

Artículo científico

Diseño de un modelo geoestadístico de la calidad del aire

Design of a geostatistical model for air quality

Daniel Alejandro Oña Proaño^{1*} , Paúl Michael Tafur Escanta² 

¹Universidad Politécnica Estatal del Carchi UPEC, Carchi, Ecuador

²Universidad Técnica del Norte, Ibarra, Ecuador

Fecha de recepción: 29/01/2025

Fecha de aceptación: 17/03/2025

Fecha de publicación: 30/06/2025

*Correspondencia: Daniel Alejandro Oña Proaño. daniel.ona@upec.edu.ec.

Resumen

Este estudio analiza los niveles de contaminación del aire por monóxido de carbono (CO) en la atmósfera del Distrito Metropolitano de Quito, aplicando un enfoque geoestadístico. Los datos, expresados en miligramos por metro cúbico [mg/m³], provienen de seis estaciones de monitoreo: Belisario, El Camal, Centro, Cotocollao, Carapungo y Guamaní, y fueron recopilados por la Red Metropolitana de Monitoreo Atmosférico entre 2005 y 2020. En la base de datos se incluyen dos variables georreferenciadas, esenciales para la generación de mapas de calor mediante el software ArcGIS Pro. El análisis comienza con la importación de los datos en RStudio, donde se realiza un análisis exploratorio para identificar los valores máximos, mínimos y el promedio de monóxido de carbono durante el período estudiado. Se emplean pruebas estadísticas de ANOVA y TUKEY para comparar los niveles de contaminación del aire asociados a la presencia de monóxido de carbono. Adicionalmente, se analiza la relación entre los valores registrados en noviembre y diciembre de cada año, utilizando ArcGIS para generar mapas geográficos de cada estación. A partir de las medias obtenidas y representadas en mapas de calor, se observa un descenso significativo en los niveles de contaminación en el DMQ, pasando de 1,083 mg/m³ en 2008 a 0,7373 mg/m³ en 2020.

Palabras clave: Georreferenciales. Monóxido de carbono (CO). Contaminación de aire. Niveles de contaminación.

Abstract

This study analyzes carbon monoxide (CO) air pollution levels in the Metropolitan District of Quito, applying a geostatistical approach. The data, expressed in milligrams per cubic meter [mg/m³], come from six monitoring stations: Belisario, El Camal, Centro, Cotocollao, Carapungo, and Guamaní, and were collected by the Metropolitan Atmospheric Monitoring Network between 2005 and 2020. The database includes two georeferenced variables, essential for generating heat maps using ArcGIS Pro software. The analysis begins with importing the data into RStudio, where an exploratory analysis is performed to identify the maximum, minimum, and average carbon monoxide values during the study period. ANOVA and TUKEY statistical tests are used to compare air pollution levels associated with the presence of carbon monoxide. Additionally, the relationship between the values recorded in November and December of each year is analyzed, using ArcGIS to generate geographic maps for each station. Based on the averages obtained and represented in heat maps, a significant decrease in pollution levels in the DMQ is observed, falling from 1,083 mg/m³ in 2008 to 0.7373 mg/m³ in 2020.

Keywords: Georeferencing. Carbon monoxide (CO). Air pollution. Pollution levels.

Introducción

La contaminación del aire se ha convertido en una problemática de salud pública a nivel mundial debido a que las partículas de ozono troposférico (O_3), partículas con diámetros inferiores a 2.5 ($PM_{2.5}$), monóxido de carbono (CO), dióxido de azufre (SO_2) y dióxido de nitrógeno (NO_2) son los contaminantes de aire más perjudiciales para la salud humana como lo menciona Sicard, P. et al., 2023 en su investigación. En los reportes emitidos por la Organización Mundial de la Salud (OMS) del 2022, se estimó que 4,25 millones de personas murieron cada año debido a la contaminación del aire por $PM_{2.5}$ suspendidas en el ambiente según Mandal, J. et al., 2024. El trabajo de Shaddick, G. et al., 2020, menciona que las partículas contaminantes finas que recorren cientos de kilómetros en la atmósfera provienen de una amplia gama de fuentes que incluyen la producción de energía eléctrica, industria, transporte, desechos, agricultura e incendios forestales.

Las políticas actuales sobre la concientización en la mitigación del cambio climático se han transformado en un eje principal enfocado a solventar los problemas de contaminación ambiental del planeta. Esto ha generado que actualmente haya una baja en la demanda de carbón, petróleo y gas, lo que ha provocado una disminución de las emisiones globales de CO_2 en torno al 5,8% en los últimos años.

Por un lado, se debe principalmente al periodo de restricciones de movimiento durante la pandemia de 2020 y, por otro, el aumento de la participación de las energías renovables dentro del mix energético mundial. Sin embargo, las emisiones de CO_2 relacionadas con la generación de energía se han mantenido y se prevé que se recuperarán en un 5%. Este aumento podría provocar que la temperatura media anual de la superficie terrestre aumente en 1,5 °C entre 2030 y 2050 si continúa con el ritmo actual como lo menciona Hoegh-Guldberg, O et al., 2019 en su trabajo.

Para tratar de frenar el calentamiento global se ha planificado reducir las emisiones globales realizando una mejora en la eficiencia de los sistemas térmicos, aumentar la producción de energía renovable, fomentar el uso de transporte híbrido y eléctrico, conservar y reforestar los bosques e incentivar la captura y almacenamiento de CO_2 industrial, Filonchyk, M. et al., 2024.

En las capitales de los países del mundo se han considerado políticas en contra de la contaminación por emisiones de CO_2 provenientes del transporte. El estudio de Anwar, M. et al., 2021 menciona que la contaminación por CO_2 representa un riesgo importante para la salud humana y una de las principales causas del deterioro del medio ambiente y la degradación de los ecosistemas naturales en países como Pakistán,

India y China. Además, demuestran que la contaminación del aire contribuyó significativamente a la carga de enfermedades en el sur de Asia durante las últimas décadas. En países de Sudamérica como Brasil también se han enfocado a evaluar la calidad de aire de diversas localidades, en este sentido, el trabajo de Brum, A. et al., 2024 informa que hay presencia de niveles de contaminantes atmosféricos por debajo de los límites impuestos por la resolución brasileña de calidad del aire ambiental.

