

Pronóstico de la contaminación por material particulado PM10 con series de tiempo

Forecast of pollution by pm10 particulate material with time series

Gabriela Johyma Guerrero Muñoz¹, Livino Manuel Armijos Toro²

¹Universidad Politécnica Estatal del Carchi, Ecuador.

²Universidad Internacional del Ecuador, Ecuador.

Autor de correspondencia: gabriela.guerrero@upec.edu.ec

Recibido: 30/07/2024. Aceptado: 16/05/2025.

Publicado el 02 de julio de 2025.

Resumen

Este estudio pretende explicar la variación temporal de las partículas PM10 en la calidad del aire de Quito, estimar los riesgos futuros de contaminación y minimizar los efectos nocivos para la salud mediante la aplicación de medidas preventivas. La investigación adopta un enfoque cuantitativo, centrándose en los datos de la Red Metropolitana de Monitoreo Atmosférico de Quito (REMMAQ) para predecir la contaminación por PM10. Los resultados indican que las concentraciones promedio de material particulado en cada estación para un año es aceptable con base en los modelos de homocedasticidad, estacionariedad y normalidad. La estación más adecuada es Guamaní, donde las concentraciones de material particulado alcanzan hasta 38,8 %. Según las previsiones, la calidad del aire es buena cuando se sitúa en el intervalo 0-50, en el que los efectos sobre la salud son aceptables. Guamaní presenta sistemáticamente valores aceptables en este rango. El modelo seleccionado es ARIMA (2, 1, 5) con un ajuste aceptable y apropiado, proporcionando una alternativa robusta para el manejo de la calidad del aire a través de partículas PM10 mediante el análisis de series de tiempo. Este estudio proporciona información valiosa sobre la calidad del aire en Quito y el potencial para abordar la contaminación atmosférica.

Palabras clave: Polución aérea, calidad de aire, Guamaní.

Abstract

This study aims to explain the temporal variation of PM10 particles in Quito's air quality, estimate future pollution risks, and minimize adverse health effects through the implementation of preventive measures. The research adopts a quantitative approach, focusing on data from the Quito Metropolitan Atmospheric Monitoring Network (REMMAQ) to predict PM10 pollution. The results indicate that the average particulate matter concentrations at each station for a year are acceptable based on homoscedasticity, stationarity, and normality models. The most suitable station is Guamaní, where particulate matter concentrations reach up to 38.8%. According to forecasts, air quality is considered good when it falls within the 0-50 range, where the health effects are acceptable. Guamaní consistently presents acceptable values in this range. The selected ARIMA (2, 1, 5) model, with an acceptable and appropriate fit, provides a robust alternative for managing air quality through PM10 particles using time series analysis. This study provides valuable information on air quality in Quito and the potential to address air pollution.

Keywords: Air pollution, air quality, Guamaní.

Introducción

La Organización Mundial de la Salud (OMS) afirma que la contaminación del aire representa un riesgo significativo para la salud ambiental. Por lo tanto, se indica en los comunicados e informes que los contaminantes atmosféricos en el aire que se respira no cumplen con los límites sanitarios. Dos informes de la OMS, aprobados en 2016, revelaron que el 92 % de la población mundial vive en lugares que no cumplen con las pautas de calidad del aire (Alcaldía de Cuenca, 2020).

La OMS (2024), “estima que en 2019 aproximadamente el 37 % de las muertes prematuras relacionadas con la contaminación del aire exterior se debieron a cardiopatías isquémicas y accidentes cerebrovasculares, el 18 y 23 % de las muertes se debieron a enfermedades pulmonares obstructivas crónicas e infecciones respiratorias agudas, respectivamente, y el 11 % de las muertes se debieron a cáncer de las vías respiratorias”.

Esto significa que las evaluaciones locales de contaminación del aire troposférico en ciudades y pueblos causan 3 millones de muertes prematuras al año. Debido a la importancia del problema, es crucial investigar los factores que contribuyen a las emisiones contaminantes y mejorar la calidad del aire, así como establecer políticas y aumentar la conciencia pública. El transporte en las ciudades, el uso ineficiente de la energía en los hogares, la generación de energía a partir de combustibles contaminantes y la falta de manejo de recursos, desechos industriales, domésticos y agrícolas son las principales causas o fuentes de contaminantes atmosféricos (Querol, 2018).

En el Ecuador, según el Plan Nacional de la Calidad del Aire, existen pocas investigaciones sobre los efectos de la contaminación del aire en la salud de las personas, estos temas no han sido incluidos en los programas de desarrollo urbano y no se han llevado a cabo estudios epidemiológicos relacionados con la contaminación del aire. En los últimos años, la Fundación Natura a través de su proyecto “Calidad del Aire” ha efectuado algunos estudios muy puntuales sobre los efectos provocados en la salud por la contaminación atmosférica (Rodríguez, 2018).

En Ecuador, “la Ley del Sistema Ecuatoriano de la Calidad establece un marco jurídico para fomentar un funcionamiento sinérgico y coordinado de las acciones llevadas a cabo desde las instancias públicas y privadas, con el fin de consolidar los mecanismos que permitan promover la calidad y demostrar el cumplimiento de los estándares establecidos tanto a nivel nacional como internacional, con el fin último de asegurar la calidad a nivel nacional e internacional” (Mariño *et al.*, 2022).

La CORPAIRE “Corporación para el Mejoramiento del Aire en Quito” (Banco Interamericano de Desarrollo, 2004); mediante su técnica de control planifica y mejora la calidad del aire utilizando datos de alta calidad y tecnología para prevenir y controlar la contaminación, principalmente causada por automóviles. La mayoría de los contaminantes atmosféricos típicos parecen estar por debajo de los límites establecidos por

los estándares de calidad del aire. Un problema particular es el PM10, partículas pequeñas de 10 micras de diámetro que ingresan a los pulmones a través del sistema respiratorio, causando irritación y causando una variedad de enfermedades (Rubio, 2019).

