

Ciencia e Ingeniería

Revista Interdisciplinaria de Estudios en Ciencias

Básicas e Ingenierías

ISSN 2389-9484

Año 2026, enero-junio, Vol. 13, N.º 1, e17773066

Facultades de Ciencias Básicas y Aplicadas e Ingeniería.

Universidad de La Guajira

La Guajira, Riohacha, Colombia

<http://revistas.uniguajira.edu.co/index.php/cei>

Este documento fue depositado en Zenodo. DOI:

<https://www.doi.org/10.5281/zenodo.17773066>ARK: <https://n2t.net/ark:/60540/17773066>**María Alejandra Bayona Tarazona***<https://orcid.org/0009-0005-7134-7567>

alejabayona16@gmail.com

Universidad de Santander - UDES,

Bucaramanga, Colombia

Pablo Cesar Prada Luna<https://orcid.org/0000-0002-6124-1794>

Pcesar_prada@hotmail.com

Instituto Superior de Educación Rural - ISER,

Cúcuta, Colombia

MODELOS DE MEDIDA Y ANÁLISIS FACTORIAL EN LA EVALUACIÓN DE LA CALIDAD DEL AIRE Y VARIABLES CLIMÁTICAS EN BUCARAMANGA, COLOMBIA

Measurement models and factor analysis in the evaluation of air quality and climate variables in Bucaramanga, Colombia

RESUMEN

Este estudio investiga la relación entre las variables climáticas y la calidad del aire en Bucaramanga, Colombia, una ciudad en rápido crecimiento. Se empleó el software Minitab para realizar el análisis factorial y explorar cómo las variables climáticas, como la temperatura, la humedad y la radiación solar, influyen en la calidad del aire, medida a través de las concentraciones de PM10 y PM2.5. Además, se utilizó el modelo de medida en LISREL para cuantificar la influencia de la variable latente "climatología" en las mediciones de las variables observadas. El análisis sugiere que las condiciones climáticas tienen un impacto medible en la calidad del aire en la ciudad. Se encontraron relaciones significativas entre la temperatura, la humedad y la radiación solar con las concentraciones de contaminantes. Los resultados destacan la importancia de considerar los factores climáticos al analizar la calidad del aire, con implicaciones significativas para la gestión ambiental y la salud pública en entornos urbanos similares.

Palabras clave: calidad del aire; análisis factorial; modelo de medida; impacto climático; variables climáticas.

ABSTRACT

This study investigates the relationship between climatic variables and air quality in Bucaramanga, Colombia, a rapidly growing city. The Minitab software was used to conduct factorial analysis and explore how climatic variables, such as temperature, humidity, and solar radiation influence air quality, measured through the concentrations of PM10 and PM2.5. Additionally, the LISREL measurement model was employed to quantify the influence of the latent variable "climatology" on the measurements of observed variables. The analysis suggests that climatic conditions have a measurable impact on air quality in the city. Significant relationships were found between temperature, humidity, and solar radiation with pollutant concentrations. The results highlight the importance of considering climatic factors when analyzing air quality, with significant implications for environmental management and public health in similar urban settings.

Keywords: air quality; factorial analysis; measurement model; climate impact; climatic variables.

Recibido: 18-03-2025

Aceptado: 13-07-2025

Publicado: 02-01-2026



INTRODUCCIÓN

Los informes de la Organización Mundial de la Salud (OMS) han alertado sobre la gravedad de la contaminación del aire exterior, señalando que en 2016 se estimaron 4,2 millones de muertes prematuras en todo el mundo debido a la contaminación atmosférica, y que el 91 % de estas tragedias afectaron a países de ingresos bajos y medianos, con una concentración particularmente alta en el sudeste asiático y el Pacífico Occidental (OMS, 2021).

El cambio climático, por otro lado, plantea serias amenazas para la calidad del aire en regiones ya afectadas por la contaminación. El grupo intergubernamental de expertos sobre el cambio climático (IPCC) ha informado que las temperaturas medias globales han aumentado aproximadamente 1,1 °C desde la época preindustrial, y gran parte de este calentamiento se atribuye a actividades humanas (IPCC, 2021). El aumento de la temperatura puede afectar la composición del aire de diversas maneras, incluyendo el aumento de reacciones químicas atmosféricas a temperaturas más altas, lo que puede conducir a un incremento en los niveles de contaminantes como el ozono (O₃) y las partículas en suspensión (Seinfeld y Pandis, 2016). Además, la liberación de gases de efecto invernadero desde fuentes naturales, como el permafrost y los humedales, así como la influencia de fenómenos climáticos como El Niño, el Dipolo del Océano Índico y la Oscilación Madden-Julian, complican aún más la relación entre el cambio climático y la calidad del aire (IPCC, 2021; Schuur et al., 2013).

En el contexto del cambio climático global, Bucaramanga, una ciudad en rápido crecimiento en Colombia, no es ajena a estas preocupaciones. Se hace evidente la necesidad de entender cómo el cambio climático y sus consecuencias afectan en la calidad del aire. Investigaciones previas han evidenciado la relación entre la meteorología y la contaminación del aire en diversas ciudades del mundo (Guan et al., 2020; Zhang et al., 2019), lo que sugiere la relevancia de evaluar estos factores en el ámbito local.

