



Revista EIA
ISSN 1794-1237
e-ISSN 2463-0950
Año XIX/ Volumen 20/ Edición N.40
Julio - diciembre de 2023
Reia4021 pp. 1-33

Publicación científica semestral
Universidad EIA, Envigado, Colombia

**PARA CITAR ESTE ARTÍCULO /
TO REFERENCE THIS ARTICLE /**

Rincón-Rueda, G. A.; Murad-Pedraza,
J. A.

Análisis estadístico de los efectos
de la cuarentena por covid 19 en
la calidad del aire de Bogotá y 20
ciudades del mundo (enero a julio de
2020).

Revista EIA, 20(40), Reia4019.
pp. 1-33.
<https://doi.org/10.24050/reia.v20i40.1701>

 *Autor de correspondencia:*

Murad-Pedraza, J. A. (José Alejandro).
Ingeniero Ambiental y Sanitario -
Universidad de la Salle
Correo electrónico:
jamuradp@udistrital.edu.co

Recibido: 03-05-2023

Aceptado: 15-05-2023

Disponible online: 01-06-2023

Análisis estadístico de los efectos de la cuarentena por COVID 19 en la calidad del aire de Bogotá y 20 ciudades del mundo (enero a julio de 2020)

GUSTAVO A RINCÓN-RUEDA¹

 JOSE A MURAD-PEDRAZA¹

1. Universidad Distrital Francisco José de Caldas -Colombia

Resumen

Objetivo: comparar el comportamiento de la contaminación del aire durante la cuarentena en la ciudad de Bogotá, con respecto a otras ciudades del mundo en aspectos como la población, área, entre otros, mediante un análisis estadístico de los datos de concentración de los contaminantes PM_{10} , $PM_{2.5}$ y NO_2 , para el periodo de enero a julio del 2020.

Materiales y métodos: se seleccionaron 20 ciudades según la matriz para el análisis del estudio. Con la técnica BOOTSTRAPPING se realizó una matriz de correlación e histogramas para cada uno de los contaminantes por fase. Para la aplicación del PCA se realizó el análisis con el software MATLAB, respecto a los promedios por fases y magnitudes de cambio. Con el software SPSS se realizó la normalización de los datos para el tratamiento de las variables de interés. Por medio de la modelación ARIMA y ETS, se analizaron los datos de forma longitudinal, el pronóstico de concentraciones con y sin cuarentena, incluyendo la comparación entre ciudades.

Resultados: en la fase reactivación Bogotá presentó un aumento significativo en sus niveles de contaminación, especialmente en PM_{10} . En las diferencias entre las fases antes y reactivación, obtuvo una menor magnitud en el caso de $PM_{2.5}$, mientras que para el NO_2 fue más marcada.

Conclusiones: en la cuarentena Bogotá experimentó una disminución significativa en la concentración de PM_{10} y NO_2 . Esto no fue el caso para la concentración de $PM_{2.5}$ a causa de distintos eventos temporales (incendios y transporte de material particulado)

Palabras clave: Contaminación atmosférica, Dióxido de nitrógeno, Salud pública, Dispersión, Correlación, Población, Topografía, Combustible, Altura, Concentración, Normalización, Parámetro.

COVID 19 quarantine's effects on air quality in Bogota and twenty cities world wide statistical analysis (january to july 2020)

Abstract

Objective: to compare air pollution's behavior during quarantine in the city of Bogota, in regard to other cities in the world in aspects such as population, area, among others, through a statistical analysis of the concentration data of pollutants PM10, PM2.5 and NO2, for the period from January to July 2020.

Materials and methods: 20 cities were selected according to the matrix for the study. Using the BOOTSTRAPPING technique, a correlation matrix and histograms were made for each of the pollutants per phase. For the application of the PCA, the analysis was carried out using MATLAB software, with respect to the averages per phases and change magnitudes. SPSS software was used to normalize the data for the treatment of the variables of interest. Making use of ARIMA and ETS modeling, the data were analyzed longitudinally, the forecast of concentrations with and without quarantine, including the comparison between cities.

Results: In the reactivation phase, Bogota presented a significant increase in its pollution levels, especially in PM10. In the differences between the phases before and reactivation, Bogota obtained a lower magnitude in the case of PM2.5, while for NO2 it was more remarkable.

Conclusions: In the quarantine, Bogota experienced a significant decrease in the concentration of PM10 and NO2. This was not the case for PM2.5 concentration due to different temporary events (fires and particulate matter transportation).

Keywords: Air pollution, Nitrogen dioxide, Public health, Dispersion, Correlation, Population, Topography, Fuel, Height, Concentration, Normalization, Parameter.

1. Introducción

Las actividades antrópicas suelen tener consecuencias desfavorables sobre el medio ambiente, ya sea al contaminar el agua, el aire y/o el suelo. Un claro ejemplo es el caso de la revolución industrial, siendo un avance impresionante a nivel tecnológico, público y de multiservicios (Bravo, Osorio y Loor., 2021), sin embargo, al momento de la generación de esta industrialización, no se realizó la previsión correspondiente de las condiciones topográficas, meteorológicas, entre otras, las cuales condicionan la dispersión de contaminantes en la atmósfera (Molano y Díaz, 2019). Como consecuencia del anterior caso, se produjeron en dicha época enormes cantidades de contaminantes emitidos al aire, siendo estos perjudiciales para la salud (Manisalidis et al., 2020).

Evidentemente, la urbanización y la industrialización actualmente están aumentando constantemente, alcanzando proporciones

alarmantes en la contaminación atmosférica a nivel mundial, representando así un notable riesgo para el medio ambiente y la salud pública (Gaviria, Muñoz y González, 2012). La contaminación del aire a nivel global es la causante de 7 millones de muertes prematuras al año, y nueve de cada diez personas en el mundo respiran ahora mismo aire contaminado (OMS, 2018), donde los principales contaminantes son: el material particulado grueso (PM_{10}) y el fino ($PM_{2.5}$), el dióxido de nitrógeno (NO_2) y el dióxido de azufre (SO_2) (CEPAL, 2020). En la población vulnerable como la primera infancia, podría verse afectado el desarrollo de su crecimiento, las funciones pulmonares e incluso presentar infecciones respiratorias y agravamiento del asma (Academia Nacional de Medicina de México, 2015). En el caso de los adultos, pueden llegar a presentar cardiopatía isquémica y/o accidentes cerebrovasculares (Montealegre et al., 2021), siendo estas las causas más comunes de muerte prematura debido a la contaminación del aire. Adicionalmente, han encontrado pruebas de otros efectos como diabetes y enfermedades neurodegenerativas (OMS, 2021). De igual manera, la contaminación atmosférica produce impactos en el medio ambiente afectando el crecimiento vegetal, cambios de temperatura, alteración en los patrones de precipitación, lluvia ácida, entre otros (CEPAL, 2020).

La contaminación atmosférica se presenta en diferentes magnitudes en todos los entornos urbanos, debido a que cada ciudad presenta condiciones y características únicas, ya sea en función de su topografía, área, condiciones meteorológicas, desarrollo económico, entre otras variables. Dicha variabilidad en cada entorno urbano, genera el que no exista una solución única y definitiva para esta problemática ambiental. La Organización Mundial de la Salud (OMS) ha presentado en sus guías para la calidad del aire, metodologías, estudios y recomendaciones para la toma de decisiones, sin embargo, esta misma organización reconoce que la polución del aire ya sea en ambientes cerrados o abiertos, están ambos dentro del área de las principales causas evitables de enfermedad y muerte a nivel mundial, y así mismo son el riesgo ambiental a la salud más grande, donde 4.2 millones de muertes ocurren a causa de la exposición a la contaminación en entornos cerrados y 3.8 millones por la exposición en entornos abiertos (OMS, 2018).

En la ciudad de Bogotá, Colombia, debido a su rápido crecimiento urbano experimentado a lo largo de la historia reciente, ha traído consigo un problema crítico por la contaminación del aire. Un estudio del año 2007 acerca del análisis del estado de la calidad del aire en Bogotá, presentó que según el inventario oficial de fuentes de emisiones: las industrias y los vehículos son los principales causantes en un gran nivel de la problemática de la contaminación del aire que se presenta

en la ciudad, donde los valores de los contaminantes han llegado a ser superiores a los de otras ciudades de Latinoamérica (Gaitán, Cancino y Behrentz, 2007). Según una investigación sobre la carga de la contaminación del aire en Bogotá, indicó que aproximadamente 3.400 muertes prematuras evitables durante el año 2021 en esta ciudad, pueden llegar atribuirse a la exposición de $PM_{2.5}$ a largo plazo. Adicionalmente, la investigación informó que el riesgo de muerte que llega a representar la contaminación por $PM_{2.5}$ para cualquier persona que viva en Bogotá, es aproximadamente el doble de la tasa de fallecimientos por accidentes de tránsito en Colombia, e incluso el riesgo de morir por dicho contaminante es similar a lo que se presenta con el tabaquismo en la población colombiana (Farrow et al., 2022).

Durante el periodo comprendido entre enero a julio del 2020, se presentó una disminución significativa con respecto a la contaminación del aire (especialmente de material particulado y NO_2) de los grandes centros urbanos del mundo, relacionado directamente con la reducción de actividades económicas como la industria, el comercio y el transporte, esto a causa de la medida de la cuarentena frente a la pandemia de Covid-19 (ONU, 2020). En un reporte de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL) del año 2020, se recopilieron datos de varias ciudades latinoamericanas, europeas y asiáticas, las cuales presentaron una tendencia generalizada en la disminución de contaminantes atmosféricos en el año 2020 con respecto al año anterior. Sin embargo, a pesar de presentarse mayores mejoras en la calidad del aire durante las primeras semanas de las cuarentenas, existieron momentos donde la situación tendió a revertirse, con algunas excepciones (CEPAL, 2020). Otro estudio del año 2020 presentó datos con dirección hacia el mismo sentido, donde las cuarentenas ocasionaron disminuciones en las concentraciones de la mayoría de contaminantes atmosféricos, especialmente en aquellos relacionados con las actividades productivas restringidas durante estos periodos, cómo lo fue el caso de la actividad de transporte donde hubo menos consumo de energía y muy poca demanda de combustibles fósiles (Muhammad, Long y Muhammad., 2020).

En el caso de Bogotá, durante la medida de la cuarentena se restringió al máximo el tránsito de personas (Alcaldía mayor de Bogotá D.C., 2021), lo cual generó menores concentraciones en la calidad del aire comparado con niveles de años pasados durante la misma época (enero a julio) (González, 2021). El impacto fue tan significativo que, en algunas semanas de la cuarentena, fue posible observar parte de los Nevados del Tolima y Ruiz desde varios puntos de la ciudad de Bogotá, esto no hubiera sido posible en condiciones de normalidad. Sin embargo, en los momentos donde se flexibilizaron las medidas con el fin de reactivar la economía (permitiendo que más personas

volvieron a sus actividades laborales), se aumentó la concentración de contaminantes atmosféricos como NO y NO₂ (Martínez, 2020).

Teniendo en cuenta las bases planteadas anteriormente, el presente estudio tiene como objetivo comparar el comportamiento de la contaminación del aire durante la cuarentena en la ciudad de Bogotá, con respecto a otras ciudades del mundo en aspectos como la población, área, elevación, entre otros, mediante un análisis estadístico de los datos de concentración de los contaminantes PM₁₀, PM_{2.5} y NO₂ para el periodo de enero a julio del 2020.