En el Ecuador no ha sido la excepción y de la misma forma se han realizado diversas investigaciones (Moreira-Romero, Á. F. 2018, Rodríguez-Guerra, A., & Cuvi, N. 2019, López, I., et al., 2020, Ordoñez, L., et al., 2021 y Cornejo-Vásconez. et al., 2022) que tienen en cuenta las concentraciones de las emisiones de los diferentes gases de efecto invernadero que son emitidos por el parque automotor e industrias del país.

El estudio de Sangoluisa-Ibarra, M. B. (2018) tiene como propósito estimar el costo económico asociado a la contaminación del aire en el Distrito Metropolitano de Quito (DMQ) mediante la aplicación del Método de Precios Hedónicos. Para ello, se analizan los principales impactos de la contaminación atmosférica a escala global y local, evaluando la influencia de distintos contaminantes en la calidad del aire de la ciudad. Además, se examina la concentración de estos contaminantes en la atmósfera y su relación con variables económicas y ambientales. Finalmente, los resultados mostraron que entre las principales afectaciones que genera la contaminación del aire se destacan tres grandes aristas: los problemas ocasionados a la salud, a la economía y al medio ambiente.

Según el trabajo de Lavado M., (2021) los elevados niveles de partículas ponen en riesgo la salud de la población tomando en cuenta la asociación que se ha observado en diversos estudios entre partículas y morbilidad y mortalidad prematuras. Por lo tanto, es imprescindible establecer nuevas medidas de control que podrían estar justificadas en un contexto costo-beneficio sobre la base del beneficio que representan para la salud y el bienestar de la población. Teniendo en cuenta esta problemática socioambiental, los entes gubernamentales a nivel mundial han aplicado acciones climáticas e implementado políticas para el control ambiental de la calidad del aire (Rentschler, J., & Leonova, N. (2023). En este ámbito el Ministerio del Ambiente del Ecuador (MAE) en el año 2010 creó el Plan Nacional de la Calidad del Aire con el propósito de fomentar políticas públicas que garanticen a la ciudadanía un entorno sano y ecológicamente equilibrado. Con la implementación de las leyes ambientales descritas en el Código Orgánico Ambiental (COA), se han derivado

diversos estudios que determinan la calidad del aire en diferentes ciudades del país.

Además, los estudios sobre contaminación ambiental deben tener en cuenta modelos Geoestadísticos que son imprescindibles debido a que toman en cuenta los datos que representan el comportamiento ambiental de las variables medidas en cada una de las zonas en donde se encuentran ubicadas las estaciones de muestreo. (Departamento de Estadística, Universidad Nacional de Colombia, Bogotá et al., 2017).

Considerando este aspecto, el estudio de Rodríguez-Guerra, A., y Cuvi, N., (2019) determina el estado de la contaminación del aire en la ciudad de Quito, teniendo en cuenta trayectorias relevantes para mejorar su calidad. Los autores establecen una relación entre contaminantes y condición socioeconómica a partir del valor del suelo urbano. La investigación se concentra en tres contaminantes: material particulado fino, material particulado grueso y partículas sedimentables utilizando datos proporcionados por el Municipio de Quito. El trabajo utiliza un proceso geoestadístico para georreferenciar los datos mediante el software especializado ArcGIS. El estudio concluye que el aire de la ciudad de Quito está contaminado con gases y partículas, en especial con $PM_{2.5}$, PM_{10} y PS, donde las mayores fuentes de contaminación son la explotación de canteras, tránsito vehicular e industrias

Con el desarrollo de la tecnología, se ha podido identificar de manera más precisa elementos contaminantes en la atmósfera y representarlos, como lo realiza Peña Murillo, SE (2018) en su trabajo. En donde, además, se tiene en cuenta que los sistemas de información geográfica aportan en la eficacia de las estrategias anteriores, en tanto que permiten representaciones gráficas de los datos importantes para el monitoreo y ubicación espacial de estos eventos que serían de gran ayuda en la toma de decisiones. El estudio de la contaminación por Monóxido de Carbono que se tiene en los sectores urbanos del Distrito Metropolitano de Quito y la Ciudad de Cuenca no están fuera de esta problemática, siendo indispensable realizar una evaluación actualizada de la calidad del aire en estas localidades. Los datos se pueden obtener mediante la Red Metropolitana de Monitoreo Atmosférico para Quito, (Municipio del Distrito Metropolitano de Quito, 2021). Mientras que, en Cuenca por la Red de Monitoreo de Calidad del Aire de la ciudad. Los sistemas de monitoreo y medición proporcionan datos sobre los niveles de CO calculados en mg/m^3 .

Finalmente, esta investigación se enfoca en aplicar un proceso geoestadístico de medición de la calidad del aire en dos ciudades del Ecuador. Se pretende realizar un análisis exploratorio de datos de la contaminación del aire en el Distrito Metropolitano de Quito

(DMQ) mediante el software estadístico RStudio distribuido en 6 estaciones (Belisario, Carapungo, Centro, Cotacollao, El Camal y Guamani) y una estación en la ciudad de Cuenca. Los datos permiten determinar cuál es el mejor modelo geoestadístico para analizar la calidad del aire, específicamente, los niveles de contaminación del aire por Monóxido de Carbono (CO) en forma correlacional por medio de un ANOVA que es una técnica estadística que nos permite contrastar una hipótesis en la cual determinas si las medias de las variables son iguales o al menos dos son diferentes y mapas geoestacionarios que son herramientas fundamentales en geoestadística para analizar la distribución espacial de variables. Posteriormente, la investigación utiliza el software ArcGIS para analizar y distribuir la información geográfica de cada uno de los contaminantes.

Métodos

La metodología utilizada es de tipo inductivo, ya que se trata la aplicación de modelos, partiendo de un análisis sobre los tipos de contaminantes que se encuentran dentro de la atmósfera como el Monóxido de Carbono, Dióxido de Azufre y el material particulado (PM). Además, se realiza una identificación sobre la contaminación del aire dentro de una región determinada, utilizando técnicas geoestadísticas que se enfocan en el Distrito Metropolitano de Quito (DMQ) y la ciudad de Cuenca.

Para este trabajo se han obtenido datos a partir de una base informativa secundaria sobre los niveles de contaminación emitidas por la Red Metropolitana de Monitoreo Atmosférico en el Distrito Metropolitano de Quito en siete estaciones y la Red de Monitoreo de Calidad del Aire en la ciudad de Cuenca con una estación. Los datos obtenidos de las estaciones permiten visualizar los niveles de contaminación atmosférica por Monóxido de Carbono (CO) medido en mg/m^3 , registrados desde el año 2005 hasta el 2020. A partir de la base de datos se realiza un análisis exploratorio con el software RStudio con el cual se determina la existencia de 199 valores perdidos en los registros de CO equivalente de un total de 88750 observaciones que representa el 0,22%, acompañado de un análisis gráfico de los valores porcentuales de CO en relación con la estación y los meses.