Es esencial investigar cómo estas tendencias se manifiestan en el contexto específico de Bucaramanga, una ciudad ubicada en una región de rápido desarrollo y con sus propias características climáticas particulares, que enfrenta desafíos significativos en la gestión de la calidad del aire, lo que justifica una investigación minuciosa. Este estudio evaluó la influencia de las variables climáticas en las tendencias a largo plazo de la calidad del aire en Bucaramanga por medio del análisis de datos climáticos y de calidad del aire. Este enfoque no solo contribuirá al entendimiento de la calidad del aire en Bucaramanga, sino que también ofrecerá valiosas perspectivas para la gestión medioambiental y la salud pública en la ciudad, en un contexto de creciente conciencia y preocupación por la calidad del aire y el cambio climático a nivel mundial.

La ciudad de Bucaramanga, Colombia, cuenta con una red de estaciones de monitoreo ambiental y climático que desempeñan un papel fundamental en la recopilación de datos para comprender la calidad del aire y las condiciones climáticas en la región. Junto con la estación Ciudadela, otras estaciones importantes en Bucaramanga, como la estación centro, la estación sur y la estación norte, también contribuyen al conjunto de datos integrales utilizado para el análisis y la evaluación de la calidad del aire y las tendencias climáticas en la ciudad y sus alrededores (Gómez et al., 2018).

Estas estaciones, al igual que la estación ciudadela, se han equipado con una variedad de instrumentos y sensores para medir parámetros atmosféricos críticos. Además de los parámetros comunes como la temperatura, la humedad, la velocidad y dirección del viento, y la radiación solar, estas estaciones también recopilan datos sobre la calidad del aire y las concentraciones de contaminantes como PM10, PM2.5, O₃, CO, NO₂ y SO₂ (Rodríguez et al., 2017). La recopilación de datos exhaustivos de estas múltiples estaciones en diversos puntos de la ciudad permite una evaluación más completa de las condiciones ambientales y climáticas en Bucaramanga y su impacto en la salud pública y el ambiente.

Basado en la discusión y los análisis presentados, se recomienda que futuras investigaciones exploren en mayor detalle la relación específica entre las variables climáticas y los contaminantes atmosféricos en Bucaramanga. Es crucial considerar factores adicionales que puedan influir en la calidad del aire, como patrones de tráfico, actividades industriales y fuentes de emisiones específicas para la región y localidad de las estaciones. Además, se sugiere realizar un seguimiento a largo plazo para evaluar las tendencias a lo largo del tiempo y su relación con posibles cambios en las condiciones climáticas y las políticas ambientales. La incorporación de modelos predictivos podría mejorar la capacidad de anticipar cambios en la calidad del aire en respuesta a diferentes escenarios climáticos y de emisiones. Este enfoque permitiría una planificación más efectiva y la implementación de medidas preventivas para mitigar los impactos negativos en la salud pública y el medio ambiente.

METODOLOGÍA

Descripción del lugar y de los datos

En este estudio, se analizan las concentraciones de contaminantes atmosféricos y las variaciones de las variables meteorológicas a escala diaria. Los datos fueron obtenidos de la base de datos de la estación ciudadela, gestionada por el IDEAM (2023) para el período comprendido entre enero de 2018 y agosto de 2023. Este conjunto de datos se compone de 3,354 mediciones, las cuales comprenden una variedad de variables ambientales y climáticas de interés crítico en el ámbito de la calidad del aire y la meteorología. (<http://sisaire.ideam.gov.co/ideam-sisaire-web/consultas.xhtml> consulta realizada en septiembre de 2023).

Las variables contempladas en esta base de datos son las siguientes:

1. **PM10:** Concentración de partículas en suspensión de tamaño menor o igual a 10 micrómetros, un indicador clave de la contaminación atmosférica y sus posibles impactos en la salud humana y el entorno ambiental.
2. **PM2.5:** Concentración de partículas en suspensión de tamaño menor o igual a 2,5 micrómetros, ofreciendo información crucial sobre la calidad del aire y los posibles riesgos asociados con la exposición a partículas finas.
3. **Temperatura:** Temperatura ambiental registrada en grados Celsius, lo que permite comprender mejor la variabilidad climática y sus posibles efectos en la calidad del aire y el entorno circundante.

4. **Lluvia:** Cantidad de precipitación en la región, lo que contribuye significativamente al análisis de las condiciones climáticas y su impacto en la calidad del aire.
5. **Humedad:** Porcentaje de humedad relativa en el aire, que desempeña un papel crucial en la comprensión de los patrones climáticos locales y sus vínculos con la calidad del aire y la formación de contaminantes.
6. **Velocidad del viento:** Velocidad del viento registrada en kilómetros por hora, fundamental para el estudio de los patrones de dispersión de contaminantes y su posible influencia en la calidad del aire.
7. **Dirección del viento:** Orientación de la dirección del viento en grados, proporcionando información valiosa sobre los patrones de circulación atmosférica y sus posibles efectos en la calidad del aire y la dispersión de contaminantes.
8. **Radiación solar:** Intensidad de la radiación solar en watts por metro cuadrado, un aspecto clave para entender los procesos de calentamiento y sus posibles interacciones con la calidad del aire y los contaminantes atmosféricos.

Durante el proceso de conversión de los datos proporcionados por las fuentes oficiales, se implementaron procedimientos de control y garantía de calidad para asegurar su exactitud y confiabilidad. No obstante, es importante señalar que modificaciones en la instrumentación y en los protocolos de recolección podrían haber generado ciertas discontinuidades en los datos antes y después del año 2017.

