



Relación entre la profundidad óptica del aerosol e índices de vegetación obtenidos a partir del sensor MODIS en la ciudad de Bogotá D.C

Linda Steffany Linares Chacón

11952121394

Universidad Antonio Nariño

Programa de Maestría en Geomática Ambiental

Facultad de Ingeniería Ambiental y Civil

Bogotá, Colombia

2023

Relación entre la profundidad óptica del aerosol e índices de vegetación obtenidos a partir del sensor MODIS en la ciudad de Bogotá D.C

Linda Steffany Linares Chacón

Proyecto de grado presentado como requisito parcial para optar al título de:

Magister en geomática ambiental

Director:

Dr. Andrés Felipe Carvajal Vanegas

Universidad Antonio Nariño

Programa de Maestría en Geomática Ambiental

Facultad de Ingeniería Ambiental y Civil

Bogotá D.C., Colombia

2023

NOTA DE ACEPTACIÓN

El trabajo de grado titulado “Relación entre la profundidad óptica del aerosol e índices de vegetación obtenidos a partir del sensor MODIS en la ciudad de Bogotá D.C”, Cumple con los requisitos para optar Al título de Magister en Geomática Ambiental.

Firma del Tutor

Firma Jurado

Firma Jurado

Bogotá D.C, 23 junio 2023.

Contenido

Pág.

Resumen	11
Abstract	12
1. Introducción	14
2. Objetivos	19
2.1. Objetivo general	19
2.2. Objetivos específicos.....	19
3. Marco teórico	19
3.1. Contaminación y material particulado	19
3.2. Teledetección	20
3.3. Espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS)	22
3.4. Profundidad óptica del aerosol.....	25
3.5. Índices de vegetación	27
4. Metodología	30
4.1. Descripción del área de estudio.....	30
4.2. Métodos	31
4.2.1. Conjunto de datos	31
4.2.2. Preparación de los datos	35
4.2.3. Análisis estadístico	38
5. Resultados y discusión	40
5.1. Análisis de las series de datos	40
5.1.1. Análisis por variable.....	40
5.1.2. Análisis temporal anual	43
5.1.3. Análisis temporal mensual.....	50
5.1.4. Análisis por grupos	57
5.2. Análisis de correlación	63
5.2.1. Correlación por variable	63
5.2.2. Correlación por año	64

5.2.3. Correlación por meses.....	65
5.2.4. Correlación por grupos	67
5.2.5. Correlación por presencia de vegetación	68
5.3. Análisis de tendencia	70
5.4. Análisis de homogeneidad.....	72
6. Conclusiones	75
7. Referencias Bibliográficas	77

Lista de Figuras

	Pág.
Figura 1. Firmas espectrales de distintas coberturas. Fuente: Castaño et al., 1996.	22
Figura 2. Comportamiento de la reflectividad de la hoja. Fuente: Adaptado Chuvieco, 2018.	28
Figura 3: localización de la ciudad de Bogotá.	31
Figura 4. Localización de las grillas de muestreo en la ciudad de Bogotá.	34
Figura 5. Diagrama de flujo para preparación de los datos de NDVI y EVI.	36
Figura 6: Diagrama de flujo para preparación de los datos de AOD.	38
Figura 7. Fases del análisis estadístico para las tres variables.	39
Figura 8. técnicas estadísticas por fase.	40
Figura 9. Histograma de frecuencias para cada variable – NDVI, EVI y AOD.	42
Figura 10. Box plot para cada variable - NDVI, EVI y AOD.	42
Figura 11. Box plot para variable NDVI anual.	44
Figura 12: Box plot para variable EVI anual.	47
Figura 13: Box plot para variable AOD anual.	49
Figura 14: Box plot para variable NDVI mensual.	52
Figura 15: Box plot para variable EVI mensual.	54
Figura 16: Box plot para variable AOD mensual.	56
Figura 17: Box plot para variable NDVI grupal.	58
Figura 18: Box plot para variable EVI grupal.	60
Figura 19: Box plot para variable AOD grupal.	62
Figura 20. Modelo de tendencia AOD en función del NDVI.	70
Figura 21. Modelo de tendencia AOD en función del EVI.	71

Lista de tablas

	Pág.
Tabla 1. Descripción de las bandas de MODIS	23
Tabla 2. Productos disponibles del sensor MODIS.....	24
Tabla 3. Descripción general de los datos.	33
Tabla 4. Ubicación de los grupos de muestreo.....	34
Tabla 5. Medidas de tendencia central y dispersión para las tres variables.	41
Tabla 6. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable NDVI agrupada de modo anual.	43
Tabla 7. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable NDVI.	44
Tabla 8. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable EVI agrupada de modo anual.	46
Tabla 9. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable EVI.....	47
Tabla 10. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable AOD agrupada de modo anual.	48
Tabla 11. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable AOD.....	50
Tabla 12. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable NDVI agrupada de modo mensual.....	51
Tabla 13. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable NDVI mensual.	52
Tabla 14. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable EVI agrupada de modo mensual.....	53
Tabla 15. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable EVI mensual.	54
Tabla 16. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable AOD agrupada de modo mensual.....	55
Tabla 17. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable AOD mensual.	57
Tabla 18. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable NDVI ordenada por grupos.	57
Tabla 19. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable NDVI ordenada por grupos.	59
Tabla 20. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable EVI ordenada por grupos.	59
Tabla 21. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable EVI ordenada por grupos.	61
Tabla 22. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable AOD ordenada por grupos.	61
Tabla 23. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable AOD ordenada por grupos.	63
Tabla 24. Coeficiente de correlación entre NDVI y AOD.....	63
Tabla 25. Coeficiente de correlación entre EVI y AOD.	64
Tabla 26. Coeficientes de correlación entre NDVI y AOD, anual.....	64
Tabla 27. Coeficientes de correlación entre EVI y AOD, anual.	65

Tabla 28. Coeficientes de correlación entre NDVI y AOD, mensual.....	66
Tabla 29. Coeficientes de correlación entre EVI y AOD, mensual.	66
Tabla 30. Coeficientes de correlación entre NDVI y AOD, por grupos.	67
Tabla 31. Coeficientes de correlación entre EVI y AOD, por grupos.	68
Tabla 32. Coeficientes de correlación entre NDVI y AOD, por presencia de vegetación.	69
Tabla 33. Coeficientes de correlación entre EVI y AOD, por presencia de vegetación.	69
Tabla 34. Coeficiente de variación para las variables organizadas por presencia de vegetación. .	72

Lista de Símbolos y Abreviaturas

Abreviaturas

Abreviatura Término

<i>AOD</i>	Aerosol Optical Depth
<i>D.E</i>	Desviación estándar
<i>EVI</i>	Enhanced Vegetation Index – Índice mejorado de la vegetación
<i>NDVI</i>	Normalized Difference Vegetation Index – Índice de diferencia normalizado de a vegetación
<i>MP</i>	Material particulado

(Dedicatoria)

*A mis amados padres, hermanos,
a mi hija Emily y a Cesar,
quienes, con amor y apoyo incondicional,
han sido mi fuerza en este camino.
Gracias por creer en mí,
este logro es también vuestro.*

Agradecimientos

Quiero expresar mi profundo agradecimiento a la Universidad Antonio Nariño por brindarme la oportunidad de formarme académicamente. También quiero agradecer al profesor y doctor Andrés Felipe Carvajal Vanegas por su invaluable dirección y orientación en la elaboración de este trabajo de grado. Su experiencia, conocimiento y dedicación han sido fundamentales para su realización. Agradezco sinceramente su tiempo, paciencia y motivación para ayudarme a alcanzar mis metas académicas.

Resumen

El presente estudio se enfocó en determinar la relación estadística de una serie de tiempo de 10 años entre la profundidad óptica del aerosol (AOD) extraído del sensor MODIS – MCD19A2 versión 6 – Terra y Aqua implementando el algoritmo MAIAC, con el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) e índice de vegetación mejorado (EVI), sobre ocho puntos estratégicos de la ciudad de Bogotá: Usme, Tunjuelito, Bosa, Santa fe, Candelaria centro, Puente Aranda, Calle 80 y Usaquén. El problema de investigación abordado en este estudio se centra en la importancia de los ecosistemas forestales en el diseño de espacios verdes dentro de las grandes ciudades. El objetivo es mejorar la calidad de vida de los habitantes y reducir la presencia de partículas contaminantes en el aire. El estudio se llevó a cabo para demostrar cómo los ecosistemas forestales desempeñan un papel crucial en la provisión de servicios ecosistémicos y cómo los índices de vegetación utilizados influyen en la comprensión de la densidad de árboles, lo cual afecta directamente la regulación de la calidad del aire. El estudio busca brindar evidencia científica sobre la importancia de los espacios verdes en las ciudades y su impacto en la salud y el bienestar de los habitantes, respaldando así la necesidad de promover la integración de áreas verdes en el diseño urbano. El análisis estadístico se dividió en dos fases: la primera consistió en analizar el comportamiento de las series de datos, para lo cual se desagregó cada variable por años, meses y grupos, determinando comportamientos gaussianos, valores de AOD comparables con provincias chinas y perturbaciones de los índices de vegetación basadas en variables no analizadas en este estudio. La segunda fase se desarrolló en torno al análisis de la correlación entre las variables analizadas. Las variables demostraron un comportamiento normal a lo largo de la serie de tiempo analizada, verificado mediante la distribución del histograma y pruebas de normalidad; así mismo, se encontró que están fuertemente influenciadas por fenómenos naturales pues se determinó una

posible asociación de valores extremos de los índices con temporadas de altas precipitaciones y nubosidades. Al evaluar la correlación existente entre las variables se determinó que no existe una relación considerable desde el punto de vista estadístico, aunque en algunas segregaciones de los datos se alcanzó a presentar correlaciones negativas débiles entre los índices y la profundidad óptica del aerosol, lo que sugiere que los bosques urbanos poseen una función ecosistémica entorno a la calidad del aire; así mismo, pueden verse afectados sus procesos metabólicos, a lo cual se sugiere hacer estudios de mayor detalle.

Palabras clave: MODIS, NDVI, EVI, AOD, material particulado.

Abstract

The present study focused on determining the statistical relationship of a 10-year time series between aerosol optical depth (AOD) extracted from the MODIS sensor - MCD19A2 version 6 - Terra and Aqua, implementing the MAIAC algorithm, with the normalized difference vegetation index (NDVI) and enhanced vegetation index (EVI), at eight strategic points in the city of Bogotá: Usme, Tunjuelito, Bosa, Santa Fe, Candelaria Centro, Puente Aranda, Calle 80, and Usaquén. The research problem addressed in this study revolves around the importance of forest ecosystems in the design of green spaces within large cities. The aim is to improve the quality of life for residents and reduce the presence of airborne particulate matter. The study was conducted to demonstrate how forest ecosystems play a crucial role in the provision of ecosystem services and how the vegetation indices used influence the understanding of tree density, which directly affects the regulation of air quality. The study seeks to provide scientific evidence on the importance of green spaces in cities and their impact on the health and well-being of residents, thereby supporting the

need to promote the integration of green areas in urban design. The statistical analysis was divided into two phases: the first involved analyzing the behavior of the data series, disaggregating each variable by years, months, and groups to determine Gaussian behavior, AOD values comparable to Chinese provinces, and disturbances in vegetation indices based on variables not analyzed in this study. The second phase focused on analyzing the correlation between the variables studied. The variables exhibited a normal behavior throughout the analyzed time series, as verified by the histogram distribution and tests of normality. It was also found that they are strongly influenced by natural phenomena, as a possible association was identified between extreme index values and seasons of high precipitation and cloud cover. When evaluating the existing correlation between the variables, it was determined that there is no significant relationship from a statistical perspective. However, weak negative correlations between the indices and aerosol optical depth were observed in some data subsets, suggesting that urban forests have an ecosystemic function regarding air quality. Additionally, their metabolic processes may be affected, warranting further detailed studies.

Keywords: MODIS, NDVI, EVI, AOD, particulate matter.

1. Introducción

El material particulado (MP) o la concentración másica de partículas suspendidas en el aire, tiene dos orígenes: el antrópico y el geológico, logrando determinar su composición elemental. Elementos como: Plomo (Pb), Cadmio (Cd), Cobalto (Co), Cromo (Cr), Cobre (Cu), Molibdeno (Mo), Níquel (Ni), Antimonio (Sb), Selenio (Se) y Zinc (Zn) constituyen emisiones de tipo antropogénicas; mientras que Hierro (Fe), Magnesio (Mg), Manganeseo (Mn), Estroncio (Sr) y Titanio (Ti), se atribuyen a otro tipo de fuentes, entre ellas la resuspensión de partículas de origen geológico, esta última asociada a fuentes de emisión como polvo de calles pavimentadas, escape de Diesel y suelo industrial (Murillo-tovar, 2011; Rojas & Galvis, 2005). Este tipo de material particulado fino ha demostrado efectos adversos a nivel respiratorio, tanto a larga como corta exposición, causa deterioro estructural y funcional a nivel pulmonar agravando seriamente muchas enfermedades respiratorias (Rojas & Galvis, 2005). Igualmente, la Organización mundial de la salud, (2021) indica que este fino material es capaz de atravesar el tejido pulmonar e ingresar al sistema sanguíneo provocando enfermedades cardiovasculares. Para ello ha dispuesto unos límites permisibles de manera que la salud humana no se vea gravemente afectada, para el material particulado cuyo tamaño se menor a 10 micras (PM_{10}) será de $75\mu\text{g}/\text{cm}^3$ en un tiempo de exposición de 24 horas; mientras que para el $PM_{2.5}$ será de $37\mu\text{g}/\text{cm}^3$ adoptado para Colombia en la resolución 2254 del 1 de noviembre del 2017.

En las últimas décadas la expansión urbana y el deterioro de la salud humana a causa del material particulado, ha impulsado múltiples investigaciones enfocadas a determinar la relación existente entre la vegetación y la reducción de este tipo de contaminante, obteniendo resultados que indican impactos positivos en la calidad del aire a medida que se aumenta la cobertura vegetal,

primando características como la composición y fisiología de los ecosistemas forestales, los cuales permiten bloquear y capturar el material particulado; determinando así, que la vegetación cuyo follaje sea exuberante (vigorosa) es más eficiente en este proceso (Diener & Mudu, 2021; Liu et al., 2015; Wu et al., 2019).

El sistema de información para la gestión del arbolado urbano -SIGAU- es una plataforma que posee datos específicos del arbolado urbano en Bogotá, allí se indica que la ciudad posee actualmente alrededor de 1.280.524 árboles censados, distribuidos en 330 especies, de las cuales el 50% se catalogan como especies exóticas; adicionalmente esta metrópoli cuenta con 10 hectáreas aproximadas de espacios verdes, constituyendo así ecosistemas forestales urbanos que aportan valor paisajístico y ambiental (Jardín Botánico de Bogotá, 2022; Secretaria de cultura recreación y deporte, 2021). Así mismo, se ha demostrado mediante diversos estudios el problema de elevados niveles de contaminación atmosférica en la ciudad, las cuales exceden regularmente las pautas de calidad del aire, esto evaluado mediante modelos predictivos (East et al., 2021; Nedbor-Gross et al., 2018; Westerlund et al., 2014).

El incremento de la contaminación atmosférica se debe en gran medida por el crecimiento poblacional, económico e industrial, ya que se intensifica el uso de elementos que ayudan a aumentar los niveles de material particulado (Pérez-Peña et al., 2017; Zárate et al., 2007). La ciudad de Bogotá posee una red de monitoreo de la calidad del aire (RMCAB) conformada por 20 estaciones (18 fijas y 2 móviles) las cuales realizan monitoreos en tiempo real y de manera continua de PM 2.5, PM10, SO₂, NO₂, CO₂ y O₃, además de algunas variables meteorológicas. De acuerdo con el último informe de calidad del aire para la ciudad de Bogotá (2021) las concentraciones promedio anual de PM fueron constantes comparadas con años anteriores; sin embargo, dichos niveles estuvieron por encima de los permisibles anuales. Adicionalmente el informe señala que

se ha encontrado una tendencia a la baja de concentraciones de material particulado en los últimos cuatro años exceptuando los niveles alrededor de la estación Carvajal – Sevillana, la cual se sitúa en el suroccidente de la capital colombiana en la localidad de Kennedy, sobre la autopista sur (Secretaría Distrital de Ambiente, 2022).

Un estudio realizado en el año 2021, encontró que es posible encontrar una correlación positiva entre el uso de la tierra clasificada como tierra cultivada, zonas artificiales y la expansión de los territorios artificializadas con altos niveles de PM; mientras que, usos de la tierra asociados a coberturas boscosas, bosques fragmentados y cuerpos de agua afectan la expansión del contaminante; para ellos se recomienda enriquecer la vegetación, aumentar la escala de los bosques, ya que este tipo de coberturas reducen considerablemente el material particulado (Shogrkhodaei et al., 2021).

El estudio de los servicios ecosistémicos se ha incrementado considerablemente en los últimos años, debido al desarrollo tecnológico que se ha venido presentando en el área de la teledetección con la puesta en órbita de innumerables satélites que aportan calidad radiométrica, temporal y resolución espacial a sus distintos productos, los cuales facilitan la obtención de datos para analizar la calidad del aire y la vegetación a través de índices que permiten describir las variaciones de biomasa, gracias a las características hiperspectrales de los sensores (Ba et al., 2022; García-Pardo et al., 2022).

El enfoque de la teledetección se basa en medir de manera indirecta la energía electromagnética emitida por los cuerpos a una distancia considerable, mediante sensores como cámaras multi e hiperspectrales ensambladas en satélites que orbitan la tierra. Mediante esta información ha sido posible la comprensión de los elementos y las interacciones con los

ecosistemas terrestres (Ahamed et al., 2011). El espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS) es un instrumento que se encuentra a 705 kilómetros de distancia de la tierra, obteniendo información en 36 bandas espectrales de las dinámicas y procesos globales; adicionalmente, el satélite ha capturado información de manera continua desde el año 2000 (NASA, 2022).

Las primeras mediciones de material particulado suspendido en la atmosfera terrestre las origina el espectrorradiómetro de resolución moderadas – MODIS – capturando la información en tres canales espectrales cuyas longitudes de onda oscilan entre 0,47 a 2,1 μm , más conocidas como bandas verde y azul; la resolución espacial varia de 3 a 10 km y es posible descargar la información en páginas web. Sin embargo, se ha incluido un algoritmo multiángulo de corrección atmosférica, el cual permite recuperar datos de MODIS con resolución espacial de 1 km e información sobre superficies muy brillantes u oscuras. Es importante mencionar que esta información puede tener sesgos enmarcados a la sobreestimación e influencias climáticas (Chu et al., 2002; Ng et al., 2017; Tao et al., 2019)

Teniendo en cuenta lo anterior, se plantean las siguientes preguntas de investigación:

¿Cómo fue el comportamiento de los datos de profundidad óptica del aerosol (AOD) y los índices de vegetación NDVI y EVI en la ciudad de Bogotá D.C durante la última década? - ¿Cuál es el grado de correlación entre la profundidad óptica del aerosol (AOD) y los índices de vegetación NDVI y EVI en la ciudad de Bogotá D.C?