Además, en esta investigación realiza un análisis de varianza (ANOVA), para lo cual primero se debe establecer si los datos cumplen con las tres condiciones necesarias para el método, Flores et al., (2022) menciona que deben ser homocedásticos, que tengan una distribución normal y que los datos sean independientes. De esta manera, se aplica el test de Bartlett para determinar si los datos cumplen con la homocedasticidad, lo cual determina en forma gráfica si los valores

de Monóxido de Carbono registrados en las ocho estaciones no presentan una normalidad. Por tanto, se aplica la Prueba de Lilliefors (Kolmogorov-Smirnov) que utiliza la diferencia máxima absoluta entre la función de distribución acumulada empírica y la hipotética, que se calcula como:

$$D = \max\{D^+, D^-\} \quad (1)$$

$$D = \max_{i=1, \dots, n} \left\{ \frac{i}{n} - F(X_i) \right\}, \quad (2)$$

$$D = \max_{i=1, \dots, n} \left\{ F(X_i) - \frac{(i-1)}{n} \right\}, \quad (3)$$

Donde:

$$F(x_i) = \Phi\left(\frac{x_i - \bar{x}}{s}\right),$$

Sea Φ la función de distribución acumulada de una normal estándar,

$\bar{x}$ la media y,

s la desviación estándar de los valores de la muestra.

El p valor se calcula a partir de la fórmula de Dallal-Wilkinson (1986). En RStudio se necesita el paquete (nortest) para aplicar la prueba de normalidad con la función `lillie.test` la cual dará el p -valor, donde si es < 0.05 la hipótesis nula se rechaza y si el p_valor es > 0.05 se acepta la hipótesis nula.

Además, se considera la necesidad de realizar una transformación logarítmica para los datos, teniendo en cuenta que es un caso especial de transformación de Box-Cox (Liu, J. et al., 2024) cuando $\lambda = 0$, la cual se aplica de la siguiente forma:

$$\gamma(s) = \ln(Z(s)), \text{ para } Z(s) > 0. \quad (4)$$

Se realiza la transformación logarítmica a los datos debido a que se tienen una distribución sesgada de forma positiva y algunos valores son muy grandes. Estos valores grandes están en el área de estudio, la transformación logarítmica ayuda a que las varianzas sean más constantes y se normalice los datos con lo que se puede aplicar ANOVA. En este método, cuanto más difieran las medias de los grupos mayor será la varianza entre medias en comparación al promedio de la varianza dentro de los grupos, obteniéndose valores de F superiores a 1 y por lo tanto menor probabilidad de que la distribución adquiriera valores tan extremos (menor el p - value).

$$H_0 = \mu_1 = \mu_2 = \dots = \mu_k \quad (5)$$

H_a : no todas las medias son iguales

Continuando con el proceso, se realiza un análisis exploratorio a la base de datos donde se incorporan

dos variables que representan las coordenadas geográficas como la latitud y longitud de cada una de las estaciones con la finalidad de ingresar los datos al software ArcGIS con el sistema de coordenadas WGS 84 Web Mercator. Este sistema de coordenadas que se aplica es bastante útil como lo menciona Dhonju et al., 2023 en su trabajo. Una vez graficada la información en ArcGIS se establece una herramienta de análisis espacial acorde a la dispersión de los puntos, por lo que es necesario excluir la ubicación de la estación de la ciudad de Cuenca debido a la lejanía espacial con las ubicaciones de las otras estaciones en Quito. Además, se utiliza la herramienta de Análisis Espacial y se considera la herramienta Inverse Distance Weight (IDW) de ArcGIS que permite interpolar una superficie de ráster a partir de puntos utilizando una técnica de distancia inversa ponderada. A partir de lo anterior, para cada Feature Class se ejecutó la herramienta IDW donde se obtiene un tipo de archivo raster para realizar un mapa de calor que determine los niveles de CO en toda el área de estudio.

Resultados y discusión

Para el análisis de los niveles de contaminación atmosférica por Monóxido de Carbono se toma como referencia la normativa que se encuentra reglamentada en Ecuador a través del Índice Quiteño de la Calidad del Aire (IQCA), el cual se representa mediante una escala numérica de 0 a 500 (ver **Tabla 1**), acompañada de un rango de colores que permite interpretar los niveles de contaminación del aire en la ciudad, Sánchez, R. D. R. (2023). Se crean seis niveles o categorías a partir de esta consideración fundamental, cada uno con un rango desde deseable u óptima hasta alerta, alarma y emergencia. El IQCA, para el Monóxido de Carbono (CO) considera rangos intermedios representados en diferentes colores, es decir, entre más alto es el valor del IQCA, mayor es el nivel de contaminación atmosférica y, por consiguiente, los peligros para la salud.

Se realiza un análisis exploratorio de la base de datos, donde en primera instancia se determinan las 16 variables con 88.750 observaciones, así como mínimo, máximo, media, mediana, primer y tercer cuartil). Se estudian las variables de latitud y longitud de las coordenadas geográficas pertenecientes a cada estación de monitoreo. La importancia de este proceso radica en definir el tipo de variable, resaltando los valores máximos de monóxido de carbono, con un valor de 4,7 mg/m³ y valores mínimos de 0,010 mg/m³.

En el diagrama de boxplot que se muestra en la **Figura 1** nos permite determinar en forma gráfica la existencia de una gran cantidad de valores atípicos, ya que se entienden que son valores que se apartan significativamente del conjunto de datos en relación

Tabla 1 Categorías del IQCA y sus límites por contaminación (μm^3). [Secretaría de Ambiente]

Rango	Categoría	CO ^A	O ₃ ^b	NO ₂ ^c	SO ₂ ^d	PM _{2.5} ^e	PM ₁₀ ^f
0-50	Nivel deseable u óptimo	0-5000	0-50	0.100	0-62,5	0-25	0-50
51-100	Nivel aceptable o bueno	5001-10000	51-100	101-200	63,5-125	26-50	51-100
101-200	Nivel de precaución	10001-15000	101-200	201-1000	126-200	51-150	101-250
201-300	Nivel de alerta	15001-30000	201-400	1001-2000	201-1000	151-250	251-400
301-400	Nivel de alarma	30001-40000	401-600	2001-3000	1001-1800	251-350	401-500
401-500	Nivel de emergencia	>40000	>600	>3000	>1.800	>350	>500

Fuente: Arboleda y Neto, 2021, pág. 9.