Las partículas PM10 son partículas sólidas o líquidas de diámetro aerodinámico menor a 10 micrómetros (μm) y se encuentran dispersas en la atmósfera. Pueden ser polvo, cenizas, hollín, partículas metálicas, cemento o polen. Este tipo de partículas PM10 puede producirse en la atmósfera por factores naturales y humanos según Cruz Yépez *et al.* (2025) y “pueden ser producidos de manera natural o artificial tanto por fuentes móviles como estacionarias. Algunas están relacionadas con la desintegración mecánica de la materia o la re-suspensión de partículas en el ambiente, y se asocian generalmente con la combustión no controlada” (Canales *et al.*, 2014).

El material particulado (PM) es un contaminante atmosférico importante que presenta riesgos para la salud humana. El polvo mineral, el azufre, los sulfatos, los óxidos de nitrógeno, el cloruro de sodio, el azufre, el polvo mineral y otras sustancias sólidas y líquidas suspendidas en el aire se conocen como PM. Las partículas PM2,5 son más peligrosas porque pueden abrir la barrera pulmonar y entrar en el sistema sanguíneo, mientras que las partículas PM10 pueden penetrar y profundizar en los pulmones (Dávila *et al.*, 2022).

Para el monitoreo de los contaminantes que están presentes en el “Distrito Metropolitano de Quito se crea la Red Metropolitana de Monitoreo Atmosférico de Quito (REMMAQ), cuya finalidad es producir datos confiables sobre la concentración de contaminantes atmosféricos en el territorio del Distrito Metropolitano de Quito que sirvan como insumo para la planificación, formulación, ejecución y evaluación de políticas y acciones orientadas al mejoramiento de la calidad del aire y difundir esta información en condiciones comprensibles para el público en general” (Quito informa, 2018).

Este estudio pretende explicar la variación temporal del material particulado (PM10) en la calidad del aire de Quito, estimar los riesgos futuros de contaminación y minimizar los efectos nocivos para la salud mediante la aplicación de medidas preventivas. También predice la contaminación por PM10 en la red de vigilancia de la calidad del aire de la capital ecuatoriana, ya que la degradación de la calidad del aire está afectando a la salud de la población, sobre todo en el sistema respiratorio. El estudio pretende mejorar el nivel de vida y reducir la contaminación.

Rojas y Medina (2022), un estudio realizado en Ate, Lima, utilizó redes neuronales artificiales para predecir concentraciones de PM10. La red pudo predecir las concentraciones de PM10 con buena precisión antes de las 6 horas. Sin embargo, los datos de 9 a 24 horas mostraron resultados inconsistentes. Por lo que el estudio utilizó varias arquitecturas RNA, registros de contaminación del aire, variables meteorológicas y datos de simulación WRF-CHEM.

En la misma línea Zafra *et al.* (2019), dice que el estudio

utiliza un análisis de series temporales para analizar las concentraciones de PM10 en las telarañas urbanas. Donde los resultados muestran que la estabilidad de las PM10 es mayor cuando aumenta la cobertura vegetal, con una vida útil de dos días en zonas urbanas densamente arboladas. Las zonas urbanas con vegetación tienen concentraciones diarias de PM10 más bajas (-42,7 %) en comparación con las zonas impermeables. El estudio también muestra que las concentraciones de PM10 se ven afectadas principalmente por los ciclos de emisión de fuentes fijas y móviles en la zona.

Corroborando Sepúlveda *et al.* (2020) over last years different models based on artificial intelligence has been proposed to forecast particulate matter concentration with the purpose of generate early warning systems that avoid people exposition. This paper analyzed a characterization scheme in time-frequency domain using the Wavelet to predict time series of PM10 and PM2.5 using the Support Vector Regression optimized with Particle Swarm Optimization (SVR-PSO, este estudio analizó las características tiempo-frecuencia de series de material particulado utilizando vectores de soporte y optimización del enjambre de partículas. A pesar de la alta complejidad computacional, el método proporcionó una velocidad de procesamiento legible, lo que facilitó su implementación en sistemas en tiempo real. La combinación de características ondículas y temporales mejoró significativamente la capacidad de predicción, a pesar de la falta de buenos resultados con estas características.

Finalmente Mejía (2020) especialmente producto del PM10 se ha vuelto una creciente preocupación para las autoridades locales debido a los efectos adversos que tiene en materia de salud. De esta manera, un modelo de pronóstico es beneficioso para la ciudad pues permite, a la población, tomar medidas preventivas y minimizar los efectos en salud de la contaminación. Adicionalmente, un análisis en cuanto a la implementación de un sistema de alertas puede probar ser útil para las autoridades y la población como una herramienta adicional para mitigar los efectos del material particulado. En este artículo se propone una metodología estructurada para el desarrollo de modelos de pronóstico basados en series de tiempo, para cada una de las horas pico de los días de la semana (de 6:00 am a 6:00 pm, en su investigación referente a la contaminación por PM10 en Bogotá (RMCAB) propone la implantación de un método propuesto en 2017 y 2018, considerándose todas las mediciones atmosféricas tomadas en el aeropuerto de El Dorado. Donde se analizaron diferentes pronósticos cruciales para recomendar la opción más adecuada para cada estación de la red. Lo cual ayudó a tomar las decisiones en encontrar puntos claves para enfrentar cambios en las condiciones ambientales de la ciudad.

Materiales y métodos

La investigación se llevó a cabo en el Distrito Metropolitano de Quito, capital de Ecuador, ubicada a 2.850 metros sobre el

nivel del mar, con una población estimada de 2,01 millones de habitantes. Durante el periodo analizado, esta área presentó niveles críticos de contaminación del aire. Según un análisis exploratorio de series temporales, se previó un aumento en los niveles de contaminación por material particulado PM10, registrado por la Red Metropolitana de Monitoreo Atmosférico de Quito (REMMAQ).