Análisis estadístico

El análisis se realizó utilizando el software LISREL 8.80 (Student Edition), este programa es una herramienta ampliamente utilizada en modelado de ecuaciones estructurales (SEM), que permite evaluar la relación entre variables observadas y latentes mediante técnicas de estimación basadas en matrices de covarianza (Jöreskog y Sörbom, 1993; Kline, 2016).

Los resultados obtenidos indican un ajuste adecuado del modelo a los datos observados, lo que se refleja en diversos indicadores de bondad de ajuste, tales como el índice de ajuste de norma (NFI), el índice de ajuste comparativo (CFI) y el índice de ajuste incremental (IFI), entre otros. Estos índices permiten evaluar la calidad del modelo y su capacidad para representar los datos empíricos de manera fiable.

Modelo de medida, análisis factorial y análisis descriptivo

Se utilizó el procedimiento de análisis factorial exploratorio para revelar el grado de asociación entre los factores del cambio climático y los factores de la calidad del aire. El análisis factorial es una técnica estadística que busca identificar estructuras subyacentes en un conjunto de variables, reduciendo su dimensionalidad al encontrar combinaciones lineales que expliquen la mayor cantidad de varianza

posible (Jöreskog y Sörbom, 1993). En este caso, se analizaron dos conjuntos de datos: variables meteorológicas (X) y variables de calidad del aire (Y). A través de esta técnica, se identificaron relaciones entre estos dos conjuntos de datos sin que las diferencias en sus unidades de medida afectaran los resultados (Hair et al., 2010; Kline, 2016). Para el descriptivo se siguió la metodología descrita por Wilks (2011), quien enfatiza la importancia de las estadísticas descriptivas en la interpretación de variables meteorológicas y ambientales, permitiendo identificar patrones y tendencias en los datos.

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Análisis descriptivo

Para identificar la variabilidad de las mediciones de las diferentes variables ambientales, se presentan a continuación estadísticas descriptivas que permiten identificar patrones, tendencias y posibles valores atípicos en los datos analizados. Las estadísticas descriptivas de la Tabla 1 revelan una amplia variabilidad en las mediciones de las diferentes variables ambientales. Este análisis sigue la metodología descrita por Wilks (2011), quien enfatiza la importancia de las estadísticas descriptivas en la interpretación de variables meteorológicas y ambientales. Estas permiten identificar patrones, variabilidad y posibles valores atípicos en los datos, facilitando la comprensión de los factores climáticos que influyen en la calidad del aire. La concentración de partículas PM10 y PM2.5 muestra una extensa dispersión, reflejada por valores máximos de 131.10 y 11.30 respectivamente, mientras que las medidas mínimas de lluvia (LLU) y velocidad del viento (VEL) presentan una relativa estabilidad con valores de 0.00 y 0.30 respectivamente. La humedad (HUM) y la velocidad del viento (VIEN) exhiben una dispersión moderada con una variabilidad de 13.30 y 58.54 respectivamente. La temperatura (TEM), por su parte, muestra un rango estrecho con una dispersión mínima, con valores que oscilan entre 16.40 y 35.20 (Wilks, 2011).

Tabla 1. Estadísticas descriptivas de las variables ambientales.

	PM10	PM25	TEM	LLU	HUM	VIEN	VEL	RAD
Min.	3,90	0,80	16,40	0,00	27,00	1,1	0,30	0,00
1st Qu	18,70	9,30	21,80	0,00	58,40	249,5	0,70	0,00
Median	28,05	14,20	23,90	0,00	69,30	300,2	1,20	8,45
Mean	34,50	19,87	24,27	0,08	68,51	280,6	1,52	197,91
3rd Qu	46,00	25,68	26,60	0,00	79,38	323,2	2,30	408,65
Max.	131,10	11,30	35,20	15,7	92,90	359,7	4,40	911,60
Sd	20,14	15,26	3,07	0,64	13,30	58,54	0,96	263,31

En la Figura 1 se presentan los histogramas de las variables ambientales y contaminantes analizadas. Estos gráficos permiten visualizar la distribución de cada variable, facilitando la identificación de sesgos, valores extremos y patrones generales en los datos. Basado en el análisis de las distribuciones de las variables, se observa una diversidad de patrones en las diferentes variables analizadas. Por ejemplo, la humedad exhibe una asimetría hacia la derecha, lo que sugiere una concentración ligeramente mayor de datos en valores más altos. En contraste, la distribución de la lluvia muestra un sesgo hacia la izquierda, caracterizado por la presencia de dos notables barras, siendo la primera notablemente más alta. Esto se justifica dado que la lluvia presenta un mínimo de 0,00 y un máximo de 15,7. Además, los

cuartiles de esta variable muestran que el primer cuartil se sitúa en 0,00, el segundo cuartil en 0,00 y el tercer cuartil en 0,00. Esto sugiere que la mayoría de los datos se concentran en valores bajos de lluvia, con una presencia limitada de datos en valores más altos (Wilks, 2011).