Estas preguntas de investigación se enfocaron en el análisis del grado de correlación de la profundidad óptica de aerosol (AOD) y diferentes índices de vegetación, que se obtuvieron del espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS) partiendo de una serie de datos

pertenecientes al periodo 2010 – 2020. Demostrando la importancia de los ecosistemas forestales al momento de diseñar espacios verdes al interior de las grandes urbes, a fin de mejorar la calidad de vida de los habitantes y disminuir la suspensión de partículas contaminantes. Así mismo, los índices de vegetación utilizados influyen en la comprensión de la densidad de árboles que influyen en la provisión de servicios ecosistémicos como la regulación de calidad del aire. (Diener & Mudu, 2021; Niu et al., 2022)

Se uso la estadística descriptiva e inferencial para dar respuesta a las preguntas de investigación, donde finalmente se encontró que las tres variables poseen en comportamiento normal desagregando dicha información de manera anual, mensual y por grupos de muestreo, estos últimos ubicados de manera estratégica dentro de la ciudad para poder abarcar zonas con presencia y ausencia de vegetación. Adicionalmente fue posible determinar que existe una leve correlación de la información al momento de comparar los datos de AOD y los índices de vegetación cuando se agrupan los datos por observación de cantidad de zona verde. Sin embargo, la discusión indica que existen gran cantidad de factores que afectan los valores de AOD y deben tratarse antes de iniciar estudios con este mismo enfoque.

2. Objetivos

2.1. Objetivo general

Evaluar la correlación entre la profundidad óptica del aerosol e índices de vegetación obtenidos a partir del sensor MODIS para la ciudad de Bogotá durante el periodo del 2010 al 2020.

2.2. Objetivos específicos

- Analizar las series de datos de profundidad óptica de aerosol (AOD), el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) e índice de vegetación mejorado (EVI) obtenidas a partir de MODIS para la ciudad de Bogotá D.C.
- Determinar el grado de correlación entre las variables AOD, NDVI y EVI.

3. Marco teórico

3.1. Contaminación y material particulado

El crecimiento industrial originado desde el siglo XVIII y la expansión demográfica de los últimos años ha traído consigo un importante incremento en las emisiones atmosféricas. En el año 1952 en Londres, se origina el término “*Smog sulfuroso*” debido a la muerte de 4.000 personas en un evento de contaminación atmosférica donde se identificaron concentraciones altas de dióxido de azufre (SO₂). Actualmente el 99% de la población mundial se encuentra expuesta a aire altamente contaminado, compuesto por SO₂, óxidos de nitrógeno (NO_x) y partículas procedentes de la combustión de elementos fósiles (PM), cuyas fuentes principales son la industria y el transporte, una vez estos contaminantes son emitidos a la atmosfera están sujetos a

transformaciones químicas y posteriormente se depositan en los distintos elementos que se encuentran sobre la superficie de la tierra, afectando negativamente la salud de las personas ocasionando daños en el sistema respiratorio y cardiovascular. Se ha identificado que el material particulado con tamaños menores a 10 micras ($PM_{10} - PM_{2.5}$) se asocia con aumento en las tasas de mortalidad, debido a que esta sustancia es capaz de penetrar los alveolos pulmonares (Aránguez et al., 1999; Castells-Quintana et al., 2021; Héctor Jorquera González, 2018; Martínez Ataz & Díaz de Mera Morales, 2004; OMS, 2022; Pierce et al., 2019).

El aumento de concentraciones de contaminantes atmosféricos se estima en aumento a medida que las grandes urbes se acrecientan, indicando que las emisiones per cápita se encuentran influenciadas por factores como riqueza, evolución tecnológica y tamaño poblacional (Castells-Quintana et al., 2021). Las concentraciones del material particulado (MP) también se definen por influencia de factores externos como el climático. En la ciudad de Santa Marta se determinó que altas concentraciones de MP coinciden con periodos de baja precipitación (Arciniégas Suárez, 2012).

3.2. Teledetección

La teledetección es considerada una técnica que permite adquirir información de la superficie terrestre a partir de la radiación electromagnética la cual captura información sobre los procesos y dinámicas que influyen sobre la tierra, la cual se capturan en imágenes obtenidas de los sensores remotos que orbitan el planeta. Además de presentarse interacción entre las imágenes obtenidas y los sentidos. indica el porcentaje de reflectividad de distintas coberturas (Chuvieco, 2008; Gilabert et al., 1997). La Figura 1 indica el porcentaje de reflectividad de distintas coberturas (Chuvieco, 2008; Gilabert et al., 1997). La calidad de las imágenes satelitales está sujeta a la resolución

espectral, por lo general solo cubren el espectro visible compuesto por las bandas RGB (Red, Green, Blue). En las últimas décadas se ha puesto en órbita gran cantidad de satélites equipados con sensores multiespectrales capaces de capturar longitudes de onda no visibles al ojo humano, cuya combinación permite obtener información detallada de los elementos terrestres (Wagner et al., 2019).

Un sistema de teledetección está constituido por tres elementos: superficie terrestre, sensor que captura la información y el emisor de energía. De acuerdo con el tipo de sensor es posible clasificarlos como pasivos y activos; los primeros están limitados a captar la energía emitida por el objeto de forma natural, por ejemplo, la fotografía; los segundos tipos de sensores son capaces de producir un emisor de energía, el cual es captado después de su reflexión con el objeto, por ejemplo el radar (Chuvienco, 1990). Adicionalmente, los sensores poseen características que permiten obtener productos de distintas calidades:

- Resolución espacial: capacidad del sensor para captar objetos a detalle en menos píxeles (metros), este depende de la distancia entre el foco y el objeto, las características ópticas del sensor y velocidad de captura (Castaño et al., 1996; Chuvienco, 1990).
- Resolución espectral: relacionada con la cantidad y ancho de bandas que posee el sensor. Útiles para capturar información en distintas longitudes de onda (Castaño et al., 1996; Chuvienco, 1990).
- Resolución temporal: indica la periodicidad con la cual el sensor captura la información sobre un sitio determinado (Castaño et al., 1996; Chuvienco, 1990).
- Resolución radiométrica: capacidad del sensor para captar y distinguir gran cantidad de señales electromagnéticas (Castaño et al., 1996; Chuvienco, 1990).

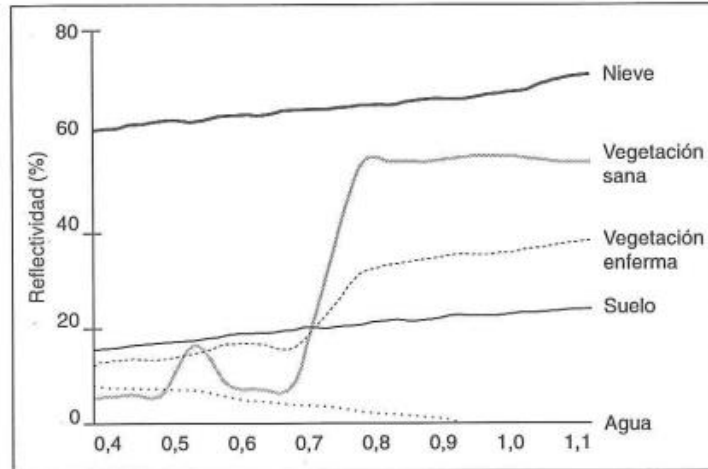


Figura 1. Firmas espectrales de distintas coberturas. Fuente: Castaño et al., 1996.

3.3. Espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS)

Con la finalidad de entender las dinámicas globales, en el año 1990 se da inicio al programa de investigación de cambio climático, en donde la Administración nacional de aeronáutica y del espacio (NASA por sus siglas en inglés) contribuye con información espacial mediante el sistema de observación terrestre (EOS) constituido por una serie de satélites equipados con sensores potentes hiperspectrales. En órbita se encuentra el satélite *Terra* (EOS AM-01) cuya dirección de trayectoria es de norte a sur y se ubica en horas de la mañana en el ecuador, mientras que *Aqua* (EOS PM-01) se ubica sobre esta misma zona en horas de la tarde, a borde de estos se encuentra el espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada (MODIS) (NASA, 2022).

El diseño del sensor MODIS finalizó en el año 1995. Se lanzaron dos modelos, el *Protoflight* a bordo de *Terra* y *Flight model 1* a bordo de *Aqua*. El ancho de banda es de 2.330 km, resolución espectral de 36 bandas entre 0,405 – 14,385 μm , resolución espacial de 250 m, 500 m y 1.000 m, los datos son capturados a diario (NASA, 2022).

La Tabla 1. indica el uso primario o tipo de producto del sensor MODIS, junto con las bandas y sus especificaciones.

Tabla 1. Descripción de las bandas de MODIS

Uso primario	Banda	Ancho de banda	Radiancia espectral
Límites de tierra/nubes/aerosoles	1 nm	620 – 670	21.8
	2 nm	841 – 876	24.7
Propiedades de tierra/nubes/aerosoles	3 nm	459 – 479	35.3
	4 nm	545 – 565	29
	5 nm	1230 – 1250	5.4
	6 nm	1628 – 1652	7.3
	7 nm	2105 – 2155	1.0
Color del océano/ Fitoplancton/Biogeoquímica	8 nm	405 – 420	44,9
	9 nm	438 – 448	41,9
	10 nm	483 – 493	32.1
	11 nm	526 – 536	27,9
	12 nm	546 – 556	21.0
	13 nm	662 – 672	9.5
	14 nm	673 – 683	8.7
	15 nm	743 – 753	10.2
	16 nm	862 – 877	6.2
Vapor de agua atmosférico	17 nm	890 – 920	10.0
	18 nm	931 – 941	3.6
	19 nm	915 – 965	15.0
Temperatura de la superficie/nube	20 μm	3.660 – 3.840	0.45(300K)
	21 μm	3.929 – 3.989	2.38(335K)
	22 μm	3.929 – 3.989	0.67(300K)
	23 μm	4.020 – 4.080	0.79(300K)
Temperatura Atmosférica	24 μm	4.433 – 4.498	0.17(250K)
	25 μm	4.482 – 4.549	0.59(275K)
Nubes de cirro / Vapor de agua	26 μm	1.360 – 1.390	6.00
	27 μm	6.535 – 6.895	1.16(240K)
	28 μm	7.175 – 7.475	2.18(250K)
Propiedades de la nube	29 μm	8.400 – 8.700	9.58(300K)
Ozono	30 μm	9.580 – 9.880	3.69(250K)
Temperatura de la superficie/nube	31 μm	10.780 – 11.280	9.55(300K)
	32 μm	11.770 – 12.270	8.94(300K)
Altitud de la cima de la nube	33 μm	13.185 – 13.485	4.52(260K)

Uso primario	Banda	Ancho de banda	Radiancia espectral
	34 μm	13.485 – 13.785	3.76(250K)
	35 μm	13.785 – 14.085	3.11(240K)
	36 μm	14.085 – 14.385	2.08(220K)

Nota: Adaptado de NASA, 2022.

Los productos del sensor son diversos, se pueden extraer de Terra (MOD) y Aqua (MYD).

Adicionalmente es posible clasificar en cinco grupos, los cuales se detallan en la Tabla 2.

Tabla 2. Productos disponibles del sensor MODIS.

GRUPO	PRODUCTO	ID PRODUCTO
Nivel 1	Radiancia pura	
	Radiancia calibrada	
	Campos de geolocalización	
Atmosféricos	Espesor óptico del aerosol	MOD04 - MDY04
	Profundidad óptica del aerosol terrestre + multiángulo de la corrección atmosférica	MCD19A2
	Total de agua precipitable	MOD05 - MDY05
	Producto de nubes	MOD06- MDY06
	Perfiles atmosféricos	MOD07- MDY07
	Unión de atmosfera	MODATML2 – MYDATML2
	Cuadrícula de atmosfera	MOD08- MDY08
	Mascara de nubes	MOD35 – MYD35
De la tierra	Reflectancia de superficie	MOD09A1 – MYD09A1
	Temperatura y emisividad de la superficie terrestre	MOD11 – MYD11
	Temperatura y emisividad de la superficie terrestre	MOD21 – MYD21
	Índice de vegetación EVI - NDVI	MOD13 – MYD13
	Anomalías térmicas / incendios	MOD14 – MYD14

GRUPO	PRODUCTO	ID PRODUCTO
	Índice de área foliar y fracción de radiación fotosintéticamente activa	MOD15 – MYD15
	Evapotranspiración	MOD16 – MYD16
	Productividad primaria bruta y neta	MOD17 – MYD17
	Función de distribución de reflectancia bidireccional	MCD43
	Mascara de agua	MOD43
	Área quemada	MCD64
De la Criósfera	Cubierta de nieve	MOD10 – MYD10
	Hielo marino y temperatura de la superficie del hielo	MOD29 – MYD29
Oceánicos	Concentración de partículas de carbono orgánico	MODIS_OC
	Concentración de clorofila-a	
	Atenuación difusa MODIS a 490 nm	
	Concentración de partículas de carbono orgánico	
	Concentración de partículas de carbono inorgánico	
	Altura de línea de fluorescencia normalizada	
	Radiación fotosintéticamente disponible instantánea	
	Radiación fotosintéticamente disponible media diaria	

Nota: Adaptado de la página <https://modis.gsfc.nasa.gov/>

3.4. Profundidad óptica del aerosol

La atmosfera está compuesta por partículas finas en suspensión, las cuales son de origen natural (polvo desértico, actividades volcánicas, incendios forestales, esporas) y antrópico (quema de combustibles fósiles). Este material está compuesto por elementos que difieren en tamaño y composición, su concentración o cantidad en la atmosfera se determina a partir del espesor óptica del aerosol (AOD por sus siglas en inglés), debido a la reducción de la transmisión de luz por efecto de absorción o dispersión (Valbuena Llorente, 2017).

Las partículas suspendidas en la atmosfera poseen distintos tamaños y es posible clasificarlas de acuerdo con este parámetro: radios desde 0.001 hasta 0.1 μm se les conoce como partículas Aitken o pequeñas; radios desde 0.1 hasta 1 μm partículas grandes y las mayores a 1 μm partículas

gigantes. La cantidad de este MP fluctúa dependiendo la cobertura predominante. El valor de la concentración de aerosoles para las zonas urbanas es de 150.000 cm^{-3} (Lyamani, 2002).

Desde hace más de dos décadas la NASA ha monitoreado el planeta capturando información que nos permite entender el funcionamiento del sistema y sus iteraciones, los aerosoles también han formado parte de los componentes analizados, mediante MODIS ha sido posible identificar la AOD mediante el algoritmo MAIAC (Multi-angle Implementation of Atmospheric Correction), producto cuya resolución temporal es diaria, resolución espacial de 1 kilómetro y resolución espectral 0.47 a $0.55 \mu\text{m}$ (banda azul y verde) (García Delgadillo, 2022; USGS, 2020).

Los datos de MODIS para AOD se componen de 16 días de imágenes, para la zona ecuatorial, con hasta 80 observaciones con resolución espacial de 1 km. Se aplica el algoritmo de máscara de nubes o corrección atmosférica, compuesta por una imagen del cielo despejado y se actualiza conforme a una serie temporal; para así, aplicar el modelo disperso (RTLS) con la finalidad de describir la dispersión de la luz entre la superficie y la atmósfera. Adicionalmente hace uso de la temperatura de brillo, pero posee incertidumbre asociada a la alta variabilidad de la cobertura terrestre y de la dinámica climática global asociada a masas de nubes (A. Lyapustin et al., 2008; A. I. Lyapustin et al., 2012).

Un estudio realizado en la ciudad de Boston, Estados Unidos, señala que existe una correlación positiva entre el producto AOS de MODIS y los valores de $\text{PM}_{2.5}$ obtenidos de las estaciones de monitoreo. Demostrando la confiabilidad de los datos obtenidos por el sensor (Chudnovsky et al., 2014). Sin embargo, las precisiones de los datos arrojados en base a este algoritmo, están relacionadas con distintas variables, como tamaño de las partículas, estaciones o influencias meteorológicas y el tipo de superficie. Para esta última se estimó un sesgo de la

información relacionado con la reflectancia de la superficie, pero se indica que los datos recuperados con MAIAC son confiables para la medición de calidad del aire (Zhang et al., 2019)

En Colombia se ha observado la AOD usando los productos de MODIS, donde se ha verificado que los datos poseen distribución normal para la ciudad de Bogotá, además de mostrar correlación inversamente proporcional con la variable de precipitación, cuando se presentan incrementos en las lluvias, los valores de AOD son bajos. Coeficientes de correlación directamente proporcionales superiores de 0.4 con mediciones promedio mensuales de estaciones terrestres de material particulado (Luna et al., 2018).

3.5. Índices de vegetación

La vegetación es uno de los elementos cuya radiancia se comporta de manera distinta bajo las curvas de reflectancia. Esta curva varía de acuerdo con los pigmentos de la hoja, la estructura celular y el contenido de agua, como es posible apreciarlo en la Figura 2 demostrando que es más reflectiva en la banda del infrarrojo de onda corta y pierde reflectividad en el RGB (Chuvieco, 2008). Los resultados de las operaciones algebraicas entre los valores numéricos de reflectancia a distintas longitudes de ondas especialmente sensibles a la cobertura vegetal se les conoce como índices de vegetación, desarrollados con la finalidad de determinar la vegetación sobre la cubierta terrestre, su vigorosidad e interacción con el medio (Gilabert et al., 1997; Millano & Paredes, 2016).

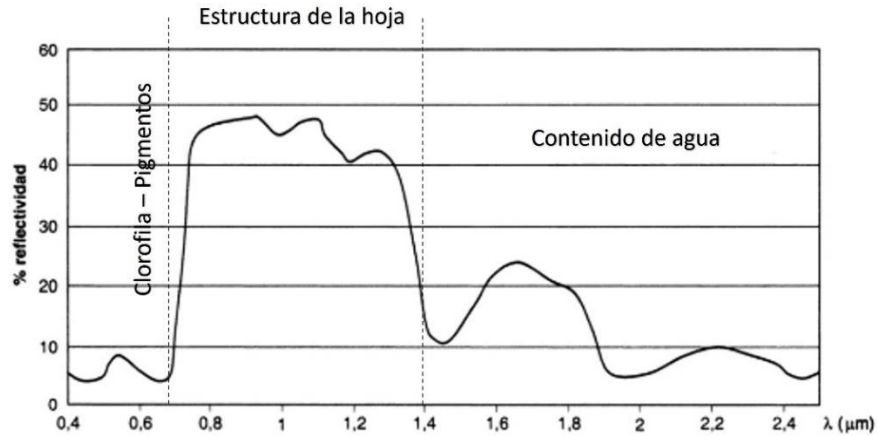


Figura 2. Comportamiento de la reflectividad de la hoja. Fuente: Adaptado Chuvieco, 2018.