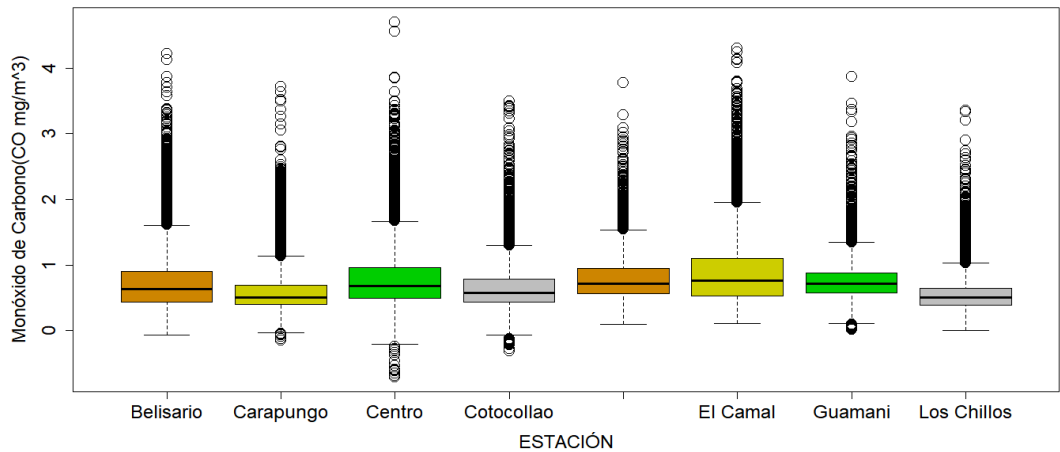


Figura 1. Diagrama de boxplot de las ocho estaciones de monitoreo y con los porcentajes de contaminación de Monóxido de Carbono con los datos totales.

con los niveles de contaminación de monóxido de carbono en cada una de las ocho estaciones durante el periodo del 2005 hasta el 2020.

Mediante el análisis de la **Tabla 2** se puede determinar que los porcentajes de niveles de contaminación de Monóxido de Carbono (CO) en relación con los valores que hay en el sector del Centro, hay el mayor valor máximo de 4,70 mg/m³, así como el menor valor máximo existe en la estación de Los Chillos con 1,47mg/m³, también se observa que, en las estaciones de Belisario, Carapungo y Guamaní son los valores menores mínimos de alrededor de 0.01 mg/m³. Se tiene en cuenta un boxplot que nos proporciona una información gráfica que responden en forma biviariada con diversos datos atípicos.

La dispersión de la **Figura 2** evidencia que algunos datos extremos como los porcentajes de niveles de contaminación de CO más altos se encuentran en los primeros años de registro y también se puede identificar que la gran mayoría de los

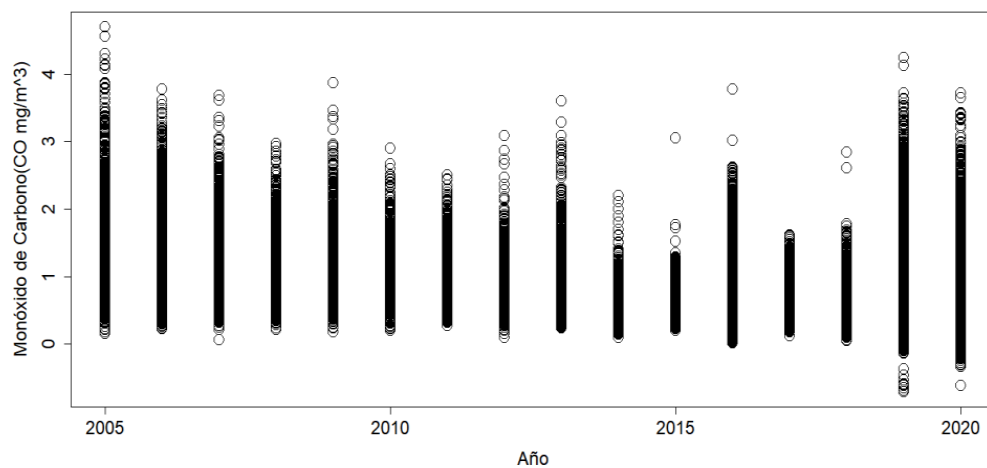
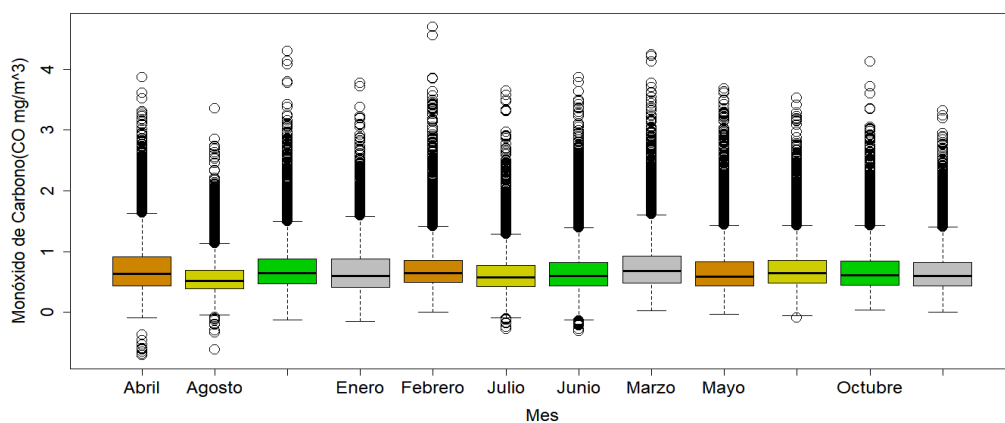
valores se encuentran ubicados entre el intervalo de 0 hasta 2 mg/m³.

La **Figura 3** muestra la dispersión de los datos obtenidos donde se relaciona en el eje “x” la variable año y en la variable “y” los porcentajes de contaminación de CO, se puede determinar que en el año 2005 y 2006 se presenta mayores niveles de concentración en cada estación y esos valores van disminuyendo cada año hasta los años 2015 y 2018 con los niveles más bajos y por último que cada una de las estaciones presentan valores atípicos.

