que permite el análisis de la condición de los ecosistemas forestales.

2. Contaminantes del aire (PM2.5): Se utilizaron Modelos de Regresión de Uso del Suelo del PM2.5 para comprender la distribución de este contaminante en el área urbana de Medellín

3. Variables de confusión: Se analizaron variables que influyen entre la relación de la salud forestal y el PM2.5 como la temperatura de la superficie, la precipitación y la velocidad del viento

5.5 Fuentes de datos

5.5.1 Datos de los Indicadores de salud forestal

Los datos sobre los Índices de salud forestal se obtuvieron de la plataforma Google Earth Engine – GEE. Esta plataforma permite la visualización y descarga de información para su posterior análisis a través de la formulación de códigos o Scripts para diferentes variables ambientales de interés.

Para cada uno de los índices de vegetación de los que trata el presente trabajo: GI, NDVI, NDWI y SAVI se obtuvieron imágenes satelitales en formato ráster para cada uno de los años de estudio; el procesamiento de las imágenes obtenidas se representa en la Figura N°2.

Cuadro N° 3 Fuentes de datos espaciales utilizados en el estudio.

| Factor/satélite | Landsat 8 | Landsat 9 |
|---|--|---|
| Resolución espacial | 30 m * 30 m | 30 m * 30 m |
| Variables evaluadas por el estudio | Índices de vegetación y temperatura de la superficie del suelo para 2018, 2019 y 2021. | Índices de vegetación y temperatura de la superficie del suelo para 2022. |
| Toma de imágenes por cada satélite | 16 días | 8 días |

| | | |
|----------------------------|--------|--------|
| Distancia de orbita | 705 km | 705 km |
|----------------------------|--------|--------|

5.5.2. Datos sobre el contaminante PM2.5

Los datos del contaminante PM2.5 a nivel barrial se obtuvieron con un ejercicio de modelación, en el que se utilizaron Modelos de Regresión de Uso del Suelo (LUR), que permiten evaluar la variabilidad geográfica del contaminante. Para los años 2018 y 2019, los datos fueron proporcionados por el Grupo de Investigación en Salud y Ambiente (GISA) que participó en el marco del proyecto “Exposición a contaminación del aire (PM2.5, PM10 y O3) y eventos cardiovasculares y respiratorios en Medellín 2018-2020” bajo el contrato 751-2018 MINCIENCIAS.

Por otro lado, los datos del modelo LUR correspondientes al año 2021 fueron proporcionados por el programa de investigación en salud ambiental en Colombia, específicamente dentro del proyecto de calidad del aire en cinco ciudades colombianas, estos modelos fueron publicados en el artículo “Intra-urban variability of long-term exposure to PM2.5 and NO2 in five cities in Colombia” (89).

Para el año 2022, el equipo de investigación desarrolló sus propios modelos de regresión de uso del suelo, para la construcción de dichos modelos se obtuvo la información de diversas plataformas: en el caso de las variables meteorológicas como temperatura atmosférica, velocidad del viento, precipitación y los datos primarios de las del [SIATA](#). Además, para las otras variables que explicativas del modelo LUR, como el aforo vehicular, se utilizó información suministrada por el Centro Integrado de Tráfico y Transporte de la Secretaría de Movilidad de Medellín. Finalmente, los datos de ordenamiento territorial y la malla vial fueron descargados de la página de [Geomedellín](#).

5.5.3 Variables de confusión.

Adicionalmente, se utilizaron otras variables que teóricamente tienen el potencial de influir sobre los indicadores de salud forestal, sobre el contaminante PM2.5 o sobre la relación entre la salud forestal y el contaminante PM 2.5, en estas se incluyen variables de tipo meteorológico como velocidad del viento, precipitación, temperatura atmosférica y temperatura de la superficie del suelo, las cuales se obtuvieron de distintas fuentes que se describen a continuación:

Para la variable de temperatura de la superficie del suelo (LST) se obtuvieron los datos del satélite Landsat 8 para los años 2018, 2019 y 2021 y Landsat 9 para 2022.

Para las variables de precipitación, velocidad del viento y temperatura atmosférica se obtuvieron los datos del portal del SIATA por medio del Grupo de Investigación de Salud Ambiental (GISA)

5.6 Variables/Categorías.

El resumen de las variables a utilizar en este estudio se detalla en la siguiente tabla:

Cuadro N°. 4 Operacionalización de las variables de estudio

| Variable/parámetro | Tipo de variable | Fuente | Unidad geográfica | Unidad de tiempo | Medición | Rango | Uso |
|--------------------|----------------------------------|-----------|-------------------------|------------------|---|---|--|
| NDVI | Cuantitativa- razón o intervalo. | Landsat 8 | Área Urbana de Medellín | Anual | $(NIR-Red) / (NIR+Red)$ | -1 a 1 (-1 a 0= Vegetación muerta u objetos inanimados) (0 a 0,33= Vegetación enferma) (0,33 a 0,66= Vegetación moderadamente sana) (0,66 a 1= Vegetación muy sana) | Mide el verdor y la densidad de la vegetación captada en una imagen de satélite |
| NDWI | Cuantitativa- razón o intervalo. | Landsat 8 | Área Urbana de Medellín | Anual | $(NIR - SWIR) / (NIR+SWIR)$ | -1 a 1 (-1 a -0,3 = Superficie sin agua) (-0,3 a 0,0= Superficie con sequía moderada) (0,0 a 0,2= superficie humedad) (0,2 a 1=superficie de agua) | Mide la cantidad de agua que posee la vegetación o el nivel de saturación de humedad que posee el suelo. |
| SAVI | Cuantitativa- razón o intervalo. | Landsat 8 | Área Urbana de Medellín | Anual | $(NIR- Red) / (NIR + Red+ L) * (1 + L)$ | No definido | Mitiga el impacto del brillo del suelo utilizando un factor de corrección |
| GI | Cuantitativa- razón o intervalo. | Landsat 8 | Área Urbana de Medellín | Anual | Green / Red | -1 a 1 | Está relacionado al vigor del cultivo, |

| | | | | | | | |
|---|-----------------------|-------------|-------------------------|-------|-------------------|-----|---|
| | | | | | | | cantidad de vegetación o biomasa |
| PM2.5 | Cuantitativa continua | Modelos LUR | Área Urbana de Medellín | Anual | µg/m ³ | N/A | Realizar seguimiento permanente a las concentraciones de los contaminantes criterios |
| Precipitación | Cuantitativa continua | SIATA | Área Urbana de Medellín | Anual | mm | N/A | Cantidad de agua contenida en la atmósfera que cae al suelo. |
| Temperatura de la Superficie del Suelo (LST) | Cuantitativa continua | Landsat 8 | Área urbana de Medellín | Anual | Grados Celsius | N/A | Mide la temperatura del suelo. |
| Temperatura atmosférica | Cuantitativa continua | SIATA | Área Urbana de Medellín | Anual | Grados Celsius | N/A | Al grado de calor específico del aire en un lugar y momento determinado |
| Velocidad del viento | Cuantitativa continua | SIATA | Área Urbana de Medellín | Anual | m/s | N/A | Relación de la distancia recorrida por el aire con respecto al tiempo empleado en recorrerla. |

5.6.1 Variables para el modelo LUR.

Para la explicación del comportamiento del PM2.5 se construyó una regresión espacial, en donde se evaluó a relación del PM 2.5 como variable dependiente con otras variables explicativas. Estas variables fueron agrupadas de la siguiente forma: Variables de posición (altura de la estación, altura a nivel del suelo, radio del buffer) variables ambientales (Precipitación promedio diaria, temperatura promedio diario, velocidad del viento promedio diario, gradiente de temperatura promedio diario, gradiente de velocidad del viento promedio diario, gradiente de precipitación promedio diario), variables de uso de suelo (distancia de uso industrial, distancia de zonas

verdes, distancia a uso residencial, área de uso industrial, área de zonas verdes, área residencial), variables de movilidad (distancia a vía principal o secundaria más cercana, área vías principales y secundarias, longitud de las vías, flujo vehicular promedio anual de la vía más cercana) y por último, la variable demográfica (población).

Las variables para los años 2018, 2019, 2021 y algunas del 2022 fueron suministradas por el Grupo de Investigación en Salud y Ambiente de la Universidad de Antioquia en conjunto con los modelos LUR de todos los años a excepción del año 2022, el cual se construyó en conjunto con el Grupo.

5.7 Procedimientos de recolección de datos.

5.7.1 Datos de índices salud forestal.

La búsqueda, selección y descarga de las imágenes satelitales del municipio de Medellín para obtener los indicadores de vegetación se dio mediante teledetección usando el catálogo de imágenes y datos geospaciales suministrados por la plataforma Google Earth Engine (GEE).

Para este proceso se requiere la vinculación de una cuenta Gmail con la plataforma para comenzar a crear, introducir y editar comandos o Scripts en el Code Editor de GEE. El orden lógico de comandos usados para la obtención de las imágenes fue el siguiente: I) Selección de la *Colección de Imágenes* desde el catálogo de GEE, II) Aplicación del *Filtro Espacial* o *Filtro por Geometría* para la delimitación del área de estudio, III) Aplicación del *Filtro Temporal* que permitió definir los periodos de tiempo 2018, 2019, 2021 y 2022 dentro del área de estudio, y IV) Aplicación del *Filtro de Cobertura de Nubes* con el fin de obtener las imágenes con el menor porcentaje de nubes para cada uno de los años de estudio.

Tras definir los filtros, se formuló el código o script para cada índice. Al ejecutarse el código, se procedió a descargar las imágenes obtenidas para su posterior procesamiento. Para ello, se hizo uso de los satélites Landsat 8 para los años 2018, 2019 y 2021 y Landsat 9 para el año 2022.

5.7.2 Datos PM2.5 y de las variables para la construcción del modelo LUR.

La recopilación de datos para las variables LUR se llevó a cabo siguiendo un procedimiento sistemático y riguroso para garantizar la precisión y validez del modelo. A continuación, se detallan los métodos empleados para recolectar y procesar los datos por tipo de variable:

5.7.2.1 Variables ambientales.

Las variables de precipitación, temperatura y velocidad del viento se obtuvieron de la base de datos del SIATA, específicamente de las estaciones de monitoreo correspondientes. Estas mediciones fueron recopiladas sistemáticamente por el grupo GISA a lo largo de todos los años del periodo de estudio. Posteriormente, los datos fueron compilados y estructurados en una base de datos anual utilizando el software Excel.

5.7.2.2 Variables de usos del suelo.

Las variables de esta categoría se descargaron de la plataforma Geomedellín en formato shapefile, compatible con softwares como QGIS y ArcGIS. A partir de la tabla de atributos de estos archivos, se transformaron los datos a un formato compatible con Excel para facilitar su visualización y análisis.

5.7.2.3 Variables de movilidad.

Los datos de flujo vehicular fueron solicitados directamente con la Secretaría de Movilidad de Medellín, los datos diarios de cada cámara de tránsito se almacenaron mensualmente en una base de datos en formato CSV.

Por otra parte, los datos del área de las vías principales, distancia de las vías y la longitud de estas fueron descargados del mapa de la malla vial de Medellín a través de la plataforma GeoMedellín.

5.7.3 Datos de las variables de confusión.

5.7.3.1 Temperatura de la Superficie del Suelo (LST):

Para la recopilación de los datos de la variable de Temperatura de la Superficie del Suelo (LST), se realizó la búsqueda y descarga de las imágenes satelitales de dicha variable para los años correspondientes en la plataforma Google Earth Engine.

El proceso realizado es el mismo que se ha descrito anteriormente en el **ítem 5.7.1.**

5.7.3.2 Precipitación, Velocidad del Viento y Temperatura Atmosférica.

La recopilación de los datos para las variables de precipitación, velocidad del viento y temperatura atmosférica se realizó gracias al Grupo de Investigación - GISA quien cuenta con la información correspondiente a partir de la base de datos del SIATA de cada una de las estaciones de monitoreo.

5.8 Análisis de calidad de datos.

Los datos que se utilizaron para establecer las variables de los modelos de PM 2.5 incluido el que se construyó en esta investigación para el año 2022 se implementaron los mismos criterios de calidad para mantener la integridad y coherencia de los datos usados.

Dentro de los criterios de calidad de los datos, se garantizó que el porcentaje de valores perdidos en las series diarias no excediera el 25% a lo largo de todo el período de análisis, asegurando así una cobertura adecuada de datos. Además, se verificó que el gráfico de registros no evidenciara meses completos sin información disponible, asegurando una distribución temporal uniforme de datos. Por último, se impuso un límite al porcentaje de valores perdidos mensual, estableciendo un umbral del 27% en las series diarias. Solamente aquellas series de datos que cumplieran con los tres criterios definidos fueron consideradas para la construcción de los modelos.

Para el caso de la construcción de los diferentes modelos LUR, las variables que tuvieran información igual a 0 para más del 90% de las estaciones fueron excluidas del modelo, además se evaluó que cada una de las variables no superara el límite máximo del coeficiente de correlación $|0.6|$ y se construyeron regresiones espaciales.

Para el proceso de selección de las imágenes satelitales de los índices de salud forestal y la Temperatura de la Superficie del Suelo (LST) se garantizó que el porcentaje de nubosidad fuera máximo del 30% y que las mismas tuvieran la menor cantidad de píxeles en blanco para evitar el proceso externo de rellenar los datos.

5.9 Procedimientos para el procesamiento de datos.

5.9.1 Datos de índices salud forestal.

El procesamiento de las imágenes obtenidas en la ejecución del Script formulado para los índices de vegetación y la temperatura se llevó a cabo a través del software Quantum GIS o más conocido por sus siglas – QGIS en su versión 3.24.3.

Las imágenes obtenidas en formato Ráster se reproyectaron desde el Sistema de Referencia de Coordenadas (SRC) *EPSG:32618 - WGS 84/UTM zone 18N* hacia el (SRC) *EPSG:6257 - MAGNA-SIRGAS/Medellin urban grid* que es el SRC empleado para la elaboración de los Modelos LUR para la ciudad de Medellín. Luego se cortaron los Ráster de acuerdo con el área de estudio, para ello se usó como máscara de corte el Shapefile del área urbana de la ciudad de Medellín. En la siguiente imagen se representa el proceso.



Figura N° 3 Procesamiento de imágenes de índices de salud forestal

5.9.2 Datos PM2.5 y de las variables para la construcción del LUR.

Antes de la construcción del modelo de regresión de uso del suelo, se preprocesaron las variables, para ello se estableció un procedimiento de acuerdo con el grupo de variables.

Variabes ambientales: se crearon los respectivos ráster y se calcularon los gradientes para el área de estudio, después se establecieron concentraciones de precipitación, temperatura y velocidad del viento para cada estación de monitoreo de PM 2.5.

Variabes de uso de suelo: estas se re proyectaron al Sistema de Coordenadas EPSG:6257 - MAGNA-SIRGAS y se cortaron de acuerdo con el área de estudio.

Variabes de movilidad: Las vías se clasificaron en vías secundarias y principales, primero, se calculó la longitud de estas, luego se generaron buffers para cada tipo de vía y calcular el área, utilizando un radio de 5 metros y para las principales 12 metros; para el aforo vehicular se utilizó el método de inferencia espacial Kriging, para estimar los valores del aforo vehicular en toda la malla vial de Medellín.

Para la elaboración del modelo LUR del año 2022 se siguió la metodología establecida en el “Protocolo: Construcción de modelos de regresión de usos del suelo (LUR) en ArcGIS” se generaron buffers circulares con un radio de 100, 150, 200, 300 y 500 metros con centro en las estaciones de monitoreo seleccionadas, cada uno incluía todas las variables ambientales, de usos de suelo, de movilidad, de posición y demográficas.

Según los resultados de las regresiones espaciales, se eligió el modelo que cumpliera mejor con los estándares establecidos en el método OLS y se construyó el LUR con las variables destacadas en el LUR seleccionado.

Con el modelo seleccionado, se estima el intercepto, los coeficientes de la ecuación de regresión y los estadísticos de error, mediante una Regresión Geográficamente Ponderada (GWR), con esto se crearon los mapas de predicción del PM 2.5.

Tabla N° 1 Criterios de especificación del método OLS para la selección del modelo LUR

| Criterio de especificación | Valor | Se escoge el |
|----------------------------|--------|--------------|
| AdjR | >0.5 | Mayor |
| AiCc | Mínimo | Mínimo |
| VIF | <7.5 | Menor |
| JB | >0.1 | Mayor |
| Valor p K (BP) | <0.05 | Menor |
| Valor p SA | >0.1 | Mayor |

5.9.3 Variables de confusión.

5.9.3.1 Temperatura de la Superficie del Suelo (LST)

Para el procesamiento de las imágenes de la Temperatura de la Superficie del Suelo (LST) que fueron descargadas de Google Earth Engine, se exportaron al software QGIS. Allí se realizó reproyección de cada una de las imágenes al sistema de coordenadas EPSG:6257 Medellín Urban Grid, y posteriormente se rellenaron los datos en los píxeles sin información. Luego de ello, se realizó el corte por máscara de estas imágenes con el mapa de Medellín ya reprojectado al mismo sistema de coordenadas.

Seguido a ello, se generaron los puntos o centroides de píxel y luego con ayuda del complemento "Point Sampling Tool" se obtuvieron los valores de la variable de cada píxel, los cuales fueron organizados por año en formato de Excel y se llevó a cabo la prueba de normalidad con el fin de analizar si dicha variable tiene o no una distribución normal, a través del Software SPSS.

Posteriormente, en la tabla de atributos del mapa de Medellín se obtuvo el área y se realizó el proceso respectivo para calcular las estadísticas de zona que permiten obtener información de importancia mediana, mínimo, máximo, entre otras.

Por otro lado, las imágenes de cada uno de los años se procesaron también con el mapa de los barrios de Medellín para obtener el valor por polígono que representa cada barrio. Para ello, se realizó el mismo proceso que se aplicó anteriormente con el mapa de Medellín, tal como corte por máscara, relleno de datos, reproyección y estadísticas de zona para los 284 barrios en total, es decir, para cada polígono.

5.9.3.2 Precipitación, Velocidad del viento y Temperatura atmosférica.

El primer paso para el procesamiento de los datos de las variables de confusión como precipitación, velocidad del viento y temperatura atmosférica fue realizar el proceso de interpolación y predicción de la información para obtener el ráster de cada variable para cada año. En este proceso se usó Radial Basis Functions (Función de Base Radial) el cual permite otorgar diferentes valores con base a la distancia entre dos puntos y además presentó el error cuadrático más bajo. Seguidamente, se aplicó Spline con tensión que es un método de predicción.