El índice más conocido es: índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI por su sigla en inglés) cuyo resultado oscila entre -1 y 1, donde valores cercanos a -1 indica coberturas desprovistas de vegetación y aquellos resultados cercanos a 1, vegetación vigorosa con bastante actividad fotosintética (Olivares & Armando López-Beltrán, 2019). Este índice es ampliamente utilizado en diversas disciplinas para determinar el estado de las coberturas vegetales.

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

Donde:

NIR: valor de la banda en el infrarrojo cercano

R: valor de la banda rojo

El índice de vegetación mejorado (EVI por su sigla en inglés) se crea a partir de la optimización del NDVI, reduciendo la interferencia de los aerosoles presentes en la atmosfera. De tal modo que es posible determinar zonas de escasa o nula vegetación y zonas con altas densidades

de biomasa. Valores mayores a cero indican coberturas vegetales densas (Ministerio de Ganadería Agricultura y Pesca, 2010).

$$EVI = 2.5 \times \frac{(NIR - R)}{(NIR + C1 \times R - C2 \times B + L)}$$

Donde:

NIR= valor de la banda en el infrarrojo cercano

R= valor banda azul

C1= 6

C2= 7.5

L= 1

Un estudio publicado en el año 2022 relaciona la disminución de la cubierta vegetal con la baja calidad del aire en el corredor industrial de Himchal en India, mediante un análisis multitemporal desde el 2001 al 2021 entre el NDVI, índice de área foliar (LAI) y las partículas suspendidas respirables (RSPM) (Prakasam et al., 2022).

Las características fenotípicas de las especies forestales que componen el arbolado urbano pueden ayudar a mitigar la concentración de material particulado. Dado que las características como área foliar, presencia de pubescencia o lamina foliar corrugada, son factores que retienen cantidades importantes de contaminantes atmosféricos (Aponte Aponte, 2017)

Los índices de vegetación, cuya finalidad es indicar el estado fitosanitario, mediante información extraída de sensores remotos, pueden revelar interacciones entre las coberturas vegetales y la atmosfera. Para el caso del AOD, el índice de diferencia normalizada se correlaciona

de manera negativa; es decir valores altos (>0.5) para el NDVI, se obtienen valores bajos de AOD, indicando que las altas concentraciones de contaminantes atmosféricos se pueden hallar en zonas con poca vegetación (Aklesso et al., 2018; Faisal et al., 2022; Fan et al., 2023).

4. Metodología

4.1. Descripción del área de estudio

La ciudad de Bogotá se ubica en el centro de Colombia, limita geográficamente al occidente con los municipios de Pasca, Arbeláez, San Bernardo, Cabrera, Soacha, Mosquera, Funza y Cota; al oriente con Choachí, Ubaque, Chipaque, Une y Gutiérrez; al Norte con Chía y La Calera; al sur con el departamento del Huila y Meta, de acuerdo con la Figura 3. Tiene un área aproximada de 1.633,14 km² distribuidos en 1.002,99 km² de área rural y 630,15 km² de área urbana. (DANE, 2021). A pesar de que la ciudad abarca una gran cantidad de área rural, se decidió centrar la investigación en la parte urbana de la ciudad. El motivo detrás de esta elección radica en el interés por explorar la correlación entre la vegetación urbana y los contaminantes atmosféricos. El enfoque principal permitió examinar de manera más específica cómo la presencia y distribución de áreas verdes y espacios vegetados en entornos urbanos pueden influir en los niveles de contaminantes atmosféricos. Dado que las áreas urbanas tienden a estar expuestas a mayores niveles de contaminación debido a las actividades humanas y la concentración de fuentes de emisión, resultaba relevante comprender cómo la vegetación urbana puede contribuir a mitigar estos contaminantes. Es importante destacar que esta elección no desestima la importancia de las áreas rurales en el contexto general de la calidad del aire y el medio ambiente. Simplemente se optó por enfocarse en un aspecto particular dentro de un área específica, con el objetivo de profundizar en

la comprensión de la relación entre la vegetación urbana y los contaminantes atmosféricos en un entorno urbano.

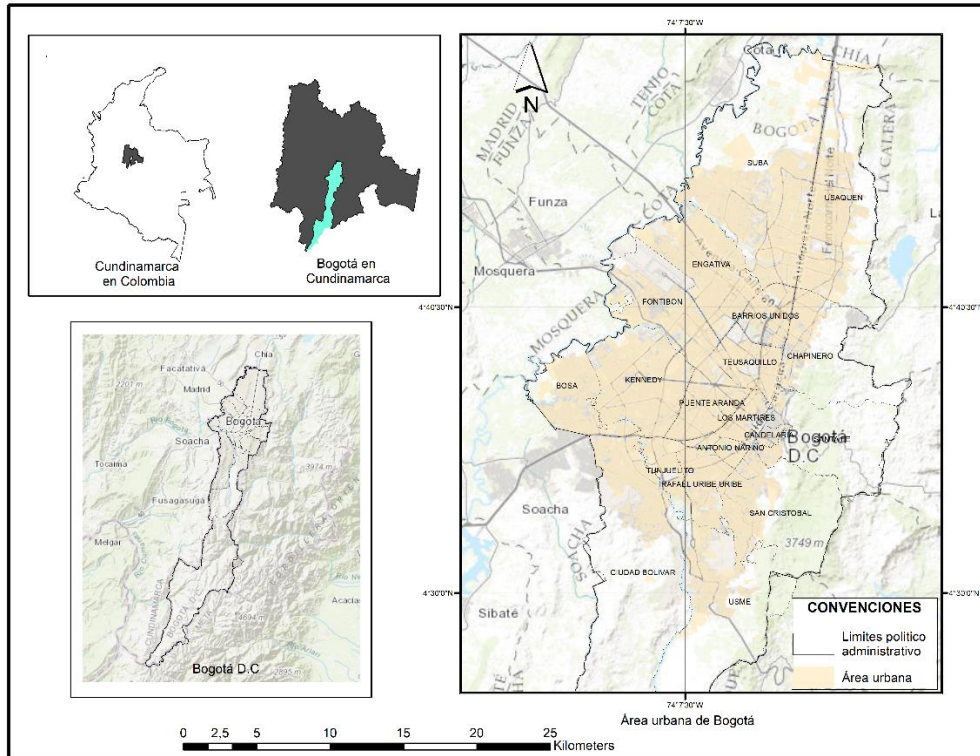


Figura 3. Localización de la ciudad de Bogotá D.C.

4.2. Métodos

4.2.1. Conjunto de datos

NDVI y EVI

Los datos se extrajeron directamente del sensor MODIS, haciendo uso de la plataforma AppEEARS.

- Se ingresó a la plataforma <https://appears.earthdatacloud.nasa.gov/>

- Mediante un polígono en formato shapefile se indicó la zona de la cual se necesitan extraer los datos.
- Se seleccionó la fecha inicial y final de la serie de datos a extraer
- Se indicó el sensor, la resolución y productos (NDVI – EVI)
 - NDVI: MOD13A3.006__1_km_monthly
 - EVI: MOD13A3-006-1-km-monthly
- Se seleccionó el formato y proyección (TIFF – WGS84)
- Al correo indicado llegó un enlace con la información.

AOD: los datos de la profundidad óptica del aerosol, cuya resolución espacial fuera similar a las de las otras dos variables, se extrajeron de la siguiente manera:

- Se ingresó a la plataforma <https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov>
- Se seleccionó el sensor: MCD19A2 (Modis/ Terra+Aqua Land aerosol optical Depth daily 2G global 1km Sin Grid).
- Se escogió la temporalidad (para este caso se realizó la descarga anual, ya que la resolución temporal es diaria y por capacidad de la plataforma no se puede descargar toda la serie de tiempo).
- Se seleccionó el área de estudio.
- Se procedió con la descarga.

Los sensores de donde se extrajo la información fueron: MOD13A3.006 y MCD19A2. El primero tenía a disposición los productos ráster de los índices de vegetación presentados a resolución espacial de 1 km; mientras que del segundo sensor se descargó los datos de AOD con la misma resolución espacial que los índices de vegetación (Tabla 3).

Tabla 3. Descripción general de los datos.

ST¹ – Fecha inicial	ST – Fecha final	Variable	Sensor	Resolución espacial (m)
01/01/2010	31/12/2019	NDVI	MOD13A3.006	1000
01/01/2010	31/12/2019	EVI	MOD13A3.006	1000
01/01/2010	31/12/2019	AOD	MCD19A2	1000

PUNTOS DE MUESTREO: estos puntos se determinaron de la siguiente manera.

- Se ingresó al software arcgis 10.8 un ráster de EVI con la finalidad de observar la distribución de los pixeles en la ciudad de Bogotá.
- A partir de los valores de EVI, se tomaron 6 puntos aleatorios consecutivos (matriz de 3x3) de modo que cada uno se distribuyera en una cobertura distinta, en donde al menos uno tuvo la posibilidad de poseer valores cercanos a 1 y otros cercanos a 0.
- Estas matrices de 3X3 se duplicaron a lo largo del perímetro urbano de la ciudad, cubriendo varias zonas y guardando una distancia de aproximadamente 1 km, de modo que al extraer los datos de los ráster se ajuste a la resolución espacial. Así se obtuvo 72 puntos de muestreo, agrupados en 8 matrices de 9 puntos cada una.

¹ ST: serie de tiempo

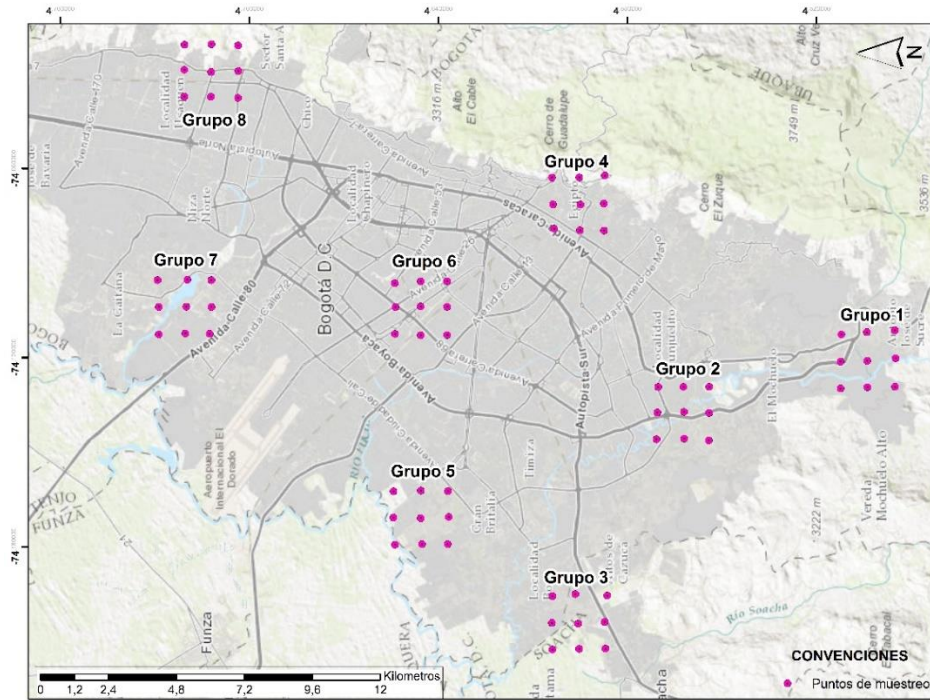


Figura 4. Localización de las grillas de muestreo en la ciudad de Bogotá.

Nota: las coordenadas de cada punto se encuentran en el anexo 1.

Los puntos se congregan en 8 grupos los cuales se encuentran distribuidos en distintas partes de la ciudad de Bogotá D.C. (Tabla 4.

Tabla 4. Ubicación de los grupos de muestreo.

NUMERO DEL GRUPO	UBICACIÓN
G1	Usme
G2	Tunjuelito
G3	Bosa – Límites con el municipio de Soacha
G4	Santa Fe – Barrio la Candelaria
G5	Kennedy – Dindalito
G6	Puente Aranda – Parque Simón Bolívar
G7	Calle 80 – Humedal Juan Amarillo
G8	Usaquén – Sector Country

4.2.2. Preparación de los datos

Una vez extraídos los datos de las variables: índice de vegetación de diferencia normalizado e índice de vegetación mejorado, en formato ráster de las distintas plataformas fue necesario prepararlos y ajustarlos de acuerdo con los factores de escala dispuestos para cada uno. La Figura 5 indica el proceso que se llevó a cabo con los datos de las variables NDVI y EVI para obtener una matriz organizada de tal forma que permita distinguir los valores por año, mes grupo y punto. A continuación, se explica el proceso:

- Partiendo de la extracción de los datos de la plataforma correspondiente, se obtuvo un ráster mensual, lo que indica un total de 120 imágenes por variable.
- En el software Arcgis 10.8 mediante la herramienta *composite bands*, se organizó un ráster anual por variable. De este modo se reduce la cantidad de imágenes a 10, lo que corresponde a la serie de datos.
- Mediante la herramienta *extrac multivalues to point*, se extrae la información de cada punto de muestreo por ráster.
- Una vez extraída la información de todas las imágenes, se exportan los datos a una tabla de excel, mediante la herramienta *Table to excel*.
- Se aplica a los datos el factor de escala (0,0001) y se procede a nombrar las columnas con los meses y años. Mientras que, las filas corresponden a los grupos.

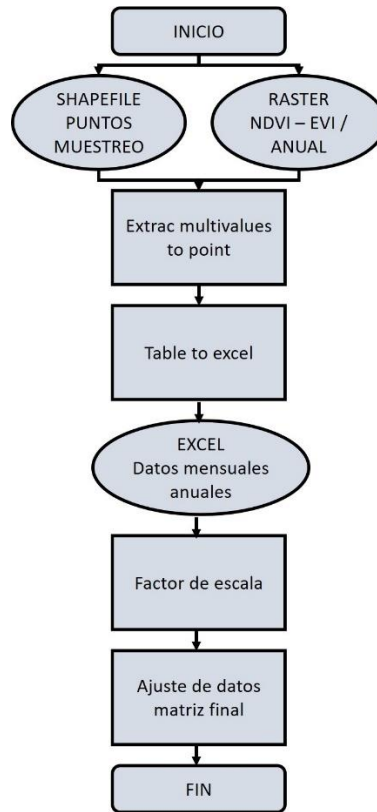


Figura 5. Diagrama de flujo para preparación de los datos de NDVI y EVI.

El proceso de preparación de los datos de la variable AOD (profundidad óptica del aerosol) difiere al de las anteriores variables en su parte inicial, debido principalmente a que esta variable posee una resolución temporal pequeña (diaria) además de un sistema de coordenadas distinto (Figura 6).

- Partiendo de la extracción de los datos de la plataforma correspondiente, se obtuvo entre uno a cuatro ráster diarios, lo que indica aproximadamente 100 imágenes mensuales.
- En el software Arcgis 10.8 mediante la herramienta *project raster* y haciendo uso del batch, se cambió el sistema de coordenadas de cada ráster de la serie de datos (aproximadamente 12.000 imágenes de AOD)

- En este mismo software y mediante la herramienta *composite bands*, se organizó un ráster mensual. De este modo se reduce la cantidad de imágenes a 12, pero cada imagen posee cerca de 100 bandas.
- Se realizó el mismo proceso anterior para generar los ráster anuales. Así solo se obtuvo 10 ráster con más de mil bandas.
- Mediante la herramienta *extrac multivalues to point*, se extrae la información de cada punto de muestreo por ráster.
- Una vez extraída la información de todas las imágenes, se exportan los datos a una tabla de excel, mediante la herramienta *Table to excel*.
- En la tabla se apreció que en algunos puntos no se registraron datos o se encontraban sub/sobreestimados, a lo cual se procedió a eliminar los datos no representativos y los demás se promediaron, de modo que cada punto tuviese un valor mensual. En algunos casos el sensor no obtuvo información de punto por mes.
- Se aplica a los datos promediados el factor de escala (0,0001) y se procede a nombrar las filas con los meses y años.

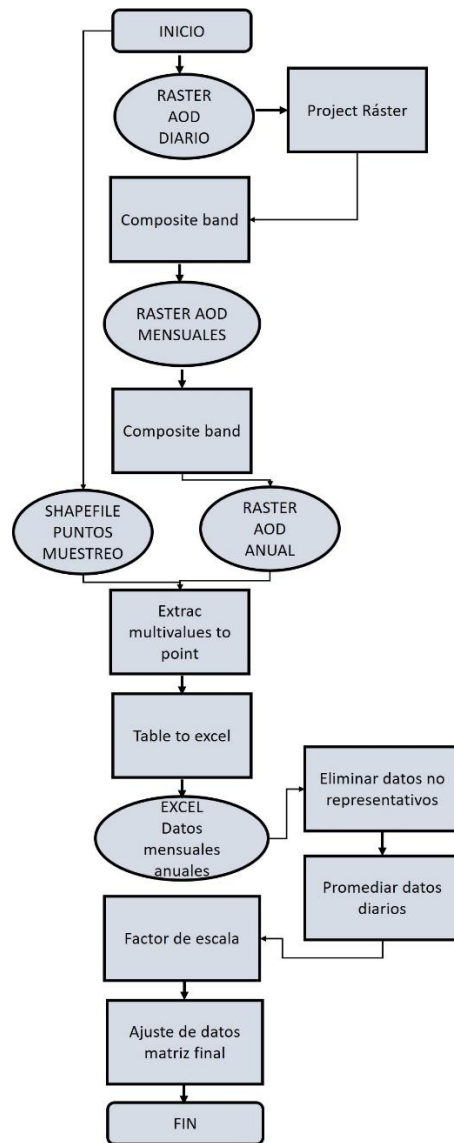


Figura 6: Diagrama de flujo para preparación de los datos de AOD.

4.2.3. Análisis estadístico

Las tres variables utilizadas para el presente trabajo de grado, son consideradas variables de tipo continuas, lo que indica que se pueden medir y expresar en términos numéricos al tener la capacidad de variar de forma continua entre dos valores extremos (Urquía Moraleda & Martín Villalba, 2016). El análisis estadístico se realizó en el software InfoStat versión estudiantil 2020.

El análisis estadístico consistió en dos grandes fases, la primera enfocada a dar respuesta al primer objetivo de investigación “Analizar las series de datos de profundidad óptica de aerosol (AOD), el índice de vegetación de diferencia normalizada (NDVI) e índice de vegetación mejorado (EVI) obtenidas a partir de MODIS para la ciudad de Bogotá D.C”. En donde se analizarán la media, la mediana, máximo y mínimo del conjunto de datos; adicionalmente la asimetría y la curtosis, con la finalidad de comprender mejor su distribución, identificar sesgos, seleccionar las pruebas estadísticas adecuadas y realizar interpretaciones correctas. Se integra a este primer proceso una prueba de Kruskal-Wallis para realizar comparativos entre las medianas y encontrar similitudes estadísticas entre grupos.

La segunda fase del análisis estadístico responde al objetivo de investigación “Determinar el grado de correlación entre las variables AOD, NDVI y EVI.” (Figura 7); se realizará a los datos una prueba de correlación de Pearson para evaluar la relación lineal entre las variables. Seguidamente se procederá a realizar una prueba de tendencia y homogeneidad para determinar si hay patrones sistemáticos o cambios en los datos a lo largo de la serie de tiempo analizada.