2. Materiales y métodos

El proceso que se lleva a cabo para adelantar todo el análisis de información en calidad del aire, inicia con la selección de las ciudades que presentan alguna similitud con Bogotá, es decir, población de 7,41 millones de habitantes, área urbana de 387,37 y densidad poblacional de 24116,86 hab/Km² para llevar a cabo la comparación de la variabilidad del comportamiento de las concentraciones de los contaminantes medidos. Se empleó el portal World Air Quality Index (WAQI), con ello se realizó una matriz la cual tiene como objetivo la clasificación de viabilidad de las ciudades, donde aquellas con un valor total mayor a 4 son viables y las de menor a 4 no lo son. Inicialmente se tuvo en cuenta en la matriz características de interés cómo: población (con un mínimo de 2 millones de habitantes); disponibilidad de reportes de los contaminantes criterio (PM₁₀, PM_{2.5} y NO₂) donde su clasificación se presentó según la cantidad de estos; disponibilidad de información según la antigüedad del reporte; un mínimo de 5 estaciones con datos disponibles, las cuales debían estar ubicadas en áreas con desarrollo urbano comparable.

Posteriormente, se realizó un análisis estadístico iniciando con el Análisis de la Varianza (ANOVA), empleando la varianza teniendo en cuenta que los datos obtenidos no presentan una distribución normal, esto a causa de que se trata de series de tiempo. En este estudio se utilizó el ANOVA tanto univariado como multivariado para determinar diferencias entre fases y de igual manera entre ciudades. Adicionalmente, el uso del ANOVA fue necesario para determinar la significancia de cada una de las variables de interés en dichas diferencias. Lo anterior se realiza según los reportes obtenidos, los cuales expresan su realización de simulaciones y comparación de resultados usando el ANOVA, concluyendo que es un método robusto el cual tolera violaciones de los supuestos de normalidad, aunque es sensible ante la violación de homogeneidad (Blanca et al., 2017).

Seguidamente para el diseño de prueba de diferencias entre ciudades por fase, se realizó una matriz de correlación e histogramas para cada uno de los contaminantes considerados (PM_{10} , $PM_{2.5}$ y NO_2) por fase (antes, cuarentena, reactivación). Para ello se utilizó la técnica BOOTSTRAPPING (IBM, 2013) para el ANOVA (teniendo en cuenta sus limitaciones y la pérdida de poder estadístico que conlleva el incumplimiento de los supuestos del modelo), estableciendo 2000 repeticiones para su realización. Fue necesario el uso de la aplicación del Análisis de la Varianza Multivariado (MANOVA) para poder encontrar diferencias generalizadas entre los contaminantes por fases, presentando como variables los contaminantes considerados tanto en cambios de concentración como en cambios relativos.

En el diseño de prueba de diferencias entre ciudades por fase, se requirió la aplicación del ANOVA univariado por ciudad y contaminante, con el objetivo de identificar diferencias estadísticamente significativas entre fases, haciendo uso de la prueba post-hoc Tukey-Kramer (honest significance difference). De igual manera como en el anterior caso, se aplicaron los métodos clásicos del ANOVA teniendo en cuenta las limitaciones y la pérdida de poder estadístico, utilizando como alternativa la técnica de BOOTSTRAPPING.

Por otro lado, el análisis de covarianza y correlación $PM_{2.5}$ y NO_2 , se aplicó para identificar el grado de correlación entre éstos contaminantes y en cada una de las fases consideradas (antes, cuarentena, reactivación) para el periodo analizado. Fue necesario el método Análisis de Covarianza (ANCOVA) con el fin de buscar diferencias entre la covarianza de dos variables ($PM_{2.5}$ y NO_2) en función de una variable independiente (fases consideradas).

Así mismo, en el diseño de prueba de diferencia entre ciudades por fase y contaminante, nuevamente se requirió de la aplicación del ANOVA, en este caso para poder encontrar las diferencias entre ciudades por fase (antes, cuarentena, reactivación) y contaminante considerado (PM_{10} , $PM_{2.5}$ y NO_2), haciendo uso de la prueba post-hoc Tukey-Kramer (honest significance test). Adicionalmente, se calcularon grupos homogéneos con valores similares. De igual manera como en los anteriores casos, se aplicaron los métodos clásicos del ANOVA teniendo en cuenta las limitaciones y la pérdida de poder estadístico, utilizando como alternativa la técnica de BOOTSTRAPPING.

En cuanto al diseño de prueba para el análisis de los factores, se aplicó la prueba MANOVA incorporando los efectos de los factores considerados (área, población, densidad, altura, tipo de combustible y PIB per cápita) en el comportamiento de las variables (contaminantes). Como en los anteriores casos, se utilizó como alternativa la técnica de BOOTSTRAPPING para el ANOVA. Para la realización de la comparación

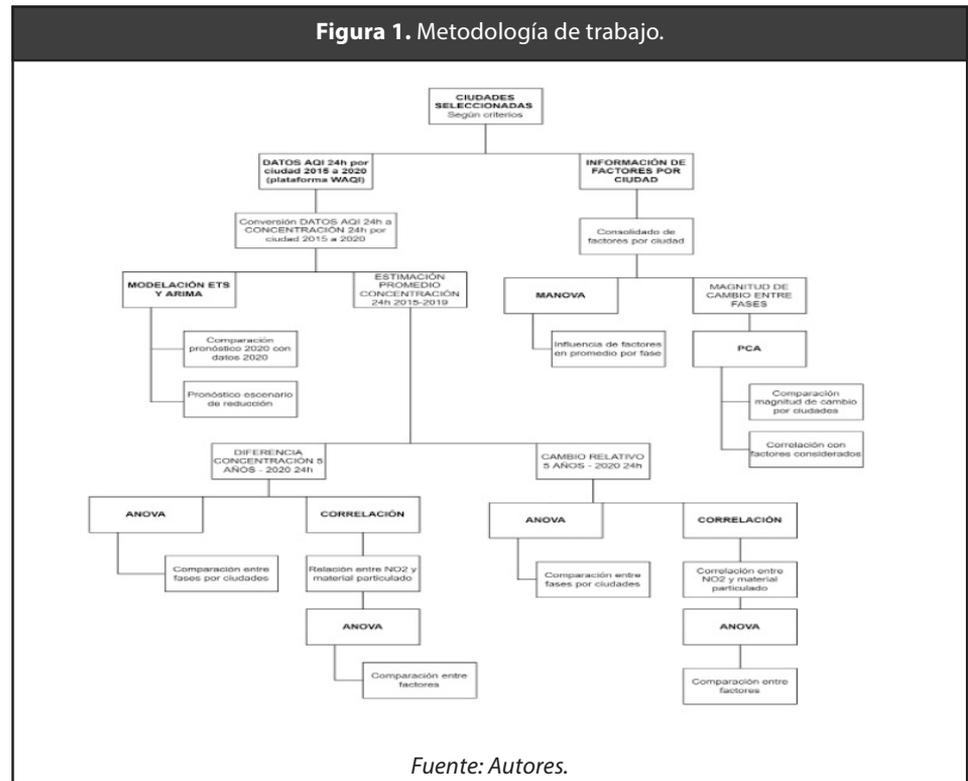
general entre ciudades, se realizó un ANOVA multivariado por cada uno de los contaminantes y fase considerada, aplicando la prueba post-hoc Tukey-Kramer para poder separar en grupos homogéneos las ciudades y así obtener un ranking por contaminante.

En la aplicación del Principal Component Analysis (PCA), el análisis se realizó por medio del software MATLAB, con la herramienta "Coeff=PCA (x)". Cada una de las variables se normalizaron respecto a la media y desviación estándar de cada contaminante, para que la magnitud de los vectores Eigen correspondiera dimensionalmente a la misma unidad, esto a causa de que el análisis de variables con unidades diferentes altera en gran medida los resultados del presente método (Jolliffe y Cadima, 2016). Para el diseño PCA para extracción de componentes, se habla de las variables de entrada, donde se hace referencia a los promedios por fases y a las magnitudes de cambio (diferencia entre medias) por ciudad. Dichas variables están establecidas en el análisis de varianza, así como las variables normalizadas por ciudad. Para el correspondiente análisis de la magnitud, se tienen como entradas las siguientes magnitudes: magnitud base (cambio concentración sin tener en cuenta referencia promedio 5 años), magnitud cambió concentración (cambio en la diferencia entre la concentración 2020 y la referencia promedio 5 años) y magnitud cambio relativo (cambio relativo entre la concentración 2020 y la referencia promedio 5 años). De igual manera, se llegaron a tener las posibles combinaciones, las cuales tienen en consideración el orden de la fase cuarentena para que la magnitud estuviera relacionada con el cambio presentado en dicha fase: "Antes - Cuarentena = Cambio Antes - Cambio Cuarentena", "Reactivación - Cuarentena = Cambio reactivación - Cambio Cuarentena", "Antes - Reactivación = Cambio Antes - Cambio Reactivación".

Los resultados se presentaron en forma de ranking agregado, en el cual se incluyó un índice "#" el cual presenta la posición relativa de cada ciudad para cada magnitud y combinación de fases. Adicionalmente, los valores se presentaron en una escala de color, donde el color verde representa mayor reducción y el rojo indica una menor reducción de los niveles de contaminación. Seguidamente por medio del software SPSS, se realizó la correspondiente normalización de los datos para el tratamiento de cada una de las variables de interés, de modo que se pudiera eliminar la dimensionalidad de las variables y pudiesen ser interpretadas adecuadamente (Jolliffe y Cadima, 2016).

Como última etapa, se implementó la modelación por medio de AutoRegressive Integrated Moving Average (ARIMA) y (Error, Trend, Seasonality) ETS utilizándose para el análisis de los datos de forma longitudinal, el pronóstico de concentraciones con y sin cuarentena,

y la respectiva comparación entre ciudades. Se requirió el uso de la herramienta EXPERT MODELER de SPSS para poder ajustar cada serie de datos usando la modelación ARIMA y ETS. De igual forma se utilizó la herramienta Regression para tener como referencia el ajuste lineal de los datos.



2.3. Consideraciones de la información

La información base de trabajo se obtuvo en forma Air Quality Index (AQI), por lo que fue necesario realizar su equivalencia a concentración, generando una baja incertidumbre en las posiciones decimales de los valores, teniendo en cuenta que el AQI se redondea al número entero más cercano, sin embargo, no se considera una pérdida de precisión significativa.

Otra situación que se presentó fue para el caso Bogotá, ya que en la época de la cuarentena se llegaron a presenciar episodios significativos de contaminación atmosférica, esto a causa de la dispersión de aerosoles y material particulado provenientes de otras regiones, los cuales fueron transportados hasta Bogotá por medio de los vientos. Incluso en los primeros momentos de la cuarentena, se presentaron eventos de contaminación del aire a causa de los incendios en Venezuela entre febrero y abril (Valenzuela, 2020)

3. Resultados y discusión:

Con el fin de mostrar los datos más relevantes del estudio, y teniendo en cuenta la magnitud del presente artículo, solo se presentará el PCA y la modelación ETS y ARIMA.

Toda la información de calidad del aire fue recopilada el 18 de julio del año 2020, y la información correspondiente a las variables de interés (población, PIB, norma EURO, entre otros) de cada una de las ciudades se consultó para el periodo 2019.

Según la matriz realizada para la elección de ciudades viables para el análisis del presente estudio, las seleccionadas fueron: Bangkok, Ciudad de México, Houston, Los Ángeles, London, Madrid, Múnich, New Delhi, New York, Osaka, París, Quito, Roma, Santiago de Chile, Sao Paulo, Seoul, Shenzhen, Sydney, Toronto y Wuhan.