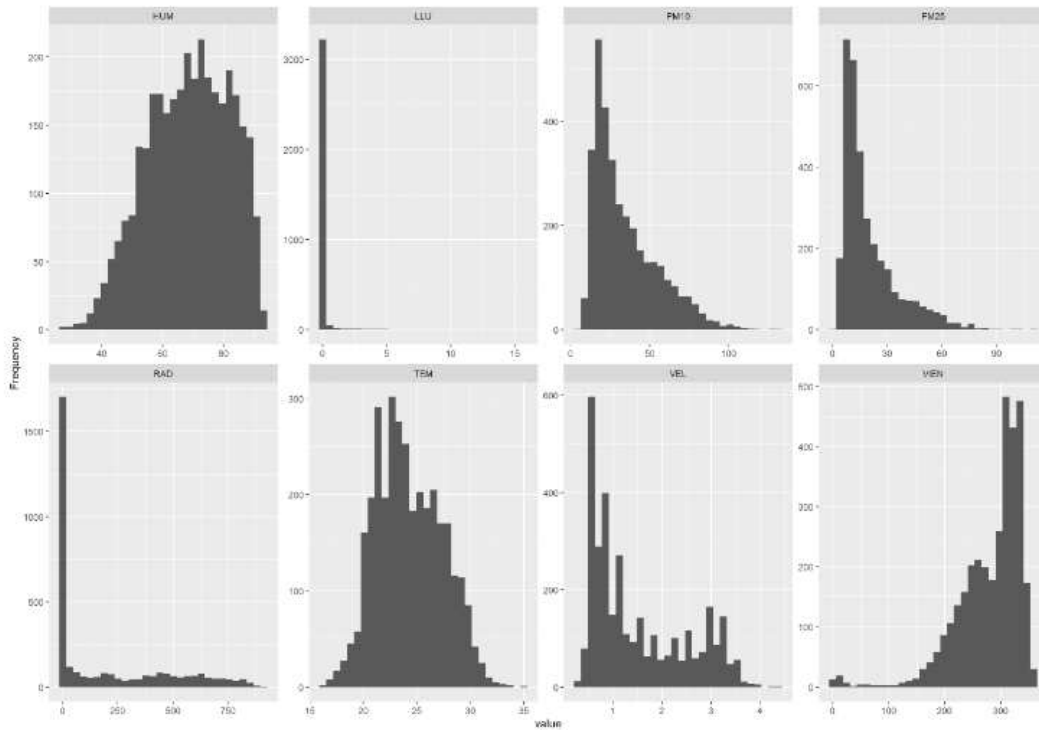


Figura 1. Histogramas de las variables ambientales y contaminantes.

Para las partículas PM10 y PM25, se observa un sesgo hacia la izquierda, siendo más prominente la dispersión en el caso de PM10. La radiación solar, en su distribución del histograma, muestra una barra inicial alta que sugiere una concentración significativa de datos en valores iniciales. Los valores de radiación solar oscilan desde un mínimo de 1,1 hasta un máximo de 359,7. Los cuartiles revelan una dispersión de datos en el rango, con el primer cuartil ubicado en 249,5, el segundo cuartil en 300,2 y el tercer cuartil en 323,2. Esto indica que la mayoría de los datos se encuentran en el rango intermedio, con una notable presencia de valores más altos de radiación solar en el tercer cuartil.

La temperatura muestra una distribución que se asemeja a un montículo, sugiriendo una posible distribución normal. La velocidad parece carecer de un sesgo evidente y se presenta con una forma de parábola, con líneas que se extienden desde la curva. Por último, el viento exhibe un sesgo hacia la derecha, con valores iniciales atípicos que podrían indicar la presencia de datos extremos.

La presencia de sesgos en las distribuciones puede afectar la interpretación de los resultados y la selección de métodos de análisis adecuados. Además, la presencia de valores atípicos en algunas de las distribuciones sugiere una posible variabilidad significativa en los datos (Wilks, 2011).

Matriz de correlación

En la siguiente matriz de correlación se presentan los coeficientes de correlación entre las variables de interés, incluyendo PM10, PM2.5 y varios parámetros climáticos clave. Esta visualización proporciona una perspectiva inicial de las posibles asociaciones entre los contaminantes atmosféricos y los factores climáticos relevantes en el área de estudio (Wilks, 2011; Seinfeld & Pandis, 2016).



Figura 2. Matriz de correlación de las variables ambientales

Las correlaciones más destacadas muestran una fuerte asociación positiva entre PM10 y PM2.5 (0,93), lo que indica que ambas variables tienden a aumentar o disminuir juntas. Esta relación es consistente con estudios previos sobre contaminación atmosférica, que han identificado una estrecha conexión entre partículas gruesas y finas debido a fuentes comunes de emisión y procesos atmosféricos compartidos (Seinfeld y Pandis, 2016).

Asimismo, la temperatura presenta una correlación positiva moderada con PM2.5 (0,21), lo que sugiere que temperaturas más altas pueden favorecer la acumulación de partículas en suspensión. Esto podría deberse a la reducción de la dispersión atmosférica en condiciones cálidas o a una mayor actividad fotoquímica que contribuye a la formación de aerosoles secundarios.

Por otro lado, la humedad muestra una correlación negativa moderada con PM2.5 (-0,15), lo que indica que niveles más altos de humedad tienden a reducir la concentración de partículas finas en el aire. Este

fenómeno puede explicarse por los procesos de deposición húmeda, donde las partículas son eliminadas de la atmósfera a través de la absorción y formación de gotas de agua (Wilks, 2011).

La radiación solar (RAD) presenta una correlación positiva moderada con PM_{2.5} (0,58), lo que sugiere una posible relación con la fotoquímica atmosférica y la formación de aerosoles secundarios en presencia de radiación UV (Seinfeld y Pandis, 2016). La RAD influye en la producción de oxidantes atmosféricos, como el ozono, que pueden contribuir a la transformación de gases precursores en partículas finas.