Se aplica un boxplot en relación con la variable “Mes” En el diagrama de boxplot que se muestra en la (**Figura 3**) nos permite determinar en forma gráfica la existencia de una gran cantidad de valores atípicos, ya que se entienden que son valores que se apartan significativamente del conjunto de datos en relación con los niveles de contaminación de monóxido de carbono en cada uno de los meses del año en el periodo del 2005 hasta el 2020.

Tabla 2. Valores mínimos, primer cuartil (Q1), segundo cuartil (Q2), tercer cuartil (Q3) y el valor máximo de los niveles de contaminación de Monóxido de Carbono por cada estación de monitoreo.

N°	Estación	Min	Q1	Q2	Q3	Max
1	Belisario	0.01	0.58	0.78	1.06	4.22
2	Carapungo	0.01	0.44	0.58	0.77	2.47
3	Centro	0.05	0.66	0.86	1.14	4.70
4	Cotocollao	0.03	0.53	0.67	0.86	2.51
5	Edificio Alcaldía de Cuenca AT	0.10	0.56	0.72	0.95	3.77
6	El Camal	0.11	0.85	1.10	1.44	4.30
7	Guamani	0.01	0.57	0.71	0.88	3.87
8	Los Chillos	0.03	0.46	0.56	0.68	1.47

**Figura 2.** Dispersión: eje "x" la variable Año y en la variable "y" los porcentajes de contaminación de CO.**Figura 3.** Diagrama de boxplot de los meses de monitoreo con los porcentajes de contaminación de CO.

Sobre la base del análisis exploratorio realizado inicialmente, se toma la decisión de trabajar con la media de los porcentajes de los niveles de contaminación de monóxido de carbono correspondiente a los meses de noviembre y diciembre en el periodo del 2005 hasta el 2020, en las 8 estaciones para poder

realizar un estudio en dos partes: uno, utilizando el software RStudio, un análisis exploratorio y posteriormente con un mapeo geoestadístico utilizando el software ArcGIS.

En la **Figura 4** se observa que la mayor concentración del contaminante (CO) se encuentra en los sectores

del Centro, Belisario y Camal; y, por otro lado, los sectores que presentan menores niveles de concentración son los sectores de Guamaní, Carapungo y los Chillos. Esto se debe a que es el mes que demanda más movimiento comercial en el centro de la ciudad en el mes de diciembre por temporada navideña. A partir del 2015 los datos revelan una disminución de la concentración del contaminante en todos los sectores debido a las políticas de cambio climático y mitigación de los gases de efecto invernadero promovidas en el país con el aumento estricto de los controles en las revisiones técnicas vehiculares en la ciudad de Quito, Herrera, D, (2022).

Posteriormente se realiza un análisis de normalidad en forma gráfica los cuales nos dan un indicio que los datos no cumplen una normalidad por lo que se realiza una prueba de normalidad. Se aplica una prueba de Lillifors la cual es una prueba que se utiliza para aprobar la hipótesis nula. Al realizar la prueba nos da un $p_valor = 0.01014$ que es menor a 0,05 por lo cual se rechaza la hipótesis nula lo que determina que los datos no tienen una distribución normal. Por esta razón se realiza una transformación logarítmica por medio de la librería (MAS) y con la función "log" en el software lo que nos permitirá normalizar los datos, posteriormente se vuelve a realizar la prueba de Lillifors el cual nos arroja un $p_valor = 0.3237$ por lo cual se acepta la hipótesis nula donde se determina que los datos cumplen una normalidad.

Se realiza una prueba de Tukey para determinar si cualquiera de las diferencias entre las medias es estadísticamente significativa, se compara el *valor p* con el nivel de significancia para evaluar la hipótesis nula como se muestra en la (Figura 5). La hipótesis nula indica que las medias de población son todas iguales. Por lo general, un nivel de significancia

(denotado como α alfa) de 0.05 funciona adecuadamente. Un nivel de significancia de 0.05 indica un riesgo de 5% de concluir que existe una diferencia cuando no hay una diferencia real.

El intervalo de confianza para la diferencia entre las estaciones como por ejemplo Carapungo-Belisario en este rango no incluye el cero, lo que indica que la diferencia es estadísticamente significativa. Los intervalos de confianza de los demás pares de medias que incluyen el cero, indica que las diferencias no son estadísticamente significativas.

El nivel de confianza simultáneo de 95% indica que se puede estar 95% seguro de que todos los intervalos de confianza contienen las diferencias reales.

En la **Figura 6** se observa los mapas de calor correspondiente a la contaminación atmosférica producida por CO en el año 2020, último año que se analiza en los datos. Los resultados demuestran bajo nivel de contaminación en los diferentes sectores haciendo una comparación con los primeros años de registro de la contaminación atmosférica por este contaminante especialmente en los sectores del Centro, Belisario y Camal que muestran una reducción considerable.

Teniendo en cuenta los resultados obtenidos, se han llegado a conclusiones similares con otros autores sobre la reducción en la contaminación de aire. Por ejemplo, el trabajo de Rybarczyk, Y., & Zalakeviciute, R. (2021), menciona que se observa una clara reducción de las concentraciones de CO ($-30\% \pm 13\%$) en 2020. Mientras que, el estudio de Chau P. et al., 2022 corrobora este análisis debido a que en el 2020 se vivió un periodo de confinamiento lo cual hizo que la concentración de la mayoría de los contaminantes ha disminuido drásticamente, especialmente en el CO con $-48,75\%$.

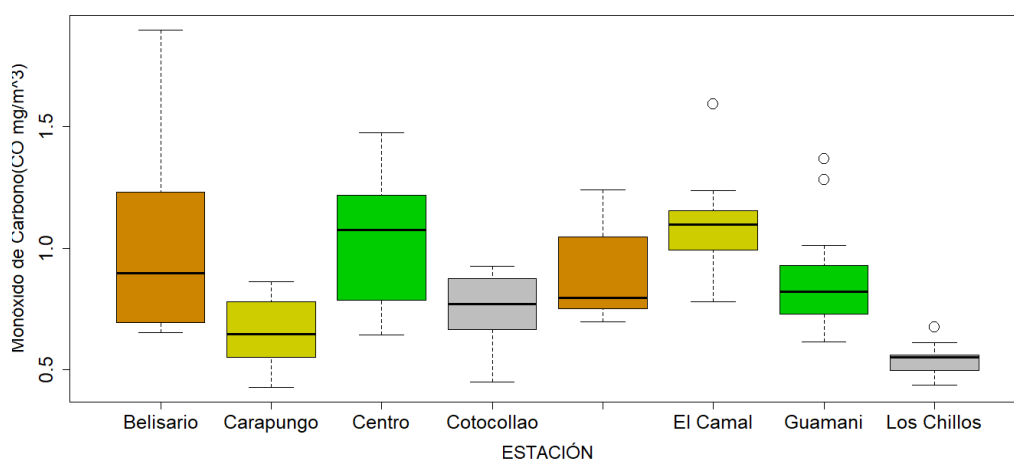


Figura 4. Diagrama de boxplot de las ocho estaciones de monitoreo y con los porcentajes de contaminación de Monóxido de carbono con la base de datos de las medias de los meses de noviembre y diciembre.