3.1. PCA, análisis de factores magnitud de cambio

En el presente punto, se exponen los resultados obtenidos del análisis PCA, donde se extrajeron 4 componentes principales, los cuales explicaron el 86% de la variación total y permitieron evidenciar correlaciones entre variables y factores considerados. Cada una de las variables consideradas se explican en la siguiente tabla:

Tabla 1. Variables matrices entrada PCA	
VARIABLE	DESCRIPCIÓN
AC-2020	Magnitud de cambio entre fases Antes y Cuarentena para el 2020
RC-2020	Magnitud de cambio entre fases Reactivación y Cuarentena para el 2020
AR-2020	Magnitud de cambio entre fases Antes y Reactivación para el 2020
AC-CONCENTRACIÓN	Magnitud de cambio entre fases Antes y Cuarentena frente a referencia 5 años
RC-CONCENTRACIÓN	Magnitud de cambio entre fases Reactivación y Cuarentena frente a referencia 5 años
AR-CONCENTRACIÓN	Magnitud de cambio entre fases Antes y Reactivación frente a referencia 5 años
AC-RELATIVA	Magnitud de cambio relativa entre fases Antes y Cuarentena frente a referencia 5 años
RC-RELATIVA	Magnitud de cambio relativa entre fases Reactivación y Cuarentena frente a referencia 5 años

VARIABLE	DESCRIPCIÓN
AR-RELATIVA	Magnitud de cambio relativa entre fases Antes y Reactivación frente a referencia 5 años
ANTES 2020	Promedio fase antes 2020
CUARENTENA 2020	Promedio fase cuarentena 2020
REACTIVACIÓN 2020	Promedio fase reactivación 2020
ANTES CONCENTRACIÓN	Promedio fase antes para cambio frente a referencia 5 años
CUARENTENA CONCENTRACIÓN	Promedio fase cuarentena para cambio frente a referencia 5 años
REACTIVACIÓN CONCENTRACIÓN	Promedio fase reactivación para cambio frente a referencia 5 años
ANTES RELATIVO	Promedio fase antes para cambio relativo frente a referencia 5 años
CUARENTENA RELATIVO	Promedio fase cuarentena para cambio relativo frente a referencia 5 años
REACTIVACIÓN RELATIVO	Promedio fase reactivación para cambio relativo frente a referencia 5 años

Fuente: Autores.

En la Tabla 2, se presenta los resultados de la prueba KMO y Bartlett

Tabla 2. KMO y Bartlett test

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		0.61
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	2248.90
	df	153
	Sig.	0.00

Fuente: Autores.

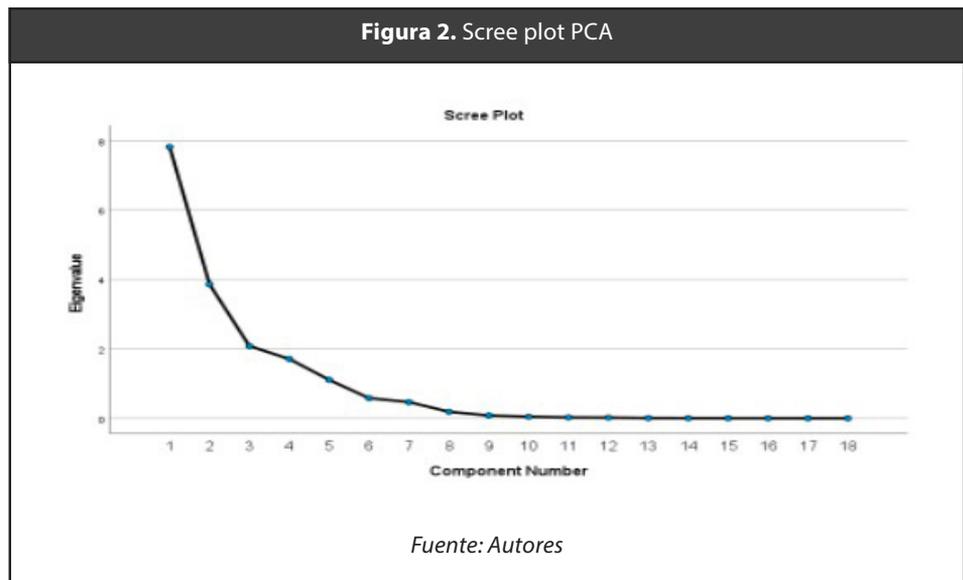
Según la Tabla 2, el valor Kaiser-Meyer-Olkin (Jolliffe y Cadima, 2016) siendo 0.61, indicó que el conjunto de variables es apropiado para el PCA, contando de igual manera con correlaciones entre estas que pueden ser explicadas por medio de componentes. Los 4 componentes extraídos según el criterio Kaiser (eigenvalor > 1), y el porcentaje de varianza explicado por cada componente, se presentan en la siguiente tabla:

Tabla 3. Resultados PCA

Total Variance Explained						
Componente	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings		
	Total	% Of Variance	Cumulative %	Total	% Of Variance	Cumulative %
1	7.82	43.46	43.46	7.82	43.46	43.46
2	3.86	21.45	64.91	3.86	21.45	64.91
3	2.08	11.57	76.47	2.08	11.57	76.47
4	1.71	9.50	85.97	1.71	9.50	85.97

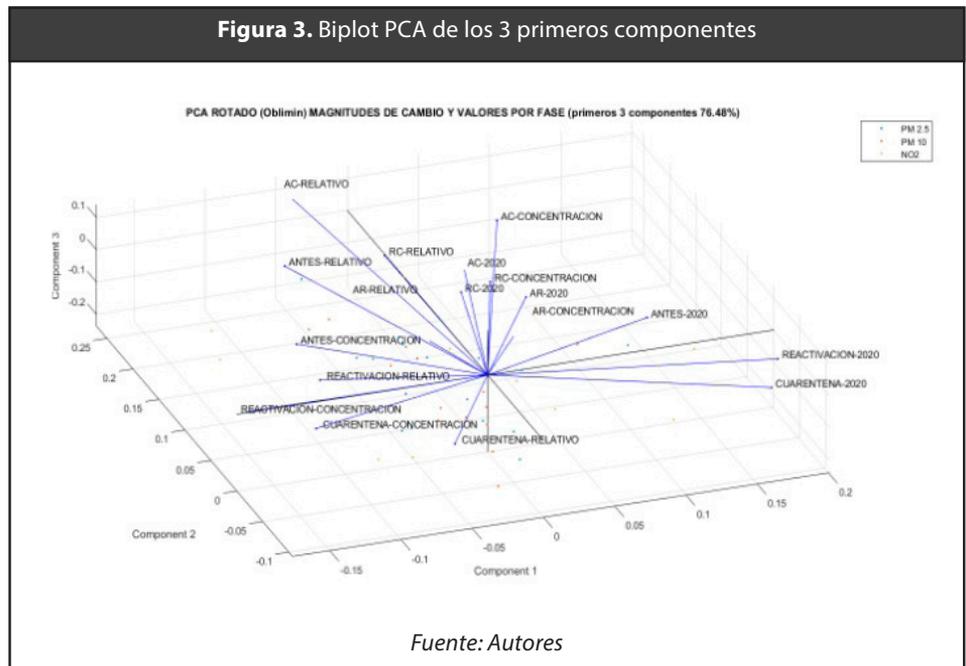
Fuente: Autores

En la figura 2, se muestra el Scree plot para cada uno de los componentes extraídos, donde se puede observar el punto de inflexión entre el componente 4 y 6 (para el presente análisis se toman los 4 primeros componentes):



Es así que se presenta que los dos primeros componentes cuentan con la mayoría de la variación (64,91% según la Tabla 3). Desde el componente 1 hasta el 4, presentan un eigenvalor sobre 1, para después descender hasta el componente 8 donde la significancia es mínima. En el siguiente Biplot se presentan los 3 primeros componentes:

Figura 3. Biplot PCA de los 3 primeros componentes



La Figura 4 presenta las correlaciones entre las variables y los componentes (pattern matrix), donde las variables más significativas se presentan de color verde, y en amarillo los cross-factors (cargan en más de un componente). En cuanto a las cargas de cada variable al componente (component score coefficient matrix), se presentan de un color verde intenso aquellas correlaciones mayores a 0.4, mientras que de color rojo se presentan las correlaciones inversas:

Figura 4. Matriz de patrones (loadings) y matriz de coeficientes PCA

	Pattern Matrix				Component Score Coefficient Matrix			
	Component				Component			
	1	2	3	4	1	2	3	4
REACTIVACION 2020	0.96				0.02	0.10	0.14	-0.21
REACTIVACION CONCENTRACION	-0.95				0.05	0.05	0.11	0.44
CUARENTENA 2020	0.92				0.01	0.08	0.10	-0.32
ANTES 2020	0.76				0.08	0.19	0.07	0.15
CUARENTENA CONCENTRACION	-0.75		-0.43		0.02	-0.02	0.22	-0.02
REACTIVACION RELATIVO	-0.66				0.07	0.19	-0.12	0.15
ANTES CONCENTRACION	-0.60	0.48			-0.06	0.25	0.15	-0.02
AC-RELATIVA		0.90			-0.10	-0.01	0.33	0.18
AR-RELATIVA		0.89			0.01	0.24	-0.09	-0.14
ANTES RELATIVO		0.89			0.13	0.04	0.02	-0.10
AR-CONCENTRACION		0.74	-0.41		0.19	-0.03	-0.10	0.03
AC-CONCENTRACION	0.43	0.69			0.20	-0.02	-0.06	0.20
RC-RELATIVA			0.95		-0.09	0.12	-0.07	0.06
RC-CONCENTRACION			0.75		0.12	0.00	-0.09	-0.02
CUARENTENA RELATIVO			-0.57		0.18	-0.02	0.04	-0.05
AC-2020			0.54	-0.46	-0.07	0.21	-0.02	0.00
RC-2020				0.81	-0.02	0.00	-0.19	0.02
AR-2020			0.42	-0.85	-0.12	-0.01	0.09	0.18

Fuente: Autores.

Con la Figura 3 fue posible evidenciar correlaciones importantes entre grupos de variables (los ángulos cercanos a 0° y 180°, indican correlación positiva o negativa (Jollife y Cadima, 2016)). Dichas correlaciones se cuantificaron en la matriz de patrones (presentó los loadings por componente) y en la matriz de coeficientes (presentó el aporte de cada variable a la variabilidad total). Adicionalmente, en la siguiente tabla se presenta el correspondiente análisis de los componentes extraídos y sus loadings:

Tabla 4. Interpretación componentes PCA	
COMPONENTES PCA	
VARIABLE	DESCRIPCIÓN
Componente 1	Cargado principalmente por aquellas variables correspondientes al promedio por fases. Los cambios en concentración se correlacionan inversamente con las concentraciones para cada fase de manera significativa. Lo anterior se relaciona con el hecho de que las ciudades con mayor concentración de contaminantes, presentaron la mayor disminución en términos de concentración, sin embargo, en términos relativos sólo la fase reactivación sigue esta tendencia.
Componente 2	Cargado principalmente por las variables correspondientes a la magnitud de cambio entre las fases antes-cuarentena y antes-reactivación, tanto en cambio concentración, como en cambio relativo; así mismo se relaciona el promedio relativo de la fase antes. El presente componente evidenció la tendencia generalizada de la fase reactivación, al tener un cambio cercano al presentado en cuarentena, es decir, la disminución de la contaminación en la fase cuarentena se mantuvo en cierto nivel durante la reactivación.
Componente 3	Cargado principalmente por las variables correspondientes a las magnitudes de cambio, entre las fases reactivación-cuarentena y el cambio relativo presentado en cuarentena (correlación inversa). La magnitud de cambio entre reactivación-cuarentena, fue diferente a las demás magnitudes, y aquellas ciudades que presentaron mayor reducción relativa en cuarentena, tendieron a presentar mayor reducción entre estas fases. Este componente también lo cargan las magnitudes AC-2020 y AR-2020 (Cross-factor con componente 4), y se relacionan directamente.

COMPONENTES PCA	
VARIABLE	DESCRIPCIÓN
Componente 4	Cargado principalmente por las variables correspondientes a la magnitud de cambio para valores promedio 2020 por fase. Las magnitudes AC y AR, tienen una correlación inversa con la magnitud RC, indicando así que al igual que en el componente 2, las magnitudes AC y AR tienen comportamientos similares. Las ciudades que presentaron mayor diferencia, entre las fases reactivación y cuarentena, contaron con menores diferencias en las otras magnitudes (AC y AR), lo que coincide con la observación de que la mayoría de ciudades, mantuvieron sus niveles de reducción en la fase de reactivación.