El estudio adoptó un enfoque cuantitativo, dado que se trabajó con datos históricos provenientes de las estaciones de monitoreo de REMMAQ, lo cual permitió realizar pronósticos sobre la concentración de PM10 en función de los objetivos y problemas planteados.

El periodo de análisis corresponde al periodo comprendido entre los años 2007 y 2017, e incluyó registros de contaminantes del aire en el Distrito Metropolitano de Quito. La muestra del estudio estuvo compuesta por los datos de PM10 recolectados en diferentes estaciones de monitoreo distribuidas en diversos sectores de la ciudad. El número de datos recopilados por estación fue el siguiente: Belisario (608), Tumbaco (2.346), Carapungo (2.737), Guamaní (2.385), Cotacollao (763), Los Chillos (650), El Camal (223), Tababela (434) y Jipijapa (646). Estas estaciones cubrieron una representación geográfica amplia del área urbana y suburbana, como se indicó en la Figura 1



Figura 1. Localización de estaciones de Monitoreo REMMAQ (Jiménez, 2018)

A través del análisis exploratorio se detectó la presencia de datos perdidos, pues las estaciones de monitoreo tuvieron, en ocasiones, problemas, arreglos o regularizaciones mediante procesos de calibración, y eso originó la falta de datos en las bases de datos, lo que influyó en el comportamiento del sistema de predicción. Además, de que había características no uniformes de frecuencia del registro, en algunos meses faltaban días completos y en otros existían días que repetían múltiples mediciones, por la cual cosa se decidió trabajar a partir de los promedios mensuales de los datos existentes y así se generó una base de datos mensual por cada estación de monitoreo. Más adelante, se construyeron los datos empleados en la forma de series temporales. Sin embargo, las bases continuaban presentando datos perdidos, se llevó

a cabo la técnica SeaDec (Seasonal Decomposition of Time Series) para imputar datos; esto consistía en descomponer la serie en tendencia, estacionalidad, o ruido y así se producía una imputación coherente con el comportamiento temporal de la variable. A partir de esta técnica, se detectó cuál era el modelo ARIMA que mejor se ajustaba, considerando sus componentes autorregresivos (AR), de diferenciación (I) y de media de móviles (MA).

La función de autocorrelación (ACF) se utilizó en la detección de los posibles valores para los parámetros autorregresivos (p) y de media móvil (q). Las diferencias necesarias para la estacionalización de la serie se aplicaron, y posteriormente se recurrió al AIC para secuenciar diferentes modelos donde se determinaría como modelo mejor ajustado aquel que presentara el menor score. Por último, se revisó el comportamiento del modelo con un análisis de residuos para verificar el cumplimiento de los supuestos fundamentales como la homocedasticidad, normalidad, estacionalización e independencia. Validado el cumplimiento y asumidos los supuestos se procedió a realizar la predicción de la serie temporales en un horizonte de 5 meses. La calidad de la predicción se evaluó mediante el cálculo del error porcentual y

el error relativo mediante la diferencia de los errores absolutos entre valores observados y estimados. El análisis estadístico se ejecutó en el entorno de desarrollo integrado (IDE) para el lenguaje de programación R, específicamente en computación estadística y generación de gráficos. Respecto al análisis descriptivo sobre las series temporales, se identificó el modelo ARIMA por medio de la función `auto.arima()` que sugirió como modelo óptimo el ARIMA (1, 1, 1) obteniendo un valor medio de AIC = 96,17, resultado que fue coincidente con el obtenido mediante la validación paso a paso del modelo.

Resultados

Los promedios de concentración de material particulado en cada estación dada por año se muestran en la Tabla 1.

Donde se obtienen los siguientes valores: el mínimo es 22,3, el máximo es 57,3 y el promedio es 34,5.

Los mejores modelos en función de los criterios AIC en las diferentes estaciones se indican en la Tabla 2.

Tabla 1. Promedio de concentración de material particulado PM10 por año y estación

Estaciones	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
Belisario	35,5	37,3	43,9	31,0	31,6	NA	26,7	29,1	29,0	29,5	24,0
Cotocollao	29,7	28,9	22,3	34,6	28,0	31,8	30,3	NA	NA	NA	NA
Guamaní	36,8	32,9	40,4	35,7	42,0	41,8	39,0	40,2	40,4	NA	NA
Los Chillos	30,4	23,6	24,1	23,8	25,1	27,7	32,6	31,4	33,5	27,9	25,2
Jipijapa	30,5	28,6	24,9	23,0	24,7	41,8	NA	31,3	31,6	29,4	28,8
El Camal	NA	NA	39,9	45,6	43,0	33,8	44,9	NA	NA	NA	NA
Tababela	NA	40,0	52,9	34,5	22,9	28,3	26,4	34,6	35,3	28,4	23,7
Carapungo	NA	NA	NA	44,9	47,0	57,3	53,7	48,4	54,9	48,0	48,8
Tumbaco	NA	NA	NA	30,4	32,5	38,8	36,9	36,6	34,7	26,9	NA
Rango Deseable	50,0	50,0	50,0	50,0	50,0	50,0	50,0	50,0	50,0	50,0	50,0

Nota. NA quiere decir que no se tiene datos en esos años

Tabla 2. Mejores modelos seleccionados en función de los Criterios AIC

Estación	Modelo seleccionado	Criterio AIC Akaike
Belisario	ARIMA (1,1,1)	961,6996
Tumbaco	ARIMA (4,0,5)	527,2494
Carapungo	ARIMA (3,0,3)	678,4592
Cotocollao	ARIMA (1,0,0)	619,6167
Los chillos	ARIMA (1,0,0)	1005,977
Guamaní	ARIMA (2,1,5)	-9,544219
Tababela	ARIMA (2,0,1)	95,14997
Jipijapa	ARIMA (0,1,3)	916,0606
El camal	ARIMA (0,0,1)	-130,5113

La Tabla 2, presenta los modelos ARIMA dados de varias estaciones en función de sus modelos seleccionados bajo criterios AIC Akaike, de la siguiente manera:

a) La conversión de los datos en una serie temporal dada a través de un determinado modelo, obteniéndose una serie de tiempos en un gráfico de autocorrelación, como se observa en la Figura 2.