El proceso anterior no fue necesario para los años 2019, 2021 y 2022 debido a que dentro la información secundaria obtenida ya se encontraba el ráster.

Una vez se contaba con los ráster, estos fueron exportados a QGIS donde se re proyectaron al sistema de coordenadas EPSG:6257 Medellín Urban Grid, se cortó por máscara con el mapa de Medellín y se realizó el proceso respectivo para calcular las estadísticas de zona para todo Medellín.

Por otro lado, las imágenes de cada uno de los años se procesaron también con el mapa de los barrios de Medellín para obtener el valor por polígono que representa cada barrio. Para ello, se realizó el mismo proceso que se aplicó anteriormente con el mapa de Medellín, tal como reproyección, corte por máscara, y estadísticas de zona para los 284 barrios en total, es decir, para cada polígono.

5.10 Procedimientos de análisis de información.

5.10.1 Análisis estadístico de los datos.

5.10.1.1 Análisis univariado:

Para cada una de las variables de interés y para cada año de estudio, se realizó la prueba de normalidad para establecer la distribución normal de los datos de las diferentes variables. De acuerdo con los datos de la prueba de normalidad se realizaron análisis de medidas de tendencia central usando la media si los datos eran normales o mediana si la distribución de los datos era no normal. Así mismo, se eligieron las medidas de dispersión como la desviación estándar si la distribución es normal o los rangos intercuartílicos si es no normal.

Dicha prueba se llevó a cabo través del Software SPSS y se aplicó la prueba de Kolmogorov-Smirnov puesto que esta es utilizada para muestras grandes mayores a 50 datos. Allí, se utilizó el promedio diario de cada variable para calcular mediante el software el promedio anual o la medida de tendencia anual.

Todos los análisis se realizaron por medio del software IBM SPSS Statistics Versión 26, cuya licencia pertenece a la Universidad de Antioquia.

5.10.1.2 Análisis geoespacial.

En el presente trabajo al utilizarse datos geolocalizados de variables espaciales, se aplicó la prueba del Índice de Moran (*I de Moran*) que es una herramienta de Autocorrelación Espacial (AE) que permite establecer patrones en la distribución de los datos de un fenómeno (89).

La Autocorrelación Espacial se interpreta como un índice descriptivo que mide cómo se distribuyen los atributos de una cosa -fenómeno- en el espacio, así como el nivel de influencia que estos ejercen sobre unidades vecinas (90).

El rango del *I. de Moran* es de -1 a 1. La AE es negativa cuando $I < 0$, mostrando un patrón de distribución espacial disperso en los datos. La AE es la positiva cuando $I > 0$

mostrando patrones de agrupaciones o clúster. Finalmente, cuando los resultados de la AE usando el *I de Moran* se hayan en el rango $-0,35 \leq I \leq 0,35$ indican una distribución aleatoria.

5.10.1.3 Análisis bivariado:

Se realizó una correlación de variables cuantitativas entre los indicadores de salud forestal y el contaminante PM 2.5. Para ello, se utilizó la correlación de Spearman dado que la distribución de los datos de dichas variables es No normal.

5.10.1.4 Análisis de gradiente:

Además, se hizo un análisis por cuartiles donde se organizó las variables de los indicadores de salud forestal y el contaminante PM 2.5 por los cuartiles 1, 2, 3 y 4 para mirar cómo era el comportamiento de estas variables en dichos cuartiles, mediante la prueba estadística ANOVA.

5.10.1.5 Análisis multivariado

Se realizó un análisis multivariado, a través de una regresión lineal múltiple para relacionar la variable independiente (PM2.5) con las dependientes (índices de vegetación), pero se incluyeron cofactores ambiental precipitación, temperatura de la superficie y velocidad del viento junto a cada índice, para así entender cómo se comportan los índices por la influencia de las covariables y el PM2.5.

5.11 Análisis de las zonas con mayor afectación en la salud forestal por la concentración de PM 2.5.

Para el análisis de las zonas en donde la salud forestal es mayormente afectada por la concentración de PM 2.5 se consideraron los resultados obtenidos en el análisis multivariado los cuales señalaron el índice de vegetación de acuerdo con la significancia y coherencia estadística que presenta mayor magnitud de la relación con PM 2.5 en los diferentes años de estudio, es decir, el indicador que presenta mayores cambios con respecto a la concentración del contaminante PM 2.5.

Una vez claro esto, se acudió a la base de datos con los valores de las medianas de los diferentes índices de vegetación: NDVI, GI, NDWI y SAVI que indican la salud forestal y el contaminante PM 2.5 por barrio, allí se realizó el cálculo de la función Percentil con el fin de identificar y clasificar los valores de la mediana de cada variable. Para ello, se ordenaron los datos de la mediana de mayor a menor para los índices de vegetación elegido y de menor a mayor para PM 2.5, luego se usó la función percentil en la cual se señalaron los rangos de datos tanto del PM 2.5 como de los índices y se insertó los valores de los siguientes percentiles: 25, 50 y 75. En cada percentil se obtuvo un valor para cada variable el cual se señaló hacia abajo de este con diferentes colores semáforo, siendo verde el color que representa menor concentración para PM 2.5 y mejor salud forestal para los índices de vegetación.

Luego, se filtró por los colores rojo y verde en la columna de los valores de PM 2.5 con cada uno de los 4 índices para identificar los barrios donde la salud forestal se vio más afectada en ese periodo por el contaminante PM 2.5 y aquellos que presentaron mejor salud forestal. Igualmente, estos resultados se plasmaron gráficamente en una composición de mapas por año en QGIS con el fin de visualizar y analizar la afectación de la vegetación por el contaminante en los barrios de Medellín en color rojo y color verde.

5.12 Consideraciones éticas.

En el presente proyecto, la información utilizada fue obtenida de diversas fuentes secundarias, por lo tanto, los dilemas éticos que se presentaron estuvieron relacionados con la propiedad intelectual de los diferentes datos e información obtenida de los diferentes autores.

De acuerdo con lo anterior, este estudio se clasifica como una investigación sin riesgo ético puesto que no implicó riesgos para los investigadores debido a que no se realizaron visitas de campo como entrevistas. Así mismo, no existieron riesgos de asegurar confidencialidad de datos de personas terceras involucradas en el proyecto.

Para reconocer la propiedad intelectual de cada uno de los autores de estos proyectos, se presentó una solicitud para el uso de la información en la cual se adquirió el compromiso de otorgar los respectivos créditos por el uso de los datos.

Como fue el caso de los modelos LUR de los años 2018 y 2019 los cuales se obtuvieron a partir del estudio "Exposición a contaminación del aire (PM2.5, PM10 y O3) y eventos cardiovasculares y respiratorios en Medellín 2018-2020" y el modelo LUR del año 2021 se obtuvo a partir del estudio "Intra-urban variability of long-term exposure to PM2.5 and NO2 in five cities in Colombia". Así mismo, se solicitó el permiso del uso de las diferentes variables para la construcción del modelo LUR 2022 como los datos de aforo vehicular al Centro Integrado de Tráfico y Transporte, y la información procesada de las variables meteorológicas y las concentraciones del PM 2.5 al Grupo de Investigación de Salud Ambiental

Por otro lado, se emplearon diferentes softwares como ArcGIS, QGIS y SPSS los cuales cuentan con la respectiva licencia de la Universidad de Antioquía.

6. Resultados

Se buscaron datos para los índices de vegetación y las demás variables para los 284 barrios que componen el área urbana de Medellín, de los cuales fue posible realizar el análisis de 277 barrios debido que los satélites utilizados no captaron imágenes satelitales que generaran a su vez datos específicos para los indicadores, además de otras variables como el PM 2.5 y las co-factores o variables de confusión a las que no fue posible obtener los datos. De acuerdo con lo anterior, se excluyeron los siguientes 7 barrios: San Pablo, Suburbano El Tesoro, Área de Expansión Belén Rincón, La Loma Oriental, Piedras Blancas, Cabecera Urbana San Cristóbal y Área de Expansión Pajarito, de los cuales, 6 barrios no presentaron datos de los índices de vegetación y 1 barrio no tuvo datos de PM 2.5 y las variables de confusión.

Se realizó la prueba de Shapiro-Wilk para todos los índices de vegetación GI, NDVI, NDWI, SAVI y para todos los años 2018, 2019, 2021 y 2022 en la cual se encontró que el conjunto de datos de las distintas variables presentó un valor de p (significancia) < 0.05, con lo cual se permite establecer que los indicadores presentan una distribución no normal, por tanto, la medida de tendencia central que se utilizó fue la mediana y respecto a la medida de dispersión se eligieron los rangos intercuartílicos.

Los valores de la mediana de las diferentes variables por barrio se encuentran ubicados un anexo o material suplementario al cual se puede acceder en el **Anexo 1. Base de datos mediana de las variables por barrio 2018, 2019, 2021 y 2022 en Medellín.**

6.1 Análisis de los índices de vegetación para Medellín

6.1.1 Descripción del Índice de Verdor para Medellín

Para el Índice de Verdor se encontró que para los distintos barrios los valores de la Mediana estuvieron entre 0,880 y 1,010, siendo el año 2022 el que presenta el mayor valor de este índice (1,010) y el valor más bajo (0,789) se registró durante el 2019. Para cada uno de los años analizados el cerro El Volador fue el sector de la ciudad que presentó el valor más alto del Indicador, mientras que los barrios que presentaron el GI más bajo fueron Santa Mónica (Comuna 12 – La América) durante los años 2018, 2019 y 2021 con valores de 0,918, 0,789 y 0,819 respectivamente, y El Compromiso (Comuna 1 - Popular) durante el 2022 con valor de 0,956.

Para cada uno de los años analizados se observan que el mejor comportamiento del Índice de Verdor se encuentra en la zona Suroriental y Centro-occidente de Medellín, donde se evidencia la mayor actividad fotosintética junto a los cerros Nutibara y El Volador junto con los barrios ubicados al margen occidental de este último y zona de incidencia de la quebrada La Iguaná. Así mismo, en barrios como Las Brisas y Tricentenario al norte; La Ladera y el Batallón Girardot al Oriente; El Rodeo, La Hondonada y El Aeropuerto Olaya Herrera al Sur de la ciudad. Durante todos los años se observó que, de manera permanente en las zonas Nororiental, Centro (Comuna 10 – La Candelaria) y Occidente (Comuna 11 - Laureles - Estadio) se presenta baja actividad fotosintética asociada principalmente a la alta densidad de viviendas, edificaciones y áreas verdes.

Respecto al patrón de distribución del Índice de Verdor, el valor del Índice de Moran para cada uno de los años se comporta de manera agregada, pues se observa un comportamiento similar en la distribución geográfica de este indicador respecto a sus valores más bajos y altos con mayor notoriedad en la zona Suroriental de la ciudad, en los cerros Nutibara y El Volador y sus barrios colindantes hacia el occidente, como se muestra en la Figura N°4.

Tabla N° 2 Comportamiento del Índice de Verdor – GI* en Medellín a escala barrial

| Año | Media | Min. | Máx. | Mediana | Q1 | Q3 | Prueba de normalidad | I. de Moran |
|------------|--------------|-------------|-------------|----------------|-----------|-----------|-----------------------------|--------------------|
| 2018 | 1,036 | 0,917 | 1,389 | 1,009 | 0,974 | 1,073 | 0,000 | 0,28 |
| 2019 | 0,887 | 0,788 | 1,155 | 0,880 | 0,853 | 0,909 | 0,000 | 0,3 |
| 2021 | 0,940 | 0,818 | 1,448 | 0,909 | 0,875 | 0,977 | 0,000 | 0,25 |
| 2022 | 1,021 | 0,956 | 1,140 | 1,010 | 0,992 | 1,046 | 0,000 | 0,31 |

*Por sus siglas en inglés Green Index

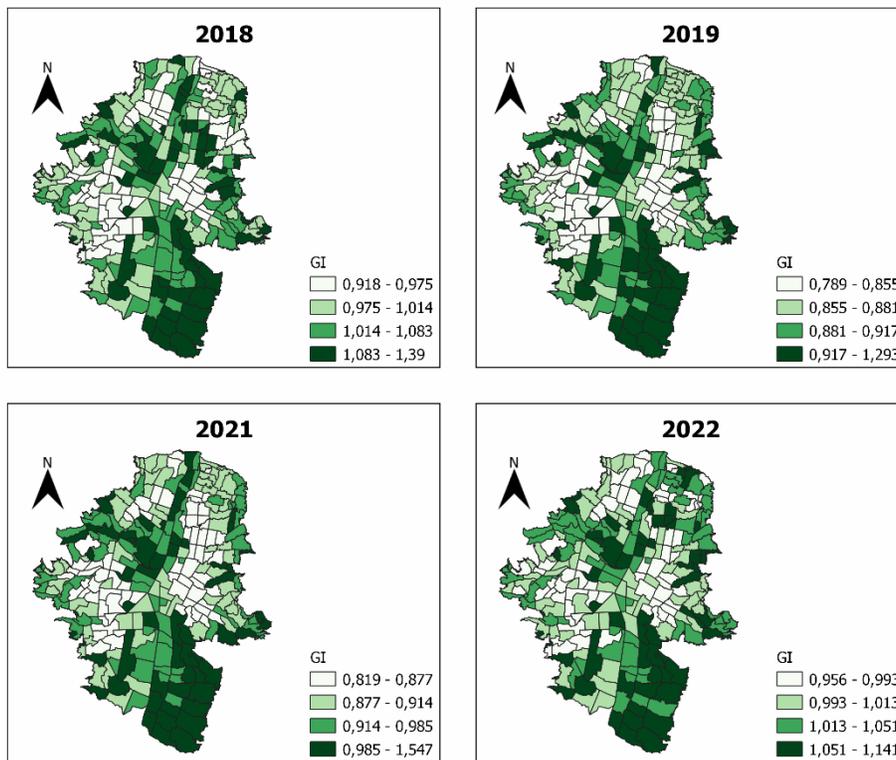


Figura N° 4 Variabilidad geográfica del Índice de Verdor para Medellín por barrios

6.1.2 Descripción del NDVI para Medellín

La Mediana del NDV para los barrios de Medellín en los diferentes años se encontró entre los valores 0,218 y 0,286, estos valores permiten clasificar a Medellín como una ciudad con vegetación muy enferma. Durante los años de estudio ninguno de los barrios se clasificó como un barrio que no tuviera vegetación o que su vegetación estuviera muerta, pues todos arrojaron valores de media superiores a 0, en este sentido, todos los barrios de la ciudad de acuerdo a este índice presentan algún grado de vitalidad vegetal y se pueden clasificar en barrios con vegetación enferma, vegetación moderadamente sana, y con vegetación muy sana.

Durante todos los años de estudio se observó que el mejor comportamiento del NDVI de se dio de manera consistente en el Cerro El Volador con valores que oscilan entre 0,656 y 0,819. En contraste, los peores valores de este indicador se presentaron en los barrios Campo Valdés N°1 (Comuna 4 – Aranjuez) durante los años 2018 y 2022 con valor de 0,020 para ambos años, y Estación Villa (Comuna 10 – La Candelaria) durante 2019 y 2021 con valores de 0,122 y 0,131 respectivamente.

Respecto a la distribución geográfica, se observó que el mejor desempeño del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada se concentra consistentemente en cada año de estudio en la zona Suroriental y Centro-occidente de Medellín, especialmente en los cerros tutelares Cerro Nutibara y el Volador, y los barrios ubicados al margen occidental de este último, del mismo modo se observaron mejores valores de este índice en barrios como Las Brisas, Tricentenario y la Plaza de Ferial al Norte y, El Rodeo, La Hondonada y el Aeropuerto Olaya Herrera al Sur de la ciudad. En contraste, se observó que los valores más bajos del índice se concentran espacialmente en el Centro de la ciudad denotando que la superficie en esta zona se encuentra en su mayoría descubierta de vegetación y con alta presencia de objetos inanimados, es decir edificaciones y vías públicas. Del mismo modo se observaron barrios como Castilla, Kennedy, La Esperanza, y San Martín de Porres al Noroccidente; Campo Valdés N°1 y Campo Valdés N°2, Manrique Central N°1, La Rosa, Las Granjas, Santa Cruz y Villa Niza al Nororiente; y Campo amor y Guayabal al sur de la ciudad que consistentemente durante todos los años presentan bajos valores del índice.

En relación con el patrón de distribución de los valores del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada, los valores del Índice de Moran en todos los años posee un comportamiento agregado, este comportamiento se confirma con la variabilidad geográfica del índice presentada en la Figura N° 5. donde los valores más altos y bajos del se concentran en zonas específicas cada año.

Tabla N° 3 Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada – NDVI* en Medellín a escala barrial

| Año | Media | Min. | Máx. | Mediana | Q1 | Q3 | Prueba de normalidad | I. de Moran |
|------|-------|-------|-------|---------|-------|-------|----------------------|-------------|
| 2018 | 0,244 | 0,020 | 0,655 | 0,218 | 0,160 | 0,308 | 0,000 | 0,4 |
| 2019 | 0,297 | 0,121 | 0,739 | 0,257 | 0,198 | 0,372 | 0,000 | 0,33 |
| 2021 | 0,336 | 0,130 | 0,818 | 0,286 | 0,216 | 0,434 | 0,000 | 0,31 |
| 2022 | 0,244 | 0,020 | 0,655 | 0,218 | 0,160 | 0,308 | 0,000 | 0,29 |

*Por sus siglas en inglés Normalized Difference Vegetation Index

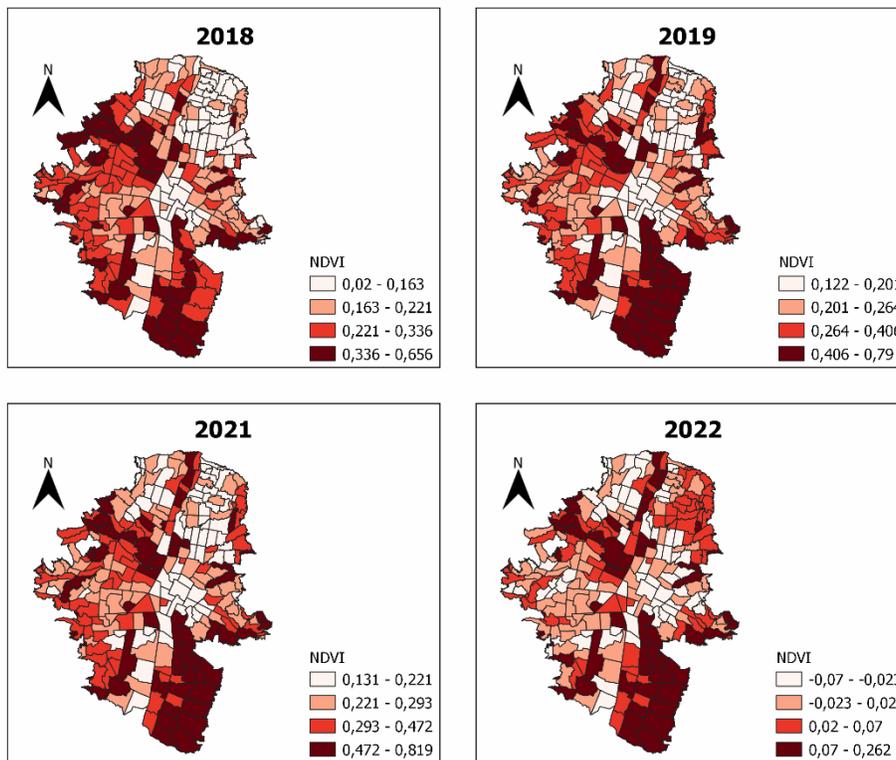


Figura N° 5 Variabilidad geográfica del Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada (NDVI) para Medellín por barrios

6.1.3 Descripción del NDWI para Medellín

Para el Índice Diferencial de Agua Normalizado se encontró que los valores de la mediana para cada año oscilan entre -0,042 y 0,034 indicando que la ciudad se puede categorizar en barrios con superficie con sequia moderada, y barrios con superficie húmeda; no se registraron barrios en la categoría de superficie sin agua. Los barrios con los valores más bajos del indicador fueron La Esperanza (Comuna 6 – Doce de Octubre) con valor de -0,096 durante 2018 y -0,142 en el 2021, siendo este el año con el valor más bajos de todos los años analizados, y Mirador del Doce (Comuna 6 – Doce de Octubre) durante los años 2019 y 2022 con valores de -0,134 y -0,071 respectivamente. Entre tanto, los valores más alto de este indicador se registraron de manera permanente en el cerro El Volador con valores entre 0,223 y 0,321.