Fuente: Autores.

En la tabla 5, se presenta cada una de las correlaciones entre variables y los componentes extraídos, donde a su vez se puede observar su correspondiente significancia, resaltado de color verde aquellas correlaciones significativas con un nivel de 95% (el color rojo resalta el mismo nivel, pero de manera inversa) y de amarillo las significativas al 90%:

Tabla 5. Correlación entre factores y componentes

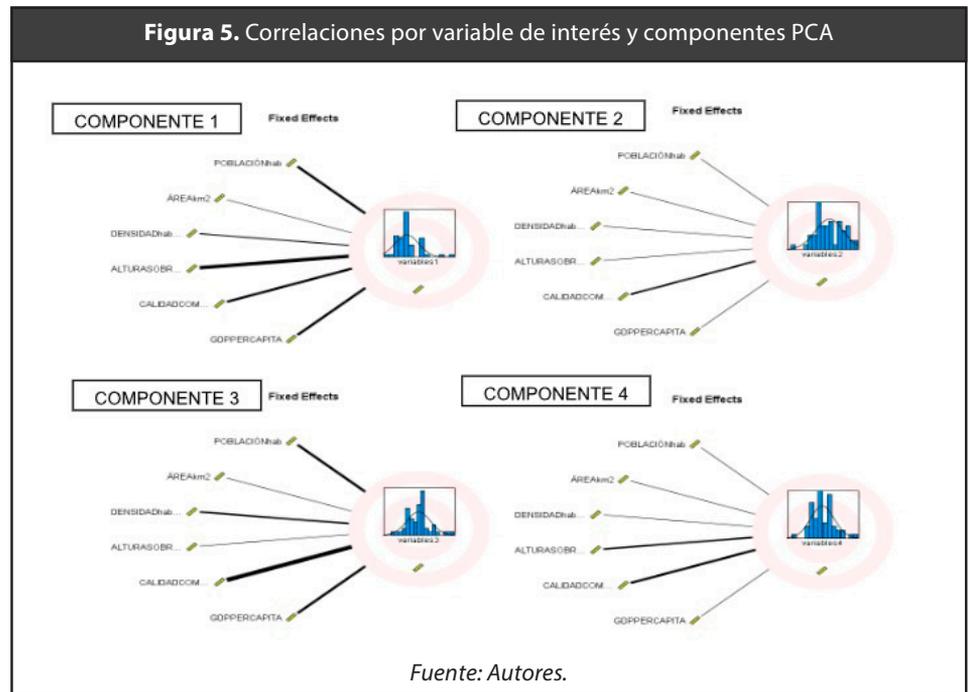
Correlations					
		Componente			
FACTOR	PARÁMETRO	1	2	3	4
Población	Pearson Correlation	0.59	0.06	0.54	-0.16
	Sig. (2-tailed)	0.016	0.331	0.01	0.807
Área	Pearson Correlation	-0.22	0.19	-0.04	0.07
	Sig. (2-tailed)	0.799	0.346	0.939	0.7
Densidad	Pearson Correlation	0.28	-0.09	0.32	-0.01
	Sig. (2-tailed)	0.198	0.389	0.082	0.395
Altura	Pearson Correlation	-0.20	0.03	0.12	0.18
	Sig. (2-tailed)	0.005	0.373	0.819	0.081
Combustible	Pearson Correlation	0.17	-0.14	0.50	-0.28
	Sig. (2-tailed)	0.035	0.077	0.001	0.015
PIB per cápita	Pearson Correlation	-0.39	0.04	-0.34	0.10
	Sig. (2-tailed)	0.014	0.457	0.018	0.364

Fuente: Autores

La tabla 5 presentó algunos resultados significativos como en las variables: población (componentes 1 y 3), combustible (componentes 1,3 y 4) y PIB (componentes 1 y 3). Sin embargo, en variables como área no se presentaron correlaciones significativas. Posteriormente se presenta el respectivo análisis de correlaciones por componentes (Tabla 6), y las relaciones entre componentes y variables (Figura 5):

Tabla 6. Análisis correlación por componentes	
CORRELACIÓN FACTORES Y COMPONENTES PCA	
COMPONENTE	DESCRIPCIÓN
Componente 1	Correlacionado directamente con población y combustible, e inversamente con altura y PIB, indicando así que las ciudades con mayor población y con peor calidad de combustible presentaron mayores concentraciones y reducciones por fase. De igual manera, las ciudades con mayor PIB presentaron valores en concentración menores.
Componente 2	No presentó correlaciones significativas con los factores, solo la calidad de combustible presentó significancia al 90%, sin embargo, el coeficiente de correlación es solo de -0.14. Lo anterior indicó que las magnitudes de cambio AC y AR, teniendo en cuenta la referencia 5 años, tienen una débil relación inversa con este factor, pero depende de otros factores no considerados.
Componente 3	Correlaciones significativas con los factores población, combustible, PIB y al 90% con densidad. Lo anterior indicó que las ciudades con mayor población, peor calidad de combustible y menor PIB, tendieron a presentar un aumento entre las fases cuarentena y reactivación, es decir, posterior a la reactivación, la calidad del aire empeoró en mayor magnitud.
Componente 4	Se correlaciona débilmente con el factor COMBUSTIBLE y ALTURA, indicando que las ciudades con peor calidad de combustible tendieron a tener una magnitud RC más alta y una magnitud AC y AR más baja, relacionadas de forma inversa.

Fuente: Autores



3.1.1. Ranking ciudades por componentes PCA

La figura 6 y 7 evidencian los resultados del ranking de ciudades por componente extraído para cada uno de los contaminantes considerados.

Figura 6. Ranking ciudades PCA PM_{2.5}

PM _{2.5}		Componente 1	Componente 2	Componente 3	Componente 4			
CIUDAD	#	valor	#	valor	#	valor		
NEW DELHI	1	3.05	6	0.73	1	2.89	17	-1.03
WUHAN	2	1.55	20	-2.55	3	0.97	20	-2.59
SANTIAGO DE CHILE	3	1.37	4	0.87	20	-1.61	1	1.55
SHENZHEN	4	0.25	11	-0.03	9	0.05	16	-0.97
BANGKOK	5	0.14	7	0.57	15	-0.62	19	-1.42
PARIS	6	-0.02	19	-1.22	16	-0.77	15	-0.35
CIUDAD DE MEXICO	7	-0.09	17	-0.79	14	-0.33	10	0.18
SEOUL	8	-0.10	5	0.75	4	0.56	7	0.61
LONDON	9	-0.12	18	-0.99	17	-0.85	14	-0.18
ROMA	10	-0.16	2	1.30	19	-1.34	18	-1.13
OSAKA	11	-0.25	15	-0.60	13	-0.22	9	0.25
SAO PAULO	12	-0.27	13	-0.31	11	-0.03	3	1.12
LOS ANGELES	13	-0.31	8	0.39	8	0.07	6	0.68
QUITO	14	-0.59	10	0.22	2	1.25	4	0.91
MADRID	15	-0.61	3	1.01	18	-0.93	11	0.00
BOGOTA	16	-0.70	12	-0.23	6	0.29	13	-0.04
SYDNEY	17	-0.74	1	1.80	7	0.27	12	-0.02
NEW YORK	18	-0.74	9	0.32	5	0.45	8	0.36
TORONTO	19	-0.81	16	-0.65	10	0.03	5	0.72
HOUSTON	20	-0.86	14	-0.58	12	-0.16	2	1.34

Fuente: Autores.

Para las Figuras 7 y 8 no se presentaron algunas ciudades (Houston, New York, Quito y Toronto) debido a que no cumplieron con los requerimientos mínimos de disponibilidad:

Figura 7. Ranking ciudades PCA PM₁₀

PM ₁₀	Componente 1		Componente 2		Componente 3		Componente 4	
	#	valor	#	valor	#	valor	#	valor
NEW DELHI	1	3.74	1	1.88	1	2.45	11	-0.24
SANTIAGO DE CHILE	2	1.15	2	1.29	16	-2.20	2	0.77
WUHAN	3	1.00	16	-1.36	3	0.67	15	-0.92
SHENZHEN	4	-0.17	8	-0.39	6	0.29	14	-0.71
SEOUL	5	-0.23	11	-0.60	8	0.24	8	-0.05
PARIS	6	-0.28	13	-0.76	9	0.00	5	0.37
BANGKOK	7	-0.29	5	0.89	12	-0.56	16	-1.16
LONDON	8	-0.30	14	-0.91	13	-0.63	10	-0.21
MUNICH	9	-0.32	15	-1.09	15	-1.42	13	-0.63
CIUDAD DE MEXICO	10	-0.37	10	-0.56	11	-0.11	9	-0.20
ROMA	11	-0.46	6	0.74	14	-0.78	12	-0.53
OSAKA	12	-0.54	9	-0.52	7	0.26	3	0.61
BOGOTA	13	-0.59	7	-0.18	2	1.29	6	0.34
SAO PAULO	14	-0.63	12	-0.72	5	0.29	1	1.79
MADRID	15	-0.72	3	1.29	10	-0.09	4	0.53
SYDNEY	16	-0.98	4	1.00	4	0.30	7	0.23

Fuente: Autores.

Figura 8. Ranking ciudades PCA NO₂

NO ₂	Componente 1		Componente 2		Componente 3		Componente 4	
	#	valor	#	valor	#	valor	#	valor
PARIS	1	1.39	12	-0.44	4	0.73	4	1.04
NEW DELHI	2	1.29	7	0.15	2	1.66	10	-0.35
SEOUL	3	1.22	10	-0.17	10	-0.21	14	-0.93
LONDON	4	1.00	15	-1.09	9	-0.12	8	0.01
SANTIAGO DE CHILE	5	0.97	1	1.66	18	-1.75	2	2.37
CIUDAD DE MEXICO	6	0.43	11	-0.20	16	-1.06	15	-1.11
WUHAN	7	0.39	16	-1.20	1	2.12	5	0.58
MUNICH	8	0.24	8	0.07	12	-0.49	7	0.25
OSAKA	9	-0.05	6	0.64	11	-0.30	12	-0.56
MADRID	10	-0.07	2	1.53	5	0.41	18	-1.35
SHENZHEN	11	-0.11	18	-1.82	13	-0.63	17	-1.35
ROMA	12	-0.22	3	1.42	7	0.29	16	-1.18
SAO PAULO	13	-0.48	17	-1.31	8	0.28	1	2.70
BANGKOK	14	-0.79	9	0.05	6	0.37	11	-0.50
TORONTO	15	-0.84	14	-0.75	14	-0.72	13	-0.90
SYDNEY	16	-1.01	13	-0.52	17	-1.11	3	1.10
LOS ANGELES	17	-1.54	4	1.28	15	-0.86	9	-0.34
BOGOTA	18	-1.82	5	0.71	3	1.37	6	0.52

Fuente: Autores.

En la tabla 7, se presenta el análisis correspondiente de los resultados de los rankings anteriores (Figura 5,6 y 7):

Tabla 7. Ranking Bogotá por componente

COMPARACIÓN CIUDADES vs BOGOTÁ POR COMPONENTES	
COMPONENTE	DESCRIPCIÓN
Componente 1	Bogotá resultó en el puesto 16 para $PM_{2.5}$, es decir, presentó concentraciones menores durante las fases, en comparación a las demás ciudades, y de igual manera, menores reducciones.
Componente 2	Bogotá resultó en el puesto 12 para $PM_{2.5}$, indicando que no se presentó una reducción al mismo nivel de las demás ciudades, sin embargo, para NO_2 se presentó en el puesto 5, debido a que en términos relativos, Bogotá presentó una reducción alta.
Componente 3	Bogotá resultó en los primeros lugares en este componente, indicando que fue una de las ciudades que más aumentó sus niveles de contaminación durante la reactivación, en especial en PM_{10} , en donde ocupó el 2 puesto.
Componente 4	Bogotá resultó en el puesto 13 para $PM_{2.5}$ y 6 para NO_2 , indicando que las diferencias entre las fases antes y reactivación, fueron de menor magnitud en comparación a las demás ciudades para $PM_{2.5}$, pero más marcadas para el NO_2 .