Donde se detalla que:

1. La Figura 2A da una serie temporal que detalla la muestra de evolución de los datos a lo largo de tiempo.
2. En la Figura 2B se obtiene una serie temporal a diferentes retardos (lags) mientras que las líneas punteadas representan los límites de significancia.
3. La Figura 2C muestra la autocorrelación parcial de la serie temporal a diferentes retardos.

b) Se continua con la descomposición de la serie, como se muestra en la Figura 3.

En los diferentes tramos se obtiene:

1. Data (Serie Temporal Original), indica las fluctuaciones como se dan a lo largo del tiempo.
2. Remainder (Residuo), se trata de la parte aleatoria o ruido de datos.
3. Seasonal (Estacionalidad), detallan los patrones recurrentes que se dan a lo largo de intervalos de tiempos regulares.
4. Trend (Tendencia), capta las variaciones que se dan durante un determinado periodo sea este prolongado o no.

c) A continuación, se procede a determinar las series estacionaria y estacionalidad según codificaciones ndiffs como se indica en la Tabla 3.

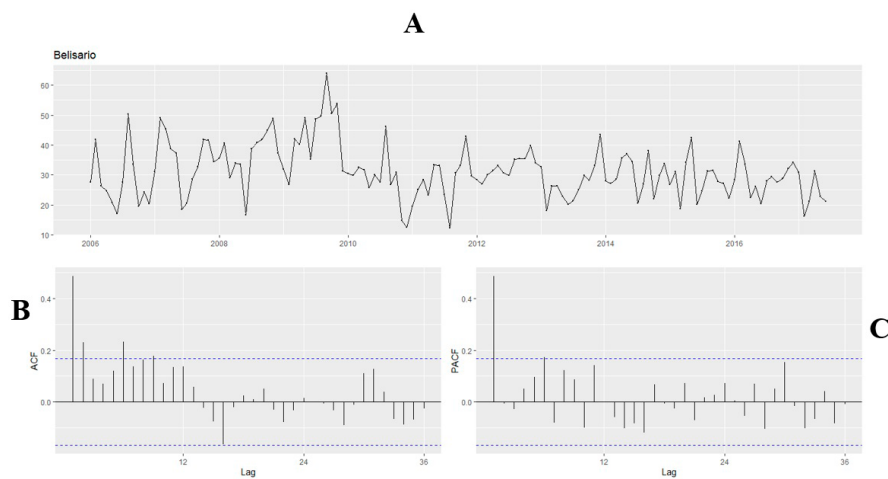


Figura 2. Análisis de series temporales

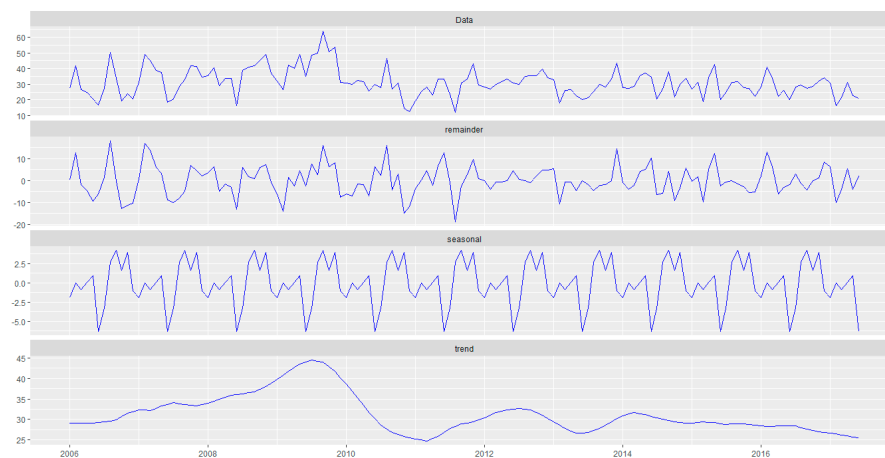


Figura 3. Descomposición de series temporales

Tabla 3. Codificación de series

Tipo de serie	Tipo de diferenciación	
Serie no estacionaria	Diferenciación	1
Serie no tiene estacionalidad	Diferenciación	0

d) El siguiente paso es definir los valores de q, p y d, el cual sale de los gráficos ACF el valor q, del PCF da el valor p y de las funciones ndffs indica las diferenciaciones como se detalla a continuación:

#PLANTEAR VARIOS MODELOS TENTATIVOS

q= 0,1,2,3,4,5,6 p=0,1 d=1 ARIMA

#ARIMA (p,d,q)

e) Otro paso por efectuar es realizar las posibles combinaciones de cada estación, como se detalla en la Tabla 4.

f) Con el criterio AICE AIKAKE, se selecciona el modelo que el test arroja con un menor valor y por lo tanto con una

mayor consideración, el cual se analiza de varios modelos escogiéndose el de menor valor como se describe en la Tabla 5.