Según la matriz de correlación, la fuerte correlación positiva de 0,93 entre PM₁₀ y PM_{2.5} refuerza la idea de que ambos contaminantes comparten fuentes comunes de emisión y procesos de transporte en la atmósfera. Dado que PM₁₀ incluye partículas de mayor tamaño y PM_{2.5} representa fracciones más finas, su relación estrecha sugiere que factores como la actividad industrial, el tráfico vehicular y la resuspensión de polvo pueden estar incidiendo en sus concentraciones simultáneamente.

Además, se identifican asociaciones negativas moderadas entre PM₁₀ y variables climáticas, como la humedad (-0,22) y la radiación solar (-0,01); lo que podría indicar que, en condiciones más húmedas, la deposición de partículas es más eficiente, reduciendo su concentración en el aire. Por otro lado, la débil relación negativa con la RAD sugiere que su impacto en PM₁₀ es menos evidente que en PM_{2.5}.

El análisis de correlaciones refuerza la importancia de las condiciones meteorológicas en la variabilidad de la contaminación atmosférica. La humedad, por ejemplo, desempeña un papel clave en la reducción de partículas en suspensión, mientras que la radiación solar y la temperatura pueden influir en la formación de contaminantes secundarios. Estos hallazgos subrayan la necesidad de considerar factores climáticos en la gestión de la calidad del aire y el diseño de políticas ambientales efectivas.

El gráfico de dispersión (Figura 3) muestra una relación lineal positiva entre las variables PM₁₀ y PM_{2.5}, corroborando así el análisis de correlación previamente efectuado, donde se obtuvo un coeficiente de correlación de 0,93 entre ambas variables. Esta fuerte asociación indica que los niveles de partículas gruesas y finas en el aire tienden a aumentar o disminuir de manera simultánea.

Además, se observa una relación lineal negativa entre la temperatura y la humedad, confirmando la relación inversa entre estos dos factores climáticos, respaldada por el coeficiente de correlación de -0,22 lo que indica que temperaturas altas suelen estar asociadas con menores niveles de humedad relativa en la atmósfera.

Sin embargo, al examinar el resto de las variables, se percibe una alta concentración de puntos sin una tendencia clara, lo que sugiere la ausencia de una asociación lineal entre ellas, en concordancia con los coeficientes de correlación cercanos a cero entre PM₁₀ y las demás variables climáticas, como la velocidad del viento (0,07), la radiación solar (-0,01). Estos valores indican que no existe una relación estadísticamente significativa entre la concentración de partículas en el aire y estos factores meteorológicos.

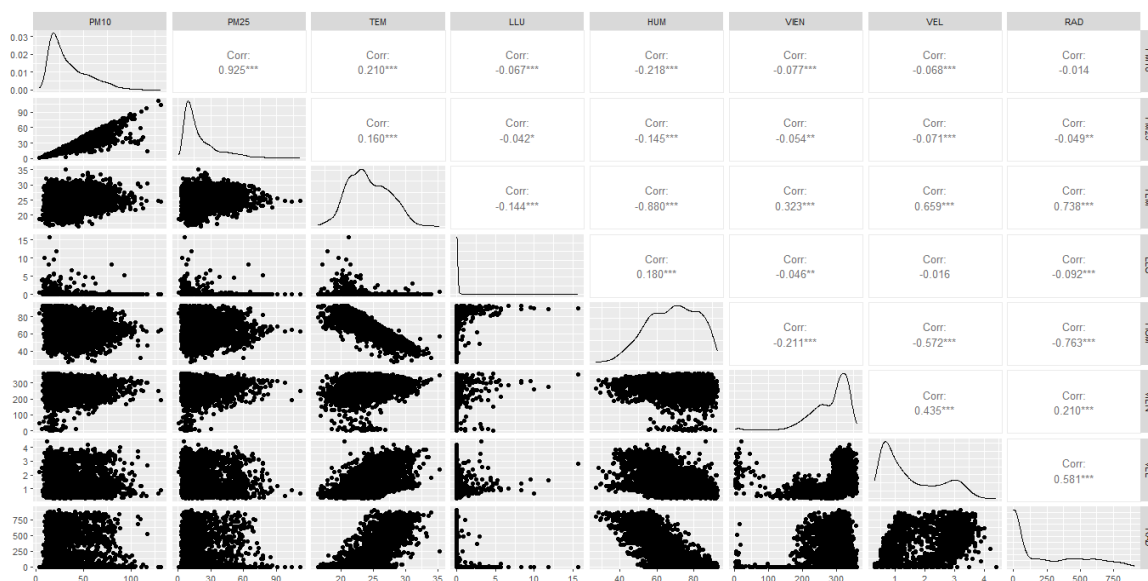


Figura 3. Matriz de gráficos de dispersión de pares.

Análisis factorial

El análisis factorial realizado en este estudio identificó la presencia de dos factores significativos que explican conjuntamente el 61,6 % de la variabilidad total de las variables originales (Tabla 2).

Tabla 2. Resultados de análisis factorial de las variables ambientales.