Fuente: Autores.

3.2. Modelación ETS y ARIMA

En este punto se presentan los análisis correspondientes de los resultados de las modelaciones ETS y ARIMA por cada ciudad considerada (Bogotá, New Delhi, Madrid, Roma, Sao Paulo y Wuhan), y la comparación entre ciudades bajo dichos modelos.

3.2.1 Bogotá

En la figura 9, se presentan los resultados de la regresión lineal para cada contaminante considerado:

Figura 9. PM_{2.5} regresión lineal Bogotá

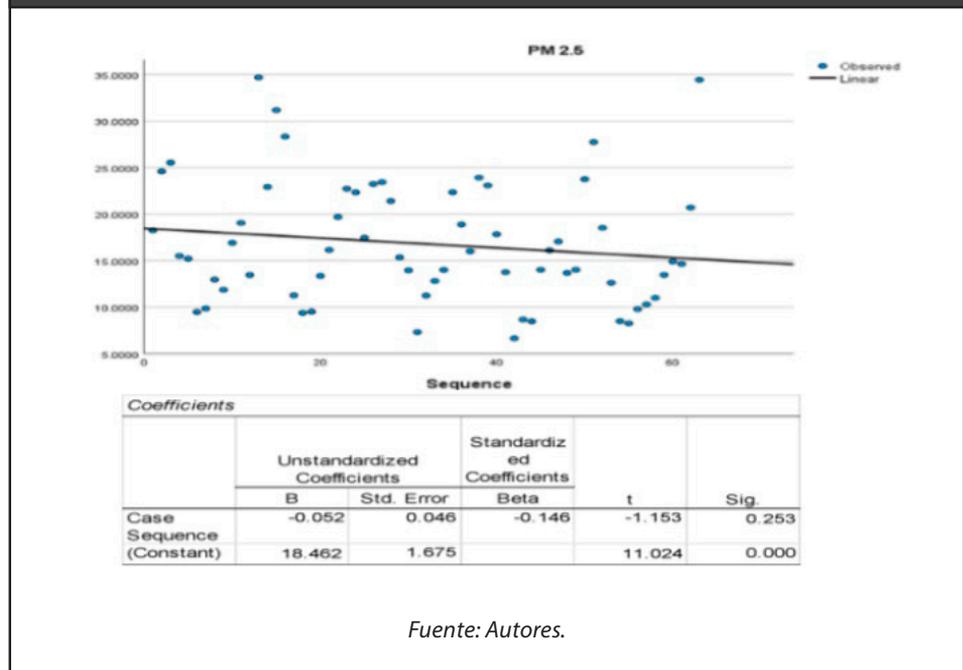
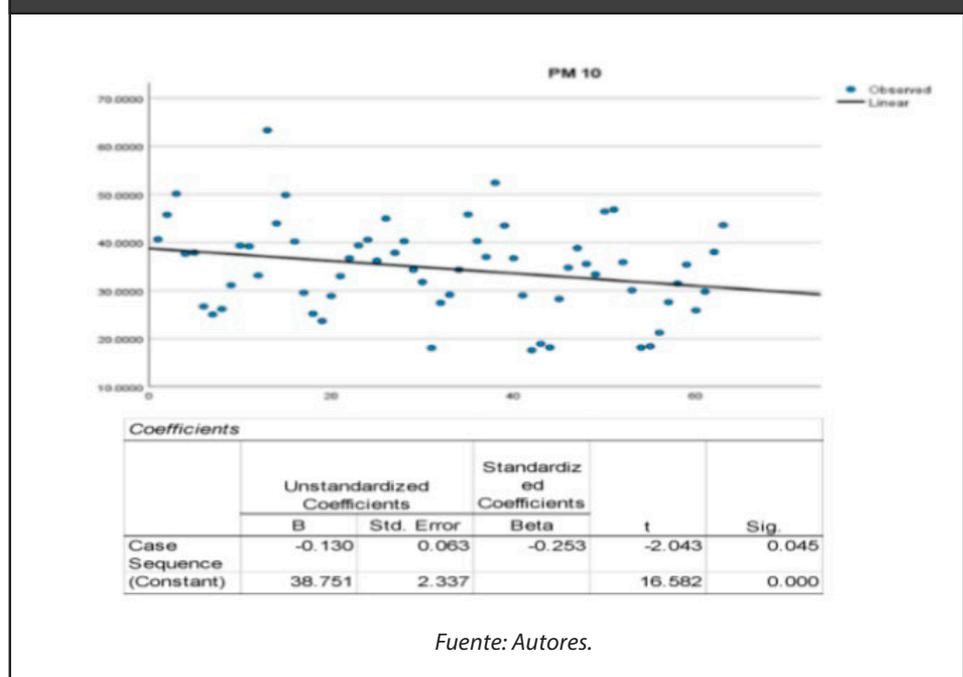
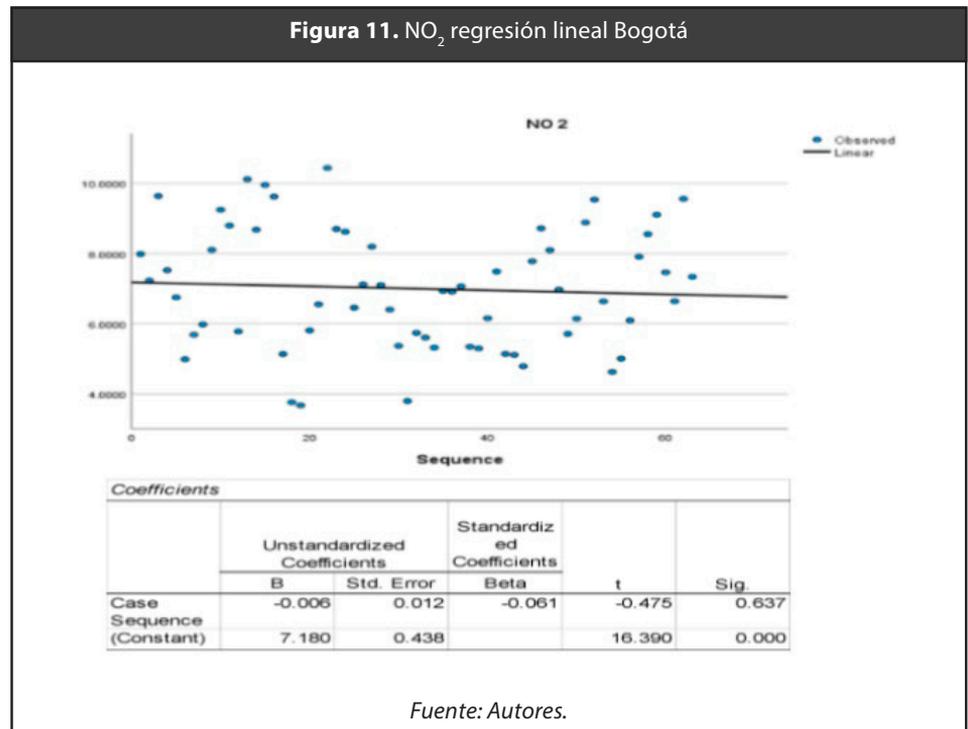


Figura 10. PM₁₀ regresión lineal Bogotá





Las anteriores regresiones lineales, presentaron una pendiente negativa para los tres contaminantes, marcada específicamente en PM₁₀, y en menor medida para NO₂, indicando de esta manera una tendencia hacia la reducción.

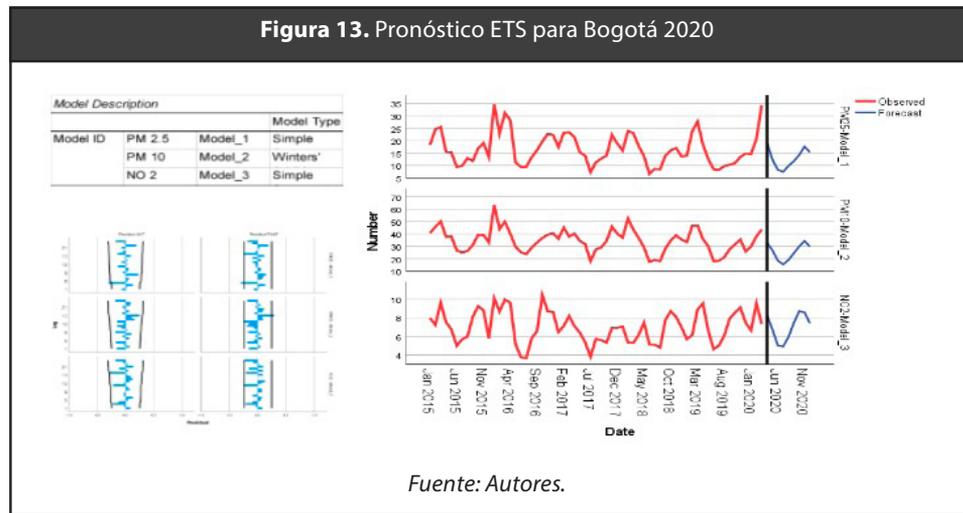
En la figura 12 se presentan los ajustes para los modelos ETS, donde se seleccionaron los modelos simples seasonal y winter's seasonal. Adicionalmente, se presenta el pronóstico para el periodo marzo-diciembre del 2020:

Figura 12. Modelo ETS Bogotá

Model Statistics													
Model	Number of Predictors	Stationary R-squared		Model Fit statistics						Ljung-Box Q(18)			Number of Outliers
		Stationary R-squared	R-squared	RMSE	MAPE	MAE	MaxAPE	MaxAE	Normalized BIC	Statistics	DF	Sig.	
PM 2.5-Model_1	0	0.832	0.731	3.443	14.218	2.348	45.152	15.965	2.604	17.267	16	0.369	0
PM 10-Model_2	0	0.964	0.788	4.401	8.620	2.972	33.793	21.401	3.161	21.504	15	0.121	0
NO 2-Model_3	0	0.734	0.552	1.152	13.950	0.875	51.753	2.753	0.414	20.397	16	0.203	0

Fuente: Autores.

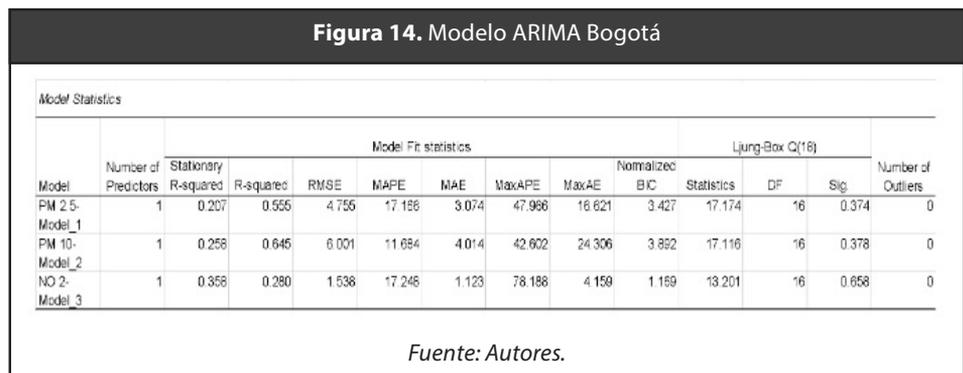
Figura 13. Pronóstico ETS para Bogotá 2020



Fuente: Autores.