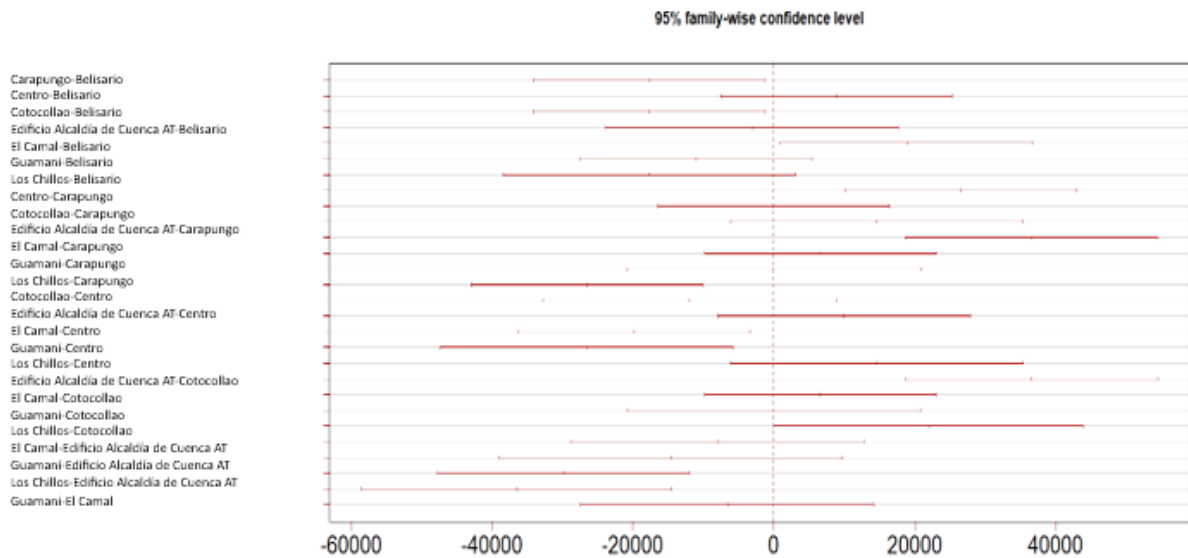


Figura 5. Diferencias entre las 8 estaciones de muestreo de la concentración de Monóxido de Carbono (CO).

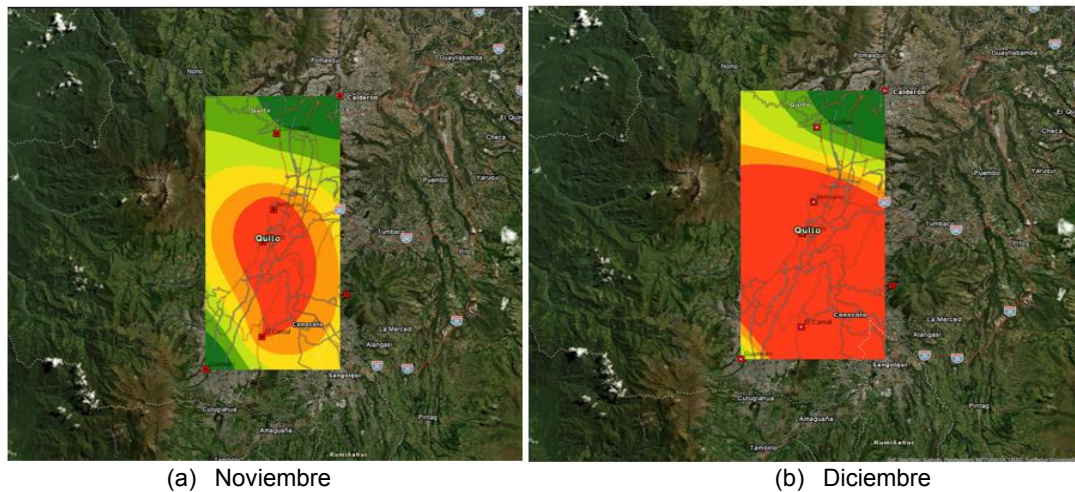


Figura 6. Mapa de calor de los porcentajes de niveles de contaminación de Monóxido de Carbono en el mes de noviembre y diciembre del 2008.

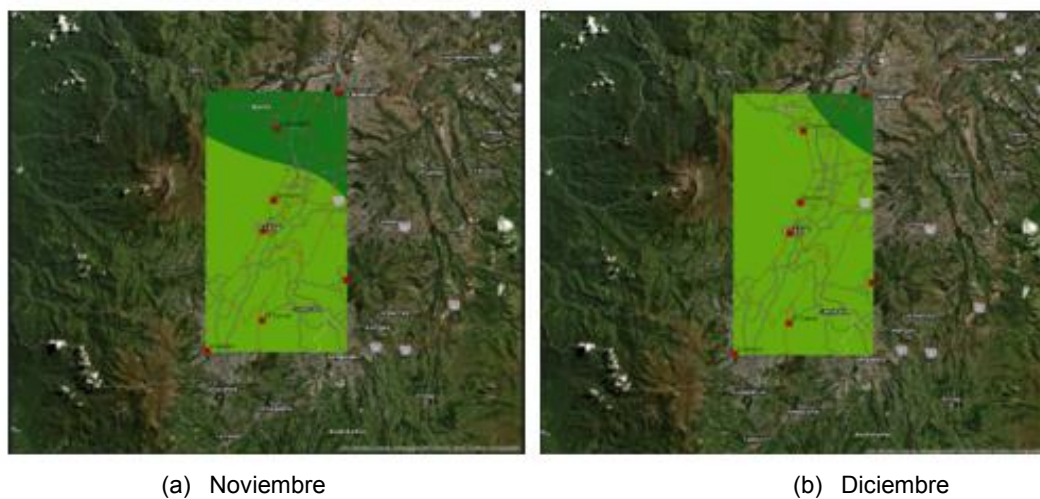


Figura 7. Mapa de calor de los porcentajes de niveles de contaminación de Monóxido de carbono en el mes de noviembre y diciembre del 2020 en 7 estaciones del Distrito Metropolitano de Quito.