Tabla 4. Combinaciones de modelos

Combinaciones		
Modelo 1	ARIMA	(0,1,0))
Modelo 2	ARIMA	(0,1,1))
Modelo 3	ARIMA	(0,1,2))
Modelo 4	ARIMA	(0,1,3))
Modelo 5	ARIMA	(0,1,4))
Modelo 6	ARIMA	(0,1,5))
Modelo 7	ARIMA	(0,1,6))
Modelo 8	ARIMA	(1,1,0))
Modelo 9	ARIMA	(1,1,1))
Modelo 10	ARIMA	(1,1,2))
Modelo 11	ARIMA	(1,1,3))
Modelo 12	ARIMA	(1,1,4))
Modelo 13	ARIMA	(1,1,5))
Modelo 14	ARIMA	(1,1,6))

Tabla 5. Selección del criterio

Modelos	df	AIC
arma1	1	995,1324
arma2	2	976,7762
arma3	3	963,9372
arma4	4	963,0964
arma5	5	964,9298
arma6	6	966,5620
arma7	7	965,6942
arma8	2	988,3071
arma9	3	961,6996
arma10	4	963,5507
arma11	5	964,9288
arma12	6	966,7837
arma13	7	967,5405
arma14	8	965,3288

g) Una vez estimados los modelos, se procede a elegir el mejor, siguiendo un modelo ARIMA (1,1,1), y se lleva a cabo su validación. Para ello, se grafican los correlogramas de los residuos, como se detalla en la Figura 4.

h) A continuación, se observa en los correlogramas ningún rezago significativo, que va de 0 del ACF, que es 1 por definición, por lo que no se denota ningún tipo de estructura, es así que se puede decir que los residuos son ruido blanco, como se indica la Figura 5.

i) De la Figura 5 se obtiene, inicialmente residuos estandarizados a lo largo del tiempo, mientras que en la figura

media se da función de autocorrelación (ACF) de los residuos, dan picos significativos y en la figura inferior se tiene los valores p para el Estadística de Ljung-Box, la cual verifica si algún grupo es diferente de cero, la cual se indica que estas están por encima de la significancia típica de 0,05; sugiriendo adecuadamente los patrones de datos dados en la figura.

j) Una vez que se cumpla los supuestos se procede a la predicción de la serie de datos con el mejor modelo que se seleccionó, como se indica en la Figura 6.