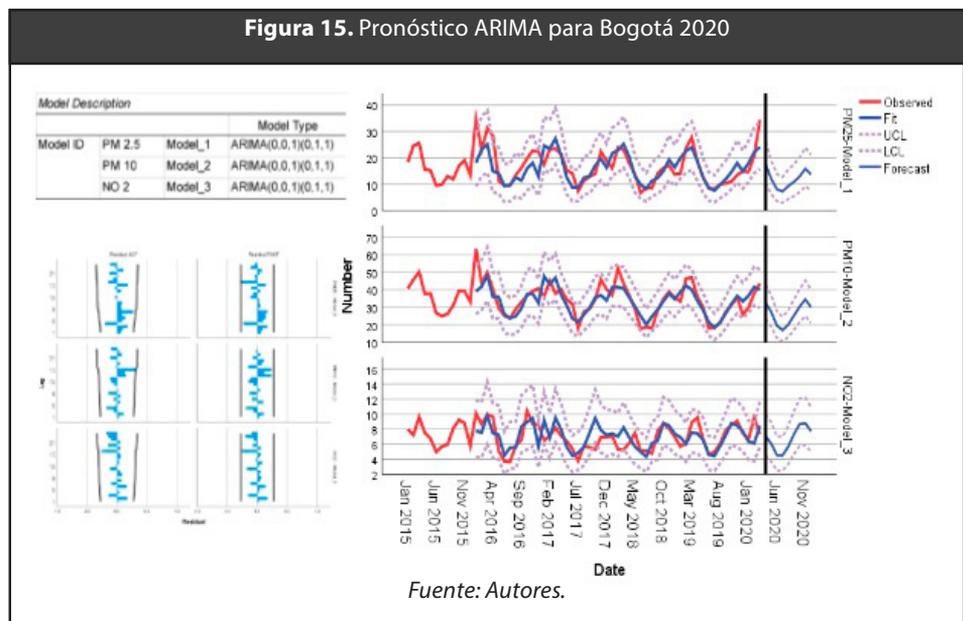
En las siguientes figuras, se presentan los ajustes para los ARIMA y el pronóstico para el periodo marzo-diciembre del 2020:

Figura 14. Modelo ARIMA Bogotá



Fuente: Autores.

Figura 15. Pronóstico ARIMA para Bogotá 2020



Fuente: Autores.

Los anteriores modelos ETS y ARIMA, presentaron el carácter periódico de la contaminación atmosférica, donde hubo puntos bajos hacía los meses de junio y julio, pero puntos elevados entre septiembre y febrero. Para los modelos ARIMA, PM_{10} tuvo el mejor ajuste, mientras que NO_2 presentó el de menor condición, posiblemente a causa de la variación entre periodos anuales. En la Figura 13, se observa que los cambios tienen diferente magnitud especialmente en el 2017 y en la tabla 8 se presenta una comparación entre los pronósticos y los valores reales registrados:

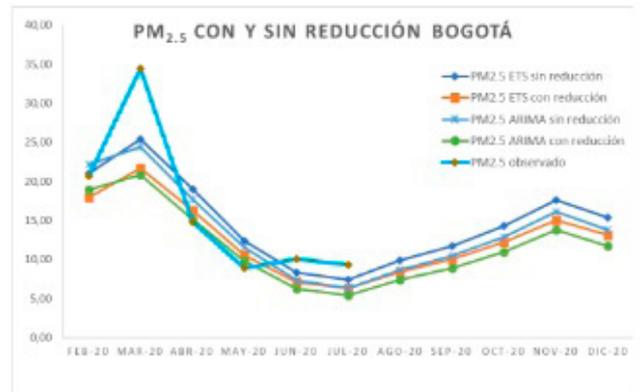
Tabla 8. Comparación entre modelos y datos reales Bogotá

RESUMEN DIFERENCIAS VALORES REALES VS PRONÓSTICO BOGOTÁ												
MES	DATOS ESTACIONES			REGRESIÓN LINEAR			ETS			ARIMA		
	$PM_{2,5}$	PM_{10}	NO_2	$PM_{2,5}$	PM_{10}	NO_2	$PM_{2,5}$	PM_{10}	NO_2	$PM_{2,5}$	PM_{10}	NO_2
feb-20	20,69	38,01	9,56	0,36	0,24	0,40	-0,02	-0,07	0,28	-0,07	-0,10	0,58
mar-20	34,44	43,60	7,34	1,27	0,43	0,08	0,36	0,07	-0,16	0,41	0,07	-0,14
abr-20	14,77	21,90	3,64	-0,02	-0,28	-0,47	-0,22	-0,33	-0,56	-0,17	-0,32	-0,48
may-20	8,89	13,80	3,80	-0,41	-0,54	-0,44	-0,28	-0,48	-0,44	-0,23	-0,49	-0,37
jun-20	10,05	21,15	4,13	-0,33	-0,30	-0,39	0,21	0,14	-0,18	0,36	0,13	-0,07
jul-20	9,37	17,59	4,68	-0,37	-0,41	-0,31	0,26	0,14	-0,05	0,47	0,12	0,05
PROMEDIO CUARENTENA	11,24	18,95	3,86	-0,25	-0,37	-0,43	-0,10	-0,22	-0,39	-0,01	-0,23	-0,31

Fuente: Autores.

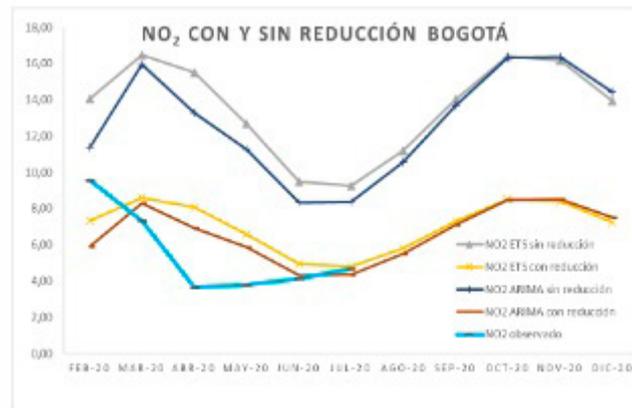
La figura 16 y 17, presentan lo correspondiente a las proyecciones para el año 2020 de los contaminantes $PM_{2,5}$ y NO_2 , exponiendo su respectiva reducción por cuarentena:

Figura 16. Proyección año 2020 para $PM_{2.5}$ ETS y ARIMA



Fuente: Autores.

Figura 17. Proyección año 2020 para NO_2 ETS y ARIMA



Fuente: Autores.

Según los anteriores pronósticos realizados, se presentaron picos para el mes de marzo en el caso del material particulado, cómo se observa en la Figura 16, donde el $PM_{2.5}$ supera el intervalo de confianza del 80%. Sin embargo, en los meses abril y mayo, los valores cayeron por debajo del pronóstico en ambos modelos.

En la siguiente tabla, se contrasta los pronósticos por modelo con escenario de reducción y los promedios anuales, con el fin de determinar un posible cumplimiento según los niveles OMS (internacional) y de la resolución 2254 de 2017 para Bogotá:

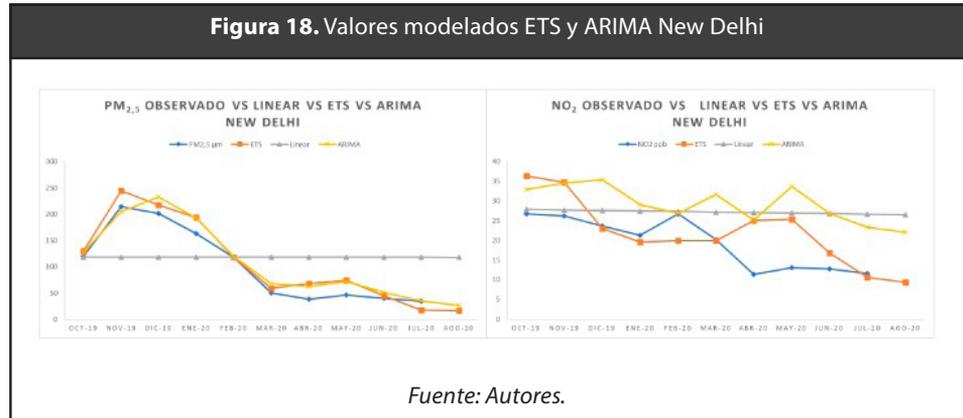
Tabla 9. Pronósticos por modelo con escenario de reducción

PRONÓSTICO VALORES SIN Y CON REDUCCIÓN POR CUARENTENA, MODELOS ETS Y ARIMA BOGOTÁ $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ppb												
MES	ETS						ARIMA					
	PM _{2,5}	RED	PM ₁₀	RED	NO ₂	RED	PM _{2,5}	RED	PM ₁₀	RED	NO ₂	RED
feb-20	21,04	17,99	40,72	23,60	14,06	7,32	22,14	18,93	42,08	24,38	11,38	5,92
mar-20	25,40	21,71	40,62	23,54	16,49	8,58	24,40	20,86	40,66	23,56	15,97	8,31
abr-20	19,05	16,28	32,76	18,98	15,52	8,07	17,73	15,15	32,36	18,75	13,29	6,91
may-20	12,37	10,57	26,78	15,52	12,69	6,60	11,53	9,85	26,88	15,57	11,27	5,86
jun-20	8,32	7,11	18,49	10,71	9,48	4,93	7,37	6,30	18,70	10,83	8,32	4,33
jul-20	7,44	6,36	15,43	8,94	9,25	4,81	6,38	5,45	15,76	9,13	8,37	4,35
ago-20	9,89	8,45	19,00	11,01	11,18	5,81	8,71	7,44	19,44	11,26	10,57	5,50
sep-20	11,75	10,04	24,42	14,15	14,02	7,29	10,46	8,94	24,99	14,48	13,68	7,12
oct-20	14,27	12,19	29,94	17,35	16,40	8,53	12,86	10,99	30,62	17,74	16,34	8,50
nov-20	17,66	15,09	34,34	19,90	16,16	8,41	16,13	13,79	35,14	20,36	16,37	8,51
dic-20	15,38	13,14	29,70	17,21	13,94	7,25	13,77	11,77	30,73	17,80	14,43	7,51
Concentración anual $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ppb	14,78	12,63	28,38	16,45	13,56	7,05	13,77	11,77	28,85	16,72	12,73	6,62
oms (who)	NO	NO	NO	SI	SI	SI	NO	NO	NO	SI	SI	SI
Colombia actual res. 2254	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI
Colombia 2030 res. 2254	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI	SI

Fuente: Autores.

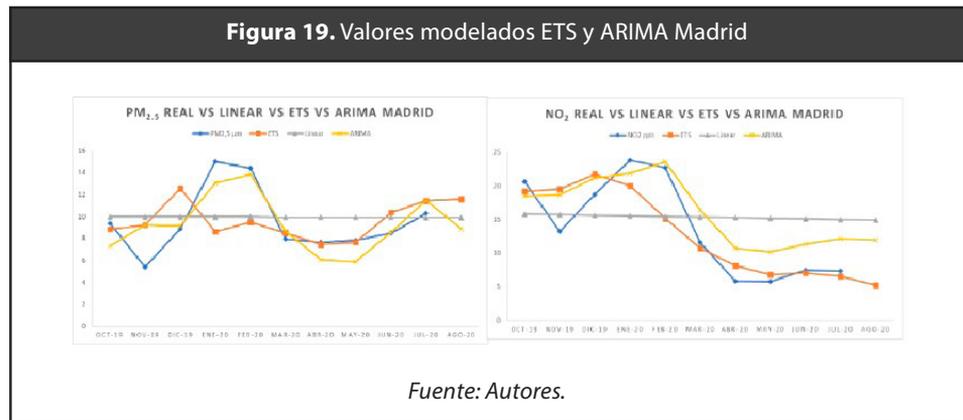
En cuanto a la tabla 9, se presentó una reducción de los contaminantes, la cual no fue suficiente para cumplir con los límites recomendados por la OMS para el PM_{2,5}, sin embargo, si lo es para PM₁₀, donde el escenario con reducción alcanza a estar por debajo del límite. El anterior resultado se repite en ambos modelos, pero con pequeñas diferencias.