Cargas de factores no rotados y comunalidades

Variable	Factor 1	Factor 2	Comunalidad
PM10	0,000	1,000	1,000
PM25	0,044	0,925	0,858
TEM	-0,927	0,210	0,904
LLU	0,145	-0,067	0,026
HUM	0,899	-0,218	0,857
VIEN	-0,330	-0,077	0,115
VEL	-0,702	-0,068	0,498
RAD	-0,818	-0,014	0,670
Varianza	2,9641	1,9630	4,9271
% Var	0,371	0,245	0,616

El análisis factorial realizado sugiere la presencia de dos factores significativos que explican conjuntamente el 61.6% de la variabilidad total de las variables originales. El Factor 1, que representa principalmente la humedad, la velocidad del viento y la radiación solar, explica el 37,1 % de la variabilidad total. Se observa una fuerte carga positiva en las variables de humedad y radiación solar, indicando que estas dos variables están altamente correlacionadas y contribuyen significativamente al Factor 1. Además, la velocidad del viento también muestra una carga significativa en el Factor 1, aunque negativa. Esto sugiere que el Factor 1 está relacionado con la presencia de condiciones climáticas específicas que afectan la humedad y la radiación solar, con la velocidad del viento ejerciendo una influencia en la dirección opuesta.

Por otro lado, el Factor 2, que está estrechamente relacionado con las partículas de PM25 y, en menor medida, con la temperatura, explica el 24,5 % de la variabilidad total. La carga positiva significativa en PM25 indica una relación directa entre este contaminante y el Factor 2, lo que sugiere una interacción específica entre el PM25 y la temperatura. Esta asociación puede indicar la presencia de procesos atmosféricos y condiciones climáticas que influyen en la concentración de partículas finas en el aire, lo que a su vez afecta la temperatura. Estos resultados subrayan la importancia de considerar tanto los factores climáticos como los contaminantes en la comprensión de la calidad del aire en el contexto estudiado.

Modelo de medida

El análisis realizado se basa en un modelo de medida que examina la relación entre una variable latente llamada "climatología" y varias variables observadas, como temperatura, lluvia, humedad, velocidad del viento y radiación solar. El modelo sugiere que la variable latente "climatología" influye en las mediciones de las variables observadas, y se proporcionan coeficientes específicos para cuantificar esta influencia. Estos coeficientes indican la fuerza y la dirección de la relación entre la variable latente y las variables observadas.

En este contexto, la variable "climatología" tiene coeficientes asociados con cada una de las variables observadas. Por ejemplo, la temperatura tiene un coeficiente de 2.84, la lluvia -0.10, la humedad -12.7, la velocidad del viento 15.44 y la radiación solar 210.68. Además, se establecieron relaciones específicas entre pares de variables, como temperatura y viento con un coeficiente de 14.3, lluvia y radiación con un coeficiente de 5.66, lluvia y humedad 9.26, y humedad y viento 2.00 (Figura 4).

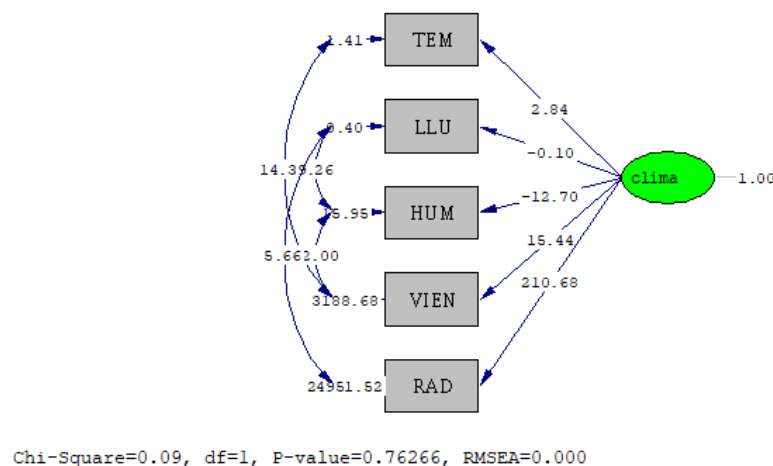


Figura 4. Representación gráfica del modelo de medida.

Los resultados proporcionados, como la matriz de covarianza y los valores R^2 , indican la calidad del ajuste del modelo a los datos observados. Estos indicadores muestran cómo el modelo propuesto representa la relación entre la variable latente y las variables observadas. Además, las estadísticas de bondad de ajuste proporcionan una evaluación de qué tan bien se ajusta el modelo a los datos y si existen modificaciones recomendadas para mejorar el ajuste.

Los resultados de la implementación del modelo de medida y el análisis factorial evidencian un panorama significativo sobre la interacción entre las variables climáticas y la calidad del aire en el entorno urbano estudiado. El modelo de medida revela relaciones sustanciales y distintivas entre la variable latente "Climatología" y las variables observadas, lo que permite cuantificar el impacto ambiental. La temperatura exhibe una relación positiva con un coeficiente de 2,84 ($p < 0,05$), lo que indica que un incremento en la variable latente "Climatología" está asociado con un aumento de 2,84 unidades en la temperatura. En contraste, la humedad revela una relación negativa con un coeficiente de -12,70 ($p < 0,05$), sugiriendo que un aumento en la variable latente "Climatología" se asocia con una disminución de 12,70 unidades en la humedad. Además, la velocidad del viento muestra una relación positiva con un coeficiente de 15,44 ($p < 0,05$), indicando que un incremento en la variable latente "Climatología" se relaciona con un aumento de 15,44 unidades en la velocidad del viento. Destacando la influencia más pronunciada, la radiación solar exhibe un coeficiente de 210,68 ($p < 0,05$), lo que sugiere que un incremento en la variable latente "Climatología" está asociado con un aumento sustancial de 210,68 unidades en la radiación solar.