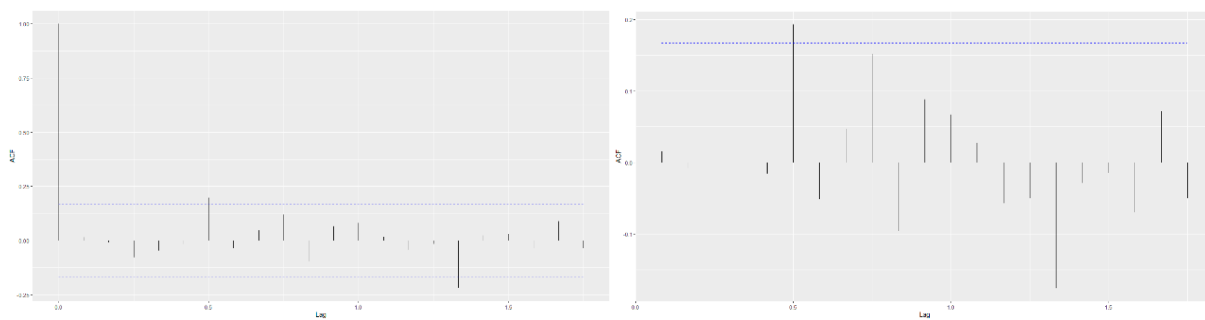


Figura 4. Correlogramas de residuo

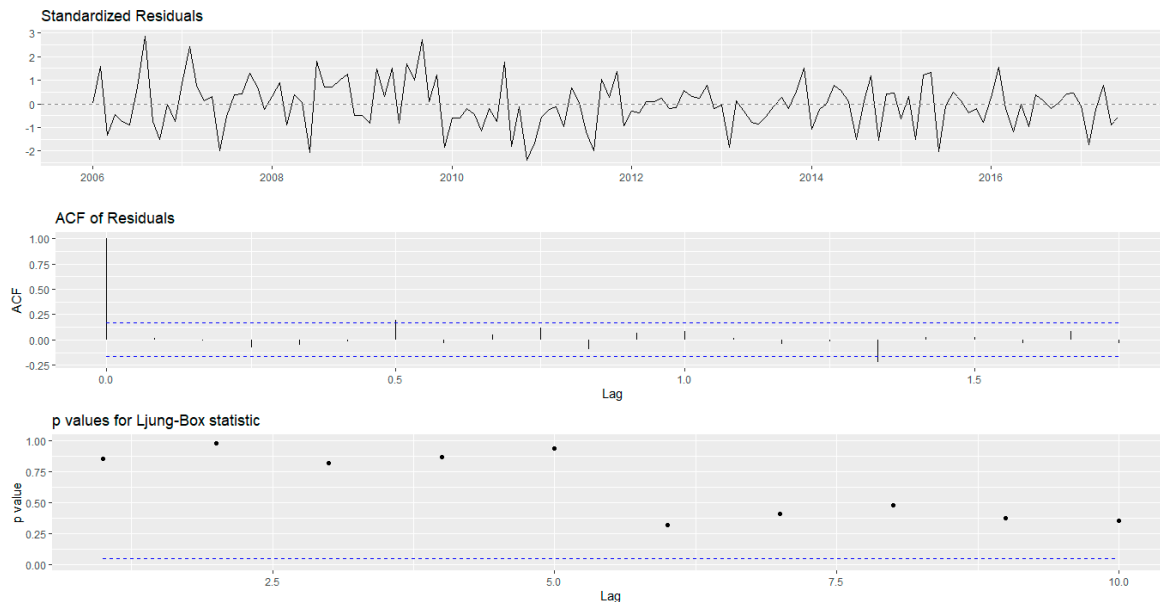


Figura 5. Análisis estandarizado de residuos

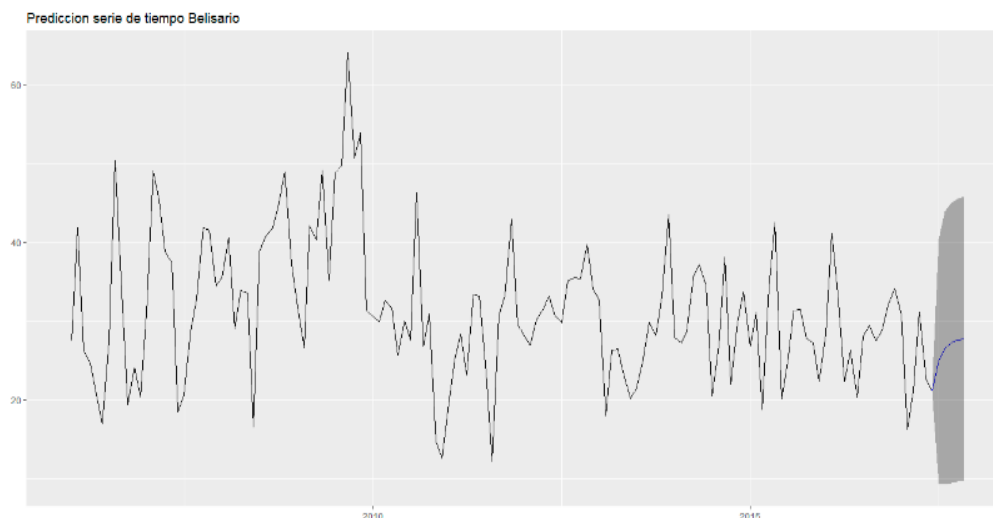


Figura 6. Predicción de la Serie de Tiempo

k) Por lo que se obtiene:

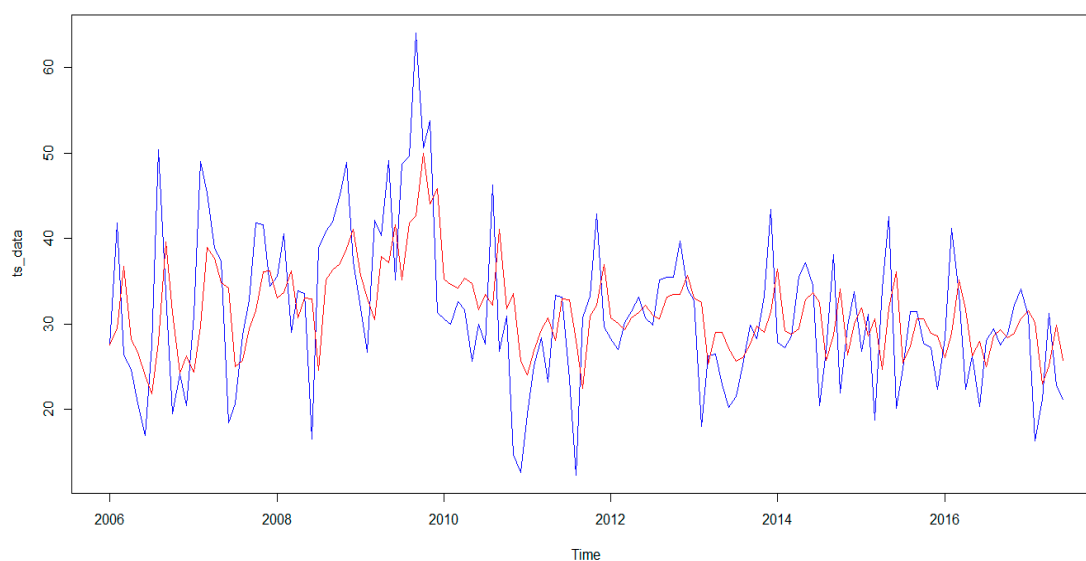


Figura 7. Comparación de series temporales con la original dada por un modelo ARIMA

En la Figura 7, se da la comparación de series temporales con la original dada por un modelo ARIMA, donde se detalla:

1. Línea azul (Serie de tiempo original), indica los datos observados desde el 2006-2016.
2. Mientras que la línea roja (Serie generada por el modelo ARIMA), indica los valores predichos por el modelo justados a los datos.

Una vez elaboradas las series temporales originales con las de tipo ARIMA, dan los siguientes errores (ver Tabla 6). Se indican los errores relativos que son mínimos de 0, en la estación de Carapungo, mínimo -0,19 en la estación del Camal, y la que da un valor más alto es la de Tumbaco con 0,47.

Como discusión se tiene la mejor opción de la estación, que dan los residuos en función de cuatro modelos, definidos en la Tabla 7.

Tabla 6. Errores y diferencias de valores absolutos en función de las estaciones

Estaciones	Diferencia en valor absoluto	Error relativo
Belisario	7,8	-0,07
Tumbaco	11,43	0,47
Carapungo	4,24	0,00
Cotocollao	5,37	-0,11
Los chillos	7,9	-0,09
Guamaní	11,29	-0,12
Tababela	5,38	-0,09
Jipijapa	5,75	-0,15
El camal	13,55	-0,19

Tabla 7. Cuatro modelos que cumplen los residuos en función de las estaciones

Estaciones	Homocedasticidad Breusch-Pagan	Independencia Ljung-Box	Estacionariedad Dickey-Fuller	Normalidad Kolmogorov-Smirnov
Belisario	0,06508	0,856887	2,2E-16	0,3334
Tumbaco	0,8156	0,874792	3,32E-13	0,1515
Carapungo	0,3862	0,886493	2,78E-15	0,1218
Cotocollao	0,1236	0,8114165	4,41E-14	0,2516
Los chillos	0,06141	0,923538	2,2E-16	0,297
Guamaní	0,06213	0,8959781	2,2E-16	0,07285
Tababela	0,1053	0,8033644	2,2E-16	0,2031
Jipijapa	0,1108	0,8494995	2,2E-16	0,1135
El camal	0,9692	0,998019	6,495E-09	0,1083

En función de los siguientes modelos:

- Homocedasticidad, es aceptable cuando el valor p es mayor que 0,05 por lo que se aprueba la hipótesis nula, caso contrario genera heterocedasticidad.
- Homocedasticidad, es aceptable cuando el valor p es mayor que 0,05 por lo que se aprueba la hipótesis nula de no autocorrelación, caso contrario se indica que se da autocorrelación.
- Estacionariedad, es aceptable cuando un valor p es menor a 0,05 se rechaza la hipótesis nula, indicándose que es estacionaria, caso contrario no es estacionario.
- Normalidad, cuando un valor p es mayor que 0,05, se acepta la hipótesis nula de normalidad como una desviación significativa de la distribución normal, caso contrario significa que no se dan una distribución normal.