Conclusiones

Los resultados obtenidos en el análisis preliminar demuestran que los niveles de contaminación por Monóxido de Carbono han venido disminuyendo desde el año 2005 hasta el año 2020 en cada una de las ocho estaciones con valor máximo de $4,7 \text{ mg/m}^3$ y un valor mínimo de $0,10 \text{ mg/m}^3$. También se determina que los niveles más alto de contaminación están en las zonas que comprende el centro del Distrito de Quito, el Edificio de la Alcaldía de Cuenca y Guamaní pero con el pasar de los años en las dos primeras estaciones los niveles de contaminación disminuyen notablemente, mientras tanto, que en la estación de Guamaní la variación es mínima.

Además, se ha obtenido que el promedio de la contaminación atmosférica por CO es de $0,786 \text{ mg/m}^3$ (62,88 ppm) que se encuentra por debajo del límite de exposición recomendada para el CO que es 200 ppm. Este resultado nos permite determinar la reducción considerable en los porcentajes de niveles de contaminación por Monóxido de Carbono durante el periodo de investigación comprendido entre el 2008 y el 2020. Uno de los factores principales es el confinamiento producido debido a la pandemia que se originó a principios del 2020. Además, otro motivo por el cual se puede establecer este descenso lo menciona la comisión técnica de factores de emisión de gases de efecto de invernadero a través del Ministerio de Energía y Minas en el 2021, donde se menciona que, en el sector eléctrico del país en el año 2021, se redujo aproximadamente 1.204 kilotoneladas de Dióxido de Carbono y otros contaminantes emitidos al ambiente, comparado con las 5.922 kilotoneladas que se generaron en el 2014. Este logro alcanzado se produjo por la implementación de energías renovables, el óptimo funcionamiento del Sistema Nacional Interconectado (SNI) y una mejora en la calidad de la gasolina utilizada por los vehículos en el país.

En relación a los datos obtenidos trabajando con las medias de los meses de noviembre y diciembre tanto con el software: RStudio y ArcGIS Pro, nos encontramos con resultados muy similares esto se debe a que el ArcGIS Pro se utiliza para visualizar los datos creando mapas para un análisis de la concentración del Monóxido de Carbono Georreferenciando en las 8 estaciones ubicadas en el distrito Metropolitano de Quito, por medio de un código de colores que nos permite identificar los sectores dentro de la ciudad con mayor o menor contaminación atmosférica. Esto nos ha ayudado a identificar que el mes de diciembre presenta niveles de contaminación más altos de monóxido de carbono en relación con el mes de noviembre esto en especial en los sectores céntricos del Distrito

Metropolitano de Quito como es el Centro Histórico y Belisario que mostraron un incremento considerable esto puede deberse al aumento de flujo vehicular que ocurre por época navideña en estas ubicaciones.

Contribución de los autores

Conceptualización, Tafur, Oña; metodología, Oña; software, Oña; validación, Tafur; análisis formal, Tafur, Oña; investigación, Tafur, Oña; recursos, Oña; curación de datos, Tafur, Oña; redacción y preparación del borrador original, Tafur, Oña; redacción, revisión y edición.

Referencias

- Anwar, M. N., Shabbir, M., Tahir, E., Iftikhar, M., Saif, H., Tahir, A., ... & Nizami, A. S. (2021). Emerging challenges of air pollution and particulate matter in China, India, and Pakistan and mitigating solutions. *Journal of Hazardous Materials*, 416, 125851. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2021.125851>
- Brum, A. N., de Lima Brum, R., da Silva Bonifácio, A., da Silva Júnior, F. M. R., & Zhang, L. (2024). Impact of temperature increase on air pollutants-A case study in a small city in southern Brazil. *Case Studies in Chemical and Environmental Engineering*, 9, 100624. <https://doi.org/10.1016/j.csee.2024.100624>
- Cornejo-Vásquez, D., Rodríguez-Espinosa, F., Guasumba, A., & Toulkeridis, T. (2022). Efectos contrastivos de la evaluación de la contaminación ambiental en dos zonas del Distrito Metropolitano de Quito, Ecuador. *LA GRANJA. Revista de Ciencias de la Vida*, 36(2), 98-112. <https://doi.org/10.17163/lgr.n36.2022.08>
- Chau, P. N., Zalakeviciute, R., Thomas, I., & Rybarczyk, Y. (2022). Deep learning approach for assessing air quality during COVID-19 lockdown in Quito. *Frontiers in big Data*, 5, 842455. <https://doi.org/10.3389/fdata.2022.842455>
- Chuquer Solá, D., Ampudia Vásquez, S., Puertas De La Cruz, C., Bustamante Granda, L., Reina Velasco, C., & Ramírez Cevallos, F. (2018). CONTAMINACIÓN DEL AIRE A FILO DE CALLE EN QUITO, CASO ESTUDIO GUAYAQUIL Y ESPEJO. *Perfiles*, 2(20), 90-99. <https://doi.org/10.47187/perf.v2i20.38>
- Dallal, G. E., & Wilkinson, L. (1986). An analytic approximation to the distribution of Lilliefors's test statistic for normality. *The American Statistician*, 40(4), 294-296. <https://doi.org/10.1080/00031305.1986.10475419>
- Dhonju, H. K., Walsh, K. B., & Bhattarai, T. (2023). Web mapping for farm management information systems: A review and Australian orchard case study. *Agronomy*, 13(10), 2563. <https://doi.org/10.3390/agronomy13102563>
- Félix-Arellano, E. E., Schilmann, A., Hurtado-Díaz, M., Texcalac-Sangrador, J. L., & Riojas-Rodríguez, H. (2020). Revisión rápida: Contaminación del aire y morbilidad por Covid-19. *Salud Pública de México*, 62(5, sep-oct), 582-589. <https://doi.org/10.21149/11481>
- Filonchik, M., Peterson, M. P., Zhang, L., Hurynovich, V., & He, Y. (2024). Greenhouse gases emissions and global climate change: Examining the influence of CO₂, CH₄, and N₂O. *Science of The Total Environment*, 173359. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.173359>
- Fuenzalida-Díaz, M. (2015). Evaluación de modelos geoestadísticos aplicados a la exposición al contaminante atmosférico