3.2.2. New Delhi



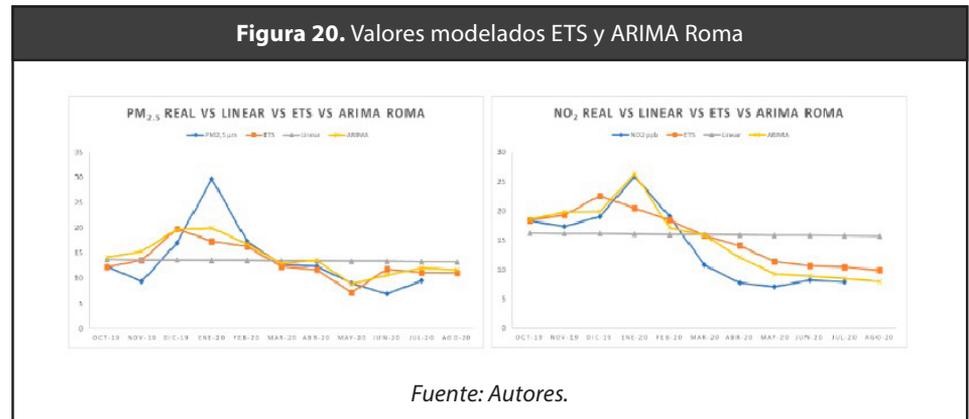
Teniendo en cuenta la Figura 18, los modelos para New Delhi presentaron una reducción considerable en los niveles de contaminación en la cuarentena, sin embargo, a pesar de esto, New Delhi no alcanzó a estar dentro de las recomendaciones de la OMS.

3.2.3. Madrid



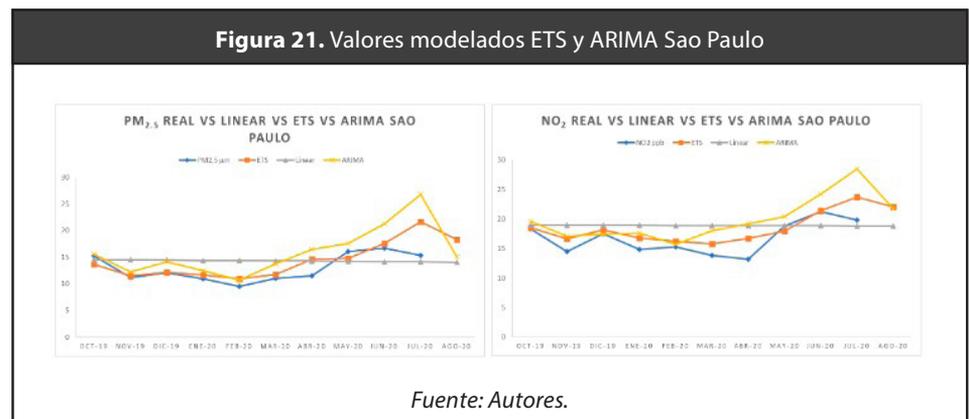
Según la Figura 19, en Madrid se presentó una diferencia de menor magnitud e incluso un aumento en la concentración de contaminantes durante la cuarentena. Sin embargo, según los pronósticos de los modelos, Madrid cumplió con las recomendaciones de la OMS.

3.2.4. Roma



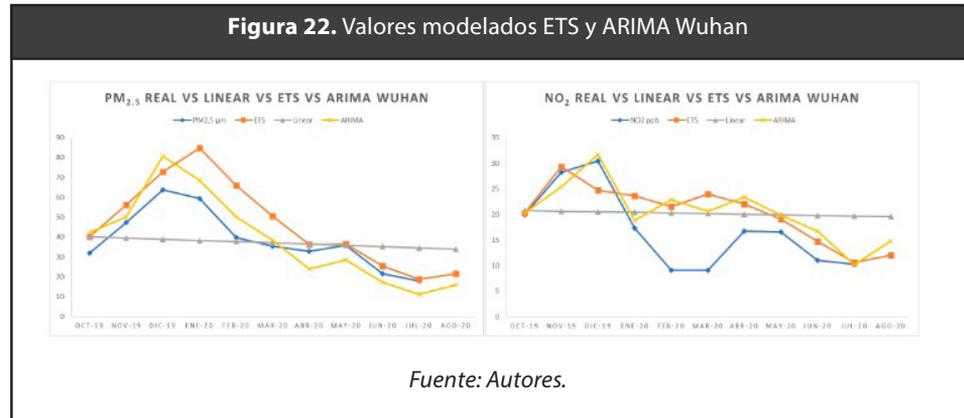
En el caso de Roma, se presentó una diferencia en menor medida para PM_{2.5} y significativa para NO₂, comparada con otras ciudades en la época de la cuarentena, donde los pronósticos de los modelos, especifican que Roma no cumplió con las recomendaciones de la OMS para material particulado.

3.2.5. Sao paulo



Durante la cuarentena en Sao Paulo, se presentó una diferencia en menor medida comparada con otras ciudades (no es posible apreciar una separación importante en la fase cuarentena). Adicionalmente, según los pronósticos de los modelos, Sao Paulo no cumplió con las recomendaciones de la OMS.

3.2.6. Wuhan



En Wuhan, durante la cuarentena se presentó una diferencia de magnitud alta, comparada con otras ciudades. Sin embargo, una regresión lineal indicó que la reducción se mantuvo al mismo nivel de la tendencia durante los últimos 5 años. Adicionalmente, según los pronósticos de los modelos, Wuhan no cumplió con las recomendaciones de la OMS.

3.2.7. Comparación entre ciudades (modelos ETS y ARIMA)

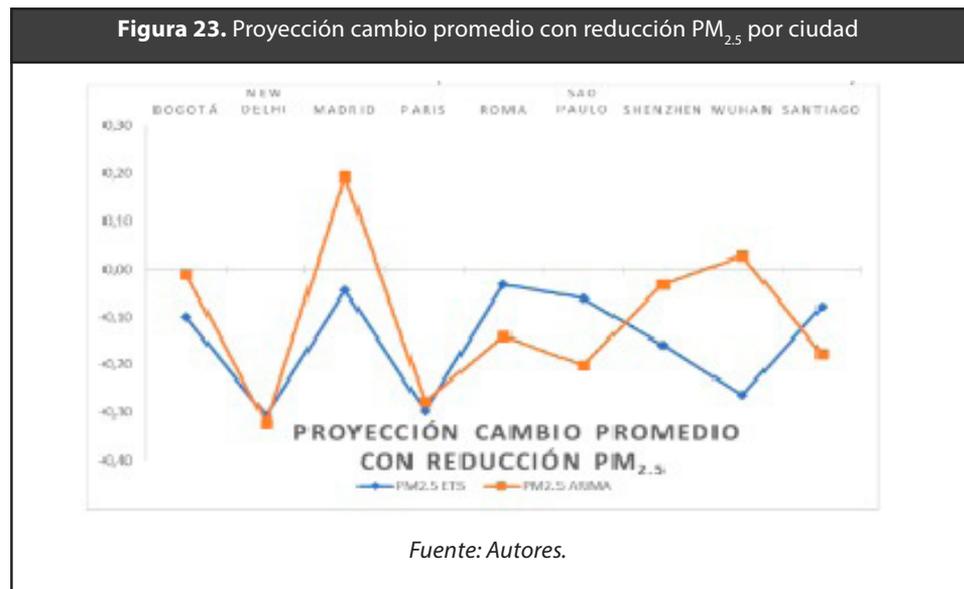
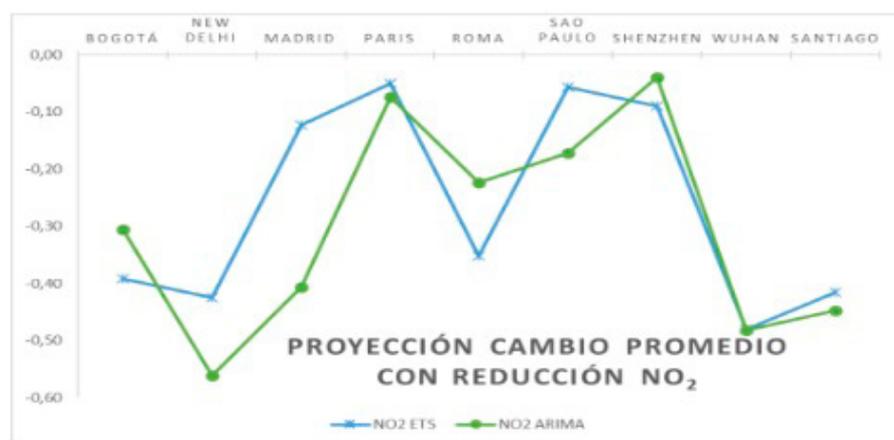


Figura 24. Proyección cambio promedio con reducción PM_{10} por ciudad



Fuente: Autores.

Figura 25. Proyección cambio promedio con reducción NO_2 por ciudad



Fuente: Autores.

Según las figuras 23, 24 y 25, donde se presentó las proyecciones comparando los modelos con una reducción similar a la presentada en la época de la cuarentena, indicaron que algunas ciudades como New Delhi, Santiago, Wuhan y Shenzhen, no cumplieron con los parámetros de la OMS incluso con la reducción en la cuarentena.

En el caso de NO_2 cómo se presenta en la Figura 25, cada una de las ciudades se proyectaron a la disminución frente a los valores de referencia 2015-2019, lo cual pudo ser a causa de las acciones dirigidas a la disminución de emisiones contaminantes por el uso de combustibles fósiles (gasolina y diésel) (ACEA et al., 2019). La

tendencia anterior, no se puede tener en cuenta para las proyecciones de $PM_{2,5}$, debido a que algunas ciudades como Madrid, Shenzhen, Wuhan y Bogotá, están proyectadas a aumentar la concentración de este contaminante.

4. Conclusiones

Durante el periodo de la cuarentena, Bogotá experimentó una disminución significativa en la concentración de PM_{10} (-42%, margen de confianza 95% +-9%) y NO_2 (-48%, margen de confianza 95% +-8%), cómo se presentan en la Tabla 10, con respecto a la media multianual para el mismo periodo. Sin embargo, en el caso de $PM_{2,5}$, esta diferencia (-15%, margen de confianza 95% +- 2%) no fue significativa, a causa de la influencia de eventos temporales como incendios (aportaron contaminantes) y el transporte de material particulado, los cuales afectaron la calidad del aire durante el periodo de estudio.

Tabla 10. Cambio relativo

Diferencia período 2015-2019 con datos 2020 (01 de enero a 15 de junio)		BOGOTÁ								
		$PM_{2,5} \mu g/m^3$			$PM_{10} \mu g/m^3$			$NO_2 ppm$		
FASE	# DIAS (04/01/2020 a 14/07/2020)	μ	CV	error +-	μ	CV	error +-	μ	CV	error +-
ANTES	78	-0,05	0,26	0,01	-0,18	0,33	0,03	0,12	0,35	0,02
DURANTE	68	-0,15	0,33	0,02	-0,42	0,42	0,09	-0,48	0,35	0,08
REACTIVACIÓN	44	0,07	0,49	0,02	-0,12	0,51	0,03	-0,10	0,35	0,02
TOTAL	190	-0,12	0,22	0,02	-0,02	0,26	0,05	-0,35	0,39	0,04

Fuente: Autores.

Bogotá presentó en comparación con las ciudades consideradas, una dinámica particular en la fase reactivación, donde el cambio entre cuarentena y reactivación fue marcado, presentando un incremento del 22% para $PM_{2,5}$ y 38% para NO_2 después del periodo considerado de cuarentena estricta, comportamiento que no se presentó en la mayoría de las ciudades, en las cuales el aumento de concentración en la reactivación no tuvo la misma magnitud (según la Tabla 11 y 12, solo Wuhan, París, Sao Paulo, New Delhi y Bangkok presentan tendencias similares a Bogotá en $PM_{2,5}$ y NO_2).