Por otro lado, el análisis factorial revela patrones interesantes de asociación entre las variables y los factores extraídos. Se observa que las variables PM10, temperatura, humedad, velocidad del viento y radiación solar están estrechamente relacionadas con el Factor1, mientras que PM2.5 y lluvia presentan una asociación más fuerte con el Factor2. El Factor1 explica el 37,9 % de la varianza total, lo que indica su influencia significativa en la variabilidad de los datos, mientras que el Factor2 explica el 22,0 % de la varianza total. Estos resultados subrayan la complejidad de las interacciones climáticas y su impacto en la formación de contaminantes atmosféricos, lo que sugiere la necesidad de estrategias integrales para abordar los desafíos ambientales en el entorno urbano específico bajo estudio.

La relación entre el análisis de medida y el análisis factorial es crucial para comprender la interacción compleja entre las variables climáticas y los contaminantes atmosféricos. La asociación significativa de la variable latente "Climatología" con las variables observadas en el modelo de medida, como la temperatura, la humedad, la velocidad del viento y la radiación solar, sugiere que estos factores desempeñan un papel fundamental en la determinación de la calidad del aire, lo cual es complementado por el análisis factorial, que revela la agrupación de variables específicas con factores extraídos, resaltando la influencia diferencial de la temperatura, la humedad y la radiación solar en la formación de los contaminantes atmosféricos.

Al considerar la relación entre los hallazgos del modelo de medida y el análisis factorial, se hace evidente la necesidad de tener en cuenta no solo la influencia directa de las variables climáticas, sino también la interacción compleja entre estas variables y su impacto en la concentración y distribución de los contaminantes atmosféricos.

Basado en los estadísticos de bondad de ajuste y criterios de referencia exhibidos del modelo de medida (Tabla 3), se revela que el modelo propuesto exhibe un ajuste sólido y confiable a los datos observados. Los resultados indican un valor de chi cuadrado bajo (0,09), lo que sugiere una mínima discrepancia entre los datos observados y los datos estimados. Además, el RMR (1,35), el SRMR (0,056), y el RMSEA (0,041) muestran un ajuste preciso y una concordancia razonable entre el modelo y los datos observados. El índice GFI de 1,00 y AGFI de 0,99 sugieren una excelente consistencia entre los datos observados y los valores predichos por el modelo.

Tabla 3. Estadísticos de bondad de ajuste y criterios de referencia para el modelo.

Estadístico	
Ajuste absoluto	
Chi cuadrado	0,09
RMR (Root Mean Square Residual)	1,35
Standardized Root Mean Square Residual (SRMR)	0,056
Root Mean Square Error Of Aproximation (RMSEA)	0,041
General Fit Index (GFI)	1,00
Adjusted General Fit Index (AGFI)	0,99
Ajuste comparativo	
Normed Fit Index (NFI)	1,00
Non-Normed Fit Index (NNFI)	1,00
Incremental Fit Index (IFI)	1,00
Comparative Fit Index (CFI)	1,00
Relative Fit Index (RFI)	1,00
Expected Cross Validation Index (ECVI)	0,0086
Índice de ajuste parsimonial	
Parsimonious Normed Fit Index (PNFI)	0,100
Parsimonious General Fit Index (PGFI)	0,067
Akaike Information Criterion (AIC)	7250,55
Consistent Akaike Information Criterion (CAIC)	7286,14

Los índices de ajuste comparativo, incluyendo el NFI, NNFI, IFI, CFI, y RFI, presentan valores perfectos de 1,00, lo que implica que el modelo se ajusta de manera óptima a los datos observados. Además, el ECVI de 0,0086 indica una baja tasa de error de predicción.

Al considerar el índice de ajuste parsimonioso, los valores del PNFI y del PGFI son relativamente altos (0,100 y 0,067, respectivamente), lo que sugiere que el modelo logra equilibrar la complejidad y la capacidad explicativa de los datos. Los valores del AIC y del CAIC son 7250,55 y 7286,14, respectivamente, lo que indica que el modelo se ajusta bien a los datos observados sin ser demasiado complejo. Estos resultados respaldan la validez y la fiabilidad del modelo de medida y brindan confianza en la interpretación de los resultados obtenidos en este estudio.

El análisis de los datos revela patrones significativos en las mediciones de múltiples indicadores climáticos en relación con la variable latente clima. La temperatura (TEM) muestra una relación positiva con el clima, con un coeficiente de 2,83 y un error de 1,45, indicando un impacto considerable del clima en las variaciones de temperatura. Por otro lado, la lluvia (LLU) exhibe una relación negativa con el clima, con un coeficiente de -0,11 y un error de 0,40, aunque el bajo valor de R^2 (0,032) señala limitaciones en la explicación de la variabilidad observada (Tabla 4).

Además, la humedad (HUM) revela una relación negativa significativa con el clima, evidenciada por un coeficiente de -12.73 y un error de 15.10. El alto valor de R^2 (0.91) destaca la capacidad del modelo para explicar la variabilidad observada en la humedad en función del clima. Similarmente, el viento (VIEN) y la radiación (RAD) muestran relaciones positivas con el clima, con coeficientes de 15.40 y 210.50 respectivamente. Sin embargo, los altos errores de 3189.63 y 25028.35 respectivamente sugieren una mayor variabilidad y posibles limitaciones en la fiabilidad de las mediciones. Además de estas relaciones directas, las covarianzas de error entre algunas variables también son significativas. La covarianza de

error entre VIEN y TEM es 14,59, entre VIEN y HUM es 32,01, y entre RAD y LLU es 8,54, lo que sugiere una posible relación no lineal o dependencia entre las variables consideradas.