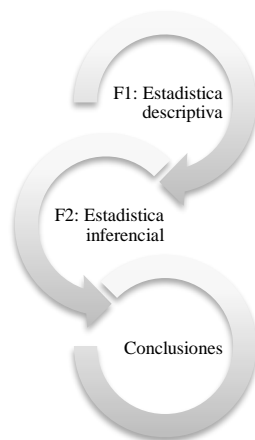


Figura 7. Fases del análisis estadístico para las tres variables.

En el desarrollo de cada fase se hizo uso de una serie de técnicas estadísticas que permitieron analizar los datos a nivel individual y colectivo (Figura 8).

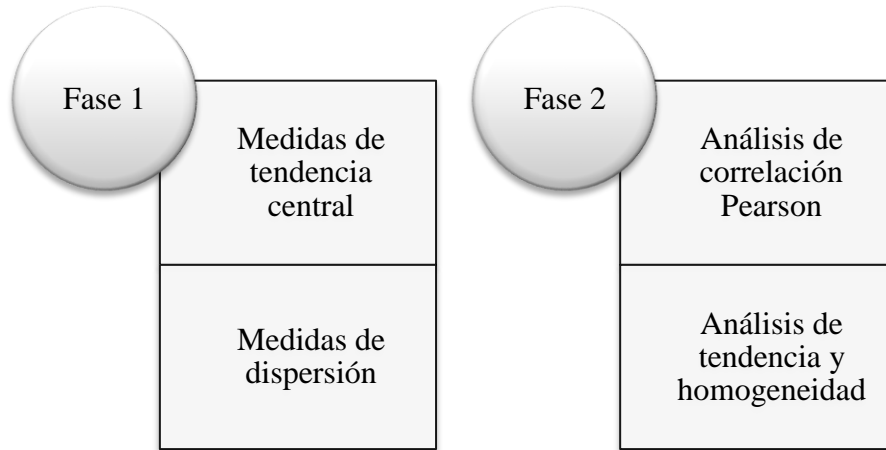


Figura 8. Técnicas estadísticas por fase.

5. Resultados y discusión

5.1. Análisis de las series de datos

5.1.1. Análisis por variable

El análisis de la serie de datos a partir de cada variable, parte de calcular las medidas de tendencia central y medidas de dispersión para la población. Se analizó en total 8630 datos de las variables NDVI y EVI (120 datos aproximadamente por punto de muestreo); mientras que para la variable AOD se analizó 6147 datos. La cantidad de datos para esta última es menor que en las otras dos variables, debido a que en algunos días e inclusive meses el sensor no poseía datos disponibles (Tabla 5).

Se encontró que las variables poseen una distribución normal gaussiana, la cual es posible visualizar en la distribución de frecuencias (Figura 9). Las variables tienden a ser asimétricas a la

derecha, demostrando que la media es mayor a la mediana, NDVI 0,37 – 0,35; EVI 0,22 – 0,20 y AOD 0,18 – 0,17. Las variables EVI y AOD tienden a ser leptocúrticas, dado que la mayoría de los datos se agrupan alrededor de la media y cuyo valor de curtosis es positivo; mientras que, NDVI es platicúrtica, los datos entorno a la media no se concentran y más bien se distribuyen de manera uniforme, adicionalmente el valor de curtosis es negativo, lo que indica una curva menos apuntada (Vargas Sabadías, 1995).

Tabla 5. Medidas de tendencia central y dispersión para las tres variables.

Variable	n	Media	D.E.	Mín	Máx	Mediana	Asimetría	Kurtosis
NDVI	8630	0,37	0,16	0,03	0,86	0,35	0,43	-0,54
EVI	8630	0,22	0,10	0,02	0,66	0,20	0,71	0,22
AOD	6147	0,18	0,08	3,0E-03	1,58	0,17	1,89	24,92

En cuanto a la dispersión de los datos, la variable AOD muestra la desviación estándar con el valor más cercano a 0, lo que significa datos agrupados; mientras que los datos de NDVI y EVI se encuentran un poco más dispersos. Para las variables AOD y EVI se observan datos extremos o atípicos, siendo más notable el dato del AOD (1,58).

Los valores de AOD oscilan desde 0 hasta 1; sin embargo, es posible encontrar valores muy por encima o por debajo de este rango, lo que indica fuertes perturbaciones en la atmósfera. Cuando se capturan valores cercanos a 0 indica poca cantidad de partículas dispersoras de luz en la columna atmosférica, en contraste cuando se arrojan valores cercanos a 1 (Somvanshi & Kumari, 2020). De acuerdo con esto, la ciudad posee una cantidad de partículas atmosféricas considerables ya que la media de los datos es de 0,17.

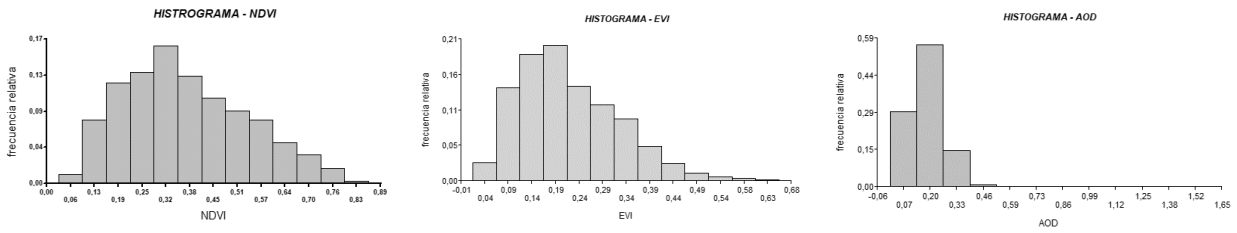


Figura 9. Histograma de frecuencias para cada variable – NDVI, EVI y AOD.

La distribución de los datos mediante el diagrama de cajas y bigotes, confirma el tipo de distribución de las tres variables; sin embargo, se puede apreciar colas pronunciadas para la variable NDVI, debido a que gran cantidad de datos se ubican por encima del cuartil 3 (Q3) y bajo el Q1. Para el caso de EVI se aprecian datos considerados como extremos, ya que se ubican encima del límite superior. La variable AOD demuestra una agrupación de datos más evidente pues la distancia de los cuartiles es menor; sin embargo, esto puede ser efecto del dato atípico que se presenta por encima del límite superior y que se detectó en el momento de analizar el valor máximo (Figura 10). Box plot para cada variable - NDVI, EVI y AOD.).

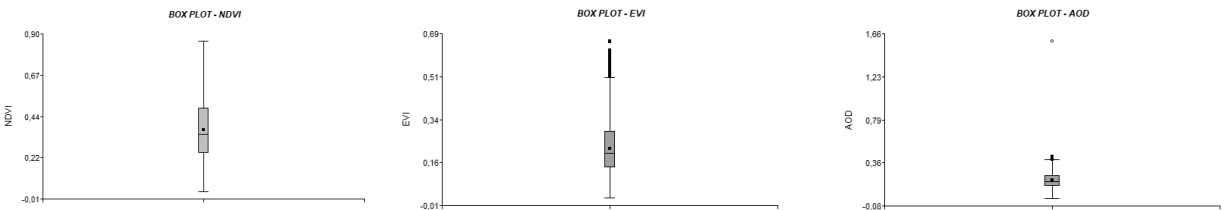


Figura 10. Box plot para cada variable - NDVI, EVI y AOD.

Diversos estudios han analizado las variables NDVI, EVI y AOD en contextos similares, hallando distribuciones normales de éstas. En el año 2020, se realizó un estudio que pretendía demostrar la correlación entre la temperatura de la superficie y los cambios de coberturas en la ciudad de Uyo, Nigeria; y se determinó que la variable NDVI poseía una distribución gaussiana entre los años 1986 al 2000 (Nse et al., 2020). Una distribución similar de esta variable se observó

cuando se realizó una gráfica de distribución de frecuencias de datos obtenidos del sensor MODIS para una serie de tiempo de 21 años ubicados espacialmente en Europa central (Kern et al., 2020).

5.1.2. Análisis temporal anual

- NDVI: Se analizaron 864 datos por año, para un total de 10.368 datos en la serie de tiempo desde enero del 2010 a diciembre del 2019. Las medidas de tendencia central como media y mediana, indican una distribución normal asimétrica a la derecha; mientras tanto la D.E. toma valores encima de 0,1 mostrando una gran variabilidad de los datos, pues los puntos de muestreo seleccionados se tomaron partiendo de los tipos de coberturas sobre la ciudad de Bogotá, tomando como criterio coberturas opuestas; así un dato ubicado en cobertura vegetal como otro ubicado en construcciones sin zonas verdes aledañas (Tabla 6).

Tabla 6. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable NDVI agrupada de modo anual.

AÑO	Variable	n	Media	D.E.	Min	Máx	Mediana	Asimetría
2010	NDVI	864	0,37	0,17	0,07	0,82	0,34	0,50
2011	NDVI	864	0,38	0,16	0,04	0,80	0,35	0,35
2012	NDVI	854	0,37	0,16	0,06	0,84	0,35	0,33
2013	NDVI	864	0,37	0,16	0,05	0,83	0,35	0,40
2014	NDVI	864	0,37	0,17	0,04	0,85	0,34	0,47
2015	NDVI	864	0,34	0,16	0,03	0,79	0,32	0,55
2016	NDVI	864	0,37	0,16	0,05	0,86	0,34	0,52
2017	NDVI	864	0,39	0,17	0,05	0,83	0,37	0,41
2018	NDVI	864	0,38	0,16	0,08	0,83	0,37	0,40
2019	NDVI	864	0,38	0,17	0,08	0,79	0,35	0,44

El valor mínimo registrado es de 0,03 en el año 2015 y el máximo de 0,86 en el 2016; sin embargo, hay que tener en cuenta que los valores de esta variable dependen de otros factores. Un estudio demostró que valores altos de NDVI se asocia a temporadas de altas precipitaciones; mientras que toma valores bajos e incluso negativos cuando las temperaturas son elevadas. Para el año 2015 la precipitación total anual registrada por el IDEAM fue de 512,08 mm, indicando un valor bajo, ya que según el IDIGER los promedios anuales se registran cercanos a los 1000 mm.

No obstante, el cambio de cobertura también afecta el dato registrado por la variable (Castro Sardiña et al., 2023).

La representación de cajas y bigotes para la variable NDVI con datos agrupados anualmente, indica la distribución de la información desde el año 2010 al 2019, donde se puede apreciar dos datos atípicos, encima del valor máximo, registrados en los años 2015 y 2016 (Figura 11). Si bien los valores altos de NDVI se asocian a condiciones climáticas favorables para la vegetación, en aquellos años, los datos registrados de precipitación estaban por debajo de los valores históricos en la cuenca media del río Bogotá, cuenca a la que pertenece la ciudad. Por tanto, el valor representado encima del límite superior parece no estar relacionado con fenómenos climáticos (Corporación Autónoma Regional de Cundinamarca (CAR), 2015).

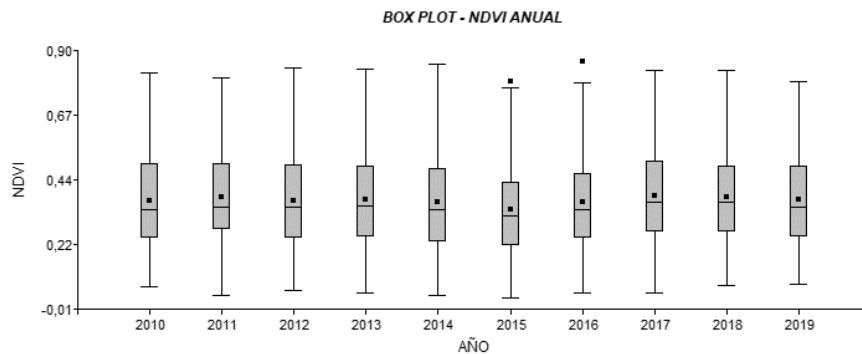


Figura 11. Box plot para variable NDVI anual.

Adicionalmente, se realizó una prueba Kruskal-Wallis (KW) con comparación múltiple, con la finalidad de contrastar la distribución de la variable entre grupos, utilizando un método de corrección de múltiples comparaciones para controlar el riesgo de error.

Tabla 7. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable NDVI.

Trat.	Ranks
2015	3807,82 A
2014	4200,80 B
2016	4207,63 B
2010	4263,52 B
2012	4320,88 B C
2013	4339,59 B C
2019	4378,04 B C D
2018	4508,10 C D
2011	4553,06 C D
2017	4575,63 D

Nota: letras distintas significan grupos diferentes estadísticamente.

El resultado para la prueba de KW con comparación múltiple para la variable NDVI utilizando como grupos los años de la serie de tiempo, determina cuatro grupos los cuales tienen diferencias significativas entre ellos. De acuerdo con lo anterior, el año 2015 no tiene similitudes con los demás años en la serie; mientras que los años 2011 – 2012 – 2013 y 2018 comparten más de un grupo, y finalmente el año 2019 es el único que comparte similitudes con más de dos grupos (Tabla 7). En el año 2015 se registró un fenómeno del niño, el cual fue reportado por diversos medios de noticias locales, en donde se catalogó como el más fuerte de las últimas décadas, tuvo una duración de aproximadamente 17 meses y redujo las lluvias en la región andina, hasta un 30% (Contreras, 2016). Como bien se ha citado en varias ocasiones, los fenómenos climáticos afectan los valores de NDVI, asociando este fenómeno al grupo de datos pertenecientes al año 2015, el cual presentó diferencias estadísticas con los demás años que componen la serie de datos.

- EVI: En total se analizaron 10.368 datos en la serie de tiempo desde enero del 2010 a diciembre del 2019. Las medidas de tendencia central como media y mediana, evidencian una distribución normal asimétrica a la derecha, debido a que los valores que toma la mediana son menores a los valores de la media en toda la serie de tiempo analizada, dado que los datos se distribuyen hacia el costado derecho de la media formando una cola de datos extremos; mientras

tanto la D.E. toma valores de 0,1 revelando gran variabilidad de los datos, en donde hay alta probabilidad de hallar tanto un valor mínimo como un valor máximo (Tabla 8).

Tabla 8. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable EVI agrupada de modo anual.

AÑO	Variable	n	Media	D.E.	Mín	Máx	Mediana	Asimetría
2010	EVI	864	0,21	0,11	0,03	0,62	0,19	0,92
2011	EVI	864	0,22	0,10	0,04	0,57	0,20	0,52
2012	EVI	854	0,22	0,10	0,02	0,57	0,21	0,41
2013	EVI	864	0,23	0,10	0,03	0,65	0,21	0,60
2014	EVI	864	0,22	0,11	0,03	0,66	0,20	0,80
2015	EVI	864	0,20	0,10	0,03	0,54	0,19	0,67
2016	EVI	864	0,21	0,10	0,03	0,59	0,19	0,76
2017	EVI	864	0,22	0,10	0,05	0,56	0,21	0,71
2018	EVI	864	0,22	0,10	0,03	0,61	0,20	0,86
2019	EVI	864	0,23	0,11	0,04	0,58	0,21	0,69

El valor mínimo registrado es de 0,02 en el año 2012 y el más alto máximo de 0,66 en el 2014; sin embargo, hay que tener en cuenta que los valores de esta variable se pueden ver afectados por la cantidad de partículas que se encuentran en la atmosfera, pues interfieren con la radiación recibida por el sensor.

Para todos los años se tiene una cantidad de datos atípicos fuera del límite superior en el diagrama de cajas y bigotes; lo que confirma la asimetría de los datos. Los valores inusuales que están significativamente por encima de la mayoría de los datos indican condiciones o fenómenos relacionados con la vigorosidad y salud de la vegetación. Dada la cantidad de información recolectada en otros sitios de muestreos donde prima cobertura antrópica, los datos “inusuales” indica presencia de vegetación pues los valores no son lo suficientemente altos para asociarlos con vegetación más vigorosa de lo normal (Figura 12).

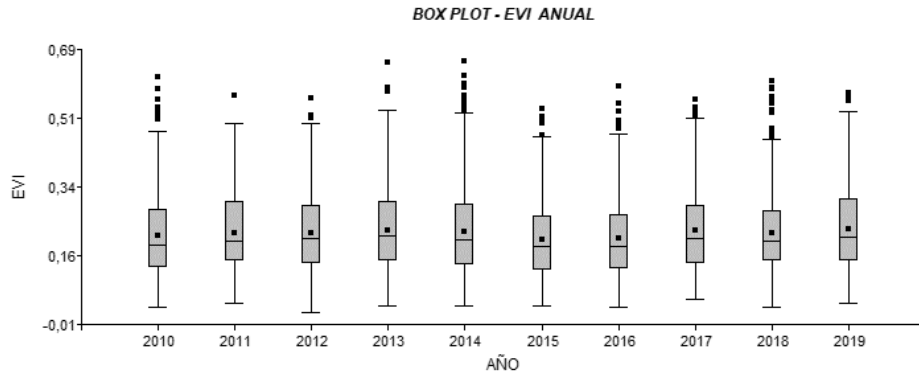


Figura 12: Box plot para variable EVI anual.

Mediante la prueba de KW fue posible establecer tres grupos los cuales tienen diferencias significativas entre ellos. De acuerdo con lo anterior, los años 2010 – 2014 y 2018 comparten similitudes con más de un grupo (Tabla 9). Los años 2015 y 2016 presentan diferencias estadísticas con respecto a los demás años de la serie analizada, estos coinciden con los años donde se presentó el fenómeno extremo de sequía en el país afectando la vigorosidad de la vegetación.

Tabla 9. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable EVI.

Trat.	Ranks		
2015	3904,05	A	
2016	4010,30	A	
2010	4138,69	A	B
2018	4338,97	B	C
2014	4366,08	B	C
2012	4392,32	C	
2011	4433,46	C	
2017	4459,01	C	
2013	4555,81	C	
2019	4557,19	C	

Las condiciones meteorológicas, principalmente la precipitación en determinada zona influye en los patrones de EVI, presentando variabilidad a lo largo del tiempo; así mismo, se ha demostrado que la temporada del año interfiere con procesos fenológicos propios de las plantas, de este modo las temporadas cálidas proporcionan valores altos de EVI en comparación con

temporadas más frías, principalmente a las hojas caducas de algunas especies y es posible apreciar mediante la fluctuación constante de la variable (Moreira et al., 2019).

- AOD: La cantidad de datos de esta variable oscilo a lo largo de la serie de tiempo, por esta razón se analizaron un total de 6.147 datos, donde el año con más información disponible fue el 2017 (864); y el año 2010 solamente presentó 316 datos. Los resultados de las medidas de tendencia central una distribución normal asimétrica a la derecha en la mayoría de los años, debido a el comportamiento de la mediana con respecto a la media. La asimetría del año 2016 indica un valor bastante elevado, esto a consecuencia de un valor extremo; mientras tanto la D.E. toma valores por encima de 0,05 evidenciando poca variabilidad de los datos, por lo tanto puede existir distribución uniforme de aerosoles por la ciudad (Tabla 10).