Los valores obtenidos del Índice de Moran muestran coherencia con la Figura N°6 donde se observó una distribución similar de las zonas en las que se obtuvieron los valores más bajos y altos de este indicador, destacando la zona Suroriental de la ciudad con los valores más altos de humedad así como los cerros Nutibara y el Volador y sus barrios vecinos en dirección occidente; del mismo modo se observan valores altos de

humedad en los barrios Las Brisas, Tricentenario y La plaza de Ferias al Norte; Barrio Oriente, San José de la Cima N°1, San José de la Cima N°2, La Ladera y el Batallón Girardot al Oriente; Santa Rosa de Lima al Occidente; y, El Rodeo, La Hondonada, Loma de los Bernal y el Aeropuerto Olaya Herrera en el Sur de la Ciudad. En contra posición, los valores más bajos se registraron de manera consistente hacia el Centro en los barrios Barrio Colombia, Boston, La Candelaria, Los Ángeles, Perpetuo Socorro y Villa Nueva; hacia el Occidente en Barrio Cristóbal, La América y San Joaquín; hacia el Nororiente en Campo Valdés N°1, Campo Valdés N°2, Granizal, Las Granjas, Miranda y Popular; hacia el Noroccidente en Castilla, Kennedy, La Esperanza, Pedregal y San Martín de Porres; y, hacia el Sur de la ciudad en los barrios Cristo Rey, Granada, Guayabal y Trinidad.

Tabla N° 4 Índice Diferencial de Agua Normalizado – NDWI* en Medellín a escala barrial

| Año | Media | Min. | Máx. | Mediana | Q1 | Q3 | Prueba de normalidad | I. de Moran |
|------------|--------------|-------------|-------------|----------------|-----------|-----------|-----------------------------|--------------------|
| 2018 | 0,467 | -0,095 | 0,313 | 0,034 | -0,014 | 0,101 | 0,000 | 0,31 |
| 2019 | -0,018 | -0,134 | 0,260 | -0,042 | -0,080 | 0,034 | 0,000 | 0,33 |
| 2021 | -0,0003 | -0,142 | 0,320 | -0,026 | -0,083 | 0,076 | 0,000 | 0,35 |
| 2022 | 0,022 | -0,07 | 0,222 | 0,016 | -0,023 | 0,064 | 0,000 | 0,29 |

*Por sus siglas en inglés Normalized Difference Water Index

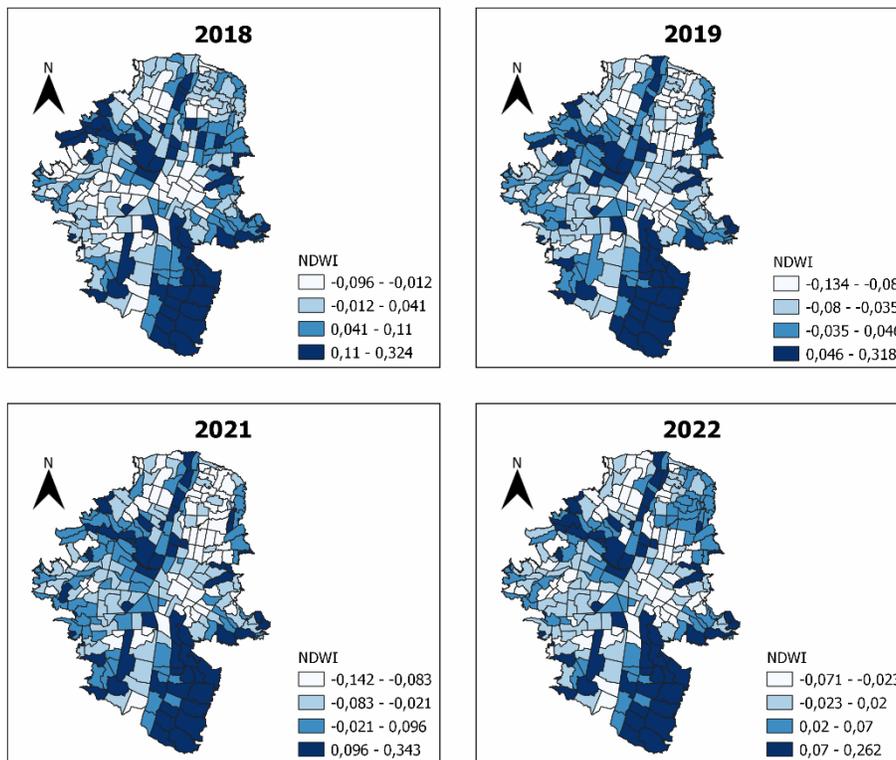


Figura N° 6 Variabilidad geográfica del Índice de Agua de Diferencia Normalizada (NDWI) para Medellín por barrios

6.1.4. Descripción del SAVI para Medellín

Este indicador se utiliza para ajustar la influencia del brillo del suelo en el valor del NDVI en suelo donde existe escasa vegetación mediante de la aplicación de un valor de ajuste, para el presente estudio se usó un ajuste de 0,5 para minimizar el brillo del suelo en aquellos barrios donde con presencia de baja vegetación.

El Análisis del índice SAVI arrojó que el valor de la Mediana para todos los barrios se encuentra entre 0,128 y 0,429, evidenciando un mayor rango entre el valor de la Mediana más bajo y alto. Los barrios en los que se encontraron los valores más altos del SAVI se concentran en la zona Suroriental, Oriental, y en el cerro El Volador y los barrios vecinos hacia el Occidente, siendo El Rodeo (Comuna 15 – Guayabal) el barrio con el valor más alto (0,413) en el 2018, mientras que el Cerro el Volador presentó los valores más altos en 2019 (1,109), 2021(1,228) y 2022 (0,622). Del mismo modo se encontró consistencia en los valores obtenidos para los barrios Bomboná N°2, Cataluña, La Sierra, Las Granjas y Villa Turbay en el Oriente; hacia la zona central de la ciudad se observaron altos valores del indicador en el Jardín Botánico, la Universidad de Antioquia y Parque Norte; hacia el Norte los barrios Las Brisas, Tricentenario y la

Plaza de Ferias presentaron los valores más altos, durante todos los años; hacia el Occidente los barrios con mejor SAVI fueron Aguas Frías, Belencito, Betania, Campo Alegre y Nueva Villa de Aburrá; y, El Rodeo, La Hondonada y el Aeropuerto Olaya Herrera obtuvieron los mejores valores en la zona Sur de la Ciudad.

Los barrios con los valores más bajos del SAVI fueron Campo Valdés N°1 (Comuna 4 – Aranjuez) con valor de 0,020 en el 2018, Estación Villa (Comuna 10 – La Candelaria) con valores de 0,183 y 0,196 para 2019 y 2021 respectivamente, y Las Esmeraldas (Comuna 4 – Aranjuez) con valor de -0,013 para 2022. Del mismo modo que la distribución geográfica de los valores más altos de este indicador es constante, también se observó constancia en la distribución año a año en la distribución de los valores bajos especialmente en las zonas Noroccidental, Nororiental, en el Centro y Sur de la ciudad. En la zona Noroccidental los barrios con peores desempeños de SAVI fueron Castilla, Kennedy, La Esperanza, y San Martín de Porres; en el Nororiente fueron Campo Valdés N°1, Campo Valdés N°2, Las Granjas y Santa Inés; en el Centro entre los barrios con peor desempeño fueron Barrio Colón, Corazón de Jesús, Jesús Nazareno, La Candelaria, San Benito, Tenche y Trinidad; entre tanto, en el Sur Campo Amor y Guayabal arrojaron los valores más bajos. Tales distribuciones geográficas son coherentes con el valor del Índice de Moran presentado en la **Tabla N°5** donde para cada año se obtuvieron valores >0,0 denotando agregación o agrupación en los resultados del SAVI.

Tabla N° 5 Índice de Vegetación Ajustado al Suelo – SAVI* en Medellín a escala barrial

| Año | Media | Min. | Máx. | Mediana | Q1 | Q3 | Prueba de normalidad | I. de Moran |
|------|-------|--------|-------|---------|-------|-------|----------------------|-------------|
| 2018 | 0,146 | 0,004 | 0,412 | 0,128 | 0,099 | 0,182 | 0,000 | 0,39 |
| 2019 | 0,445 | 0,182 | 1,108 | 0,385 | 0,298 | 0,558 | 0,000 | 0,33 |
| 2021 | 0,505 | 0,195 | 1,227 | 0,429 | 0,324 | 0,652 | 0,000 | 0,31 |
| 2022 | 0,227 | -0,013 | 0,622 | 0,204 | 0,146 | 0,292 | 0,000 | 0,39 |

*Por sus siglas en inglés Soil Adjusted Vegetation Index

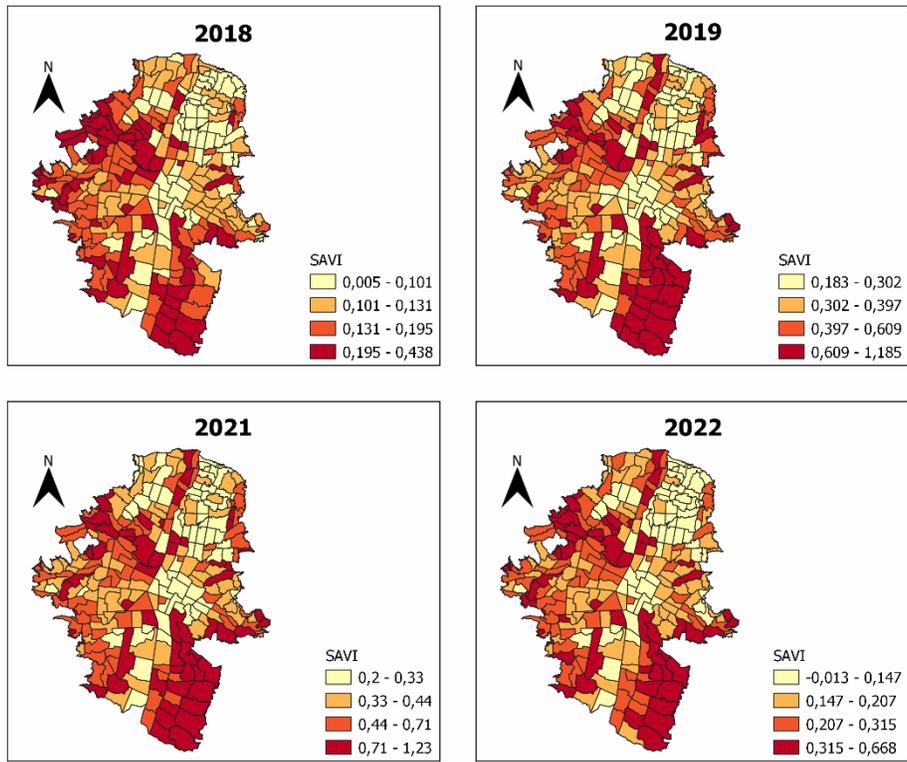


Figura N° 7 Variabilidad geográfica del Índice de Vegetación Ajustado al Suelo (SAVI) para Medellín por barrios

6.2 Variación geográfica del contaminante PM 2.5 en Medellín

A continuación, se muestran las ecuaciones resultantes de cada uno de los modelos LUR por año 2018-2022 con sus respectivos errores cuadráticos y representatividad

Tabla N° 6 Ecuaciones modelos LUR años 2018, 2019, 2021 y 2022

| Año | Ecuación | RMSE | R2 | Fuente |
|------|--|------|-----|--|
| 2018 | $\ln PM_{2.5} = 2.82770 - 0.07058 * V + 0.08343 * GPP - 0.00001 * AVERD - 0.00409 * DRES$ | 2.18 | 46% | Exposición a contaminación del aire (PM2.5, PM10 y O3) y eventos cardiovasculares y respiratorios en Medellín 2018-2020" contrato 751-2018 MINCIENCIAS |
| 2019 | $PM_{2.5} = 19.4568 - 0.0438 * DRES - 0.0001 * ARES + 0.3274 * FVEHI$ | 1.64 | 40% | Exposición a contaminación del aire (PM2.5, PM10 y O3) y eventos cardiovasculares y respiratorios en Medellín 2018-2020" contrato 751-2018 MINCIENCIAS |
| 2021 | $PM_{2.5} = 13,77207 - 1,357455 * PP - 5,589831 * DOT100 + 2,269679 * DEN200 + 70,23039 * MIX500 + 0,0043842 * AVEHI500$ | 1.71 | 82% | Rodriguez-Villamizar LA, Rojas Y, Grisales S, Mangones SC, Cáceres JJ, Agudelo-Castañeda DM. Intra-urban variability of long-term exposure to PM2.5 and NO2 in five cities in Colombia. Environ Sci Pollut Res Int. 2024 Jan;31(2):3207-3221. doi: 10.1007/s11356-023-31306-w. Epub 2023 Dec 12. PMID: 38087152; PMCID: PMC10791881. |
| 2022 | $PM_{2.5} = 25.97317 - 3.70696 * V - 70.50614 * GTEMP + 0.00014 * AVIAS$ | 1.77 | 78% | Elaboración propia y GISA ¹ |

RMSE Error cuadrático medio, R2 coeficiente de precisión, V Velocidad del viento, GPP Gradiente de precipitación, AVERD Área de zonas verdes, DRES Distancia uso residencial, ARES área uso residencial, FVEHI flujo vehicular, PP precipitación promedio, DOT uso de suelo dotacional, DEN densidad poblacional, MIX uso del suelo mixto, GTEMP Gradiente de temperatura y AVIAS área vías

Para cada año se desarrollaron distintas ecuaciones, para este estudio se escogieron las que los autores de los estudios de los años 2018, 2019 y 2021 consideraron que eran las mejores de acuerdo con los criterios establecidos en la **¡Error! No se encuentra el origen de la referencia..** Para el año 2022, el cual fue el modelo que se construyó, se probaron 5 buffers distintos (100m, 150m, 200m, 300 m y 500m) se escogió el buffer de 150 m por ser el que mejor cumplía los criterios de precisión.

Los cuatro modelos utilizados presentan una buena representatividad, la cual oscila entre el 40% y el 82%, además de los modelos mostraron errores cuadráticos medios (RMSE) relativamente bajos, lo que indica un buen ajuste, puesto que un RMSE más cercano a 0 sugiere un ajuste más perfecto del modelo.

Entre las variables de uso del suelo, la que más tuvo relevancia fueron aquellas relacionadas con las zonas residenciales (distancia y área). Entre las variables ambientales la precipitación y la velocidad del viento destacaron como las más explicativas. En cuanto a las variables de tráfico solo se distinguieron el aforo vehicular y el área de las vías más cercanas como variables que explican el modelo.

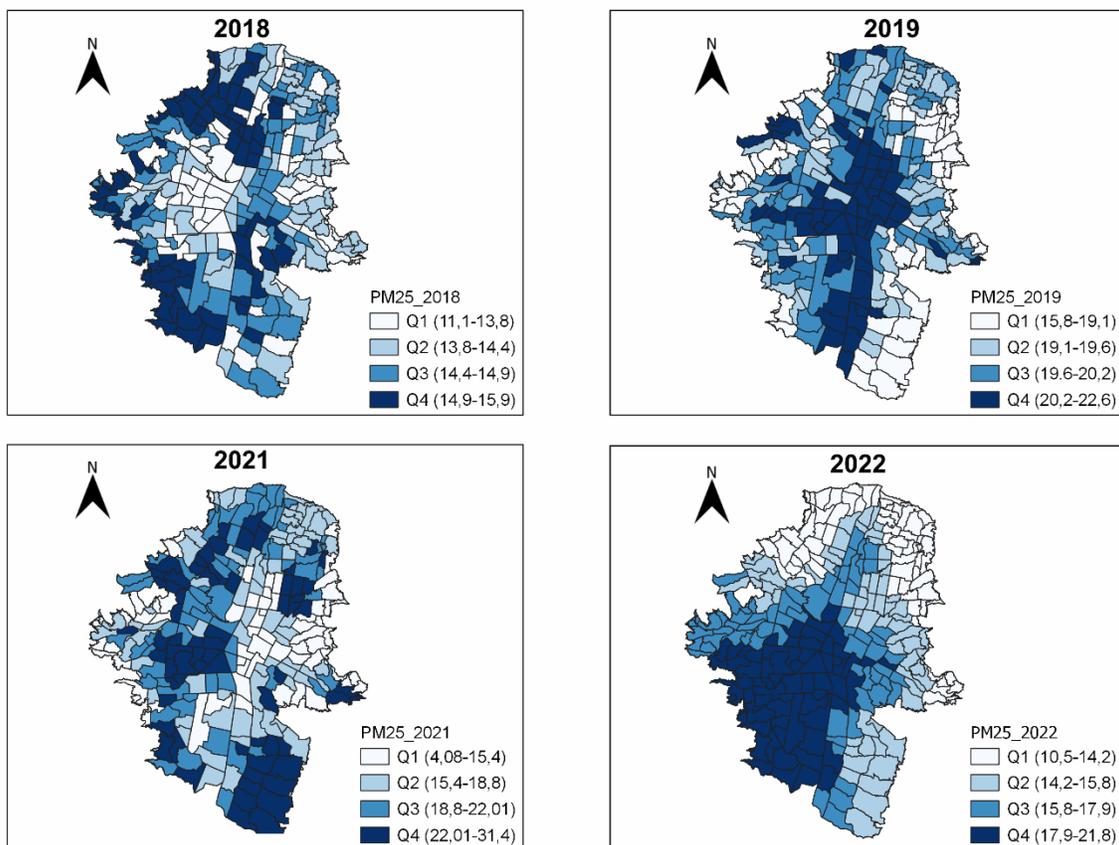


Figura N° 8 Estimaciones de la variabilidad geográfica de las concentraciones anuales de PM2.5 en Medellín por barrios

Según el mapa anteriormente mostrado, se puede evidenciar que en los modelos los valores de PM2.5 tuvieron una mediana entre 14,4 y 19,6, esto muestra que en ninguno de los años se superó el límite establecido por la norma nacional de 25 microgramos por metro cúbico.