Tabla 4. Coeficientes y estadísticas de las ecuaciones de medición para variables climáticas.

Measurement Equations		
TEM = 2,83*clima (0,042) 68,18	Errorvar = 1,45 (0,066) 21,82	$R^2 = 0,85$
LLU = -0,11*clima (0,011) -10,07	Errorvar = 0,40 (0,0098) 40,86	$R^2 = 0,032$
HUM = -12,73*clima (0,18) -72,71	Errorvar = 15,10 (1,19) 12,67	$R^2 = 0,91$
VIEN = 15,40*clima (1,22) 12,60	Errorvar = 3189,63 (80,96) 39,40	$R^2 = 0,069$
RAD = 210,50*clima (03,83) 55,02	Errorvar = 25028,35 (688,12) 36,37	$R^2 = 0,64$
Error Covariance for VIEN and TEM = 14,59 (2,39) 6,10		
Error Covariance for VIEN and HUM = 32,01 (9,70) 3,30		
Error Covariance for RAD and LLU = 8,54 (1,83) 4,68		

CONCLUSIONES

Los análisis de la evaluación de la calidad del aire y las variables climáticas en la ciudad de Bucaramanga, Colombia, revelan la influencia significativa de diversas variables climáticas, como la humedad, la temperatura, la radiación solar, la lluvia y la velocidad del viento, en la concentración de contaminantes atmosféricos como PM10, PM2.5, CO, NO₂ y SO₂.

El análisis descriptivo de las variables muestra una variabilidad amplia en las mediciones de las diferentes variables ambientales, lo que destaca la complejidad de los factores que contribuyen a la calidad del aire en la región. Además, la matriz de correlación revela asociaciones importantes entre las diferentes variables, como la relación positiva entre PM10 y PM2.5, y las correlaciones negativas moderadas entre PM10 y la humedad, y entre PM10 y la radiación solar.

El análisis factorial identifica dos factores significativos que explican conjuntamente el 61,6 % de la variabilidad total de las variables originales. El Factor 1 relacionado principalmente con la humedad, la velocidad del viento y la radiación solar, y el Factor 2 estrechamente vinculado con las partículas de PM2.5 y, en menor medida, con la temperatura.

El modelo de medida propuesto sugiere la presencia de una relación significativa entre la variable latente "Climatología" y las variables observadas, como la temperatura, la humedad, la velocidad del viento y la radiación solar. Además, los resultados de los estadísticos de bondad de ajuste y criterios de referencia indican un ajuste sólido y confiable del modelo a los datos observados.

LITERATURA CITADA

- Gómez, A. M., Sarmiento, O. L. & Curto, A. (2018). Evaluación del impacto de las estaciones de monitoreo en la calidad del aire urbano en Bucaramanga, Colombia. *Revista de Ingeniería y Ciencias Ambientales*, 36(2), 117-126.
- Guan, T., Zheng, Y., Wang, J., Liu, Y. & Wang, H. (2020). Effects of meteorological factors on air pollution in different regions of China. *Atmospheric Environment*, 224, 117337.
- Hair, J. F., Black, W. C., Babin, B. J. & Anderson, R. E. (2010). *Multivariate data analysis* (7th ed.). Pearson.
- IDEAM, 2023. <http://sisaire.ideam.gov.co/ideam-sisaire-web/consultas.xhtml> consulta septiembre de 2023.
- IPCC - Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático. (2021). *Climate change 2021: The physical science basis. Contribution to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC)*. Cambridge University Press.
- Jöreskog, K. G. & Sörbom, D. (1993). *LISREL 8: Structural equation modeling with the SIMPLIS command language*. Scientific Software International.
- Kline, R. B. (2016). *Principles and practice of structural equation modeling* (4th ed.). Guilford Press.
- OMS - Organización Mundial de la Salud. (2021). *Global health risks: Mortality and burden of disease attributable to selected major risks*. World Health Organization.
- Rodríguez, L. F., Sánchez, A. J. & Camargo, A. E. (2017). Análisis de la calidad del aire en el área metropolitana de Bucaramanga. *Ingeniería y Región*, 18(2), 127-140.
- Schuur, E. A., Abbott, B. W., Knowles, J. E. & Goulden, M. L. (2013). High risk of permafrost thaw. *Nature*, 480(7375), 32.
- Seinfeld, J. H. & Pandis, S. N. (2016). *Atmospheric chemistry and physics: From air pollution to climate change* (3rd ed.). John Wiley & Sons.
- Wilks, D. S. (2011). *Statistical methods in the atmospheric sciences* (3rd ed.). Academic Press.
- Zhang, Q., Jiang, X., Tong, D., Davis, S. J., Zhao, H., Geng, G., Feng, T., Zheng, B., Lu, Z., Streets, D. G., Ni, R., Brauer, M., van Donkelaar, A., Martin R. V., Huo, H., Liu, Z., Pan, D., Kan, H., Yan, Y., Lin, J., He, K. & Guan, D. (2017). Transboundary health impacts of transported global air pollution and international trade. *Nature*, 543(7647), 705-709.

BIODATA

María Alejandra Bayona Tarazona: UDES. Colombia. Licenciatura en matemáticas. 0009-0005-7134-7567, alejabayona16@gmail.com

Pablo Cesar Prada Luna: ISER, Colombia. Especialista en Matemática Aplicada. 0000-0002-6124-1794. Pcesar_prada@hotmail.com.