Tabla 10. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable AOD agrupada de modo anual.

AÑO	Variable	n	Media	D.E.	Min	Máx	Mediana	Asimetría
2010	AOD	316	0,20	0,07	0,04	0,39	0,20	0,37
2011	AOD	595	0,19	0,08	0,01	0,42	0,18	0,30
2012	AOD	607	0,18	0,08	0,02	0,42	0,16	0,91
2013	AOD	760	0,17	0,07	0,01	0,40	0,16	0,51
2014	AOD	648	0,17	0,08	0,01	0,42	0,16	0,46
2015	AOD	493	0,19	0,08	0,04	0,42	0,18	0,54
2016	AOD	589	0,20	0,11	0,06	1,58	0,18	6,50
2017	AOD	864	0,14	0,07	3,0E-03	0,32	0,14	-0,05
2018	AOD	605	0,21	0,07	0,01	0,42	0,22	0,11
2019	AOD	670	0,20	0,08	0,02	0,41	0,19	0,51

El valor mínimo registrado es de 0,003 en el año 2017 y el máximo de 1,58 en el 2016; sin embargo, hay que tener en cuenta que los valores de esta variable, al igual que las otras, depende de otros factores, los cuales influyen en la cantidad de partículas suspendidas en la atmósfera afectando la atenuación de luz solar. El plan de contingencia distrital (IDIGER, 2017) y la caracterización general de escenarios de riesgo (Consejo Local de Gestión del Riesgo y Cambio Climático, 2019), indican que el 1 de febrero del año 2016 inicia una conflagración en los cerros

orientales de la ciudad de Bogotá, lo cual posiblemente este expresado en el valor “atípico” de ese año.

La representación de cajas y bigotes para la variable AOD con datos agrupados anualmente, indica la distribución de los datos desde el año 2010 al 2019, donde es posible apreciar datos dispersos por encima del límite máximo en casi todos los años. En este gráfico es evidente el dato atípico identificado en el coeficiente de asimetría de la detectado por el sensor en el año 2016 (Tabla 10).

Observando el valor máximo registrado de AOD se han capturado valores similares en la misma serie temporal en la provincia de Hebei al norte de China y la provincia de Cantón donde se encuentran ciudades como Shijiazhuang con aproximadamente 11 millones de personas y Cantón con un poco más de 3 millones de habitantes (de Leeuw et al., 2023).

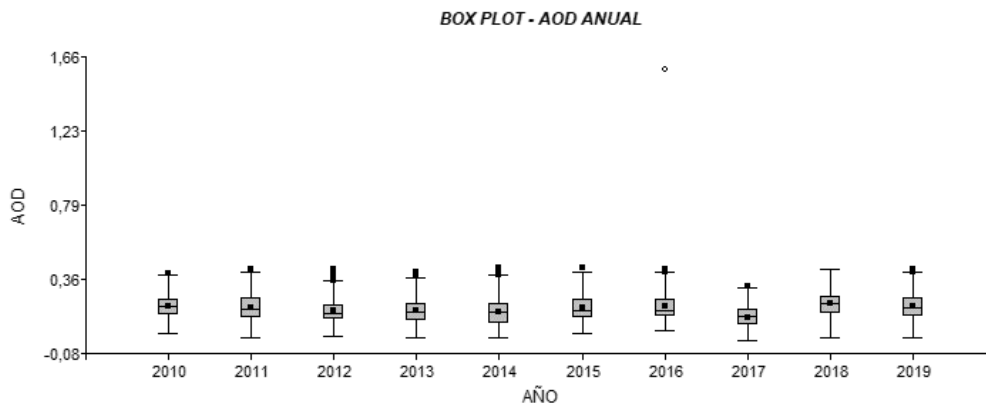


Figura 13: Box plot para variable AOD anual.

Mediante la prueba de KW fue posible determinar seis grupos los cuales tienen diferencias significativas entre ellos. La tabla indica que los años 2017 y 2018 poseen los datos con mayor disimilitud de toda la serie de tiempo; mientras que 2016 y 2019 se hayan en más de un grupo

(Tabla 11). De acuerdo con el informe anual de calidad del aire para la ciudad de Bogotá del año 2017, los datos registrados por la red de monitoreo de la calidad del aire, indicaron que las concentraciones de material particulado descendieron con respecto al año 2016. Para el año 2018 entro en vigor la resolución 2254 del 2017 emitida por el Ministerio de Ambiente y Desarrollo sostenible (MADS) donde se establece la norma de calidad del aire con niveles máximos permisibles. Esta variable se encuentra influenciada por fenómenos climáticos (precipitaciones, vientos, etc.) y acciones antrópicas (imposición de normatividad o aumento de actividades generadoras de MP), siendo más notable esta última (Chawala et al., 2023).

Tabla 11. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable AOD.

Trat.	Ranks				
2017	2105,93	A			
2014	2731,79	B			
2013	2867,60	B			
2012	2869,80	B			
2015	3249,73		C		
2011	3319,09		C		
2016	3334,96		C	D	
2019	3524,57			D	E
2010	3594,90				E
2018	3877,83				F

5.1.3. Análisis temporal mensual

- NDVI: Se analizaron aproximadamente 720 datos por mes, para un total de 8.630 datos en la serie de tiempo desde enero del 2010 a diciembre del 2019. Las medidas de tendencia central indican una distribución normal asimétrica a la derecha en todos los meses; mientras que la D.E. toma valores entre 0,15 a 0,18 revelando una gran variabilidad de los datos, como se ha venido observando en análisis anteriores (Tabla 12).

Tabla 12. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable NDVI agrupada de modo mensual.

MES	Variable	n	Media	D.E.	Min	Máx	Mediana	Asimetría
ABRIL	NDVI	720	0,37	0,16	0,06	0,76	0,34	0,38
AGOSTO	NDVI	720	0,38	0,16	0,08	0,83	0,35	0,46
DICIEMBRE	NDVI	720	0,40	0,16	0,11	0,81	0,37	0,37
ENERO	NDVI	720	0,37	0,15	0,10	0,76	0,35	0,43
FEBRERO	NDVI	710	0,36	0,16	0,09	0,81	0,33	0,54
JULIO	NDVI	720	0,38	0,17	0,06	0,83	0,35	0,45
JUNIO	NDVI	720	0,39	0,18	0,06	0,86	0,37	0,36
MARZO	NDVI	720	0,36	0,16	0,08	0,78	0,33	0,47
MAYO	NDVI	720	0,39	0,17	0,07	0,83	0,37	0,39
NOVIEMBRE	NDVI	720	0,36	0,17	0,03	0,79	0,34	0,43
OCTUBRE	NDVI	720	0,34	0,16	0,04	0,81	0,32	0,45
SEPTIEMBRE	NDVI	720	0,36	0,17	0,07	0,84	0,33	0,49

El valor mínimo registrado es de 0,3 en el mes de noviembre y el máximo de 0,86 en junio; según el análisis de la variable por años, el valor mínimo se asocia al mes de noviembre coincidiendo con un fenómeno del niño importante a nivel económico para el país (Contreras, 2016); sin embargo, el valor máximo se registró para el junio del año 2016, fecha en la cual no es posible asociar el evento con fenómenos de tipo climático que aumente el valor de la variable.

La distribución de la información a lo largo de la serie de tiempo, visible mediante un bloxplot permite apreciar un dato extremo, encima del valor máximo, registrado en el mes de febrero (Figura 14). Aunque las condiciones climáticas del área de estudio para este mes entre los años 2015 y 2016 (según resultados de la variable anual) no fueron favorables para indicar un alza en los registros de NDVI, se identifica un máximo asociado a gran actividad fotosintética en algunos de los puntos seleccionados donde se extrajo la información.

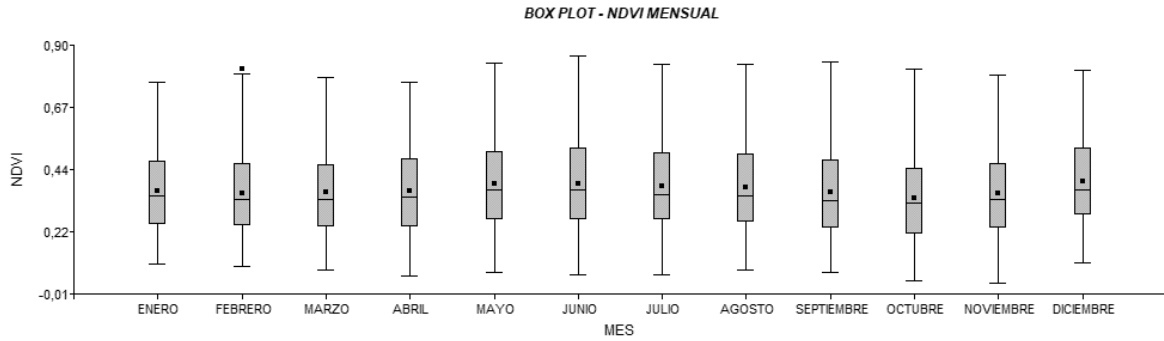


Figura 14: Box plot para variable NDVI mensual.

Para este análisis mensual también se ejecutó la prueba de KW con comparación múltiple para la variable NDVI utilizando como grupos los meses de la serie de tiempo. Los datos agrupados en seis grupos los cuales tienen diferencias significativas entre ellos. De acuerdo con lo anterior, los meses de marzo, octubre y diciembre son los únicos que no tienen similitudes con los demás meses de la serie; por lo tanto, los 9 meses restantes comparten similitudes con al menos dos grupos (Tabla 13).

Tabla 13. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable NDVI mensual.

Trat.	Ranks
OCTUBRE	3864,82 A
NOVIEMBRE	4089,52 A B
FEBRERO	4105,43 A B
MARZO	4144,54 B
SEPTIEMBRE	4165,88 B C
ABRIL	4266,15 B C D
ENERO	4277,35 B C D
AGOSTO	4419,43 C D E
JULIO	4473,07 D E
JUNIO	4590,80 E F
MAYO	4624,47 E F
DICIEMBRE	4761,63 F

- EVI: Un total de 8.630 datos en la serie de tiempo desde enero del 2010 a diciembre del 2019 fueron analizados. Las medidas de tendencia central indican una distribución normal positivamente sesgada, lo que sugiere que la cola de la distribución se extiende hacia la derecha,

de modo que los valores más altos se encuentran mayormente dispersos, esto corroborado cuando la D.E. toma valores entre 0,09 (enero y febrero) y 0,11 (mayo, junio, julio, agosto y septiembre) detallando variabilidad de los datos (Tabla 14).

Tabla 14. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable EVI agrupada de modo mensual.

MES	Variable	n	Media	D.E.	Min	Máx	Mediana	Asimetría
ABRIL	EVI	720	0,22	0,10	0,04	0,59	0,20	0,77
AGOSTO	EVI	720	0,23	0,11	0,03	0,62	0,21	0,64
DICIEMBRE	EVI	720	0,22	0,10	0,03	0,57	0,20	0,57
ENERO	EVI	720	0,21	0,09	0,05	0,53	0,20	0,64
FEBRERO	EVI	710	0,20	0,09	0,02	0,56	0,18	0,57
JULIO	EVI	720	0,23	0,11	0,03	0,62	0,21	0,72
JUNIO	EVI	720	0,23	0,11	0,03	0,66	0,21	0,66
MARZO	EVI	720	0,20	0,10	0,02	0,62	0,19	0,79
MAYO	EVI	720	0,23	0,11	0,03	0,65	0,21	0,80
NOVIEMBRE	EVI	720	0,20	0,10	0,04	0,59	0,19	0,80
OCTUBRE	EVI	720	0,21	0,10	0,04	0,57	0,20	0,70
SEPTIEMBRE	EVI	720	0,23	0,11	0,03	0,57	0,21	0,54

El valor más bajo mínimo registrado es de 0,02 en febrero y marzo, meses en los cuales se consideran bajas precipitaciones y aumento de las horas del brillo solar en la ciudad; mientras que, el valor máximo de 0,66 que se presenta en junio y se asocia a un mes lluvioso (IDEAM, 2004)

Representación de cajas y bigotes para la variable EVI con datos agrupados mensualmente, indica la distribución de los datos desde el año 2010 al 2019, donde se puede visualizar que todos los meses poseen datos por encima del valor máximo, como fue posible observar en el análisis de la variable anual, los valores máximos son considerados como pixeles con presencia de vegetación en comparación con los demás pixeles utilizados para el estudio.

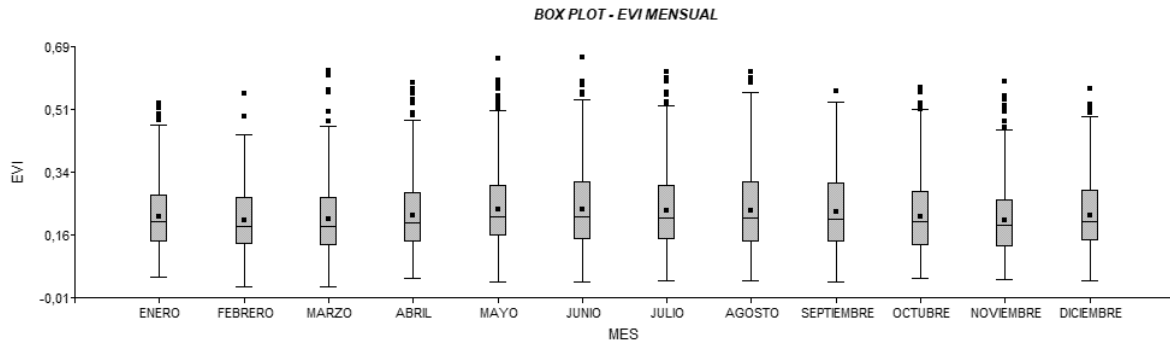


Figura 15: Box plot para variable EVI mensual.

Los resultados para la prueba de KW con comparación múltiple para la variable EVI determina seis grupos los cuales poseen diferencias significativas entre ellos. Los meses de febrero y junio se caracterizan por ser el momento de transición entre temporadas lluviosas -secas y los meses de mayo y noviembre son aquellos donde las precipitaciones son mayores, debido a esto los datos asociados a estas temporalidades no tiene similitudes estadísticas con otros grupos de la serie; mientras que meses restantes comparten similitudes con más de un grupo y en algunos casos hasta tres grupos como son los meses de septiembre, octubre y diciembre.

Tabla 15. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable EVI mensual.

Trat.	Ranks
NOVIEMBRE	3949,61 A
FEBRERO	3977,93 A
MARZO	4005,52 A B
OCTUBRE	4167,76 A B C
ENERO	4254,93 B C D
ABRIL	4260,72 B C D
DICIEMBRE	4344,65 C D E
SEPTIEMBRE	4489,05 D E F
AGOSTO	4528,36 E F
JULIO	4543,30 E F
JUNIO	4605,09 F
MAYO	4654,39 F

- AOD: se analizaron 6.147 datos en la serie de tiempo desde enero del 2010 a diciembre del 2019. El mes con la menor cantidad de datos fue abril; mientras que el mes con la mayor cantidad de datos disponibles fue enero, esto asociado a la cantidad de nubosidad presente en el área de

estudio en estos meses. Las medidas de tendencia central ilustran una distribución normal en algunos meses del año como lo son agosto, diciembre, enero, julio, mayo y octubre, esto determinado cuando el valor de las medidas de tendencia es igual; mientras tanto la D.E. indica alta variabilidad de los datos en los meses de febrero, marzo, abril, mayo y noviembre, pues los valores oscilan entre 0,1 y 0,9. Por otro lado hay meses cuya variabilidad es baja, como enero y diciembre, ya que los valores de D.E. son cercanos a 0 (Tabla 16). La variabilidad de los datos para AOD depende de factores climáticos y antrópicos; según la caracterización climática de Bogotá (IDEAM, 2004), los meses que presentaron muy baja variabilidad de los datos (enero 0,04 y diciembre 0,05) son aquellos que presenta características de meses secos, con baja o nula presencia de nubes, altos valores de brillo solar, además de una alta movilidad y emisiones de MP a la atmosfera debido a la supresión de normatividades restrictivas como el pico y placa; mientras que, los meses con mayor variabilidad (febrero y marzo con 0,1) indican un atmosfera más dinámica en términos de precipitación y nubosidad, además de la imposición de medidas restrictivas que controlan las emisiones de MP.

Tabla 16. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable AOD agrupada de modo mensual.

MES	Variable	n	Media	D.E.	Min	Máx	Mediana	Asimetría
ABRIL	AOD	307	0,22	0,09	0,06	0,42	0,23	0,09
AGOSTO	AOD	544	0,18	0,08	0,01	0,39	0,18	0,21
DICIEMBRE	AOD	642	0,16	0,05	0,02	0,36	0,16	0,42
ENERO	AOD	720	0,15	0,04	0,04	0,27	0,15	0,39
FEBRERO	AOD	628	0,18	0,10	0,03	1,58	0,17	8,49
JULIO	AOD	411	0,20	0,08	3,0E-03	0,41	0,20	0,06
JUNIO	AOD	415	0,15	0,08	3,0E-03	0,40	0,14	0,69
MARZO	AOD	495	0,21	0,10	0,01	0,42	0,22	-0,10
MAYO	AOD	395	0,21	0,09	0,01	0,42	0,21	0,09
NOVIEMBRE	AOD	464	0,23	0,09	0,01	0,41	0,24	-0,24
OCTUBRE	AOD	586	0,18	0,08	0,01	0,41	0,18	0,07
SEPTIEMBRE	AOD	540	0,17	0,07	0,02	0,40	0,16	0,40

El valor mínimo registrado es de 0,003 en los meses de junio y julio (año 2017) si bien este dato no es posible asociarlo a un evento significativo en ese periodo de tiempo específico, hay que tener en cuenta que los valores de AOD para este trabajo fueron calculados a partir de los datos

existentes y disponibles para lo cual se promediaron. El valor máximo que toma la variable es de 1,58 en el mes de febrero asociado con el fenómeno de incendio que se originó en los cerros orientales en ese mismo mes, pero en el año 2016 (Consejo Local de Gestión del Riesgo y Cambio Climático, 2019).

La representación de box plot para la variable AOD con datos agrupados mensualmente, indica la distribución de la información desde el año 2010 al 2019, donde es posible apreciar dos datos atípicos, encima del valor máximo, registrados en los meses de enero, febrero, junio y diciembre, temporada que se caracteriza por aumento en el parte automotor. En cuanto al dato atípico del mes de febrero se visualiza más fácilmente (Figura 16).