La mayoría de los valores más altos se ubican en la parte central y hacia el sur del área urbana de Medellín, siendo más notorio en el año 2019 y 2022, cuando se analiza por barrios, se encuentra que ninguno de los barrios para los años 2018, 2019 y 2022 superaron los límites permisibles establecidos por la normatividad nacional, sin embargo, en el año 2021 el 8,75% de los barrios sobrepasaron el límite de la norma nacional.

6.3 Análisis de la relación entre indicadores de salud forestal y el PM2.5 para Medellín

Tabla N° 7 Análisis de correlación entre los indicadores forestales y PM2.5

| Índices | 2018 | | 2019 | | 2021 | | 2022 | |
|---------|------------------|--------------|------------------|--------------|------------------|------------|------------------|--------------|
| | C de correlación | Valor de P | C de correlación | Valor de P | C de correlación | Valor de P | C de correlación | Valor de P |
| GI | -0,184 | 0,002 | -0,168 | 0,005 | -0,114 | 0,059 | -0,037 | 0,544 |
| NDVI | -0,096 | 0,112 | -0,185 | 0,002 | 0,045 | 0,458 | 0,211 | 0,000 |
| NDWI | -0,266 | 0,000 | -0,092 | 0,126 | 0,020 | 0,740 | -0,090 | 0,137 |
| SAVI | -0,058 | 0,337 | -0,185 | 0,002 | 0,045 | 0,459 | 0,148 | 0,014 |

* Rho de Spearman

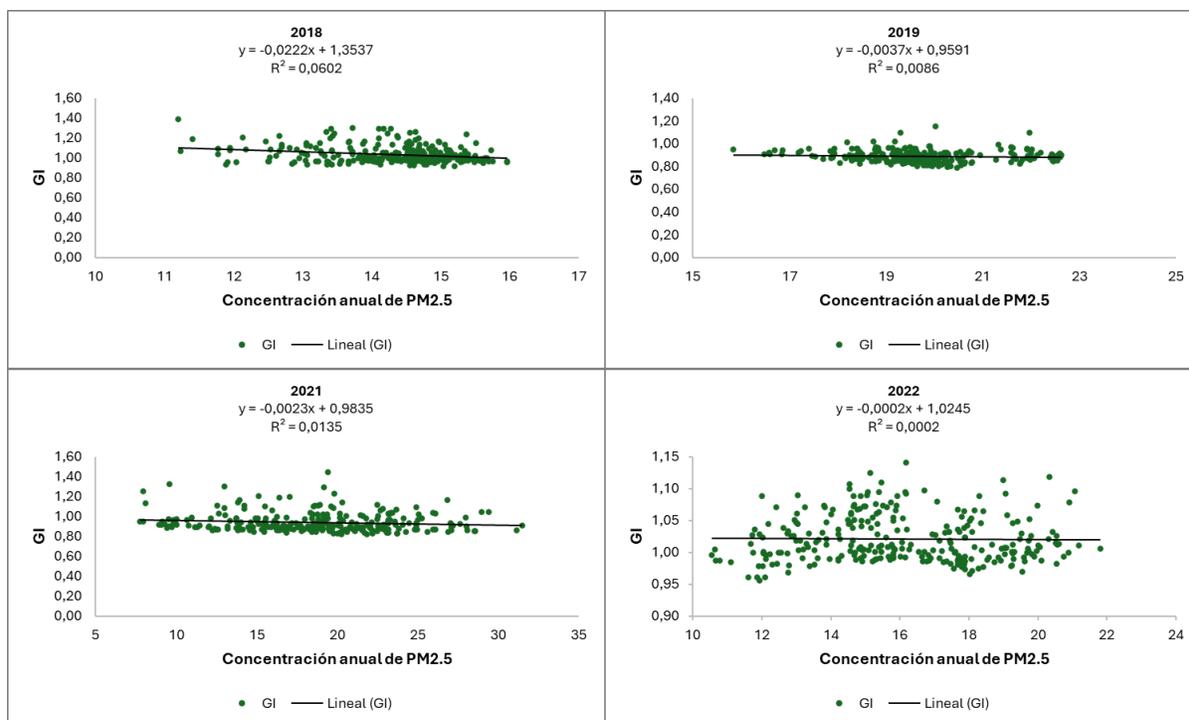


Figura N° 9 Representación gráfica de la relación entre el Índice de verdor y el PM2.5

Durante los años 2018, 2019 y 2021, se observó una relación inversa leve entre el Índice de Verdor y las concentraciones de PM2.5. Sin embargo, en 2022, no se encontró una relación aparente entre estas dos variables.

El análisis de correlación utilizando la prueba de Spearman mostró correlaciones consistentes en todos los años evaluados. No obstante, estas relaciones solo fueron estadísticamente significativas en 2018 y 2019, como se detalla en la Tabla N° 7, que presenta el análisis de correlación entre los indicadores forestales y el PM2.5.

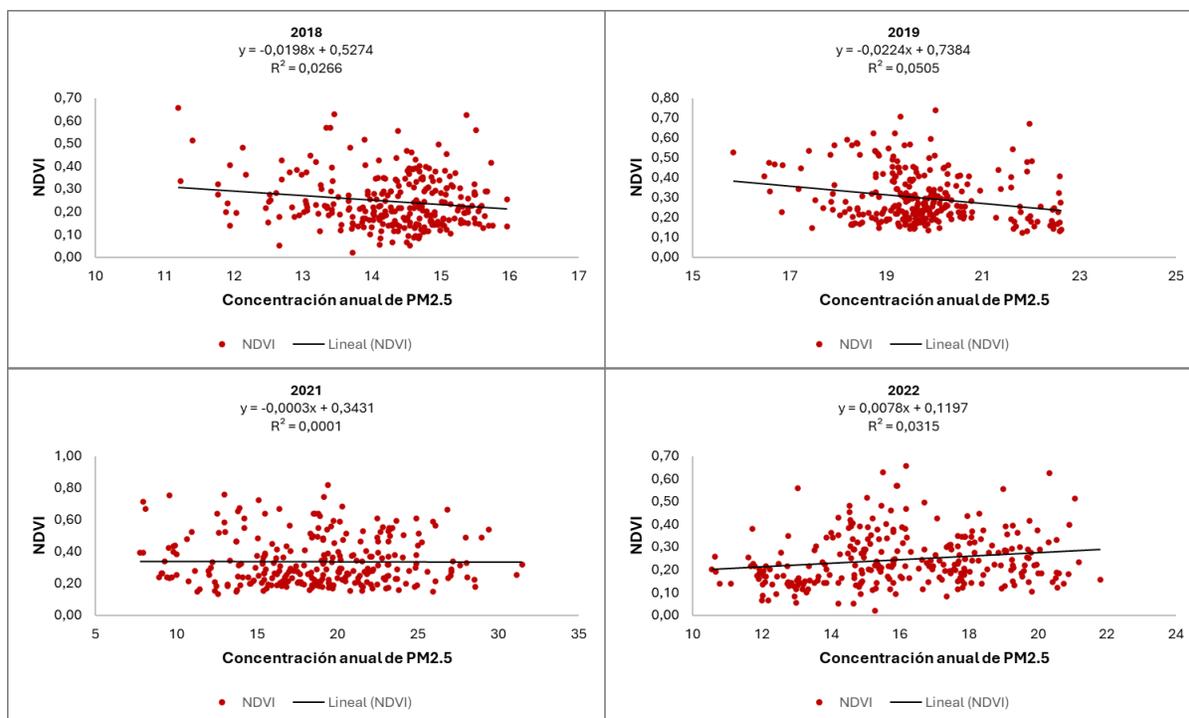


Figura N° 10 Representación gráfica de la relación entre el Índice NDVI y el PM2.5

En 2018 y 2019, se encontró una relación negativa entre el desempeño del NDVI y las concentraciones de PM2.5. En 2021, no se observó ninguna relación significativa entre el NDVI y el PM2.5. Sin embargo, en 2022, se detectó una relación positiva entre estas variables, lo que podría sugerir una posible adaptación de la vegetación al material particulado.

El análisis de correlación entre el NDVI y el PM2.5 muestra que solo en 2018 y 2019 la relación es coherente, siendo estadísticamente significativa únicamente en 2019. En contraste, en 2021 y 2022, la correlación pierde coherencia, ya que las variables se comportan de manera directamente proporcional, y solo en 2022 esta relación es estadísticamente significativa.

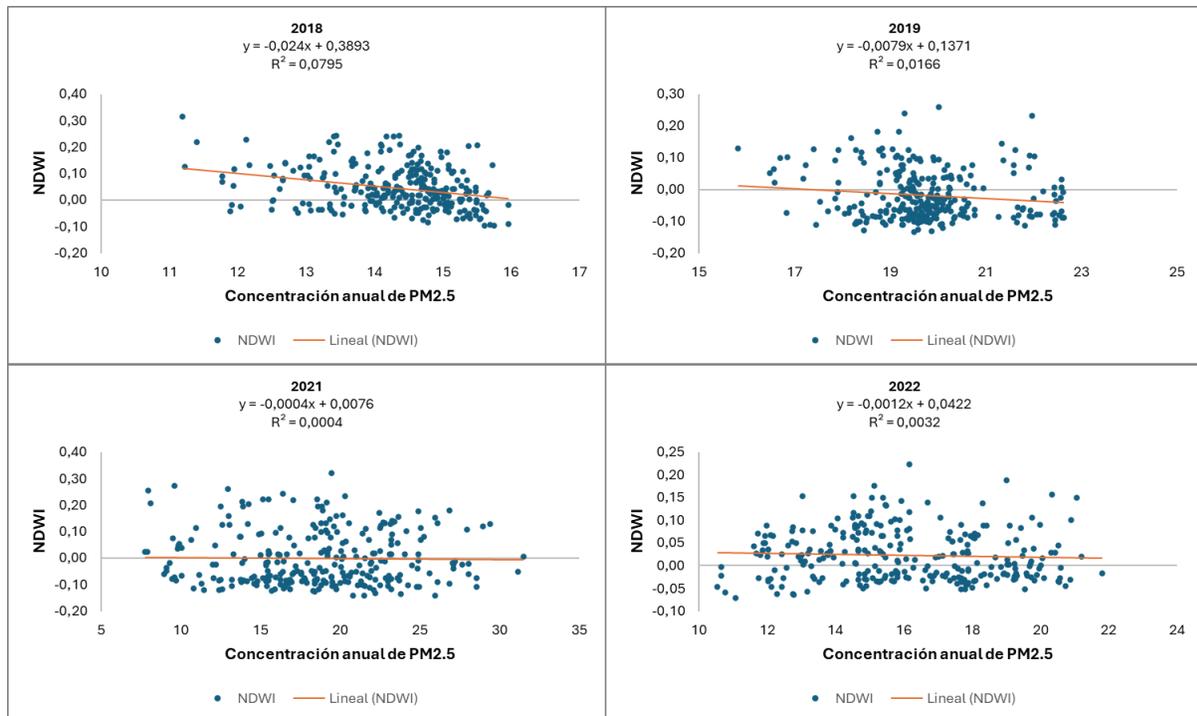


Figura N° 11 Representación gráfica de la relación entre el Índice NDWI y el PM2.5

Los análisis de correlación para el NDWI mostraron que hubo una relación coherente entre las variaciones de este índice y las concentraciones de PM2.5 en los años 2018, 2019 y 2022, aunque solo en 2018 esta relación fue estadísticamente significativa. En 2021, no se encontró una relación coherente ni estadísticamente significativa entre estas variables.

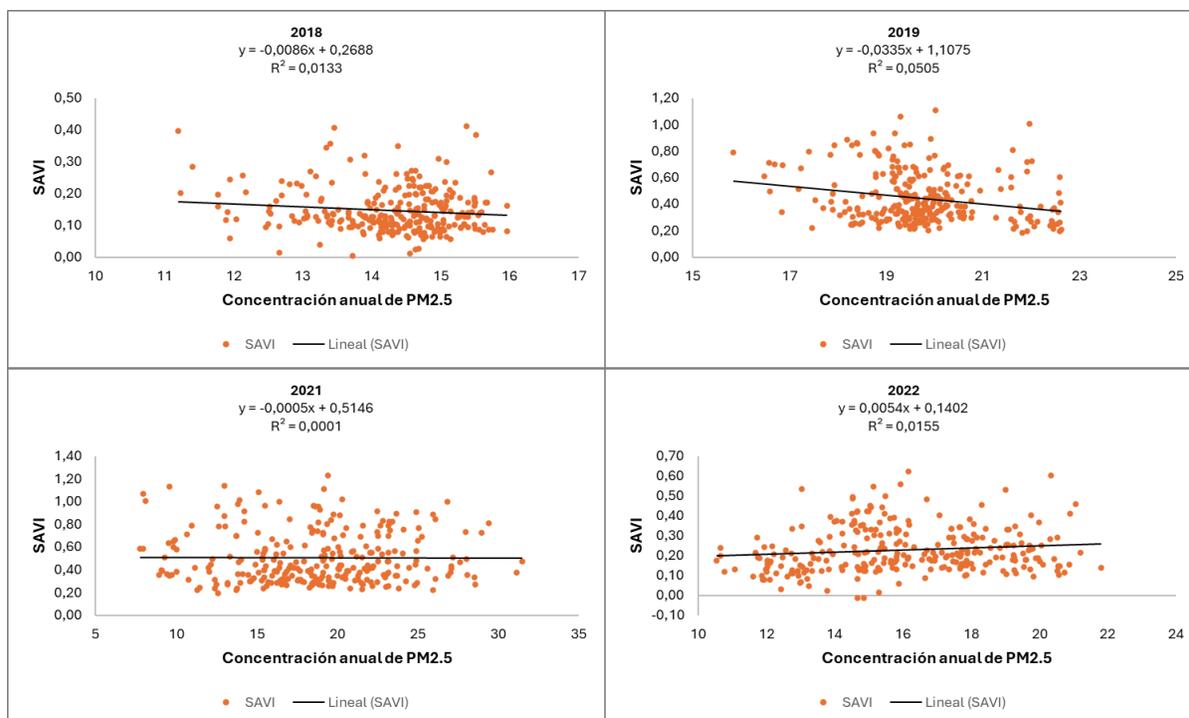


Figura N° 12 Representación gráfica de la relación entre el Índice SAVI y el PM2.5

En el análisis de correlación del SAVI, se observó una relación inversamente proporcional entre las variaciones en los valores del índice y las concentraciones de PM2.5 en 2018 y 2019, siendo estadísticamente significativa solo en 2019. En contraste, en 2021 y 2022, la relación entre ambas variables fue directamente proporcional, aunque no alcanzó significancia estadística en ninguno de estos dos años.

Análisis Multivariado

Tabla N° 8 GI por barrios

| | 2018 | 2019 | 2021 | 2022 |
|------------------|---|--------------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| Variabl e | Coefficiente B | Coefficiente B | Coefficiente B | Coefficiente B |
| | Intervalo de Confianza | Intervalo de Confianza | Intervalo de Confianza | Intervalo de Confianza |
| PM2.5 | -0,014 (-0,023;-0,005) | 0,009 (0,005;0,014) | -0,002 (-0,004;0,000) | 0,002 (0,000;0,004) |
| LST | -0,004 (-0,020;-0,015) | -0,011 (-0,016;-0,009) | -0,015 (-0,018;-0,012) | -0,003 (-0,003;-0,002) |
| PP | -0,003 (-0,016;0,009) | -0,015 (-0,034;0,003) | 0,016 (0,008;0,024) | 0,001 (-0,002;0,004) |

| | | | | |
|----|--------------------------|--------------------------|------------------------|--------------------------|
| VV | -0,017 (-0,020;0,013) | -0,016 (-0,039;0,007) | 0,039 (0,007;0,070) | -0,004 (-0,017;0,008) |
|----|--------------------------|--------------------------|------------------------|--------------------------|

Tabla N° 9 NDVI por barrios

| Variable | 2018 | 2019 | 2021 | 2022 |
|----------|--|--|--|--|
| | Coeficiente B Intervalo de Confianza | Coeficiente B Intervalo de Confianza | Coeficiente B Intervalo de Confianza | Coeficiente B Intervalo de Confianza |
| PM2.5 | -0,025 (-0,036;-0,013) | 0,009 (-0,001;0,020) | 0,001 (-0,002;0,004) | 0,008 (0,000;0,016) |
| LST | -0,017 (-0,020;-0,013) | -0,029 (-0,033;-0,025) | -0,024 (-0,029;-0,020) | -0,004 (-0,007;-0,001) |
| PP | -0,017 (-0,033;0,000) | -0,007 (-0,048;0,034) | 0,029 (0,016;0,041) | -0,005 (-0,015;0,006) |
| VV | -0,015 (-0,137;-0,092) | -0,14 (-0,191;-0,089) | 0,029 (-0,018;0,077) | -0,048 (-0,087;-0,009) |

Tabla N° 10 NDWI por barrios

| Variable | 2018 | 2019 | 2021 | 2022 |
|----------|--|--|--|--|
| | Coeficiente B Intervalo de Confianza | Coeficiente B Intervalo de Confianza | Coeficiente B Intervalo de Confianza | Coeficiente B Intervalo de Confianza |
| PM2.5 | -0,015 (-0,022;-0,008) | 0,013 (0,006;0,019) | 0,000 (-0,002;0,002) | 0,006 (0,003;0,009) |
| LST | -0,019 (-0,021;-0,017) | -0,018 (-0,021;-0,016) | -0,017 (-0,020;-0,014) | -0,006 (-0,007;-0,005) |
| PP | -0,005 (-0,016;0,005) | -0,005 (-0,031;0,021) | 0,023 (0,015;0,031) | 0,001 (-0,004;0,005) |
| VV | -0,005 (-0,019;0,008) | -0,066 (-0,099;-0,034) | 0,029 (-0,003;0,061) | 0,007 (-0,010;0,024) |

Tabla N° 11 SAVI por barrios

| Variable | 2018 | 2019 | 2021 | 2022 |
|----------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|-------------------------------|
| | Coeficiente B Intervalo de | Coeficiente B Intervalo de | Coeficiente B Intervalo de | Coeficiente B Intervalo de |

| | Confianza | Confianza | Confianza | Confianza |
|-------|---|--------------------------|--------------------------|---------------------------|
| PM2.5 | -0,012 (-0,019;-0,004) | 0,014 (-0,002;0,029) | 0,001 (-0,003;0,006) | 0,008 (0,000;0,015) |
| LST | -0,009 (-0,011;-0,007) | -0,044 (-0,50;-0,037) | -0,37 (-0,044;-0,030) | -0,006 (-0,008;-0,003) |
| PP | -0,005 (-0,016;0,006) | -0,011 (-0,071;0,050) | 0,043 (0,025;0,062) | 0,002 (-0,008;0,013) |
| VV | -0,069 (-0,084;-0,055) | -0,21 (-0,287;-0,133) | 0,044 (-0,027;0,115) | -0,034 (-0,072;0,005) |

Se realizaron modelos multivariados para analizar la relación entre el PM2.5 y los indicadores de salud forestal ajustados por cofactores ambientales (Temperatura atmosférica, Temperatura de la superficie-LST por sus siglas en inglés, Precipitación, Velocidad del Viento) que pueden estar influir en la relación entre los indicadores forestales y las concentraciones del PM2.5. La Temperatura atmosférica y la Temperatura de la superficie, junto con los demás cofactores ambientales, se consideraron en modelos independientes, pues ambos cofactores de temperatura podrían presentar el efecto de colinealidad.