- PM10 en Chile. *Ciencias Espaciales*, 8(1), 441-457. <https://doi.org/10.5377/ce.v8i1.2060>.
- Flores, A. N. B., Cuevas-Vargas, H., Santiago, C. A. M., & Martínez-Jiménez, O. (2022). Análisis Post Covid-19 del Aprendizaje en Línea en Alumnos de la Universidad Tecnológica del Sur-este de Veracruz. *Universo de la Tecnológica*, 37-49. <https://revista.utnay.edu.mx/index.php/ut/article/view/87>
- Hernández-Flórez, L. J., Aristizabal-Duque, G., Quiroz, L., Medina, K., Rodríguez-Moreno, N., Sarmiento, R., & Osorio-García, S. D. (2013). Contaminación del aire y enfermedad respiratoria en menores de cinco años de Bogotá, 2007. *Revista de salud Pública*, 15, 552-565. http://www.scielo.org.co/scielo.php?pid=S0124-00642013000400002&script=sci_arttext
- Hoegh-Guldberg, O., Jacob, D., Taylor, M., Guillén Bolaños, T., Bindi, M., Brown, S., ... & Zhou, G. (2019). The human imperative of stabilizing global climate change at 1.5 C. *Science*, 365(6459), eaaw6974. [10.1126/science.aaw6974](https://doi.org/10.1126/science.aaw6974)
- Ibarra, M. B. S. (2018). Valoración económica de la contaminación del aire Caso de las parroquias Belisario Quevedo y Cotocollao del Distrito Metropolitano de Quito. <https://repositorio.puce.edu.ec/handle/123456789/34242>
- Lacasaña-Navarro, M., Aguilar-Garduño, C., & Romieu, I. (1999). Evolución de la contaminación del aire e impacto de los programas de control en tres megaciudades de América Latina. *Salud Pública de México*, 41(3), 203-215. <https://doi.org/10.1590/S0036-36341999000300008>.
- Lavado, MA (2021). *Zonificación, evaluación y modelamiento geoestadístico de los datos de calidad del aire PM2.5, para la ciudad de Bogotá, en el año 2019*. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/10654/38905>.
- López, I. L. M., Veloz, M. F. V., López, G. A. C., Ipiales, D. S. R., & Barceló, N. M. (2020). Afecciones respiratorias y contaminación ambiental en Riobamba, Ecuador. *Correo Científico Médico de Holguín*, 24(1). <https://www.medigraphic.com/cgi-bin/new/resumen.cgi?IDARTICULO=95780>.
- Liu, J., Hou, B., Lu, M., & Wang, D. (2024). Box-Cox transformation based state-space modeling as a unified prognostic framework for degradation linearization and RUL prediction enhancement. *Reliability Engineering & System Safety*, 244, 109952. <https://doi.org/10.1016/j.ress.2024.109952>
- Mandal, J., Chanda, A., & Sarkar, S. (2024). Outdoor PM2. 5 pollution levels and their degree of compliance with WHO air quality guidelines across 760 cities in China, India, and Pakistan. *Environment, Development and Sustainability*, 1-28. <https://doi.org/10.1007/s10668-024-05816-7>
- Medina Palacios, E. K. (2019). La contaminación del aire, un problema de todos. *Revista de la Facultad de Medicina*, 67(2), 189-191. <https://doi.org/10.15446/revfac-med.v67n2.82160>
- Moreira-Romero, Á. F. (2018). Contaminación del aire en el medio ambiente por las emisiones de gases tóxicos de empresas industriales en Ecuador. *Polo del conocimiento*, 3(7), 299-306. <https://pdfs.semanticscholar.org/8b71/bd3dcc9391c631c6959f2c5ee16484922f21.pdf>.
- Moscoso-Vanegas, D. L., Astudillo-Alemán, A. L., & Vázquez-Freire, V. E. (2015). Modelamiento de la calidad del aire en la ciudad de Cuenca-Ecuador. *ITECKNE*, 12(2), 188-197. <https://doi.org/10.15332/iteckne.v12i2.1245>
- Moscoso-Vanegas, D. L., Monroy-Morocho, L. M., Narváez-Vera, M. A., Espinoza-Molina, C., & Astudillo-Alemán, A. L. (2019). Phyto-toxic effect of particular material PM10 collected in the urban area of the city of Cuenca, Ecuador. *ITECKNE*, 16(1), 12-20. <https://doi.org/10.15332/iteckne.v16i1.2157>
- Ordoñez, L. H. T., Pazmiño, A. M. A., Soriano, F. E. R., & Novillo, C. R. O. (2021). Contaminación del aire y su influencia en la incidencia de enfermedades respiratorias en Santa Elena Ecuador 2020. *Boletín de Malaria y Salud Ambiental*, 61(2), 328-336. <https://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/pt/biblio-1411869>
- Peña Murillo, S. E. (2018). Impacto de la contaminación atmosférica en dos principales ciudades del Ecuador. *Revista Universidad y Sociedad*, 10(2), 289-293.
- Rentschler, J., & Leonova, N. (2023). Global air pollution exposure and poverty. *Nature Communications*, 14(1), 4432. <https://doi.org/10.1038/s41467-023-39797-4>
- Rybarczyk, Y., & Zalakeviciute, R. (2021). Assessing the COVID-19 impact on air quality: A machine learning approach. *Geophysical Research Letters*, 48(4), e2020GL091202. <https://doi.org/10.1029/2020GL091202>
- Rodríguez-Guerra, A., & Cuvi, N. (2019). Contaminación del Aire y Justicia Ambiental en Quito, Ecuador. *Fronteiras: Journal of Social, Technological and Environmental Science*, 8(3), 13-46. <https://doi.org/10.21664/2238-8869.2019v8i3.p13-46>
- Sánchez, R. D. R. (2023). *Cuantificación de emisiones de NO2 basadas en un modelo matemático de conversión de unidades satelitales a locales en el Distrito Metropolitano de Quito* (Doctoral dissertation, Universidad Central del Ecuador). <https://www.dspace.uce.edu.ec/handle/25000/32015>
- Shaddick, G., Thomas, M. L., Mudu, P., Ruggeri, G., & Gumy, S. (2020). Half the world's population are exposed to increasing air pollution. *NPJ Climate and Atmospheric Science*, 3(1), 1-5. <https://doi.org/10.1038/s41612-020-0124-2>
- Sicard, P., Agathokleous, E., Anenberg, S. C., De Marco, A., Paoletti, E., & Calatayud, V. (2023). Trends in urban air pollution over the last two decades: A global perspective. *Science of The Total Environment*, 858, 160064. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.160064>