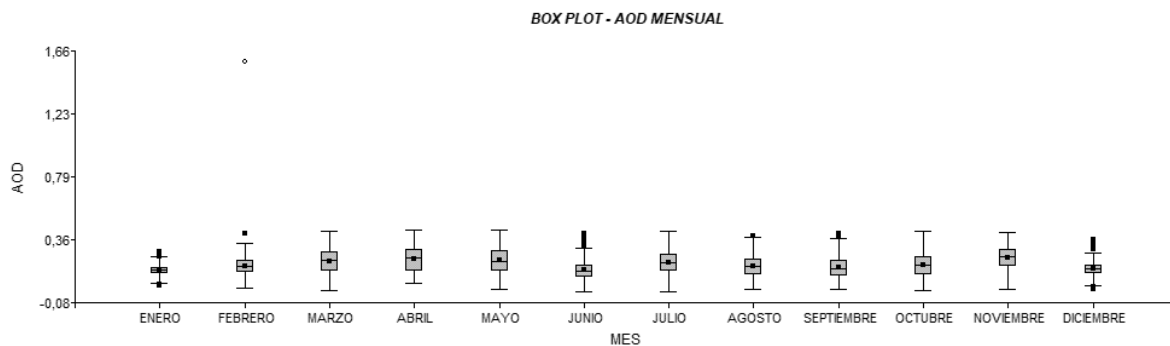


Figura 16: Box plot para variable AOD mensual.

Mediante la prueba de KW fue posible determinar siete grupos los cuales tienen diferencias significativas entre ellos. El mes de noviembre, es el único que no tiene similitudes con los demás meses del año; mientras que los demás meses comparten al menos uno con el cual poseen similitudes. Los datos de AOD a lo largo de un tiempo determinado han demostrado poseer una distribución normal gaussiana, esto determinado mediante el histograma de frecuencias (Jiménez et al., 2020).

Tabla 17. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable AOD mensual.

Trat.	Ranks
ENERO	2274,88 A
JUNIO	2328,28 A B
DICIEMBRE	2538,58 B C
SEPTIEMBRE	2731,35 C
FEBRERO	2976,82 D
AGOSTO	3016,00 D
OCTUBRE	3116,97 D
JULIO	3508,09 E
MARZO	3664,12 E F
MAYO	3719,74 E F
ABRIL	3827,88 F
NOVIEMBRE	4203,26 G

5.1.4. Análisis por grupos

- NDVI: De acuerdo con el muestreo estadístico establecido en los métodos, la información se organizó en ocho grupos, en donde G6 posee la menor cantidad de datos con un valor de 1.077 y G3 – G5 poseen la mayor cantidad de datos: 1080. Se analizó un total de 8630 datos en la serie de tiempo desde enero del 2010 a diciembre del 2019. Los resultados de las medidas de tendencia central como media y mediana, se visualizan en la Tabla 18, de acuerdo con esta, los datos poseen una distribución normal asimétrica a la derecha. La D.E. posee valores encima de 0,1 lo que significa gran variabilidad de los datos. En cuanto a la asimetría, el primer grupo se caracteriza por tener una asimetría negativa, debido a que posee mayor cantidad de datos distribuidos a lo largo de la región de los valores extremos.

Tabla 18. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable NDVI ordenada por grupos.

GRUPO	Variable	n	Media	D.E.	Mín	Máx	Mediana	Asimetría
G1	NDVI	1079	0,42	0,13	0,08	0,74	0,43	-0,10
G2	NDVI	1078	0,29	0,13	0,03	0,81	0,27	0,75
G3	NDVI	1080	0,31	0,15	0,04	0,75	0,29	0,48
G4	NDVI	1078	0,35	0,21	0,04	0,84	0,28	0,61
G5	NDVI	1080	0,40	0,19	0,06	0,85	0,36	0,30
G6	NDVI	1077	0,32	0,11	0,03	0,71	0,32	0,40
G7	NDVI	1079	0,41	0,12	0,14	0,83	0,39	0,48
G8	NDVI	1079	0,47	0,16	0,16	0,86	0,46	0,16

El valor mínimo registrado es de 0,03 y se encuentra en los grupos G2 (Tunjuelito) y G6 (Puente Aranda), tomando como referencias los análisis anteriores, estos datos se registraron en el mes de noviembre del año 2015. Por otro lado, el dato más alto máximo es de 0,86 perteneciente al G8 (Usaquén) registrado en el mes de junio del año 2016. Es importante considerar que los valores de NDVI están influenciados por una serie de factores naturales (precipitación, nubosidad, velocidad y dirección del viento, topografía) y antrópicos (construcciones, plantaciones) que pueden interferir en el dato final de esta variable (Y. Hu et al., 2008).

Es posible apreciar datos atípicos ubicados después del valor máximo en los grupos G2 (Tunjuelito) y G7 (Calle 80), asociado a vegetación vigorosa o saludable en algún momento de la serie de tiempo, ya que refleja altos valores en la banda del infrarrojo cercano. No obstante, el G6 (Puente Aranda) indica valores tanto por encima del máximo, como por debajo del mínimo, lo que sugiere que, en algún momento de la serie de tiempo, las coberturas presentaron cambios de tipo antropogénico (disminución de zonas verdes) por sus bajos valores.

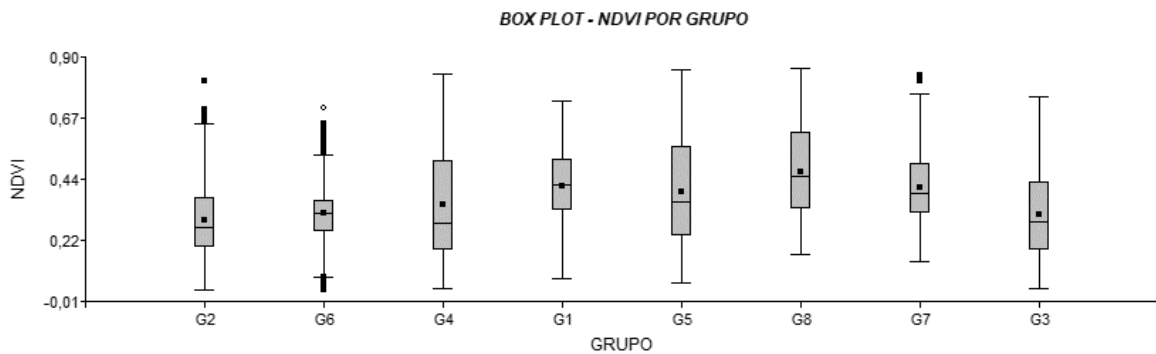


Figura 17: Box plot para variable NDVI grupal.

Mediante la prueba de KW fue posible establecer seis grupos, los cuales tienen diferencias significativas entre ellos. Los grupos G3 (Bosa) y G6 (Puente Aranda) presentan similitudes, dentro de la red de monitoreo de calidad del aire, allí se encuentran las estaciones Kennedy y

Puente Aranda, respectivamente, según los informes de calidad de aire para la ciudad de Bogotá, estas estaciones se encuentran catalogadas como zonas de alta concentración de MP (Tabla 19) (Secretaria de ambiente, 2019).

Tabla 19. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable NDVI ordenada por grupos.

Trat.	Ranks				
G2	3107,80	A			
G3	3392,87	B			
G6	3563,32	B			
G4	3790,11		C		
G5	4589,10			D	
G7	5072,83				E
G1	5243,99				E
G8	5761,58				F

- EVI: el análisis estadístico de esta variable segmentada en grupos, se constituyó de un total de 8.630 distribuidos en ocho grupos que constituyen la serie de tiempo desde enero del 2010 a diciembre del 2019. Los resultados de las medidas de tendencia central indican normalidad de los datos; sin embargo, muestran asimetría a la derecha en todos los grupos; complementariamente, los valores de la D.E. se encuentran entre 0,07 para el grupo G6 a 0,11 en el grupo G3, revelando que los datos pueden encontrar desde mediamente variables a muy variables. Esto indicando que cada grupo de muestreo posee tanto valores altos como bajo de EVI.

Tabla 20. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable EVI ordenada por grupos.

GRUPO	Variable	n	Media	D.E.	Mín	Máx	Mediana	Asimetría
G1	EVI	1079	0,26	0,09	0,06	0,51	0,26	0,02
G2	EVI	1078	0,18	0,09	0,03	0,49	0,15	1,09
G3	EVI	1080	0,21	0,11	0,04	0,54	0,18	0,61
G4	EVI	1078	0,17	0,09	0,02	0,45	0,15	0,68
G5	EVI	1080	0,26	0,14	0,05	0,66	0,23	0,52
G6	EVI	1077	0,18	0,07	0,05	0,49	0,18	0,84
G7	EVI	1079	0,25	0,09	0,06	0,59	0,23	0,76
G8	EVI	1079	0,25	0,09	0,09	0,61	0,23	0,67

El valor más bajo mínimo registrado es de 0,02 se encuentra en el grupo G4 (Santa fe) y es registrado en los meses de febrero y marzo del año 2012; no obstante, el valor más alto máximo es

de 0,66 en el grupo G5 (Candelaria – Centro) registrado en el mes de junio del 2014. Es de notar que los valores mínimos y máximos no coinciden en su ubicación temporal con los de la variable NDVI, esto debido a existe una mejor correlación entre esta última variable y la cubierta vegetal, además de que es más útil al momento de predecir la cobertura en comparación con el EVI (Tabla 20) (Li et al., 2010).

El box plot para la variable EVI con datos grupales, muestra la distribución de la información de la serie de tiempo, donde se aprecia datos extremos, encima del valor máximo, registrados en los grupos G2, G6, G4, G8 y G7. Sugiriendo cambios positivos en la respuesta espectral de la vegetación en algún momento de la serie de tiempo. Datos extremos en los mismos grupos de la variable NDVI (Figura 18).

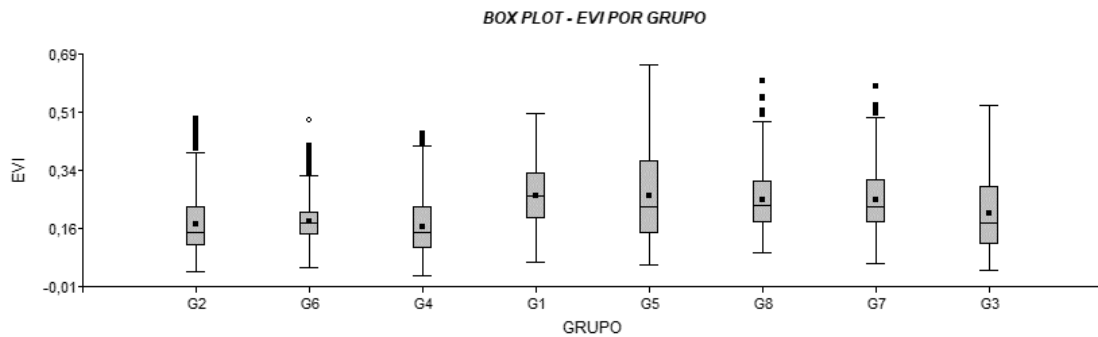


Figura 18: Box plot para variable EVI grupal.

La prueba de KW con comparación múltiple para la variable EVI organizada en ocho grupos determinó seis grupos los cuales tienen diferencias significativas entre ellos. Para los grupos G2 y G4 – G7 y G8 se encontraron similitudes estadísticas, en estos grupos es posible hallar áreas verdes importantes para la ciudad, G4 y G8 comparten puntos de muestreo con grandes extensiones boscosas en los cerros orientales, G7 posee un cuerpo de agua y vegetación acuática y G2 se

encuentra mayoritariamente en una zona donde hay procesos dinámicos de sucesiones vegetales; por su parte, los demás grupos poseen disimilitudes (Tabla 21).

Tabla 21. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable EVI ordenada por grupos.

Trat.	Ranks				
G4	3056,95	A			
G2	3203,43	A			
G6	3552,68	B			
G3	3945,64		C		
G5	4928,92			D	
G8	5150,66				E
G7	5168,47				E
G1	5513,41				F

- AOD: para el análisis estadístico de esta variable se analizó un total de 5.442 datos distribuidos en los ocho grupos de muestreo. El grupo con la mayor cantidad de datos disponible fue el G3 y la menor cantidad de datos se hallaron para el grupo G4. Esta información pertenece a la totalidad de la serie de tiempo desde enero del 2010 a diciembre del 2019. Posee una distribución normal asimétrica a la derecha, debido a la relación existente entre las medidas de tendencia central; a su vez, la D.E. arroja valores por debajo de 0,1 indicando una variabilidad poco extrema de los datos, a excepción del G4 el cual tiene gran variabilidad entre los datos, expresado por el fenómeno de incendio que perturbó los datos.

Tabla 22. Medidas de tendencia central y dispersión para la variable AOD ordenada por grupos.

GRUPO	Variable	n	Media	D.E.	Mín	Máx	Mediana	Asimetría
G1	AOD	767	0,18	0,08	0,02	0,42	0,17	0,44
G2	AOD	775	0,18	0,08	3,0E-03	0,41	0,18	0,30
G3	AOD	874	0,20	0,07	0,01	0,42	0,19	0,40
G4	AOD	683	0,17	0,11	0,01	1,58	0,15	5,98
G5	AOD	785	0,20	0,08	0,01	0,42	0,20	0,26
G6	AOD	705	0,16	0,08	0,01	0,42	0,15	0,61
G7	AOD	788	0,18	0,08	0,01	0,41	0,17	0,43
G8	AOD	770	0,18	0,08	0,01	0,42	0,17	0,60

El valor más bajo mínimo registrado es de 0,003 y pertenece al G2 ubicado espacialmente en la zona de Tunjuelito, adicionalmente está información concierne a los meses de junio y julio

del año 2017, periodo en el cual no fue posible asociar fenómenos naturales o antrópicos complejos que explicara este mínimo; En contraste, el valor más alto máximo fue de 1,58 perteneciente a G4 localizado en la zona de Santa fe y corresponde al mes de febrero del año 2016, información que encaja con el fenómeno de incendio que se presentó en los cerros orientales de la ciudad, considerado como uno de los más grandes que ha afectado la ciudad (Consejo Local de Gestión del Riesgo y Cambio Climático, 2019; IDIGER, 2017). La emisión de grandes cantidades de dióxido de carbono afectó los datos registrados por el sensor asociado a la variable AOD (Tabla 22).

El gráfico de box plot para la variable AOD con los datos segmentados en grupos, nos permite visualizar la información de la serie de tiempo, donde se parecía el dato atípico registrado en febrero del 2016 para la zona de Santa fe, en el grupo G4 (Figura 19).

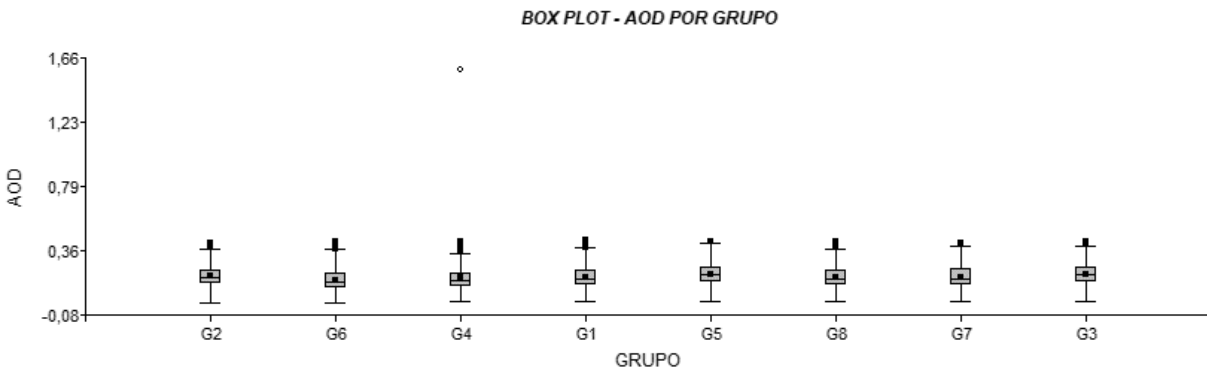


Figura 19: Box plot para variable AOD grupal.

Los resultados de la prueba de KW con comparación múltiple para la variable AOD utilizando como grupos los años de la serie de tiempo, se puede apreciar en la Tabla 23, se determinó cuatro tres grupos los cuales tienen diferencias significativas entre ellos. El grupo A indica que G6 y G4 son similares entre ellos, pues se ubican en el centro de la ciudad, ambos poseen dentro de sus

puntos de muestreo zonas verdes importantes como el parque metropolitano Simón Bolívar (G6) y parte de los cerros orientales para G4, pero poseen disimilitud con los demás; G1 y G2, son grupos que se ubican geográficamente al sur de la ciudad y G7 y G8 se encuentran al norte de la ciudad y estos 4 son similares entre ellos, debido a que allí se encuentran zonas verdes importantes, finalmente G5 y G3 poseen similitudes estadísticas ya que son los grupos que se ubican al extremo occidente de la capital (Figura 19).

Tabla 23. Resultados de la prueba no paramétrica KW para variable AOD ordenada por grupos.

Trat.	Ranks	
G6	2566,31	A
G4	2715,10	A
G1	2998,53	B
G8	3005,38	B
G7	3023,30	B
G2	3131,03	B
G5	3488,61	C
G3	3513,42	C

5.2. Análisis de correlación

5.2.1. Correlación por variable

- NDVI: inicialmente se verifico mediante la prueba de correlación de Pearson, el coeficiente arroja un valor bastante cercano a cero, expresando que no existe relación entre las variables AOD y NDVI (Tabla 24. Coeficiente de correlación entre NDVI y AOD. Tabla 24).

Tabla 24. Coeficiente de correlación entre NDVI y AOD.

	AOD	NDVI
AOD	1,00	0,47
NDVI	0,01	1,00

- EVI: aunque no se encuentra una correlación dominante entre la variable AOD y NDVI, se verificó mediante la misma prueba, la existencia de un valor más cercano a 1 o -1; pero se obtiene, un valor, aunque más alto que el anterior, sigue siendo insignificante en términos estadísticos para comprobar una correlación de estas variables (Tabla 25).

Tabla 25. Coeficiente de correlación entre EVI y AOD.

	AOD	EVI
AOD	1,00	2,7E-04
EVI	0,05	1,00

La variable AOD se encuentra correlacionada con actividades de origen antrópico, como quemas y origen natural como fenómenos climáticos asociados con disminuciones de temperatura, la cual a su vez se correlaciona con los distintos índices de vegetación al disminuir tanto la cantidad de área foliar como de los procesos metabólicos de las plantas (Somvanshi & Kumari, 2020).

5.2.2. Correlación por año

- NDVI: se siguió elaborando la prueba de Pearson, con la finalidad de hallar algún tipo de correlación. Para este caso se clasificó los datos por año (desde el 2010 hasta 2019) época que compone la serie de tiempo. Así, los coeficientes arrojados para cada año, siguen siendo insignificantes e indican que no existe correlación entre las dos variables (Tabla 26).

Tabla 26. Coeficientes de correlación entre NDVI y AOD, anual.

Año	n	Pearson	p-valor
2010	316	0,04	0,5333
2011	595	0,00	0,9374
2012	597	0,05	0,2521
2013	760	0,02	0,6059
2014	648	0,00	0,96
2015	493	0,1	0,023
2016	589	-0,05	0,233
2017	864	0,09	0,0112
2018	605	-0,01	0,8289
2019	670	-0,04	0,2648

- EVI: los coeficientes hallados para el análisis de correlación entre las variables de AOD y EVI siguen señalando correlaciones bajas para el caso del año 2010 y 2017 e

insignificantes, en la mayoría de los resultados, para los datos clasificados anualmente (Tabla 27).