Tabla 11. Ranking de ciudades Magnitud de cambio por ciudad para PM_{2.5}

PM _{2.5}	MAGNITUD BASE						MAGNITUD CAMBIO CONCENTRACIÓN						MAGNITUD CAMBIO RELATIVO					
	CIUDAD	#	AC	#	RC	#	AR	#	AC	#	RC	#	AR	#	AC	#	RC	#
NEW DELHI	1	72,50	2	3,94	1	68,56	1	16,95	1	32,06	19	-15,11	2	0,32	2	0,25	10	0,07
WUHAN	2	20,16	20	-11,45	2	31,61	20	-22,78	2	21,46	20	-44,24	14	-0,02	6	0,13	18	-0,16
BANGKOK	3	18,48	18	-6,77	3	25,26	8	3,01	13	0,84	7	2,17	10	0,15	17	-0,07	5	0,22
BOGOTÁ	7	5,77	17	-5,93	6	11,70	12	1,10	7	2,62	12	-1,52	12	0,09	4	0,22	15	-0,13
SAO PAULO	16	-1,75	4	3,71	19	-5,46	13	1,09	9	1,00	9	0,09	13	0,05	8	0,12	12	-0,07
PARIS	18	-1,92	14	-3,75	12	1,83	19	-4,33	15	0,33	18	-4,66	20	-0,19	15	-0,04	17	-0,15

*AC: Antes-Cuarentena **RC: Reactivación-Cuarentena ***AR: Antes-Reactivación

Fuente: Autores.

Tabla 12. Ranking de ciudades Magnitud de cambio por ciudad para NO₂

PM _{2.5}	MAGNITUD BASE						MAGNITUD CAMBIO CONCENTRACIÓN						MAGNITUD CAMBIO RELATIVO					
	CIUDAD	#	AC	#	RC	#	AR	#	AC	#	RC	#	AR	#	AC	#	RC	#
NEW DELHI	2	12,72	6	2,17	5	10,55	2	10,65	2	9,32	10	1,33	7	0,34	4	0,17	10	0,17
WUHAN	4	10,03	2	4,69	10	5,34	9	4,60	1	9,55	18	-4,95	10	0,24	2	0,29	17	-0,05
BANGKOK	8	7,73	9	1,11	9	6,62	13	3,04	9	2,06	13	0,97	6	0,36	6	0,15	7	0,22
PARIS	9	7,43	4	3,49	15	3,94	3	8,48	3	7,24	12	1,24	11	0,22	5	0,17	15	0,06
BOGOTÁ	14	4,56	11	0,59	14	3,98	10	4,51	6	3,23	11	1,28	1	0,60	1	0,38	6	0,22
SAO PAULO	16	1,69	1	7,16	17	-5,47	16	2,17	5	3,74	16	-1,58	17	0,12	3	0,23	18	-0,11

*AC: Antes-Cuarentena **RC: Reactivación-Cuarentena ***AR: Antes-Reactivación

Fuente: Autores.

Bogotá presentó valores bajos de concentración (esto no indica buena calidad del aire ya que se mide solo la reducción) de contaminantes con respecto a las ciudades consideradas, según la Figura 5 para PM_{2.5}, Figura 6 para PM₁₀ y Figura 7 para NO₂; en el componente 1 (relacionado con las concentraciones de los contaminantes) obtuvo el puesto 16 (PM_{2.5}) y 18 (NO₂); en el componente 3 (relacionado con ciudades que tendieron a presentar un cambio de mayor magnitud entre cuarentena y reactivación) disminuyó, obtuvo el puesto 2 (PM₁₀) y 3 (NO₂); en el componente 2 (relacionado con tendencia a tener una fase de reactivación cercana a la cuarentena), presentó el puesto 5 para NO₂ y puesto 12 para PM_{2.5}.

La correlación entre el NO_2 y el $\text{PM}_{2.5}$, disminuyó de forma considerable en la fase reactivación para Bogotá y otras ciudades, aumentando a una mayor tasa el $\text{PM}_{2.5}$ en relación con el NO_2 , sugiriendo que hay un factor aportante de material particulado adicional al transporte que tiene menor incidencia en el NO_2 , pero que puede llegar a afectar la calidad del aire de forma significativa. De los contaminantes considerados, el NO_2 presentó las mayores reducciones y las tendencias más claras durante la cuarentena en las diferentes ciudades, de igual forma, la correlación entre $\text{PM}_{2.5}$ y NO_2 presentó diferencias significativas para el grupo de mayor PIB per cápita (>35000USD), el cual obtuvo un menor grado de correlación con respecto a los demás grupos. Factores como densidad poblacional y norma EURO tienen poder explicativo, pero no son significativos. Esto denota una posible asociación entre los controles a las emisiones aplicados en países con mayor PIB y la mejor calidad del aire relacionada con este contaminante, en especial durante la cuarentena, en la que estos países mostraron una dinámica en la que el NO_2 se mantuvo estable mientras el $\text{PM}_{2.5}$ y PM_{10} aumentaba durante la reactivación.

Si Bogotá continuara presentando los niveles de reducción de contaminación registrados en la cuarentena (-14.5% para $\text{PM}_{2.5}$, -42,1% para PM_{10} y -48% para NO_2), aun así, no alcanzaría a llegar a la recomendación de la OMS para $\text{PM}_{2.5}$, pero sí lograría la recomendación para PM_{10} y NO_2 , según las modelaciones ETS y ARIMA. Esto muestra el gran potencial de la ciudad, ya que, al limitar las actividades generadoras de contaminación atmosférica, se puede lograr un mejoramiento considerable en la calidad del aire, e incluso con el diseño e implementación de medidas de control que disminuyan el aporte de carga contaminante de dichas actividades, se podría llegar a este mismo nivel de reducción de forma sostenida en el tiempo, situación que se presenta en pocas de las ciudades con problemática ambiental consideradas. En el caso de Wuhan, New Delhi, Sao Paulo, Madrid o Roma, las proyecciones con reducción no se acercan a los lineamientos de la OMS, en especial para material particulado.

El uso de diferentes metodologías para el análisis de la información de calidad del aire y datos meteorológicos, permite describir y analizar los datos desde diferentes perspectivas, y ayuda a sobrellevar las limitaciones de cada método usado, como el caso del ANOVA que pierde poder estadístico con datos autocorrelacionados y líneas del tiempo, por lo que el análisis longitudinal (regresión y modelación ETS y ARIMA) de la contaminación permite encontrar y entender tendencias en el comportamiento de la contaminación, en especial en eventos excepcionales como la cuarentena, ya que permite dimensionar de forma adecuada estos cambios, a la vez que permite hacer pronósticos incorporando escenarios de cambio.

5. Referencias:

- Academia Nacional de Medicina de México. (2015). La contaminación del aire y los problemas respiratorios. *Revista Facultad de Medicina de México*, 58(5), pp. 44-47.
- ACEA; Alliance; EMA; JAMA. (2019). Gasoline and diesel fuel. World-wide fuel charter. Sexta edición. <https://www.acea.auto/publication/worldwide-fuel-charter-2019-gasoline-and-diesel-fuel/>
- Alcaldía mayor de Bogotá D.C. (2021). Pandemia y crimen en el Distrito. Oficina de Análisis de Información y Estudios Estratégicos.
- Blanca, M. J.; Alarcón, R.; Arnau, J.; Bono, R.; Bendayan, R. (2017). Datos no normales: ¿es el ANOVA una opción válida?. *Psicothema*, 29(4), 552-557 DOI: 10.7334/psicothema2016.383
- Bravo, O. E.; Osorio, M. A.; Loo, X. A. (2021). La calidad del desarrollo industrial y su impacto en el medio ambiente. *Polo del conocimiento*, 6(9), pp. 153-166 DOI: 10.23857/pc.v6i9
- CEPAL, N. (2020). Efectos de las cuarentenas y restricciones de actividad relacionadas con el COVID-19 sobre la calidad del aire en las ciudades de América Latina. CEPAL. <https://hdl.handle.net/11362/45839>
- Farrow, A.; Anhäuser, A.; Chen, Y.; Cespedes, T. (2022). La carga de la contaminación del aire en Bogotá, Colombia 2021. Greenpeace.
- Gaitán, M.; Cancino, J.; Behrentz, E. (2007). Análisis del estado de la calidad del aire en Bogotá. *Revista De Ingeniería*, 1(26), 81-92. DOI: 10.16924/revinge.26.10
- Gaviria, C. F.; Muñoz, J. C.; González, G. J. (2012). Contaminación del aire y vulnerabilidad de individuos expuestos: un caso de estudio para el centro de Medellín. *Revista Facultad Nacional de Salud Pública*, 30(3), 316-327. DOI: 10.17533/udea.rfnsp.10507
- González, Y. A. (2021). Evaluación del impacto en la calidad del aire generado por el aislamiento preventivo como medida frente al COVID-19 en tres ciudades de Colombia (Tesis de maestría en Ingeniería), Bogotá, Universidad Nacional de Colombia, Facultad de Ingeniería. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/80998>
- IBM. (2013). IBM SPSS Bootstrapping 22. https://www.sussex.ac.uk/its/pdfs/SPSS_Bootstrapping_22.pdf
- Jolliffe, I. T.; Cadima, J. (2016). Principal component analysis: A review and recent developments. *Philosophical Transactions of the Royal Society a Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 374(2065), 16. DOI: 10.1098/rsta.2015.0202
- Manisalidis, I.; Stavropoulou, E.; Stavropoulos, A.; Bezirtzoglou, E. (2020). Impactos ambientales y de salud de la contaminación del aire. *Frontiers in Public Health*, 8, 13. DOI:10.3389/fpubh.2020.00014.
- Martínez, N. (2020). Impacto de las medidas preventivas contra el COVID-19 en la calidad del aire de la ciudad de Bogotá D.C.: Análisis de las concentraciones de NOx (Tesis de pregrado), Bogotá, Universidad de los Andes, Colombia, p. 17 <http://hdl.handle.net/1992/49264>
- Molano, L. G.; Díaz, C. J. (2019). Análisis y verificación del modelo gaussiano de dispersión: métodos teóricos y experimentales. *Revista de investigación*, 12 (1), pp. 31 - 43.
- Montealegre-Esmeral, L.; Pulido-Iriarte, T.; Amador-Rodero, E.; Monery-Ramos, N.; Bohorquez-Prada, A.; Paez-Duran, D.; Arrieta-Rico, O. (2021). Impacto de la contaminación atmosférica en la frecuencia de las enfermedades cardiovasculares, cerebrovasculares y respiratorias. *Revista South Florida Journal of Development*, 2 (2), 1897-1914. DOI: 10.46932/sfjdv2n2-060
- Muhammad, S.; Long, X.; Muhammad, S. (2020). COVID-19 pandemic and environmental pollution: A blessing in disguise?. *Science of The Total Environment*, 728, 5. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.138820
- OMS. (2018). Nueve de cada diez personas de todo el mundo respiran aire contaminado. <https://www.who.int/es/news/item/02-05-2018-9-out-of-10-people-worldwide-breathe-polluted-air-but-more-countries-are-taking-action>

- OMS. (2021). Las nuevas Directrices mundiales de la OMS sobre la calidad del aire tienen como objetivo evitar millones de muertes debidas a la contaminación del aire. Copenhague y Ginebra. <https://www.who.int/es/news/item/22-09-2021-new-who-global-air-quality-guidelines-aim-to-save-millions-of-lives-from-air-pollution#:~:text=Se%20calcula%20que%20cada%20a%C3%B1o,de%20a%C3%B1os%20de%20vida%20saludable>
- ONU. (2020). El coronavirus puede disminuir la economía mundial en casi un 1% este año. <https://news.un.org/es/story/2020/04/1472142>
- Valenzuela, S. (2020). Calidad del aire en cuarentena: Un balance con expertos. CODS Uniandes. <https://cods.uniandes.edu.co/calidad-aire-cuarentena-covid19-colombia/>