Una vez construidos los modelos considerando ambos cofactores de temperatura de manera independiente, se seleccionó la Temperatura de la superficie-LST como el cofactor de temperatura para la construcción final de los modelos multivariados bajo tres criterios: I) El mayor indicador de ajuste del modelo (R^2): La Temperatura de la superficie-LST permitió representar de mejor manera la variabilidad entre las variables del estudio; II) Coherencia: este cofactor arrojó las relaciones más coherentes entre los valores de los indicadores y las concentraciones de PM2.5; y, III) Significancia estadística: las relaciones observadas entre las variables de estudio presentaron valores estadísticamente significativos con el cofactor Temperatura de la superficie-LST. Sin embargo, el principal criterio de selección fue el ajuste del modelo puesto que, aunque en los modelos construidos con el cofactor de temperatura atmosférica se obtuvieron relaciones coherentes y estadísticamente significativas, el ajuste en los modelos era considerablemente inferior a los arrojados bajo la Temperatura de la superficie-LST.

Tabla N° 12 Ajuste de los modelos seleccionados, R2 de los índices de salud forestal

| Índices | 2018 | 2019 | 2021 | 2022 |
|---------|-------|-------|-------|-------|
| GI | 0,410 | 0,307 | 0,279 | 0,141 |
| NDVI | 0,414 | 0,471 | 0,332 | 0,092 |
| NDWI | 0,567 | 0,438 | 0,332 | 0,292 |
| SAVI | 0,343 | 0,471 | 0,332 | 0,112 |

En los modelos construidos para cada año utilizando los cofactores ambientales Temperatura de la superficie-LST, Precipitación y Velocidad del Viento se observaron los siguientes valores de ajuste aceptables para los diferentes índices: GI (el valor del R^2 ajustado oscila entre 0,141 y 0,410); NDVI (el valor del R^2 ajustado oscila entre 0,092 y 0,471); NDWI (el valor del R^2 ajustado oscila entre 0,092 y 0,567); SAVI (el valor del R^2 ajustado oscila entre 0,112 y 0,471).

Los modelos revelaron que la variación en los valores de los índices frente a las concentraciones de PM_{2.5} puede explicarse en los siguientes valores respecto al año con el mayor ajuste registrado: Los cambios presentados en los valores del GI pueden explicarse hasta un 41%; para el NDVI el cambio en sus valores se explica hasta en un 47%; la explicación de la modificación en los valores del NDWI alcanza hasta el 56%, siendo este indicador el que presenta la más alta explicación de todos los modelos construidos; finalmente, la variación en los valores del SAVI se explican hasta un 47%

Respecto a la coherencia entre los resultados de los modelos frente a la hipótesis propuesta en el presente trabajo, se encontró que solo para el año 2018 los datos presentan coherencia pues los valores del R^2 en la relación de los índices y el PM_{2.5} en todos los modelos son negativos revelando una relación inversamente proporcional indicando que el cambio en 1 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ de PM_{2.5} modifican en 0,014 unidades el valor del GI, 0,025 unidades el valor del NDVI, 0,015 unidades el valor del NDWI y 0,012 unidades el valor del SAVI. Si bien todas las modificaciones son estadísticamente significativas, la mayor magnitud en la variación de los valores la presenta el NDVI. Referente a los años 2019, 2021 y 2022 el análisis multivariado no arrojó relaciones coherentes ni estadísticamente significativas entre los índices de salud forestal y el PM_{2.5}.

Para el año 2019 se encontró una relación entre los valores del GI y las concentraciones del PM_{2.5} con un comportamiento contrario a la hipótesis que es estadísticamente significativa. Estos resultados se repiten en los años 2019 y 2022 para el índice NDWI.

6.4 Análisis de los barrios con mayor afectación en la salud forestal por la concentración de PM 2.5.

En respuesta al objetivo 4 de identificar los barrios con mayor afectación en la salud forestal por el PM 2.5 en los años de estudio, se encontró a partir del análisis multivariado que los índices de vegetación que fueron coherente y estadísticamente significativos correspondieron solo para el año 2018 por lo que se analizaron las zonas de riesgo para dicho año.

Para establecer los barrios que podrían presentar mayor afectación en la salud forestal por el PM 2.5 para el año 2018, se procedió a localizar los barrios que tuvieron el peor valor en el indicador forestal y los niveles más altos de contaminación de PM 2.5 para dicho año. Al realizar este ejercicio, se observa que para todos los indicadores existe un conjunto de 6 barrios que consistentemente presentan el peor indicador forestal y el peor indicador de PM 2.5, ubicados principalmente en la parte noroccidental de Medellín y son: Castilla, Bello Horizonte, Kennedy, La Esperanza, Mirador del Doce y San Martín de Porres.

Así mismo, los barrios que se presentan en al menos 3 indicadores con el peor indicador forestal y el peor indicador de PM 2.5 se ubican en diferentes zonas de la ciudad como Sur, Nororiente, Occidente y Centro, estos barrios son: Guayabal, La Rosa, Las Independencias y Perpetuo Socorro.

Finalmente, los barrios Barrio Colón, Barrio Colombia, Bomboná No. 1, Alfonso López, Altavista Sector Central, Calle Nueva, Córdoba, El Diamante, Moravia, San Isidro, San Bernardo y Santa Mónica, presentaron el peor indicador forestal y el peor indicador de PM 2.5 en al menos 2 indicadores, los cuales también están localizados en el Centro, Noroccidente, Occidente y Suroccidente.

Por el contrario, cuando se analizó aquellos barrios que presentan el mejor indicador forestal y la menor concentración de PM 2.5 se observó igualmente una consistencia en los barrios ubicados hacia el occidente de Medellín que circundan o se encuentran cerca al Cerro El Volador y la Quebrada La Iguaná.

En la Figura N° 13, se presentan los barrios en color rojo con el peor indicador de salud forestal (para cada índice de vegetación) y el peor indicador del contaminante PM 2.5, y en color verde se ilustran los barrios con el mejor indicador para ambas variables.

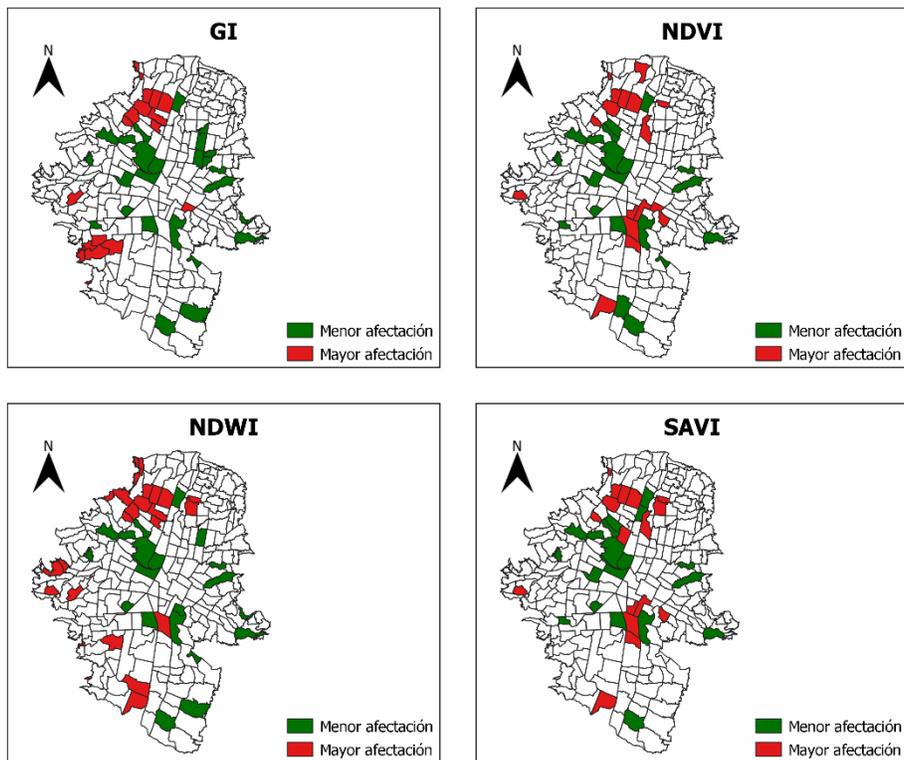


Figura N° 13 Localización de los barrios con mayor y menor afectación de los indicadores de salud forestal en relación con el PM 2.5.

7. Discusión

La salud forestal ha sido una dimensión poco explorada en la salud ambiental, la cual reconoce las influencias antropogénicas en la salud de los bosques y de la vegetación por medio de indicadores importantes que hablan del estado de estos y que dan señales de la pérdida de la resiliencia y estabilidad de los ecosistemas forestales, así como sus funciones ecosistémicas. (91)(92)

La relación entre la salud forestal y el PM_{2.5} ha sido objeto de interés en los últimos años, siendo principalmente impulsada por el reconocimiento de los bosques como un factor fundamental en la regulación del clima y de la calidad del aire. Para estudiar esta relación de manera profunda, se han empleado diferentes índices, siendo el NDVI el más estudiado puesto que permite evaluar las áreas verdes y es útil para el monitoreo de la cobertura vegetal, además los datos multiespectrales que genera se utilizan para visualizar la vegetación, las tipologías de cobertura terrestre y los cuerpos de agua (93). Además, es una medida de reflectancia de la superficie que proporciona una estimación cuantitativa del crecimiento de la vegetación y la biomasa (94)(95).

Gran parte de los estudios que se han realizado asociando los índices de salud forestal presentados en este estudio con el PM2.5 y la contaminación del aire han sido desarrollados principalmente en China con el fin de analizar la distribución de las concentraciones del PM2.5 y como los cambios en la cobertura vegetal influían en esta (96)(97)(98), siendo el NDVI una de las variables que en distintos estudios explica la distribución del contaminante y mostrando que la deforestación y la expansión urbana influyen en las tendencias de estos indicadores y que por tanto, explican algunas dinámicas del contaminante.

También se han realizado estudios en donde se muestran como la exposición de ciertas poblaciones a la contaminación del aire y la presencia de cobertura vegetal puede afectar la salud (99) (99) (100) en donde la exposición al verdor se asocia con un menor riesgo de tener Limitaciones Físicas Personales y reduce el impacto del PM2.5 en la salud de las personas.

Siendo destacable que en este estudio se investigó cómo el PM2.5 afectaba a la vegetación, al comparar estos hallazgos con los estudios realizados en China (101), estos encontraron que la contaminación por PM2.5 representó el 2% de la reducción de la fotosíntesis en algunos cultivos. Con respecto a los cuatro índices presentados en esta investigación, los cuales son usados para diferentes propósitos, el empleo de estos permitió establecer relaciones entre cada uno de ellos con las concentraciones de PM2.5 que dieron lugar a un análisis más completo del estado de la vegetación y el contenido de agua en la ciudad de Medellín.

El uso de los indicadores de salud forestal se hizo en dos direcciones, la primera para determinar los cambios en los cultivos y su productividad y la segunda para analizar los cambios en la salud forestal (103), en algunos estudios revisados en la literatura se han utilizado estos indicadores como una herramienta que permite mostrar el estado de salud de la vegetación y los bosques, tanto a nivel urbano como rural. A pesar, de que el NDVI es el indicador que más se ha estudiado a nivel global por la información que proporciona, en este estudio se han estudiado otros tres indicadores para complementar la información que este proporciona; como es el caso del GI que permite identificar la presencia de biomasa con contenido de clorofila, siendo utilizado principalmente para identificar la Producción Primaria Bruta (PPB) (104) la cual indica la energía total fijada por fotosíntesis por las plantas. Por su parte, el NDWI se ha utilizado como complemento para este tipo de estudios dada la naturaleza del uso de la tierra, debido a que esta está relacionada con los cuerpos de agua y el contenido de humedad sobre la superficie terrestre (105) , por último, el SAVI, también es uno de los indicadores más utilizados para complementar el NDVI, ya que es útil para obtener información de la cobertura vegetal, sin ruido de fondo del suelo. El empleo conjunto de estos índices brinda una visión más holística del fenómeno de estudio, permitiendo identificar los barrios donde estos índices presentan el mejor y peor estado de salud forestal y facilitando la toma de decisiones encaminadas mejorar la salud publica ambiental de la ciudad.

Desglosando los indicadores se encontró que el índice de vegetación NDVI fue el indicador de mayor magnitud y constancia en la relación con el PM2.5 tras analizar la significancia y coherencia estadística. Lo anterior significa que el NDVI es el indicador en el que se observó mayor cambio en sus valores respecto al PM2.5. Se agrega a este hallazgo se encontró que la ciudad de Medellín se clasifica como una ciudad con vegetación muy enferma, dicha condición tiene unas implicaciones e impactos negativos como: I) La reducción de la biodiversidad, pues las especies con ciclos de vida estrechamente relacionado con la vegetación pueden enfrentar desafíos para la obtención de alimento y refugio; II) Pérdida de vegetación, que favorece la variación de la temperatura local y la potencial aparición de islas de calor que generan un ciclo de afectaciones al proceso de evapotranspiración de las plantas y la capacidad del suelo para retener agua conduciendo a la pérdida de vegetación; III) Reducción en la capacidad para la captura de CO₂, favoreciendo el aumento en las concentraciones de gases de efecto invernadero en la ciudad.

En cuanto a salud pública ambiental, los indicadores de salud forestal tienen implicaciones significativas, pues se relacionan con diferentes aspectos del bienestar humano y del medio ambiente. Desde el punto de vista del medio ambiente, bajos índices de salud forestal se relacionan con peor calidad del aire pues se reduce la captura de contaminantes en la atmósfera, aumentando sus concentraciones y la exposición a tales contaminantes; regulación del clima local en las zonas urbanas, la presencia de vegetación saludable contribuye a mitigar las islas de calor urbana pues además de proveer áreas de sombra, a través del proceso de evapotranspiración contribuyen permanentemente al enfriamiento del aire, en este sentido la pérdida de la vegetación contribuye a la intensificación de las temperaturas en entornos urbanos afectando también el bienestar de los habitantes de la zona; deterioro de los ecosistemas urbanos, puesto que la vegetación saludable posee menor vulnerabilidad al ataque de plagas y enfermedades, por el contrario la vegetación poco saludable posee mayor susceptibilidad a perturbaciones que afectan la oferta de servicios ecosistémicos para la fauna urbana especialmente la disponibilidad de alimento y refugio (106) Desde el punto de vista del bienestar humano, además de los aspectos relacionados con la calidad del aire y el clima local, la permanencia de entornos verdes saludables implica la disponibilidad de espacios para el esparcimiento, recreación y ocio de las personas, actividades que se relacionan con la mejora en la calidad de vida, mejoras en la salud mental y reducción del estrés.(107) (108) .

Este estudio comparó cuatro modelos de regresión de uso del suelo (LUR) desarrollados para la ciudad de Medellín en el marco de distintos proyectos de investigación. Los modelos correspondientes a los años 2018 y 2019 se desarrollaron dentro del proyecto "Exposición a contaminación del aire (PM2.5, PM10 y O₃) y eventos cardiovasculares y respiratorios en Medellín 2018-2020". El modelo del año 2021 se creó en el contexto del estudio "Intra-urban variability of long-term exposure to PM2.5 and NO₂ in five cities in Colombia". El equipo tuvo acceso a los resultados de estos

estudios y, además, desarrolló el modelo de regresión de uso del suelo para el año 2022.

Los modelos LUR se han utilizado predominantemente para modelar las concentraciones de los contaminantes del aire, especialmente a escala urbana, un ejemplo de esto son los Estudios Europeos de Cohortes para los Efectos de la Contaminación del Aire (ESCAPE) (109), también se ha utilizado para mapear otras características atmosféricas como el ruido (110)(111) y la temperatura de la atmosfera (112) (113). En el contexto colombiano, estos modelos se han utilizado para predecir las concentraciones del material particulado y los óxidos de nitrógeno (NOx) en ciudades como Medellín, Barranquilla, Bogotá y Cali (88)(115)(114)(115). A pesar de estos esfuerzos, este campo aún presenta oportunidades significativas para una mayor exploración e investigación.