Tabla 27. Coeficientes de correlación entre EVI y AOD, anual.

Año	n	Pearson	p-valor
2010	316	0,18	0,0013
2011	595	0,07	0,0811
2012	597	0,08	0,0651
2013	760	0,04	0,3
2014	648	0,02	0,65
2015	493	0,1	0,0264
2016	589	-0,03	0,4349
2017	864	0,15	<0,0001
2018	605	0,03	0,4482
2019	670	0,03	0,4519

5.2.3. Correlación por meses

- NDVI: para ejecutar el análisis de correlación en esta sección, se procedió a segregar los datos por meses. Se obtienen coeficientes de Pearson tanto positivos como negativos, pero en ambos casos igualmente insuficientes para demostrar, desde la estadística, una asociación definitiva entre las dos variables. Sin embargo, se observa que para los meses de abril, julio y octubre este coeficiente es de $\pm 0,1$ lo que indica una correlación bastante débil. Para el caso de los meses abril y octubre la correlación es positiva, indicando que un aumento en los valores de AOD puede incidir en la respuesta espectral de la vegetación; sin embargo, otro tipo de variable puede incidir en la relación que se está obteniendo dado que los meses analizados también corresponden a periodos con altas precipitaciones y altas nubosidades. Por su parte, el mes de julio arrojó correlación negativa, lo cual es posiblemente un resultado más veraz entorno a la relación de las dos variables, ya que, al aumentar valores de AOD, la vigorosidad de la vegetación puede verse afectada (Tabla 28).

Tabla 28. Coeficientes de correlación entre NDVI y AOD, mensual.

Mes	n	Pearson	p-valor
Enero	720	0,02	0,5602
Febrero	618	0,00	0,949
Marzo	495	-0,07	0,0981
Abril	307	0,1	0,0951
Mayo	395	0,03	0,53
Junio	415	0,00	0,9784
Julio	411	-0,11	0,0246
Agosto	544	0,07	0,1151
Septiembre	540	0,02	0,5818
Octubre	586	0,11	0,0063
Noviembre	464	0,02	0,6712
Diciembre	642	-0,07	0,0891

- EVI: a diferencia de los resultados anteriores, los valores de las correlaciones de Pearson para esta variable son débiles para los meses de enero, abril y diciembre, positivas en los tres casos e indicando que la vigorosidad de la vegetación podría verse beneficiada al aumento de los aerosoles presentes en la atmosfera; sin embargo, no es posible afirmar la existencia de asociación entre las variables (Tabla 29).

Tabla 29. Coeficientes de correlación entre EVI y AOD, mensual.

Mes	n	Pearson	p-valor
Enero	720	0,11	0,0027
Febrero	618	0,02	0,7034
Marzo	495	0,00	0,9512
Abril	307	0,11	0,0566
Mayo	395	0,03	0,50
Junio	415	0,05	0,2691
Julio	411	-0,07	0,1358
Agosto	544	0,06	0,161
Septiembre	540	0,06	0,185
Octubre	586	0,08	0,0434
Noviembre	464	0,07	0,1622
Diciembre	642	0,1	0,0147

Las precisiones de recuperación de AOD por medio de MODIS haciendo uso del algoritmo MAIAC se ven afectadas por el clima lluvioso y masas nubosas que se distribuyen a lo largo de la línea ecuatorial. Mientras que, en Oceanía, este del América del norte y Europa, las recuperaciones de AOD poseen un R superior a 0,8 (Qin et al., 2021)

5.2.4. Correlación por grupos

- NDVI: continuando con la segregación de los datos, se distribuyen ahora por grupos. Los coeficientes siguen demostrando que no hay dependencia entre las dos variables. Aunque se tiende a mostrar valores negativos, característicos de correlaciones negativas en los grupos ubicados geográficamente donde hay extensiones importantes de vegetación; como es el caso del G8 (Usaquén) que toma datos de los cerros orientales de la ciudad. Pero el valor sigue siendo bastante bajo como para corroborar algún tipo de asociación importante entre las variables (Tabla 30).

Tabla 30. Coeficientes de correlación entre NDVI y AOD, por grupos.

Mes	n	Pearson	p-valor
G1	766	-0,06	0,1099
G2	773	0,06	0,0835
G3	874	0,07	0,0304
G4	681	-0,06	0,1117
G5	785	0,09	0,01
G6	702	0,11	0,0044
G7	787	0,02	0,6092
G8	769	-0,06	0,1022

- EVI: los valores de las correlaciones de Pearson, para esta variable se obtienen con magnitudes negativas en los mismos grupos que la tabla anterior (G1, G4 y G8) indicando

relación entre EVI y AOD con correlaciones bastantes débiles, posiblemente asociado a las importantes áreas verdes que poseen estos grupos (Tabla 31).

Tabla 31. Coeficientes de correlación entre EVI y AOD, por grupos.

Mes	n	Pearson	p-valor
G1	766	-0,08	0,0201
G2	773	0,05	0,1691
G3	874	0,07	0,0398
G4	681	-0,02	0,624
G5	785	0,10	0,01
G6	702	0,09	0,0201
G7	787	0,04	0,2964
G8	769	-0,01	0,8044

5.2.5. Correlación por presencia de vegetación

- NDVI: los datos se agruparon según la proporción de vegetación que abarca el tamaño del pixel que se utilizó como insumo al momento de hacer la selección de los puntos de muestreo:
 - Alta: área ocupada por la vegetación mayor al 67%
 - Media: área ocupada por la vegetación entre el 33% y 66%
 - Baja: área ocupada por la vegetación menor al 33%

De acuerdo con esta clasificación, se obtiene para la categoría alta un total de 17 puntos de muestreo, media con 24 puntos y baja con 31 puntos. Así la agrupación, los valores de correlación indican nula correlación entre las variables (Tabla 32). Es importante mencionar que diversos estudios han demostrado que existe correlación entre el deterioro en la salud de los individuos vegetales y una ciudad con altas concentraciones de material particulado (Kwon et al., 2002; Ostro et al., 1999; Ramírez Sánchez, 2020).

Tabla 32. Coeficientes de correlación entre NDVI y AOD, por presencia de vegetación.

Vegetación	n	Pearson	p-valor
Alta	1443	0,00	0,9077
Media	2097	0,06	0,0057
Baja	2597	0,01	0,5308

Las áreas que poseen grandes cantidades de vegetación principalmente arbórea, son aquellas que se encuentran débilmente pobladas, por lo tanto, las actividades de tipo antropogénicas emiten bajas cantidades de material particulado y los individuos vegetales se encargan de interceptar los fragmentos finos en su follaje. Allí es posible encontrar una correlación de magnitud negativa entre el AOD y NDVI; sin embargo, la composición y características de los bosques urbanos influye en el manejo de los elementos presentes en la atmosfera (Chawala et al., 2023; Diener & Mudu, 2021).

- EVI: partiendo de la misma segregación de datos, los valores de Pearson, para este caso indican una leve correlación entre los datos ubicados en las zonas con áreas considerables de vegetación y los datos de profundidad óptica del aerosol; sin embargo, los valores son demasiados bajos para declarar una dependencia (Tabla 33).

Tabla 33. Coeficientes de correlación entre EVI y AOD, por presencia de vegetación.

Vegetación	n	Pearson	p-valor
Alta	1443	0,14	<0,0001
Media	2097	0,08	0,0002
Baja	2597	0,01	0,5273

El tipo de cobertura vegetal es influyente en el momento de determinar la cantidad de material particulado que allí se deposita; por ejemplo, se ha determinado que los bosques de coníferas son capaces de retener mayor cantidad de MP que bosques de hoja ancha; así mismo, los humedales y cuerpos de agua también son capaces de cumplir con esta función ecosistémica (Han et al., 2020)

5.3. Análisis de tendencia

Para el análisis de tendencia se organizó la variable AOD como dependiente y los índices de vegetación como regresoras, esto con la finalidad de observar el comportamiento del material particulado presente en la atmosfera en función de los puntos ubicados en toda la ciudad de Bogotá.

Los datos de AOD en función del NDVI, según se puede observar la distribución de los datos que mide la cantidad de material particulado en la atmósfera, se mantiene en un rango casi constante independiente del valor de NDVI. Es importante mencionar que los grupos de muestreo están distribuidos por la ciudad, permitiendo inferir que la cantidad de AOD medido por el satélite se comporta de manera constante por el área urbana de la ciudad de Bogotá (Figura 20).

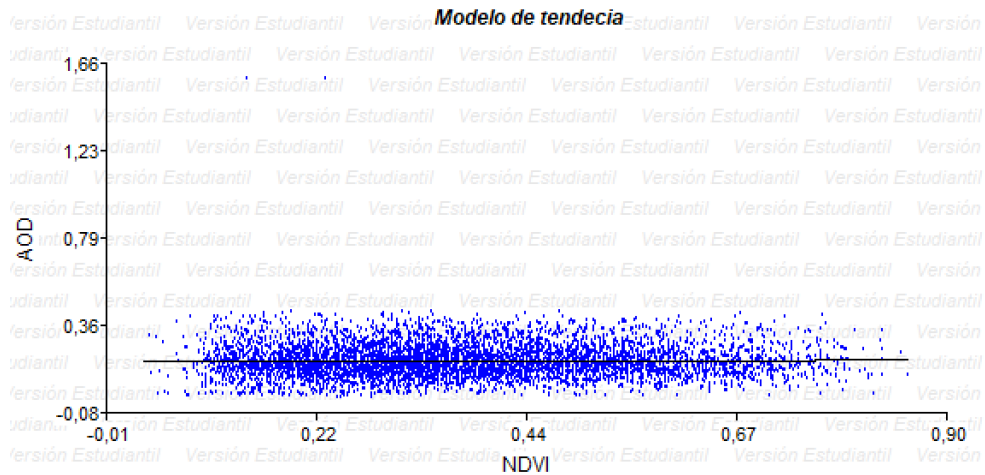


Figura 20. Modelo de tendencia AOD en función del NDVI.

Si bien, una gran cantidad de datos se agrupan en los valores más cercanos a cero en el eje donde se ubican las variables de índice de vegetación, este valor supera por muy poco el umbral de 0.36, lo que quiere decir que en la ciudad de Bogotá el valor superior alcanzado en casi todos los puntos de muestreo es de 0.36, lo que sugiere una calidad del aire moderada pero constante a

lo largo del área de estudio (Figura 21). La tendencia entre EVI y AOD, la cual se comporta igual que la figura anterior.

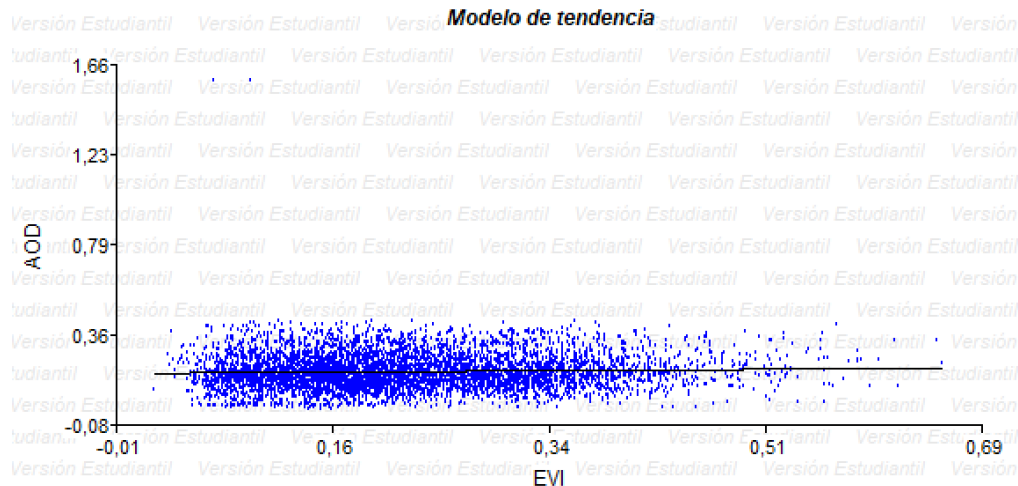


Figura 21. Modelo de tendencia AOD en función del EVI.

Las partículas presentes en la atmosfera y que constituyen los aerosoles no solamente se distribuyen a lo largo de un sitio determinado; si no que también poseen una distribución vertical (columna atmosférica) distanciándose considerablemente de la fuente emisora. Adicionalmente la concentración y distribución de este material particulado es afectado por factores climáticos estacionales, incendios forestales y hasta la forma del terreno, impactando en las propiedades ópticas de los aerosoles (Z. Hu et al., 2019; Kumar et al., 2014; Pan et al., 2022). El descuidar la distribución vertical de los aerosoles puede ocasionar un error del 30% en los datos recuperados, dado que es posible hallar elementos que constituyen partículas marinas y desérticas entre los 1000 y 6000 metros de altura de esta columna (Rogozovsky et al., 2021).

El producto obtenido de AOD (MCD19A2) es un ráster de alta precisión, pero con datos faltantes o pixeles vacíos sin información, dificultando obtener la cantidad de datos suficientes para un correcto análisis. Existen diversos métodos que han sido usados en estudios anteriores para

completar los espacios vacíos (regresiones de tipo lineal o el de fusión híbrida) y así entrenar un modelo bastante eficaz capaz disminuir el sesgo entre valores de AOD con datos conocidos de NDVI (Liang et al., 2022).

En el año 2017, se determinó que el producto MYD04_3k, el cual también proviene del sensor MODIS y se encarga de recolectar datos de AOD sobreestima los valores en un 77% aproximadamente para la ciudad de Bogotá, ya que el autor observa retención de píxeles brillantes atribuibles a la presencia de una densa bruma o nubes (Valbuena, 2017). Aunque el producto utilizado en el presente estudio utiliza el algoritmo de implementación multiángulo de corrección atmosférica con la finalidad de corregir esta sobreestimación, es importante mencionar la falta de píxeles (sin información) o datos muy por debajo del valor mínimo aceptable (USGS, 2022). Es indispensable tener en cuenta la cantidad de píxeles afectados por nubosidades, debido a que una alta cobertura de nubes causa una sobreestimación significativa en la recuperación de AOD con el algoritmo MAIAC (Rogozovsky et al., 2021)

5.4. Análisis de homogeneidad

Finalmente, para determinar la homogeneidad de los datos o la variabilidad de estos, se utilizó el coeficiente de variación, cuyos resultados se presentan en la Tabla 34 e indican que la desviación estándar de los datos es mayor que la media para la variable AOD en los tres casos. Sin embargo, para el caso donde la presencia de vegetación es superior al 33% (alta y media) la variabilidad es media para NDVI y EVI, sugiriendo que existen diferencias en la vigorosidad y densidad de la vegetación, que es en conclusión lo que mide estos índices.

Tabla 34. Coeficiente de variación para las variables organizadas por presencia de vegetación.

CNT	VEG	Variable	CV
-----	-----	----------	----

Alta	NDVI	25,17
Alta	EVI	31,18
Alta	AOD	44,08
Baja	NDVI	41,46
Baja	EVI	44,96
Baja	AOD	49,50
Media	NDVI	30,52
Media	EVI	36,28
Media	AOD	42,79

El material particulado que se encuentra suspendido en la atmosfera terrestre tiende a depositarse en la vegetación, la mayor cantidad de partículas encontradas a nivel microscópico en distintos individuos vegetales sugieren que hacen parte de lo que se denomina como partículas finas y medias (2,5 y 10 μ), haciendo referencia a minerales, metales pesados y elementos biogénicos (esporas y polen) asociándose a las características morfológicas de las hojas, como área foliar, cantidad de esporas, el poseer o no tricomas (Chen et al., 2022; Sun et al., 2018).

En la literatura es posible identificar la importancia de la vegetación en la función ecosistémica de la calidad del aire en las grandes ciudades, demostrando a nivel estadístico la importancia de los bosques urbanos y con ellos su estructura, composición y heterogeneidad; sin embargo, lo relevante de los estudios que llegan a esta conclusión son los insumos utilizados, ya que las mediciones del MP se hacen a nivel de la vegetación; lo que sugiere que la columna atmosférica medida por los sensores que recuperan el AOD alcanza altitudes bastante importantes lo que hace que las partículas más finas sigan suspendidas y no se dé su descenso hacia los bosques urbanos.

La contaminación ambiental es un desafío que cobra importancia en Bogotá, debido a la alteración que genera en la salud de los habitantes de la ciudad y aquellos que por diversos motivos deben ingresar a la urbe. Desde los órganos de control se han venido tomando medidas para evitar el deterioro de la calidad del aire; sin embargo, pocos o nulos son los estudios encaminados a

buscar estrategias alternas, tal como se aprecia en el plan decenal de descontaminación el cual no se encuentra vigente.

6. Conclusiones

Las variables NDVI, EVI y AOD exhiben una distribución de datos que se ajusta a una distribución normal o gaussiana, lo cual implica que la mayoría de las observaciones se concentran alrededor de la media y la dispersión de los datos se distribuye simétricamente alrededor de la media. Esta distribución normal es respaldada por la aplicabilidad de la prueba de normalidad y la inspección visual de los histogramas. Además, es importante tener en cuenta que las variables están sujetas a la influencia de diversos fenómenos naturales. Por ejemplo, cambios en las condiciones climáticas, como un aumento en las precipitaciones o una mayor presencia de nubosidad, pueden afectar la respuesta espectral de la vegetación y, por lo tanto, modificar los valores de los índices de vegetación. Asimismo, la cantidad de brillo solar puede influir en las actividades metabólicas de la vegetación, lo cual también se refleja en los datos.

Adicionalmente, las actividades humanas tienen un impacto significativo en estas variables. Los cambios en la cobertura del suelo, causados por la deforestación, urbanización u otras intervenciones humanas, pueden alterar los valores de NDVI al modificar la cantidad y la composición de la vegetación presente. Además, la implementación de normativas ambientales que regulan la emisión de contaminantes puede tener un efecto directo en la concentración de material particulado en la atmósfera o fenómenos naturales tales como incendios forestales o arrastre de material particulado a lo largo del globo, afecta los valores de AOD.

Dada la casi nula correlación entre las variables de AOD y los índices de vegetación en la mayoría de los resultados se acepta la hipótesis nula. Esto puede estar influenciado por diversos factores como lo son la falta de información o píxeles sin valor hallados para AOD, sobreestimaciones de AOD provenientes del sensor, una columna atmosférica de material particulado alimentada por aerosoles provenientes de otras ciudades o quizás poca vegetación

capaz de interceptar la contaminación atmosférica. Sin embargo, fue posible apreciar en algunos resultados de Pearson que se puede aceptar la hipótesis alterna, para lo cual se recomienda utilizar sensores con escala de mayor detalle tanto para datos de AOD como de índices de vegetación.