Por lo que se selecciona, en función de:

- Homocedasticidad: Todas las estaciones cumplen con el criterio que es $p > 0,05$.
- Independencia: Todas las estaciones cumplen con los criterios que es $p > 0,05$.
- Estacionariedad: Todas las estaciones cumplen con lo deseado que es $p < 0,05$.

- Normalidad: Todas las estaciones cumplen con el criterio $p > 0,05$.

Las estaciones más adecuadas según estos modelos se seleccionan:

- Homocedasticidad: Belisario, Los Chillos y Guamaní, estas estaciones, dan valores más cerca a los especificados sin presentar un gran desfase.
- Independencia: Belisario, Tumbaco, Cotocollao, Guamaní, Tababela y Jipijapa, estas estaciones, dan valores más cercanos a los valores especificados.
- Estacionariedad: Belisario, Los Chillos, Guamaní, Tababela y Jipijapa, estas estaciones dan valores más cercanos a los valores especificados.
- Normalidad: La estación de Guamaní, es la estación que más cercano da al valor definido.

Por lo que, en función de las selecciones dadas, la estación más adecuada a los 4 modelos es la de Guamaní, donde las concentraciones dada de los materiales particulados en esta estación es en:

- 2007 = 36,8
- 2008 = 32,9
- 2009 = 40,4

- 2010 = 35,7
- 2011 = 42,0
- 2012 = 41,8
- 2013 = 39,0
- 2014 = 40,2
- 2015 = 40,4

Por lo que da un valor promedio de la concentración en esta estación de hasta 38,8 de PM10.

Discusión

Según Índice Mundial de Calidad del Aire (2024), los pronósticos de la calidad del aire, para proteger su salud dice que es buena cuando se encuentra en el rango 0-50, donde los efectos a la salud, es aceptable cuando la calidad del aire se encuentra en este intervalo. Por lo que en la estación de Guamaní en todos los años dan valores que se entran en este rango, así como el promedio, obtenido valores aceptables.

Mientras que Vélez *et al.* (2023) dicen que se indica que la variabilidad de los niveles de partículas inhalables en la atmósfera determinan concentraciones de PM10, la cual en Quito es de $37,03 \pm 3,71 \mu\text{g}/\text{m}^3$, con una coeficiente de variación de hasta el 10% dando valores aceptables: El cual en comparación con el determinado este da un valor promedio de 38,8 de PM10, dando un valor similar al definido por el autor.

De igual manera Verdezoto *et al.* (2022), explican que la evaluación temporal del material particulado PM2,5 y PM10 en el Distrito Metropolitano de Quito – Ecuador, que se dan a las diferentes estaciones, el valor promedio anual es de $37,1 \mu\text{g}/\text{m}^3$, similar al obtenido que es de $38,8 \mu\text{g}/\text{m}^3$, obteniéndose un error de hasta el 4,38%.

Finalmente, Álvarez y Padilla (2016), dicen que según la estimación de la contaminación del aire por PM10 en Quito a través de índices ambientales con imágenes LANDSAT ETM+, explica que la mejor concentración es la dada en la Estación de Guamaní dando valores de hasta el $39,97 \mu\text{g}/\text{m}^3$, mientras que en el valor determinado es de $38,8 \mu\text{g}/\text{m}^3$, dan un porcentaje de diferencia de 2,93%, aceptando el valor correcto.

Conclusiones

Según los análisis realizados por los modelos Homocedasticidad (Breusch-Pagan), Independencia Ljung-Box, Estacionariedad Dickey-Fuller y la Normalidad, Kolmogorov-Smirnov, los resultados definidos en la estación de Guamaní son los más adecuados, dando un valor promedio de 38,8, con un error relativo de -0,12. Siendo el modelo seleccionado, el ARIMA (2, 1, 5), bajo el criterio AIC Akaike de -9,544, verificando un ajuste aceptable y adecuado, presentando una alternativa más robusta, adecuada para tomar decisiones en la gestión de la calidad del aire, mediante un material particulado PM10 a través del empleo de series de tiempo.

Es importante resaltar que la estación de Guamaní está situada en un área estratégica de gran población, con una actividad residencial y comercial intensa, lo que simplifica su acceso y amplifica su influencia en la comunidad local.