Para los diferentes años de estudio las medianas fueron menores a las 25 $\mu\text{g}/\text{m}^3$ anuales establecidas como límite permisible por la norma de calidad del aire, y en general, para los años 2018, 2019 y 2022 las concentraciones promedio por barrio fueron menores a este valor, lo que es coherente en su mayoría con los informes de calidad del aire presentados por el Área Metropolitana del Valle de Aburrá (116) (117) (82) (118) para todos los años de estudio, en donde se muestra que la contaminación del aire en Medellín se ha ido estabilizando con el tiempo y que las estaciones tienden a tener concentraciones promedio anuales menores a los límites permisibles establecidas en la norma, a excepción de la estación de monitoreo del centro de la ciudad, la cual siempre se han mantenido por encima de estos límites, siendo coherente con los modelos LUR presentados en donde la tendencia de la zona centro ha sido de las más contaminadas durante los años de estudio. Además, esto es coherente con las predicciones realizadas en el convenio de Asociación No. CA 335 de 2016 (119) del Sistema Integrado de Gestión de la Calidad del Aire (SIGAIRE) en donde estimaban que para el año 2020 (sin pandemia) la calidad del aire para PM_{2.5} iba a bajar sus concentraciones en comparación de las identificadas en el año 2013. Por otra parte, según The State Global Air Report 2024 a nivel mundial los niveles de PM_{2.5} se están reduciendo o estabilizándose.

Entre los modelos presentados, el modelo correspondiente al año 2021 fue el que mostró una mayor variabilidad. Esta variabilidad puede explicarse por varios factores. En primer lugar, las mediciones se realizaron en una mayor cantidad de puntos utilizando sensores de bajo costo. Además, los datos se recopilaron durante campañas de monitoreo de la calidad del aire que se llevaron a cabo en 20 estaciones diferentes. Cada una de estas campañas tuvo una duración de 15 días. Esta metodología de muestreo implica que los datos recogidos representan una menor concentración temporal en comparación con la Red de Monitoreo de Calidad del Aire que toma datos durante todos los días del año.

Estudios recientes en otras ciudades latinoamericanas, concretamente en Quito(120), en donde se estudió la variación han mostrado el valor de usar los datos in situ de las estaciones de la Red de Monitoreo para la elaboración de los modelos LUR en complemento con otras variables que puedan explicar la variabilidad de las concentraciones del contaminante

Para Medellín, según este estudio, parece que las variaciones en las concentraciones del PM2.5 se explican por todo lo relacionado con el aforo vehicular y la meteorología, pero, según otros estudios también están influidas por los procesos de urbanización en los lugares de estudio.

El uso de Modelos de Regresión Lineales permitió identificar que las relaciones coherentes y estadísticamente significativas entre los índices de salud forestal y las contracciones del PM2.5 se dieron durante el 2018, aunque los valores de la mediana de los índices de vegetación no fueron los más bajos registrados durante los cuatro años analizados, ni las concentraciones de PM2.5 fueron los más altas registradas en los mismos años. Aunque en 2019 se presentaron dos relaciones con significancia estadística para el GI y el NDWI, para los de más años no se encontraron relaciones inversamente proporcionales ni estadísticamente significativas entre los valores de los índices y el PM2.5, estos resultados podrían sugerir el desarrollo de respuestas adaptativas de la vegetación de la ciudad frente a la carga de material particulado en el aire.

En la mayoría de los estudios consultados en la literatura, la zonificación de las áreas verdes en las ciudades ha tenido en cuenta al menos al NDVI como indicador forestal en su área de estudio, como el caso de un artículo en Territorio de la Capital Nacional de Delhi en el cual se consideró al NDVI para evaluar el proceso de verdificación o desverdización en dicho lugar y zonas periurbanas. Para ello recurrieron al igual que este estudio, a la teledetección por medio de imágenes hipertemporales compuestas de NDVI cuyos datos fueron comparados con los datos de lluvia para identificar los cambios inducidos en la vegetación por el clima. (121)

Para representar la variación espacial entre la vegetación y la lluvia, se tabularon de forma cruzada y se analizaron dos mapas: el mapa de pendiente de regresión de la tendencia temporal del NDVI y el mapa de coeficientes de correlación de precipitaciones vs. NDVI (121) . El anterior artículo tiene una aproximación metodológica con el presente estudio en cuanto se realiza una tabulación de manera cruzada entre dos indicadores o variables para identificar las zonas con mayor o menor verdor.

Por otro lado, un estudio en Oslo, Noruega, realizó un análisis espacial de las variaciones a nivel de subdistrito de los espacios verdes en este lugar e igualmente recurrió al NDVI y teledetección para observar la disponibilidad de espacios verdes y

tuvo en cuenta además la contaminación atmosférica junto con otras variables diferentes a las utilizadas en el presente estudio, como el calor, y la relación con la renta, la inmigración y las tendencias de densificación.

En general, por medio de la bibliografía consultada, se encuentra la similitud en el NDVI como indicador para identificar el cambio de vegetación en las ciudades y otras áreas de estudio. Pero, para realizar la zonificación, otros estudios recurren a variables como climáticas y socioeconómicas, la contaminación del aire se considera como una de esas variables, sin embargo, no se ha utilizado como la única junto con el indicador de vegetación. Este estudio recurre a metodologías no tan comunes según lo consultado, ya que se cruzan datos de cada uno de los indicadores de salud forestal como el NDVI, GI, NDWI y SAVI junto con el PM 2.5 para identificar los barrios con su peor indicador forestal y del contaminante.

Respecto a los resultados del presente estudio, los barrios más afectados en su salud forestal por el contaminante PM 2.5, permitió analizar la persistencia de un conjunto de 6 barrios de Medellín en la parte noroccidental de la ciudad en el año 2018 que presentaron con reiteración el peor indicador forestal y el peor indicador de PM 2.5: Castilla, Bello Horizonte, Kennedy, La Esperanza, Mirador del Doce y San Martín de Porres. Esta zona noroccidental se compone de las comunas Castilla, Doce de Octubre y Robledo (122), donde la primera fue una de las comunas que presentó durante 2021 una concentración promedio mensual de PM_{2.5} entre los 7.4 y 35.3 $\mu\text{g}/\text{m}^3$, alcanzando valores mayores en el primer y cuarto trimestre (82).

En esta zona se encuentran distintas fábricas importantes como Colanta, Coca Cola, Zenú, entre otras; se ubica también en esta parte de la ciudad la Terminal de Transporte del Norte, la Autopista Norte y la Carrera 65 que emiten diferentes contaminantes a la atmósfera como el PM 2.5 lo cual puede explicar la afectación a la salud forestal.

Adicionalmente, en la zona centro y sur de la ciudad también se identificaron algunos barrios con el peor indicador forestal y el peor indicador de PM 2.5. Por un lado, el centro de Medellín se ha considerado como una de las zonas críticas de la ciudad respecto a la contaminación del aire por PM 2.5 debido a la alta movilidad vehicular, especialmente en las zonas aledañas a San Antonio (123). Por otro lado, está la zona sur de Medellín, concretamente la parte suroccidental donde se destaca la comuna 15 Guayabal, una de las zonas más vulnerables a la contaminación en Medellín por su alto flujo vehicular en la avenida guayabal, la 65, terminal del sur y el aeropuerto, y la zona industrial con alta concentración de empresas (124)

Finalmente, los resultados presentados en este trabajo no deben considerarse concluyentes pues poseen naturaleza exploratoria al no cumplir con todos los

supuestos requeridos en los Modelos de Regresión Lineal, ya que los valores de los índices de salud forestal y de las concentraciones de PM_{2.5} poseen una distribución No normal. No obstante, sí pueden emplearse para guiar futuros trabajos e investigaciones con mayor rigurosidad que permitan validar y confirmar los resultados presentados.

8. Conclusiones

- Este estudio ha analizado el comportamiento de la salud forestal asociada a las concentraciones de PM 2.5 en Medellín a escala barrial para diferentes años y ha demostrado el potencial y utilidad de la teledetección y los índices de vegetación para observar los cambios en la salud forestal por diferentes factores externos como la contaminación del aire. Así mismo, marca un gran paso e impulsa la aplicación de estas herramientas e índices para futuros estudios en Colombia.
- Con relación a los índices de vegetación, la mediana del NDVI permitió clasificar a Medellín como una ciudad con vegetación muy enferma, mientras que el NDWI indicó que la ciudad presenta barrios con superficie con sequia moderada, y barrios con superficie húmeda. Adicionalmente, se concluye que el mejor desempeño de cada uno de los índices para cada año se concentra en la zona Suroriental y Centro-occidente de Medellín, especialmente en el Cerro el Volador y el Cerro Nutibara, caso contrario al Centro de la ciudad donde se presentan los valores más bajo de los índices, igualmente en el Nororiente, Occidente y Sur de la ciudad según el indicador.
- De acuerdo con las variaciones geográficas del PM 2.5 a escala barrial en Medellín para los diferentes años, la mayoría de los valores más altos se ubican en la parte central y hacia el sur del área urbana de la ciudad. Por otro lado, la mediana del contaminante no superó el límite establecido por la norma nacional de 25 microgramos por metro cúbico en los años 2018, 2019 y 2022 pero sí ocurrió en algunos barrios en el 2021.

- La relación del Índice de Verdor con el PM 2.5 demostró una relación inversa para los años 2018, 2019 y 2021, caso contrario al 2022 que no se observó una relación aparente entre ambas variables. Para el NDVI, solo se encontró una relación negativa en 2018 y 2019, en el 2021 no se observó ninguna relación y para el 2022 existió una relación positiva, contraria a la hipótesis. Respecto al NDWI, la relación fue coherente, es decir, inversa, en 2018, 2019 y 2022. Por último, el SAVI presentó una relación inversamente proporcional en 2018 y 2019 y para los años 2021 y 2022 la relación fue contraria, es decir, directamente proporcional.
- Finalmente, los barrios con mayor afectación en la salud forestal por la concentración de PM 2.5. en el año 2018 son principalmente 6 barrios que se concentran la zona Noroccidental de Medellín los cuales presentaron el peor indicador de salud forestal y el peor indicador de PM 2.5, sin embargo, existen otros barrios afectados presentes en la zona Sur, Suroccidente, Nororiente, Occidente y Centro de la ciudad. Por otro lado, los barrios con el mejor indicador forestal y la menor concentración de PM 2.5 se ubican en los barrios del Occidente de Medellín.

9. Recomendaciones

- Partiendo del presente estudio, se recomienda e incentiva a explorar nuevas investigaciones orientadas a resolver problemas relacionados con la salud forestal, tomando como base las herramientas utilizadas en este estudio como la teledetección y los índices de vegetación, incorporando a estas variables de interés como diferentes contaminantes y a otras escalas de estudio en el país.
- Igualmente, los resultados de este estudio invitan a las autoridades locales, organizaciones no gubernamentales, instituciones, a la comunidad, entre otros, a pensar y ejecutar políticas, programas o acciones que permitan mejorar la salud forestal del área urbana de Medellín y monitorear las concentraciones de los diferentes contaminantes atmosféricos como el PM 2.5 que afectan la calidad del aire en la ciudad.

10. Referencias

1. OMS. Contaminación atmosférica [Internet]. [cited 2024 Jul 21]. Available from: https://www.who.int/es/health-topics/air-pollution#tab=tab_3
2. Florentina I, Io B. The Effects of Air Pollutants on Vegetation and the Role of Vegetation in Reducing Atmospheric Pollution. In: The Impact of Air Pollution on Health, Economy, Environment and Agricultural Sources. InTech; 2011.
3. Oceana Europe. Fuentes de emisiones de gases contaminantes [Internet]. [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://europe.oceana.org/es/que-hacemos-cambio-climatico-y-energias-renovables-cambio-climatico-mas-informacion-fuentes-de-emisiones-de-gases-contaminant/>
4. Organización Mundial de la Salud. Guías de calidad del aire de la OMS relativas al material particulado, el ozono, el dióxido de nitrógeno y el dióxido de azufre . 2005.
5. State of Global Air. State of Global Air Report 2024 [Internet]. 2024 [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://www.stateofglobalair.org/resources/report/state-global-air-report-2024>
6. Organización Mundial de la Salud. Calidad del aire ambiente (exterior) y salud [Internet]. 2018 [cited 2024 Jul 21]. Available from: [https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-\(outdoor\)-air-quality-and-health](https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health)
7. Gómez Isaza D. La “memoria” de los árboles, una habilidad para almacenar información de su entorno. 2023 Jan 20 [cited 2024 Jul 21]; Available from: <https://www.elcolombiano.com/tendencias/los-arboles-tienen-memoria-por-su-capacidad-de-almacenar-informacion-MH20148602>

8. Organización de las Naciones Unidas para la Alimentación y la Agricultura. Los bosques para la salud y el bienestar de los seres humanos. 2021 [cited 2024 Jul 21]; Available from: www.fao.org/forestry/es
9. Pardo JA. La contaminación atmosférica y los ecosistemas forestales. Investigación agraria Sistemas y recursos forestales, ISSN 1131-7965, Vol 15, N° Extra 1, 2006, págs 55-70 [Internet]. 2006 [cited 2024 Jul 21];15(1):55–70. Available from: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=2210582&info=resumen&idioma=SPA>
10. Gómez AM, Rocha A, Guzmán MA, Salcedo SM, Alvarado MA. Las plantas y la contaminación del aire en las ciudades. Revista Planta [Internet]. 2019 Dec [cited 2024 Jan 12];(26):62–71. Available from: https://www.chilebio.cl/wp-content/uploads/2020/05/Planta_26_compressed.pdf#page=62
11. Wang Z, Papayannis A. Satellite-Observed Effects from Ozone Pollution and Climate Change on Growing-Season Vegetation Activity over China during 1982–2020. Atmosphere 2021, Vol 12, Page 1390 [Internet]. 2021 Oct 23 [cited 2024 Jul 21];12(11):1390. Available from: <https://www.mdpi.com/2073-4433/12/11/1390/htm>
12. Zúñiga JM, Aguirre CA. Monitoring vegetation using remote sensing time series data: a review of the period 1996-2017. Revista de la Facultad de Ciencias Agrarias Universidad Nacional de Cuyo [Internet]. 2020 [cited 2024 Jul 21];52(1):175–89. Available from: http://www.scielo.org.ar/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1853-86652020000100014&lng=es&nrm=iso&tlng=en
13. Xue J, Su B. Significant Remote Sensing Vegetation Indices: A Review of Developments and Applications. J Sens [Internet]. 2017 Jan 1 [cited 2024 Jul 21];2017(1):1353691. Available from: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1155/2017/1353691>
14. Beltrán D. Aplicación de índices de vegetación para evaluar procesos de restauración ecológica en el parque forestal embalse del Neusa [Tesis de posgrado en geomática]. [Bogotá]: Universidad Militar de Nueva Granada; 2017.
15. Tello-Cifuentes L, Díaz-Paz JP. Análisis de la contaminación ambiental usando técnicas de teledetección y análisis de componentes principales. Tecnológicas [Internet]. 2020 Nov [cited 2024 Jul 21];24(50). Available from: <https://revistas.itm.edu.co/index.php/tecnologicas/article/view/1710/1806>

16. Observatorio de Políticas Públicas del Concejo de Medellín. Calidad del aire en Medellín y el área metropolitana. Medellín; 2017.
17. Gómez C. Contaminación del aire en Medellín por PM10 Y PM2.5 y sus efectos en la salud [Internet]. Universidad Militar Nueva Granada; 2017 [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://repository.unimilitar.edu.co/server/api/core/bitstreams/b2ac166f-c863-4b84-a557-52d9b9fa5b98/content>
18. SIATA. Proyección para el período de gestión de episodios de calidad de aire primer semestre de 2023 [Internet]. 2023 [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://www.metropol.gov.co/ambiental/calidad-del-aire/Biblioteca-aire/Informes-Periodo-Gestion-de-Episodios/Proyeccion-Episodio-Primer-Semestre-2023.pdf>
19. AMVA. Plan Maestro de Espacios Públicos Verdes Urbanos . 2020.
20. Correa-Ochoa MA, Vélez-Monsalve LC, Saldarriaga-Molina JC. Spatial distribution of lichen communities and air pollution mapping in a tropical city. *Revista de Biología Tropical*. [En línea]. 2021; 69 (3): 1107-1123. [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9436639&info=resumen&idioma=ENG>
21. Correa-Ochoa M, Mejia-Sepulveda J, Saldarriaga-Molina J, Castro-Jiménez C, Aguiar-Gil D. Evaluation of air pollution tolerance index and anticipated performance index of six plant species, in an urban tropical valley: Medellin, Colombia. *Environmental Science and Pollution Research* [Internet]. 2022 Jan 1 [cited 2024 Jul 21];29(5):7952–71. Available from: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11356-021-16037-0>
22. Ordóñez GA. Salud ambiental: conceptos y actividades. *Revista Panamericana de Salud Pública*. 2000;7(3):137–47.
23. Subdirección Ambiental del Área Metropolitana del Valle de Aburrá, Facultad de Minas de la Universidad Nacional de Colombia. Evaluación de los niveles de contaminación en las zonas urbanas del Valle de Aburrá. 2008 Oct.
24. US EPA. Terminology Services [Internet]. [cited 2024 Jul 21]. Available from: https://sor.epa.gov/sor_internet/registry/termreg/searchandretrieve/glossariesandkeywordlists/search.do?details=&glossaryName=Greenhouse%20Emissions%20Glossary
25. EPA. Sources of Air Pollution - What are the natural and human-caused sources of air pollution? [Internet]. [cited 2024 Jul 21]. Available from:

https://airknowledge.gov/Mod/Sources_of_Air_Pollution/Web/index.html#/lessons/9NUKrmMWQIBFZmluYDCdZakMVXLUer4e

26. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. Emisiones Atmosféricas Contaminantes - [Internet]. 2019 [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://www.minambiente.gov.co/asuntos-ambientales-sectorial-y-urbana/emisiones-atmosfericas-contaminantes/>
27. US EPA. Criteria Air Pollutants [Internet]. [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://www.epa.gov/criteria-air-pollutants>
28. Ferran, Tenías JM, Pérez-Hoyos S. Efectos de la contaminación atmosférica [Internet]. Vol. 73, Revista Española de Salud Pública. Ministerio de Sanidad y Consumo; 1995 [cited 2024 Jul 21]. 109–121 p. Available from: https://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1135-57271999000200002&lng=es&nrm=iso&tlng=es
29. Maciej S, Becker FG, Cleary M, Team RM, Holtermann H, The D, et al. Air pollution trends in the Americas: impact and policies. G. Balint, Antala B, Carty C, Mabieme JMA, Amar IB, Kaplanova A, editors. Uniwersytet śląski [Internet]. 2016 [cited 2024 Jul 21];7(1):343–54. Available from: <https://observatorio.fm.usp.br/handle/OPI/76217>
30. OMS. WHO global air quality guidelines . Washington DC; 2019.
31. Roth GA, Mensah GA, Johnson CO, Addolorato G, Ammirati E, Baddour LM, et al. Global Burden of Cardiovascular Diseases and Risk Factors, 1990–2019: Update From the GBD 2019 Study. *J Am Coll Cardiol*. 2020 Dec 22;76(25):2982–3021.
32. Ministerio de Ambiente y Desarrollo Sostenible. Diagnóstico de Salud Ambiental [Internet]. 2015 [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/INEC/IGUB/Diagnostico%20de%20salud%20Ambiental%20compilado.pdf>
33. Ministerio de Ambiente, Vivienda y Desarrollo Territorial. Política de Prevención y Control de la Contaminación del Aire. 2010.
34. He Jiaxiu, Haoming Liu, Salvo Alberto. Severe Air Pollution and Labor Productivity: Evidence from Industrial Towns in China. *American Economic Journal*. 2019;11:173–201.
35. Global Climate Action Partnership. Vulnerability to air pollution in Latin America and the Caribbean region [Internet]. 2016 [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://ledsgp.org/resource/vulnerability-to-air-pollution-in-latin-america-and-the-caribbean-region/>

36. Grupo Banco Mundial. El cambio climático y la contaminación atmosférica [Internet]. 2022 [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://www.bancomundial.org/es/news/feature/2022/09/01/what-you-need-to-know-about-climate-change-and-air-pollution>
37. Hernandez J. Minsalud comprometido con la calidad del aire [Internet]. 2021 [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://www.minsalud.gov.co/Paginas/Minsalud-comprometido-con-la-calidad-del-aire-.aspx>
38. Moreno HA. Cuantificación física y económica de la contaminación del aire [Internet]. 2019 [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://www.metropol.gov.co/Paginas/Noticias/elmetropolitano-entrevistas/cuantificacion-fisica-y-economica-de-la-contaminacion-del-aire.aspx>
39. Organización Panamericana de la Salud. Contaminación del aire ambiental exterior y en la vivienda: Preguntas frecuentes [Internet]. [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://www.paho.org/es/temas/calidad-aire-salud/contaminacion-aire-ambiental-exterior-vivienda-preguntas-frecuentes>
40. Boldo E. La contaminación del aire [Internet]. Los libros de la Catarata, editor. Vol. 3. Madrid; 2016 [cited 2024 Nov 27]. Available from: https://books.google.com.co/books/about/La_contaminaci%C3%B3n_del_aire.html?id=iaZ0vgAACAAJ&redir_esc=y
41. US EPA. Ecosystems and Air Quality [Internet]. [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://www.epa.gov/eco-research/ecosystems-and-air-quality>
42. FAO, PNUMAA. El estado de los bosques del mundo 2020 [Internet]. FAO, UNEP, editors. Roma; 2020 [cited 2024 Nov 27]. Available from: <https://openknowledge.fao.org/items/bed1fb7f-8939-4774-b6c5-e4ab98218910>
43. Restrepo G. Bosque urbano – Caso Valle de Aburrá [Internet]. 1st ed. Quintero E, Benavides N, Moreno N, González S, editors. Medellín: Bosques Andinos: Estado actual y retos para su conservación en Antioquia; 2017 [cited 2024 Jan 14]. 359–370 p. Available from: <https://observatoriobosquesantioquia.org/wp-content/uploads/2020/12/Bosque-Urbano-Valle-de-Aburra-German-A-Restrepo.pdf>
44. US Forest Service. Urban Forests [Internet]. [cited 2024 Jul 21]. Available from: <https://www.fs.usda.gov/managing-land/urban-forests>

45. Secretaría de Medio Ambiente de Medellín. Manual de silvicultura urbana para Medellín [Internet]. 2nd ed. Fondo editorial Jardín Botánico de Medellín, editor. Medellín; 2015 [cited 2024 Nov 27]. Available from: <https://www.medellin.gov.co/irj/go/km/docs/wpecontent/Sites/Subportal%20del%20Ciudadano/Medio%20Ambiente/Secciones/Publicaciones/Documentos/2012/SilviculturaUrbanaMedellin.pdf>
46. Londoño Ciro L, Cañón Barriga JE. Metodología para la aplicación de modelos de regresión de usos del suelo en la estimación local de la concentración mensual de PM10 en Medellín – Colombia. *Revista politécnica* [Internet]. 2015 [cited 2024 Jul 21];11(21):29–40. Available from: <https://revistas.elpoli.edu.co/index.php/pol/article/view/617/593>
47. Rodríguez-Villamizar LA, Rojas Y, Grisales S, Mangones SC, Cáceres JJ, Agudelo-Castañeda DM, et al. Intra-urban variability of long-term exposure to PM2.5 and NO2 in five cities in Colombia. *Environ Sci Pollut Res Int* [Internet]. 2024 Jan 1 [cited 2024 Jul 21];31(2):3207–21. Available from: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/38087152/>
48. Ferretti M. Forest health assessment and monitoring - issues for consideration. *Environ Monit Assess* [Internet]. 1997 Oct 1 [cited 2024 Jul 21];48(1):45–72. Available from: <https://link.springer.com/article/10.1023/A:1005748702893>
49. Mandal M, Das Chattarjee N. Estimation of forest ecosystem quality using GIS tool in Panchet forest division, West Bengal, India. *Forest Resources Resilience and Conflicts*. 2021 Jan 1;203–13.
50. Food and agriculture organization of the United Nations. Forest health and vitality. In: *Global Forest Resources Assessment 2010* [Internet]. Roma; 2010 [cited 2024 Nov 26]. p. 65–80. Available from: <https://openknowledge.fao.org/server/api/core/bitstreams/4f69bda1-f137-4291-a4b1-6cddcca04c5f/content>
51. Smith WH. Forest Quality and Air Quality: Forest Health Risk and Future Needs. 1990 [cited 2024 Jul 21];558–609. Available from: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4612-3296-4_20
52. Saha A, Ghosh M, Pal SC. Forest health assessment using advanced geospatial technology in Buxa reserve forest, sub-Himalayan West Bengal, India. *Forest Resources Resilience and Conflicts*. 2021 Jan 1;49–61.

53. Tkacz B, Riitters K, Percy KE. Forest Monitoring Methods in the United States and Canada: An Overview. *Developments in Environmental Science*. 2013 Jan 1;12:49–73.
54. Smith WH. Forests as Sinks for Air Contaminants: Vegetative Compartment. 1990 [cited 2024 Jul 21];147–80. Available from: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4612-3296-4_6
55. Smith WH. Forest Ecosystem Destruction: A Localized Response to Excessive Air Pollution. 1990 [cited 2024 Jul 21];485–99. Available from: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-1-4612-3296-4_17
56. Ferriol M, Muñoz S, Merle H, Garmendia A, López C. Papel de los árboles ornamentales como bioindicadores de la contaminación atmosférica urbana.
57. Lechner AM, Foody GM, Boyd DS. Applications in Remote Sensing to Forest Ecology and Management. *One Earth*. 2020 May 22;2(5):405–12.
58. Pérez C, Muñoz Á. Teledetección: Nociones y Aplicaciones .
59. Chuvieco E. Fundamentos de teledetección espacial. Ediciones RIALP. Vol. 2. España; 1995.
60. Perez J. Estimación de la concentración del contaminante gaseoso NOx en el distrito metropolitano de Quito, a partir de imágenes de satélite Landsat 7 ETM / Landsat 8 OLI de los años 2010, 2013 y 2015, considerando modelos estadísticos a partir de correlación entre estaciones de monitoreo atmosférico y los índices ambientales . [Quito]: Universidad de las Fuerzas Armadas; 2018.
61. Instituto Nacional Geográfico de España. ¿Qué es la Teledetección? [Internet]. España; [cited 2024 Jul 21]. Available from: <http://www.ign.es>
62. Aguayo PM. Apuntes de Teledetección: Índices de vegetación [Internet]. Centro de Información de Recursos Naturales; 2013 [cited 2024 Aug 11]. Available from: https://www.researchgate.net/publication/327558326_Apuntes_de_Teledeteccion_Indices_de_vegetacion
63. Revelo D. Análisis de los índices de vegetación NDVI, GNDVI y NDRE para la caracterización del cultivo de café (*Coffea arabica*). *Ingeniería y Desarrollo* [Internet]. 2020 [cited 2024 Aug 11];38(2):298–312. Available from: <https://www.redalyc.org/journal/852/85269294002/html/>
64. Zhou M, Huang Y, Li G. Changes in the concentration of air pollutants before and after the COVID-19 blockade period and their correlation with vegetation coverage. [cited 2024 Aug 11]; Available from: <http://www.cnemc>.

65. Banerjee BP, Raval S, Zhai H, Cullen PJ. Health condition assessment for vegetation exposed to heavy metal pollution through airborne hyperspectral data. *Environ Monit Assess* [Internet]. 2017 Dec 1 [cited 2024 Aug 11];189(12):1–11. Available from: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10661-017-6333-4>
66. Organización Mundial de la Salud. *Promoción de la Salud Glosario*. Ginebra; 1998.
67. Díaz J, Curiel A. Bosques urbanos para enfriar las ciudades. *Ciencia-Academia Mexicana de Ciencias*. 2012;63(4):36–41.
68. Organización Panamericana de la Salud. *Abordaje de los determinantes ambientales de la salud en las estrategias de vigilancia y control de vectores: orientaciones para promover intervenciones Clave*. 2019.
69. Organización Panamericana de la Salud, Ministerio de Salud y Protección Social. *Referentes conceptuales y abordajes sobre Determinantes Ambientales* [Internet]. Convenio de Cooperación Técnica No. 310/13. 2014 [cited 2024 Aug 11]. Available from: https://iris.paho.org/bitstream/handle/10665.2/51563/9789275321317_spa.pdf?sequence=1&isAllowed=y#:~:text=Entre%20los%20determinantes%20ambientales%20de,saludables%20y%20la%20planificaci%C3%B3n%20urbana.
70. Cuéllar HR. Simposio: Conceptualización de la salud ambiental: Teoría y práctica (Parte 1). *Rev Peru Med Exp Salud Publica*. 2008;25(4):403–403.
71. Arenas-Monreal L, Cortez-Lugo M, Parada-Toro I, Pacheco-Magaña LE, Magaña-Valladares. Diagnóstico de salud poblacional con enfoque de ecosalud. *Rev Saude Publica*. [En línea]. 2015;49:78. [Consultado [cited 2024 Aug 11] Disponible en: <https://www.scielo.br/j/rsp/a/dRRw3L7KmdVVG5TtvsGP87n/?format=pdf&lang=es>
72. Avalos G. *Salud Ambiental Vertiente Verde y Vertiente Azul* [Internet]. Universidad de Guadalajara; [cited 2024 Aug 11]. Available from: <https://www.studocu.com/co/document/universidad-de-guadalajara/salud-ambiental/salud-ambiental-vertiente-verde-y-vertiente-azul/27045556>
73. Alcaldía de Medellín. *Informe de gestión 2022: Información general de la ciudad*. 2022.
74. Universidad de Antioquia. *Perfil de Desarrollo Subregional Subregión Valle De Aburrá de Antioquia* [Internet]. [cited 2024 Aug 11]. Available from: https://ctpantioquia.co/wp-content/uploads/2023/12/Perfil-de-desarrollo-Valle-de-Aburra_compressed1.pdf

75. Gómez Comba, CA. Contaminación del aire en Medellín por pm10 y pm2.5 y sus efectos en la salud [Internet]. [Medellín]: Universidad Militar de Nueva Granada; 2017 [cited 2024 Aug 11]. Available from: <https://repository.unimilitar.edu.co/server/api/core/bitstreams/b2ac166f-c863-4b84-a557-52d9b9fa5b98/content>
76. Universidad Escuela de Ingenieros de Antioquia. Topografía del Valle de Aburrá [Internet]. [cited 2024 Aug 11]. Available from: <https://www.eia.edu.co/topografia-del-valle-de-aburra/>
77. AMVA. Plan Integral de Desarrollo Metropolitano 2008-2020. Medellín; 2008.
78. AMVA. Condiciones especiales del valle de aburrá [Internet]. [cited 2024 Aug 11]. Available from: <https://www.metropol.gov.co/ambientales/calidad-del-aire/generalidades/condiciones-especiales>
79. Correa M, Zuluaga C, Palacio C, Pérez J, Jiménez J. Acoplamiento de la atmósfera libre con el campo de vientos locales en una región tropical de topografía compleja. Caso de estudio: Valle de Aburrá, Antioquia, Colombia (Medellín) [Internet]. 2009 Apr 1 [cited 2024 Aug 11];76(158):17–27. Available from: <https://revistas.unal.edu.co/index.php/dyna/article/view/10242>
80. SIATA. ¿Quiénes somos? [Internet]. [cited 2024 Aug 11]. Available from: <https://siata.gov.co/newpage/web/nosotros/nosotros.php>
81. AMVA. Plan integral PIGECA [Internet]. [cited 2024 Aug 11]. Available from: <https://www.metropol.gov.co/ambiental/calidad-del-aire/Paginas/Gestion-integral/PIGECA.aspx>
82. Universidad EAFIT. Informe Anual de Calidad del Aire 2021 [Internet]. 2021 [cited 2024 Jan 27]. Available from: https://www.metropol.gov.co/ambiental/calidad-del-aire/informes_red_calidaddeaire/Informe-Anual-Aire-2021.pdf.
83. AMVA. Plan Siembra Aburrá [Internet]. [cited 2024 Aug 11]. Available from: <https://www.metropol.gov.co/ambiental/Paginas/Plan-Siembra-Aburra.aspx>
84. Observatorio de Políticas Públicas de Medellín. Estado del Arte de la Red Ecológica de Medellín, en el contexto Metropolitano. [Internet]. [cited 2024 Jan 27]. Available from: <https://www.concejodemedellin.gov.co/wp-content/uploads/files/2019-08/red-edologica-2018.pdf>
85. AMVA. Las Áreas Protegidas [Internet]. [cited 2024 Aug 11]. Available from: <https://www.metropol.gov.co/planeacion/areas-protegidas/Paginas/contexto/las-areas-protegidas.aspx>

86. Alcaldía de Medellín. Datos generales de la ciudad [Internet]. [cited 2024 Aug 11]. Available from: <https://www.medellin.gov.co/es/conoce-algunos-datos-generales-de-la-ciudad/>
87. Área Metropolitana del Valle de Aburrá. Atlas Área Metropolitana del Valle de Aburrá [Internet]. 2010 Dec [cited 2024 Aug 11]. Available from: https://www.metropol.gov.co/planeacion/Documents/Atlas_Metropolitano.pdf
88. Rodriguez-Villamizar LA, Rojas Y, Grisales S, Mangones SC, Cáceres JJ, Agudelo-Castañeda DM, et al. Intra-urban variability of long-term exposure to PM_{2.5} and NO₂ in five cities in Colombia. *Environ Sci Pollut Res Int* [Internet]. 2024 Jan 1 [cited 2024 Aug 11];31(2):3207–21. Available from: <https://link.springer.com/article/10.1007/s11356-023-31306-w>
89. Estefanía G, Bucheli H. Uso del Índice de Moran y LISA para explicar el ausentismo electoral rural en Ecuador. *Revista Geográfica* [Internet]. 2019 May 25 [cited 2024 Aug 26];(160):91–108. Available from: <https://www.revistasipgh.org/index.php/regeo/article/view/746>
90. Goodchild M. Spatial autocorrelation. [Internet]. Ontario: University of Western Ontario; 1986 [cited 2024 Nov 15]. Available from: <https://quantile.info/wp-content/uploads/2014/09/47-spatialautocorrelation.pdf>
91. Betancourt Ó, Mertens F, Parra M. Enfoques ecosistémicos en salud y ambiente [Internet]. Quito: Abya-Yala; 2016 [cited 2024 Jan 27]. Available from: https://ecosad.org/phocadownloadpap/nuestros-articulos/libro_de_la_copeh-laccapitulo-iv-ecosistemas-salud-humana.pdf
92. Mahato PS, Bandhopadhyay K, Bhunia GS. Assessment of Forest Health using Remote Sensing—A Case Study of Simlipal National Park, Odisha (India). *Environmental Science and Engineering* [Internet]. 2021 [cited 2024 Aug 13];213–35. Available from: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-56542-8_9
93. Singh I, Bakshi V. Geospatial approach for reducing water stress: case study of Delhi. *Climate Change, Community Response and Resilience: Insight for Socio-Ecological Sustainability*. 2023 Jan 1;467–97.
94. Arabameri A, Pourghasemi HR. Spatial Modeling of Gully Erosion Using Linear and Quadratic Discriminant Analyses in GIS and R. *Spatial Modeling in GIS and R for Earth and Environmental Sciences*. 2019 Jan 1;299–321.