7. Referencias Bibliográficas

- Ahamed, T., Tian, L., Zhang, Y., & Ting, K. C. (2011). A review of remote sensing methods for biomass feedstock production. In *Biomass and Bioenergy* (Vol. 35, Issue 7, pp. 2455–2469). <https://doi.org/10.1016/j.biombioe.2011.02.028>
- Aklesso, M., Kumar, K. R., Bu, L., & Boiyo, R. (2018). Analysis of spatial-temporal heterogeneity in remotely sensed aerosol properties observed during 2005–2015 over three countries along the Gulf of Guinea Coast in Southern West Africa. *Atmospheric Environment*, 182, 313–324. <https://doi.org/10.1016/J.ATMOSENV.2018.03.062>
- Aponte Aponte, C. A. (2017). *Evaluación de la retención de material atmosférico en suspensión por el arbolado de un corredor vial de la localidad de Kennedy (Bogotá D.C.)*.
- Aránguez, E., María Ordóñez, J., Serrano, J., Aragonés, N., Fernández-Patier, R., Gandarillas, A., & Galán, I. (1999). CONTAMINANTES ATMOSFÉRICOS Y SU VIGILANCIA. In *Rev Esp Salud Pública* (Vol. 73).
- Arciniégas Suárez, C. A. (2012). *Diagnóstico y control de material particulado: Partículas suspendidas totales y fracción respirable PM 10*.
- Ba, R., Song, W., Lovallo, M., Zhang, H., & Telesca, L. (2022). Informational analysis of MODIS NDVI and EVI time series of sites affected and unaffected by wildfires. *Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications*, 604, 127911. <https://doi.org/10.1016/J.PHYSA.2022.127911>
- Castaño, S., Reyes, J., & Vela, A. (1996). La Teledeteccion: sus bases. In *Teledeteccion y Sistemas de Informacion Geografica*. (pp. 183–194).
- Castells-Quintana, D., Dienesch, E., & Krause, M. (2021). Air pollution in an urban world: A global view on density, cities and emissions. In *Ecological Economics* (Vol. 189). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.ecolecon.2021.107153>
- Chawala, P., Priyan R, S., & SM, S. N. (2023). Climatology and landscape determinants of AOD, SO₂ and NO₂ over Indo-Gangetic Plain. *Environmental Research*, 220. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2022.115125>
- Chen, S., Yu, H., Teng, X., Dong, M., & Li, W. (2022). Composition and size of retained aerosol particles on urban plants: Insights into related factors and potential impacts. *Science of The Total Environment*, 853, 158656. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.158656>
- Chu, D. A., Kaufman, Y. J., Ichoku, C., Remer, L. A., Tanré, D., & Holben, B. N. (2002). Validation of MODIS aerosol optical depth retrieval over land. *Geophysical Research Letters*, 29(12), MOD2-1-MOD2-4. <https://doi.org/10.1029/2001GL013205>

- Chudnovsky, A., Lyapustin, A., Wang, Y., Tang, C., Schwartz, J., & Koutrakis, P. (2014). High resolution aerosol data from MODIS satellite for urban air quality studies. *Central European Journal of Geosciences*, 6(1), 17–26. <https://doi.org/10.2478/s13533-012-0145-4>
- Chuvieco, E. (1990). Fundamentos de teledetección espacial. In (*Fundamentals of remote sensing from space*).
- Chuvieco, E. (2008). *Teledetección ambiental*.
- DANE. (2021). *División político administrativa*.
<https://geoportal.dane.gov.co/geovisores/territorio/consulta-divipola-division-politico-administrativa-de-colombia>
- de Leeuw, G., Kang, H., Fan, C., Li, Z., Fang, C., & Zhang, Y. (2023). Meteorological and anthropogenic contributions to changes in the Aerosol Optical Depth (AOD) over China during the last decade. *Atmospheric Environment*, 301.
<https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2023.119676>
- Diener, A., & Mudu, P. (2021). How can vegetation protect us from air pollution? A critical review on green spaces' mitigation abilities for air-borne particles from a public health perspective - with implications for urban planning. In *Science of the Total Environment* (Vol. 796). Elsevier B.V. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.148605>
- East, J., Montealegre, J. S., Pachon, J. E., & Garcia-Menendez, F. (2021). Air quality modeling to inform pollution mitigation strategies in a Latin American megacity. *Science of the Total Environment*, 776. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2021.145894>
- Faisal, A. Al, Rahman, M. M., & Haque, S. (2022). Retrieving spatial variation of aerosol level over urban mixed land surfaces using Landsat imageries: Degree of air pollution in Dhaka Metropolitan Area. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 126, 103074.
<https://doi.org/10.1016/J.PCE.2021.103074>
- Fan, R., Ma, Y., Jin, S., Gong, W., Liu, B., Wang, W., Li, H., & Zhang, Y. (2023). Validation, analysis, and comparison of MISR V23 aerosol optical depth products with MODIS and AERONET observations. *Science of The Total Environment*, 856, 159117.
<https://doi.org/10.1016/J.SCITOTENV.2022.159117>
- Garcia Delgadillo, J. M. (2022). Uso de imágenes satelitales MODIS-MAIAC (AOD) como indicadores cualitativos de la concentración de material particulado (PM_{2,5}) en la ciudad de Bogotá. *Cuadernos de Geografía: Revista Colombiana de Geografía*, 31(1), 211–221.
<https://doi.org/10.15446/rcdg.v31n1.87247>
- García-Pardo, K. A., Moreno-Rangel, D., Domínguez-Amarillo, S., & García-Chávez, J. R. (2022). Remote sensing for the assessment of ecosystem services provided by urban

vegetation: A review of the methods applied. *Urban Forestry and Urban Greening*, 74. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2022.127636>

Gilabert, M. A., González-Piqueras, J., & García-Haro, J. (1997). *Acerca de los Indices de Vegetación*.

Han, D., Shen, H., Duan, W., & Chen, L. (2020). A review on particulate matter removal capacity by urban forests at different scales. In *Urban Forestry and Urban Greening* (Vol. 48). Elsevier GmbH. <https://doi.org/10.1016/j.ufug.2019.126565>

Héctor Jorquera González. (2018). *Introducción a la Contaminación Atmosférica* (UC).

Hu, Y., Ban, Y., Zhang, Q., Zhang, X., Liu, J., & Zhuang, D. (2008). Spatial-temporal pattern of GIMMS NDVI and Its dynamics in mongolian plateau. *2008 International Workshop on Earth Observation and Remote Sensing Applications, EORSA*. <https://doi.org/10.1109/EORSA.2008.4620310>

Hu, Z., Huang, J., Zhao, C., Ma, Y., Jin, Q., Qian, Y., Ruby Leung, L., Bi, J., & Ma, J. (2019). Trans-Pacific transport and evolution of aerosols: Spatiotemporal characteristics and source contributions. *Atmospheric Chemistry and Physics*, 19(19), 12709–12730. <https://doi.org/10.5194/acp-19-12709-2019>

Jardín Botánico de Bogotá. (2022). *Sistema de información para la gestión del arbolado urbano*. Sistema de Información Para La Gestión Del Arbolado Urbano. <https://jbb.gov.co/sigau/>

Jiménez, A. M., Torrecilla, R. C., & Arranz, D. M. (2020). Particulate matter concentration in the air: Statistical analysis of spatial relations between surface and MODIS data for two weather types in the Madrid region. *Investigaciones Geográficas*, 73, 189–209. <https://doi.org/10.14198/INGEO2020.MJCTMA>

Kern, A., Marjanović, H., & Barcza, Z. (2020). Spring vegetation green-up dynamics in Central Europe based on 20-year long MODIS NDVI data. *Agricultural and Forest Meteorology*, 287. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2020.107969>

Kumar, K. R., Sivakumar, V., Yin, Y., Reddy, R. R., Kang, N., Diao, Y., Adesina, A. J., & Yu, X. (2014). Long-term (2003-2013) climatological trends and variations in aerosol optical parameters retrieved from MODIS over three stations in South Africa. *Atmospheric Environment*, 95, 400–408. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2014.07.001>

Kwon, H.-J., Cho, S.-H., Chun, Y., Lagarde, F., & Pershagen, G. (2002). Effects of the Asian Dust Events on Daily Mortality in Seoul, Korea. *Environmental Research*, 90(1), 1–5. <https://doi.org/10.1006/enrs.2002.4377>

- Li, Z., Li, X., Wei, D., Xu, X., & Wang, H. (2010). An assessment of correlation on MODIS-NDVI and EVI with natural vegetation coverage in Northern Hebei Province, China. *Procedia Environmental Sciences*, 2, 964–969. <https://doi.org/10.1016/j.proenv.2010.10.108>
- Liang, T., Liang, S., Zou, L., Sun, L., Li, B., Lin, H., He, T., & Tian, F. (2022). Estimation of Aerosol Optical Depth at 30 m Resolution Using Landsat Imagery and Machine Learning. *Remote Sensing*, 14(5). <https://doi.org/10.3390/rs14051053>
- Liu, X., Yu, X., & Zhang, Z. (2015). PM_{2.5} concentration differences between various forest types and its correlation with forest structure. *Atmosphere*, 6(11), 1801–1815. <https://doi.org/10.3390/atmos6111801>
- Luna, M. A. G., Luna, F. A. G., Espinosa, J. F. M., & Cerón, L. C. B. (2018). Spatial and temporal assessment of particulate matter using AOD data from MODIS and surface measurements in the ambient air of Colombia. *Asian Journal of Atmospheric Environment*, 12(2), 165–177. <https://doi.org/10.5572/ajae.2018.12.2.165>
- Lyamani, H. (2002). *Estudio de las propiedades de los aerosoles atmosféricos en Armilla (Granada)*. 2002.
- Lyapustin, A. I., Wang, Y., Laszlo, I., Hilker, T., G.Hall, F., Sellers, P. J., Tucker, C. J., & Korkin, S. V. (2012). Multi-angle implementation of atmospheric correction for MODIS (MAIAC): 3. Atmospheric correction. *Remote Sensing of Environment*, 127, 385–393. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.09.002>
- Lyapustin, A., Wang, Y., & Frey, R. (2008). An automatic cloud mask algorithm based on time series of MODIS measurements. *Journal of Geophysical Research*, 113(D16), D16207. <https://doi.org/10.1029/2007JD009641>
- María, A., & Valbuena, L. (2017). *Evaluación de la variabilidad espaciotemporal de la profundidad óptica de aerosoles en la zona carbonífera del Cesar a partir de observaciones satelitales*.
- Martínez Ataz, E., & Díaz de Mera Morales, Y. (2004). *Contaminación atmosférica (De la Universidad)*.
- Millano, N., & Paredes, J. (2016). Variabilidad de la Vegetación con el Índice de Diferencia Normalizada (NDVI) en Latinoamérica. In *Novum Scientiarum* (Vol. 2, Issue 4).
- Ministerio de Ganadería Agricultura y Pesca. (2010). *Sistema nacional de información agropecuaria*. <http://www.snia.gub.uy/>
- Moreira, A., Fontana, D. C., & Kuplich, T. M. (2019). Wavelet approach applied to EVI/MODIS time series and meteorological data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 147, 335–344. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2018.11.024>

- Murillo-tovar, M. (2011). Enrichment Factor and Profiles of Elemental Composition of PM_{2.5} in the City of Guadalajara, Mexico. *Bull Environ Contam Toxicol*, 545–549. <https://doi.org/10.1007/s00128-011-0369-x>
- NASA. (2022). *MODIS (o espectrorradiómetro de imágenes de resolución moderada)*. <https://modis.gsfc.nasa.gov/>
- Nedbor-Gross, R., Henderson, B. H., Pérez-Peña, M. P., & Pachón, J. E. (2018). Air quality modeling in Bogotá Colombia using local emissions and natural mitigation factor adjustment for re-suspended particulate matter. *Atmospheric Pollution Research*, 9(1), 95–104. <https://doi.org/10.1016/j.apr.2017.07.004>
- Ng, D. H. L., Li, R., Raghavan, S. V., & Liong, S. Y. (2017). Investigating the relationship between Aerosol Optical Depth and Precipitation over Southeast Asia with Relative Humidity as an influencing factor. *Scientific Reports*, 7(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-017-10858-1>
- Niu, X., Li, Y., Li, M., Zhang, T., Meng, H., Zhang, Z., Wang, B., & Zhang, W. (2022). Understanding vegetation structures in green spaces to regulate atmospheric particulate matter and negative air ions. *Atmospheric Pollution Research*, 13(9), 101534. <https://doi.org/10.1016/J.APR.2022.101534>
- Nse, O. U., Okolie, C. J., & Nse, V. O. (2020). Dynamics of land cover, land surface temperature and NDVI in Uyo City, Nigeria. *Scientific African*, 10. <https://doi.org/10.1016/j.sciaf.2020.e00599>
- Olivares, B. O., & Armando López-Beltrán, M. (2019). Índice de Vegetación de Diferencia Normalizada aplicado al territorio indígena agrícola de Kashaama, Venezuela. In *UNED Research Journal (ISSN (Vol. 11, Issue 2)*. <https://lpdaac.usgs.gov/>
- OMS. (2022). *Contaminación atmosférica*. https://www.who.int/es/health-topics/Air-Pollution#tab=tab_1.
- Organización mundial de la salud. (2021). *Contaminación del aire ambiente (exterior)*. [https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-\(outdoor\)-air-quality-and-health#:~:text=La materia particulada es un,polvos minerales y el agua.](https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health#:~:text=La materia particulada es un,polvos minerales y el agua.)
- Ostro, B. D., Hurley, S., & Lipsett, M. J. (1999). Air Pollution and Daily Mortality in the Coachella Valley, California: A Study of PM₁₀ Dominated by Coarse Particles. *Environmental Research*, 81(3), 231–238. <https://doi.org/10.1006/enrs.1999.3978>
- Pan, H., Huang, J., Kumar, K. R., An, L., & Zhang, J. (2022). The CALIPSO retrieved spatiotemporal and vertical distributions of AOD and extinction coefficient for different

- aerosol types during 2007–2019: A recent perspective over global and regional scales. *Atmospheric Environment*, 274. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2022.118986>
- Pérez-Peña, M. P., Henderson, B. H., Nedbor-Gross, R., & Pachón, J. E. (2017). Natural mitigation factor adjustment for re-suspended particulate matter emissions inventory for Bogotá, Colombia. *Atmospheric Pollution Research*, 8(1), 29–37. <https://doi.org/10.1016/j.apr.2016.07.006>
- Pierce, A. M., Loría-Salazar, S. M., Holmes, H. A., & Gustin, M. S. (2019). Investigating horizontal and vertical pollution gradients in the atmosphere associated with an urban location in complex terrain, Reno, Nevada, USA. *Atmospheric Environment*, 196, 103–117. <https://doi.org/10.1016/J.ATMOSENV.2018.09.063>
- Prakasam, C., Aravinth, R., & Nagarajan, B. (2022). Estimating NDVI and LAI as a precursor for monitoring air pollution along the BBN industrial corridor of Himachal Pradesh, India. *Materials Today: Proceedings*, 61, 593–603. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2022.04.360>
- Qin, W., Fang, H., Wang, L., Wei, J., Zhang, M., Su, X., Bilal, M., & Liang, X. (2021). MODIS high-resolution MAIAC aerosol product: Global validation and analysis. *Atmospheric Environment*, 264. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2021.118684>
- Ramirez Sanchez, A. (2020). Patrones de incidencia del deterioro del arbolado urbano de Bogotá. *Ingenierías USBMed*, 11(2), 13–26. <https://doi.org/10.21500/20275846.4344>
- Rogozovsky, I., Ansmann, A., Althausen, D., Heese, B., Engelmann, R., Hofer, J., Baars, H., Schechner, Y., Lyapustin, A., & Chudnovsky, A. (2021). Impact of aerosol layering, complex aerosol mixing, and cloud coverage on high-resolution MAIAC aerosol optical depth measurements: Fusion of lidar, AERONET, satellite, and ground-based measurements. *Atmospheric Environment*, 247. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2020.118163>
- Rojas, N., & Galvis, B. (2005). *Relación entre PM 2.5 y PM 10 en la ciudad de Bogotá*.
- Secretaría de cultura recreación y deporte. (2021). *Parques de Bogotá*. <https://www.culturarecreacionydeporte.gov.co/es/bogotanitos/ciudad-ecologica/parques-de-bogota>
- Secretaría Distrital de Ambiente. (2022). *Informe Anual de Calidad del Aire de Bogotá 2021*.
- Shogrkhodaei, S. Z., Razavi-Termeh, S. V., & Fathnia, A. (2021). Spatio-temporal modeling of PM_{2.5} risk mapping using three machine learning algorithms. *Environmental Pollution*, 289(April), 117859. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2021.117859>

- Somvanshi, S. S., & Kumari, M. (2020). Comparative analysis of different vegetation indices with respect to atmospheric particulate pollution using sentinel data. *Applied Computing and Geosciences*, 7. <https://doi.org/10.1016/j.acags.2020.100032>
- Sun, X., Li, H., Guo, X., Sun, Y., & Li, S. (2018). Capacity of six shrub species to retain atmospheric particulates with different diameters. *Environmental Science and Pollution Research*, 25(3), 2643–2650. <https://doi.org/10.1007/s11356-017-0549-2>
- Tao, M., Wang, J., Li, R., Wang, L., Wang, L., Wang, Z., Tao, J., Che, H., & Chen, L. (2019). Performance of MODIS high-resolution MAIAC aerosol algorithm in China: Characterization and limitation. *Atmospheric Environment*, 213, 159–169. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2019.06.004>
- USGS. (2020). *MCD19A2 v006*. <https://lpdaac.usgs.gov/products/mcd19a2v006/>
- USGS. (2022). *MODIS/Terra+Aqua MAIAC Land Aerosol Optical Depth Daily L2G 1 km*. <https://lpdaac.usgs.gov/products/mcd19a2v006/>
- Valbuena Llorente, A. M. (2017). *Evaluación de la variabilidad espaciotemporal de la profundidad óptica de aerosoles en la zona carbonífera del Cesar a partir de observaciones satelitales*.
- Wagner, L., Liebel, L., & Körner, M. (2019). DEEP RESIDUAL LEARNING for SINGLE-IMAGE SUPER-RESOLUTION of MULTI-SPECTRAL SATELLITE IMAGERY. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 4(2/W7), 189–196. <https://doi.org/10.5194/isprs-annals-IV-2-W7-189-2019>
- Westerlund, J., Urbain, J. P., & Bonilla, J. (2014). Application of air quality combination forecasting to Bogota. *Atmospheric Environment*, 89, 22–28. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2014.02.015>
- Wu, J., Wang, Y., Qiu, S., & Peng, J. (2019). Using the modified i-Tree Eco model to quantify air pollution removal by urban vegetation. *Science of the Total Environment*, 688, 673–683. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.05.437>
- Zárate, E., Carlos Belalcázar, L., Clappier, A., Manzi, V., & van den Bergh, H. (2007). Air quality modelling over Bogota, Colombia: Combined techniques to estimate and evaluate emission inventories. *Atmospheric Environment*, 41(29), 6302–6318. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2007.03.011>
- Zhang, Z., Wu, W., Fan, M., Wei, J., Tan, Y., & Wang, Q. (2019). Evaluation of MAIAC aerosol retrievals over China. *Atmospheric Environment*, 202, 8–16. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2019.01.013>