Referencias bibliográficas

- Alcaldía de Cuenca. (2020). *Informe de Calidad de Aire Cuenca*. [Archivo PDF]. <https://acortar.link/E304IH>
- Álvarez Mendoza, C.I. y Padilla Almeida, O.P. (2016). Estimación de la contaminación del aire por PM10 en Quito a través de índices ambientales con imágenes LANDSAT ETM+. *Revista Cartográfica*, 92, 135-147. <https://doi.org/10.35424/rcarto.i92.441>
- Banco Interamericano de Desarrollo. (2024). *Visita a CORPAIRE*. <https://www.iadb.org/es/proyecto/EC-T1017>
- Canales-Rodríguez, M.A., Quintero-Núñez, M., Castro-Romero, T.G. y García-Cuento, R.O. (2014). Las Partículas Respirables PM10 y su Composición Química en la Zona Urbana y Rural de Mexicali, Baja California en México. *Información tecnológica*, 25(6), 13-22. <https://doi.org/10.4067/S0718-07642014000600003>
- Cruz Yépez, R., Domínguez Gómez A.J., Estrada Gámez, L.G., Martínez Estrada, D.P., Witrigo Cruz, M.V. y Violante Gavira, A.E. (2025). Lo que debemos de saber sobre las partículas atmosféricas PM10. *XXVII Verano De la Ciencia*, 16, 1-8. <https://www.jovenesenlaciencia.ugto.mx/index.php/jovenesenlaciencia/article/download/3517/3013/11670>
- Dávila Morán, R.C., Agüero Corzo, E.C., Asencio Tarazona, V., Piñán García, J.H., Ramírez Reyes, G., Pastrana Díaz, N.C. y Montesinos Chávez, F.R. (2022). Calidad del aire interior mediante indicadores ecológicos y sociales asociados a la inmisión de material particulado (PM10) en la zona este 2. *Boletín de Malariología y Salud Ambiental*, 62(3), 607-613. https://www.researchgate.net/publication/362335134_Calidad_del_aire_interior_mediante_indicadores_ecologicos_y_sociales_asociados_a_la_inmision_de_material_particulado_PM10_en_la_zona_este_2
- Índice Mundial de Calidad del Aire. (2024). *Pronósticos de la calidad del aire en Quito*. <https://aqicn.org/forecast/quito/es/>
- Jiménez Perez, L.L. (2018). *Estimación de la concentración del contaminante gaseoso NOX en el Distrito Metropolitano de Quito, a partir de imágenes de Satélite Landsat 7 ETM / Landsat 8 OLI de los años 2010, 2013 y 2015, considerando modelos estadísticos a partir de correlación entre estaciones de monitoreo atmosférico y los índices ambientales* [Tesis de maestría, Universidad de las Fuerzas Armadas]. <https://repositorio.be.espe.edu.ec/server/api/core/bitstreams/bc7a6b71-a4f3-4c04-afe4-71acecd678bc/content>

- Mariño, J., Segovia, A., Yépez, E. y Sánchez, J. (2022). *Plan Nacional de La Calidad*. Ministerio de Producción, Comercio Exterior, Inversiones y Pesca [Archivo PDF] <https://www.produccion.gob.ec/wp-content/uploads/downloads/2021/12/PLAN-NACIONAL-DE-CALIDAD-2022.pdf>
- Mejía Martínez, N. (2020). Pronóstico y Prevención de la contaminación por PM10 en la red de monitoreo de calidad de aire de Bogotá (RMCAB). *Universidad de los Andes*, 1-31. <https://acortar.link/g3kaau>
- Organización Mundial de la Salud. (2024). *Contaminación del aire ambiente (exterior) y salud*. Organización Mundial de la Salud. [https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-\(outdoor\)-air-quality-and-health](https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ambient-(outdoor)-air-quality-and-health)
- Querol, X. (2018). *La calidad del aire en las ciudades Un reto mundial* [Archivo PDF]. <https://acortar.link/b3MiPo>
- Quito informa. (2018). *Secretaría de Ambiente trabaja por la calidad del aire en Quito*. <https://acortar.link/OKcDgB>
- Rodríguez Castro, J.C. (2018). *Evaluación de la concentración de material particulado de PM2.5 y PM10 en la Parroquia La Matriz en el Cantón Latacunga, Provincia de Cotopaxi en el Periodo 2018 – 2019* [Tesis de pregrado, Universidad Técnica de Cotopaxi] <https://repositorio.utc.edu.ec/server/api/core/bitstreams/ddc5be84-fc91-491f-bd8d-31e35fa701a4/content>
- Rojas Quincho, J.P. y Medina Dionicio, E.A. (2022). Pronóstico de las concentraciones de material particulado en el aire (PM10) utilizando redes neuronales artificiales: Caso estudio en el distrito de Ate, Lima. *Revista de la Sociedad Química del Perú*, 88(3), 265-276. <https://doi.org/10.37761/rsqp.v88i3.402>
- Rubio, J. (2019). *Monitoreo y evaluación del impacto ambiental del material particulado PM10 y PM2,5 en la Universidad Politécnica Salesiana “Campo Sur”* [Tesis de grado, Universidad Politécnica Salesiana] https://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/17086?utm_source=chatgpt.com
- Sepúlveda Suescún, J.P., Alzate Zuluaga, N.Y., Murillo Escobar, J.P., Orrego Metaute, D.A. y Correa Ochoa, M.A. (2020). Análisis de características tiempo-frecuencia para la predicción de series temporales de Material Particulado usando Regresión por Vectores de Soporte y Optimización por Enjambre de Partículas. *Revista ELA*, 17(34), 1-15. <https://doi.org/10.24050/reia.v17i34.1347>
- Vélez Mendoza, N.L., Cano, Y. y Sánchez, L. (2023). Evaluación de las concentraciones de material particulado PM10 en la ciudad de Portoviejo, Ecuador. *Revista Bases de la Ciencia*, 7(ESPECIAL), 23-36. <https://doi.org/10.33936/revbasdelaciencia.v7i3.4240>
- Verdezoto Mendoza, F.P., Muyulema Allaica, J.C., Cuba Torre, H.R y Serrano Castro, A.K. (2022). Evaluación temporal del material particulado PM2.5 y PM10 en el Distrito Metropolitano de Quito – Ecuador. *Conciencia Digital*, 5(4.1), 21-44. <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v5i4.1.2393>
- Zafra Mejía, C., Alarcón Hincapié, J. y Echeverry Prieto, L. (2019). Análisis de series de tiempo para concentraciones de PM10: Influencia de la cobertura superficial urbana. *Scientia et technica*, 24(1), 146-153. <https://doi.org/10.22517/23447214.18321>