95. Zhao Y, Hou P, Jiang J, Zhao J, Chen Y, Zhai J, et al. High-Spatial-Resolution NDVI Reconstruction with GA-ANN. *Sensors* 2023, Vol 23, Page 2040 [Internet]. 2023 Feb 11 [cited 2024 Aug 13];23(4):2040. Available from: <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/4/2040/htm>
96. Yousefi R, Shaheen A, Wang F, Ge Q, Wu R, Lelieveld J, et al. Fine particulate matter (PM_{2.5}) trends from land surface changes and air pollution policies in China during 1980–2020. *J Environ Manage*. 2023 Jan 15;326:116847.
97. Jin H, Chen X, Zhong R, Liu M. Influence and prediction of PM_{2.5} through multiple environmental variables in China. *Science of The Total Environment*. 2022 Nov 25;849:157910.
98. Xu X, Zhang C. Estimation of ground-level PM_{2.5} concentration using MODIS AOD and corrected regression model over Beijing, China. *PLoS One* [Internet]. 2020 Oct 1 [cited 2024 Aug 13];15(10). Available from: </pmc/articles/PMC7553281/>
99. Zhang K, He J, Chen Z, Pan M, Tong J, Kou D, et al. The Impact of Air Pollution on Physical Functioning Decline and the Benefits of Greenness: Evidence From a Nationwide Cohort Study. *The Journals of Gerontology: Series A* [Internet]. 2024 Apr 1 [cited 2024 Aug 13];79(4):1–8. Available from: <https://dx.doi.org/10.1093/gerona/glae042>
100. Williams LA, Haynes D, Sample JM, Lu Z, Hossaini A, McGuinn LA, et al. PM_{2.5}, vegetation density, and childhood cancer: a case-control registry-based study from Texas 1995-2011. *JNCI: Journal of the National Cancer Institute* [Internet]. 2024 Jun 7 [cited 2024 Aug 13];116(6):876–84. Available from: <https://dx.doi.org/10.1093/jnci/djae035>
101. Marquet O, Tello-Barsocchini J, Couto-Trigo D, Gómez-Varo I, Maciejewska M. Comparison of static and dynamic exposures to air pollution, noise, and greenness among seniors living in compact-city environments. *International Journal of Health Geographics* 2023 22:1 [Internet]. 2023 Jan 28 [cited 2024 Aug 13];22(1):1–16. Available from: <https://ij-healthgeographics.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12942-023-00325-8>
102. Gu X, Wang L, Zhuang W, Han L. Reduction of wheat photosynthesis by fine particulate (PM_{2.5}) pollution over the North China Plain. *Int J Environ Health Res* [Internet]. 2018 Nov 2 [cited 2024 Aug 13];28(6):635–41. Available from: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/09603123.2018.1499881>
103. Dutta S, Rehman S, Sahana M, Sajjad H. Assessing Forest Health using Geographical Information System Based Analytical Hierarchy Process: Evidences from Southern West Bengal,

- India. Environmental Science and Engineering [Internet]. 2021 [cited 2024 Aug 13];71–102. Available from: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-030-56542-8_3
104. Westergaard-Nielsen A, Lund M, Hansen BU, Tamstorf MP. Camera derived vegetation greenness index as proxy for gross primary production in a low Arctic wetland area. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. 2013 Dec 1;86:89–99.
105. Guha S, Govil H, Besoya M. An investigation on seasonal variability between LST and NDWI in an urban environment using Landsat satellite data. Geomatics, Natural Hazards and Risk [Internet]. 2020 Jan 1 [cited 2024 Aug 13];11(1):1319–45. Available from: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/19475705.2020.1789762>
106. Rosario M, Caz Enjuto D, Papel EL, La DE. El papel de la vegetación en la mejora del entorno de los edificios en los procesos de regeneración urbana. Urbano [Internet]. 2017 May 24 [cited 2024 Aug 13];20(35):102–13. Available from: <https://revistas.ubiobio.cl/index.php/RU/article/view/2690>
107. Sooyeon L, Aburto N. Unos bosques sanos son vitales para la salud humana y el desarrollo sostenible. Crónicas ONU [Internet]. 2023 Jun 30 [cited 2024 Aug 13]; Available from: <https://www.un.org/es/cr%C3%B3nica-onu/healthy-forests-are-vital-human-health-and-sustainable-development>
108. Röbbel N. Los espacios verdes: un recurso indispensable para lograr una salud sostenible en las zonas urbanas | Naciones Unidas. Crónicas ONU [Internet]. 2016 Dec 30 [cited 2024 Aug 13]; Available from: <https://www.un.org/es/chronicle/article/los-espacios-verdes-un-recurso-indispensable-para-lograr-una-salud-sostenible-en-las-zonas-urbanas>
109. Mölter A, Lindley S. Developing land use regression models for environmental science research using the XLUR tool – More than a one-trick pony. Environmental Modelling & Software. 2021 Sep 1;143:105108.
110. Aguilera I, Foraster M, Basagaña X, Corradi E, Deltell A, Morelli X, et al. Application of land use regression modelling to assess the spatial distribution of road traffic noise in three European cities. Journal of Exposure Science & Environmental Epidemiology 2015 25:1 [Internet]. 2014 Sep 17 [cited 2024 Aug 13];25(1):97–105. Available from: <https://www.nature.com/articles/jes201461>

111. Foraster M, Deltell A, Basagaña X, Medina-Ramón M, Aguilera I, Bouso L, et al. Local determinants of road traffic noise levels versus determinants of air pollution levels in a Mediterranean city. *Environ Res.* 2011 Jan 1;111(1):177–83.
112. Alcoforado MJ, Andrade H. Nocturnal urban heat island in Lisbon (Portugal): Main features and modelling attempts. *Theor Appl Climatol* [Internet]. 2006 Jul 18 [cited 2024 Aug 13];84(1–3):151–9. Available from: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00704-005-0152-1>
113. Tsin PK, Knudby A, Krayenhoff ES, Brauer M, Henderson SB. Land use regression modeling of microscale urban air temperatures in greater Vancouver, Canada. *Urban Clim.* 2020 Jun 1;32:100636.
114. Grisales S. Modelos de regresión de usos del suelo para la caracterización espacial de la contaminación del aire por PM2.5 en la ciudad de Medellín-Colombia, 2018. 2020 [cited 2024 Aug 13]; Available from: <https://bibliotecadigital.udea.edu.co/handle/10495/16376>
115. Londoño Ciro L. Metodología para caracterizar espacio-temporalmente la concentración de material particulado en Valles intramontanos con información escasa [Internet] [Tesis doctoral]. [Medellín]: Universidad de Antioquia; 2018 [cited 2024 Aug 14]. Available from: <https://bibliotecadigital.udea.edu.co/handle/10495/9413>
116. Universidad EAFIT. Informe Anual de Calidad del Aire 2018 [Internet]. 2019 [cited 2024 Jul 27]. Available from: https://www.metropol.gov.co/ambiental/calidad-del-aire/informes_red_calidaddeaire/Informe%20Anual%20Aire%202018.pdf
117. Universidad EAFIT. Informe Anual de Calidad del Aire 2019. 2019 [cited 2024 Jul 27]; Available from: https://www.metropol.gov.co/ambiental/calidad-del-aire/informes_red_calidaddeaire/Informe%20Anual%20Aire%202019.pdf
118. Universidad EAFIT. Informe Anual de Calidad del Aire 2022 [Internet]. 2022 [cited 2024 Jul 27]. Available from: https://www.metropol.gov.co/ambiental/calidad-del-aire/informes_red_calidaddeaire/Informe-Anual-Aire-2022.pdf
119. Universidad Pontificia Bolivariana. Estimación del techo de emisiones por pm2.5 para el Valle de Aburrá [Internet]. 2017 [cited 2024 Jul 27]. Available from: <https://www.metropol.gov.co/ambiental/calidad-del-aire/Biblioteca-aire/Estudios-calidad-del-aire/Informe-techo-de-emisiones.pdf>
120. Mendoza CIÁ, Almeida OP. Estimación de la contaminación del aire por PM10 en Quito a través de índices ambientales con imágenes LANDSAT ETM+. *Revista Cartográfica* [Internet]. 2016

- Sep 27 [cited 2024 Aug 14];(92):135–47. Available from: <https://revistasipgh.org/index.php/rcar/article/view/441>
121. Dutta D, Rahman A, Paul SK, Kundu A. Spatial and temporal trends of urban green spaces: an assessment using hyper-temporal NDVI datasets. *Geocarto Int* [Internet]. 2022 Dec 13 [cited 2024 Aug 14];37(25):7983–8003. Available from: <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/10106049.2021.1989499>
122. Medellín Cómo Vamos? Así es Medellín [Internet]. 2024 [cited 2024 Aug 14]. Available from: <https://www.medellincomovamos.org/medellin>
123. Gaviria G CF, Muñoz M JC, González GJ. Contaminación del aire y vulnerabilidad de individuos expuestos: un caso de estudio para el centro de Medellín. *Revista Facultad Nacional de Salud Pública* [Internet]. 2012 [cited 2024 Aug 14];30(3):316–27. Available from: http://www.scielo.org.co/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0120-386X2012000300008&lng=en&nrm=iso&tlng=es
124. Alcaldía de Medellín. Plan de Desarrollo Local Comuna 15: Guayabal [Internet]. 2019. Medellín; 2015 [cited 2024 Nov 15]. Available from: https://www.medellin.gov.co/es/wp-content/uploads/2024/07/PDL_C15.pdf

Anexos

Anexo 1. Base de datos para el análisis de los indicadores de salud forestal, PM 2.5 y variables de confusión para cada barrio.

Anexo 2. Análisis de las variables de confusión para los años 2018, 2019, 2021 y 2022 en Medellín.

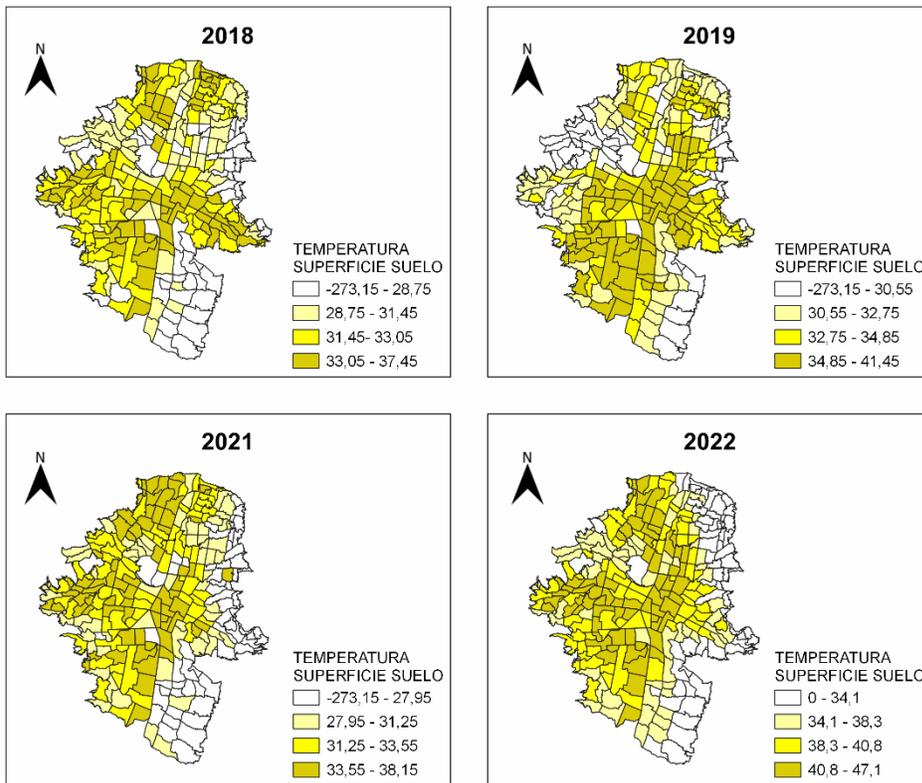


Figura A.2.1 Variabilidad geográfica de la Temperatura de la Superficie del Suelo para Medellín por barrios.

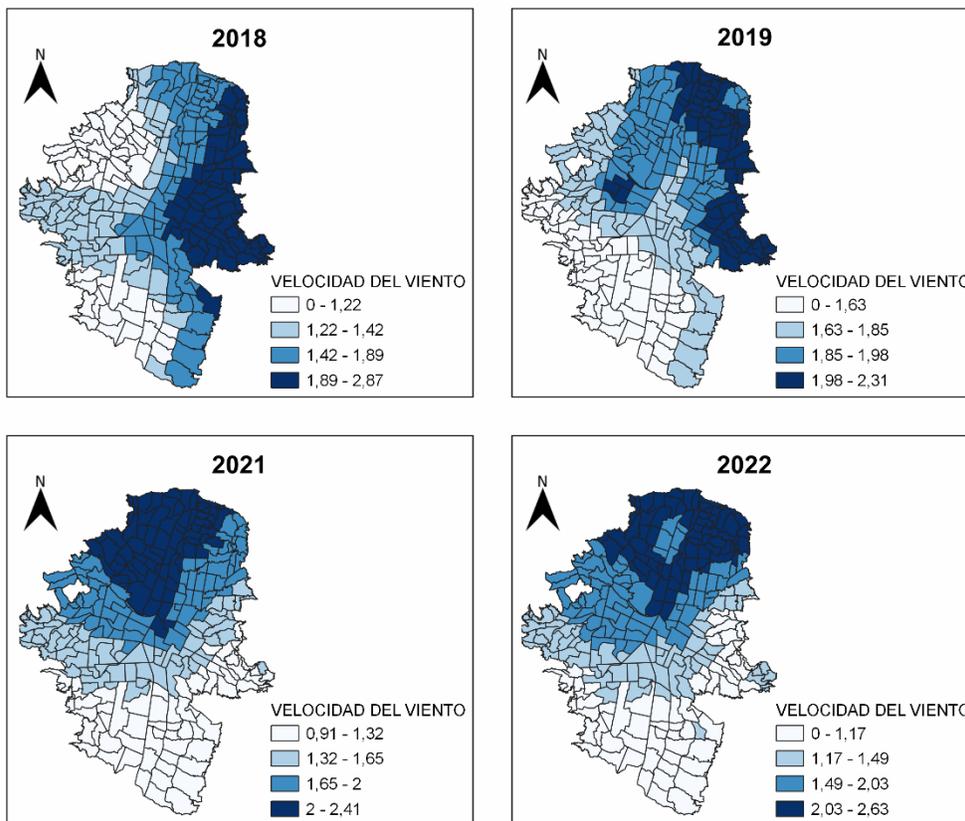


Figura A.2.2 Variabilidad geográfica de la Velocidad del viento para Medellín por barrios.

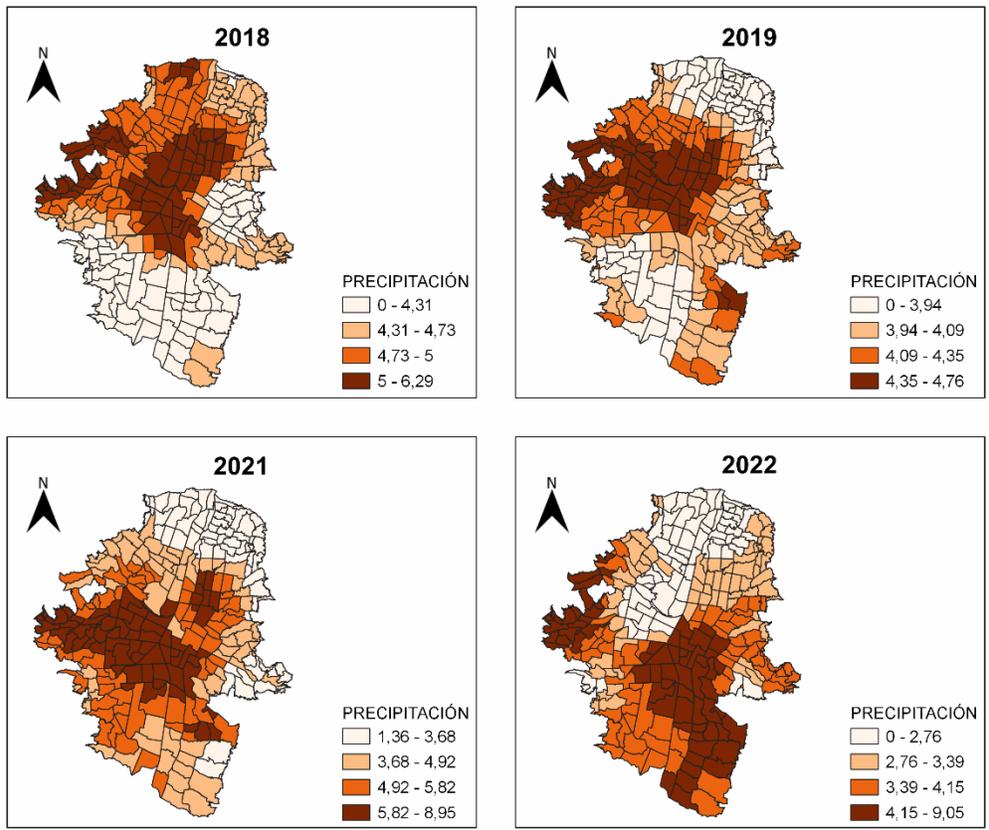


Figura A.2.3 Variabilidad geográfica de la Precipitación para Medellín por barrios.

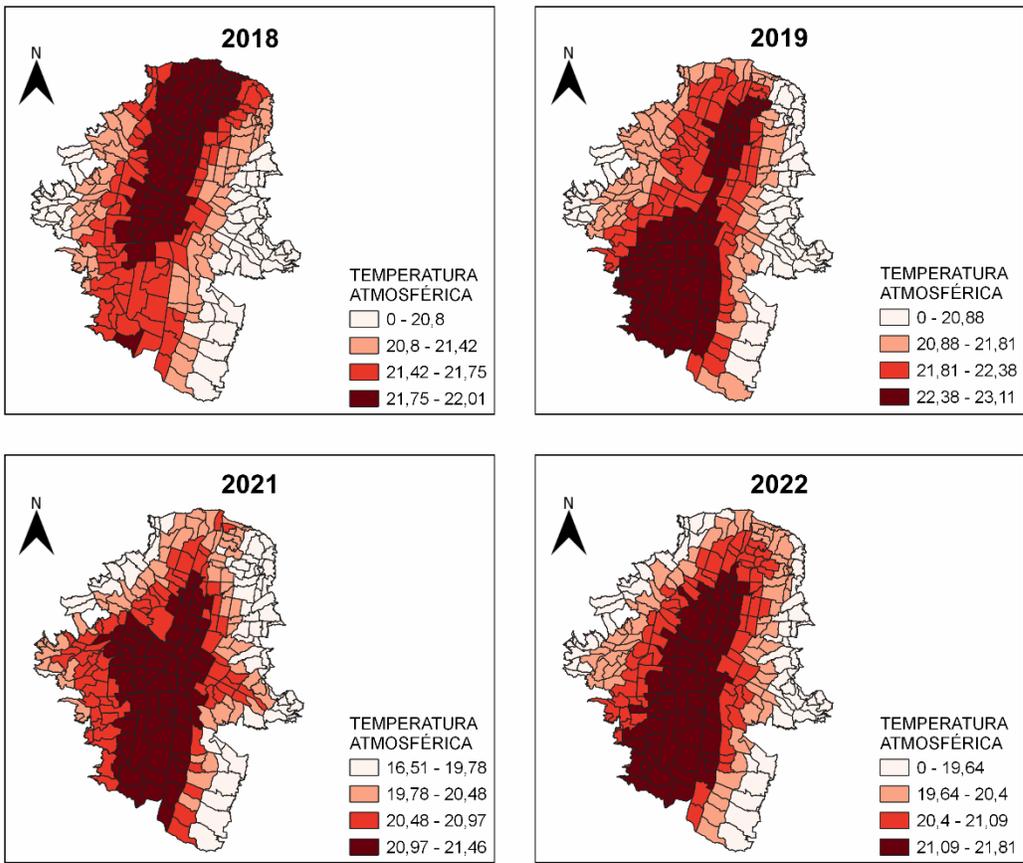


Figura A.2.4 Variabilidad geográfica de la Temperatura Atmosférica para Medellín por barrios.