

**INFLUENCIA DE LA CALIDAD DEL AIRE EN LA MORTALIDAD Y LA
MORBILIDAD POR ENFERMEDADES RESPIRATORIAS EN COLOMBIA**

LUIS FERNANDO ACEVEDO SUAREZ

UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS SECCIONAL TUNJA

FACULTAD DE INGENIERÍA AMBIENTAL

TUNJA BOYACÁ

2021

**INFLUENCIA DE LA CALIDAD DEL AIRE EN LA MORTALIDAD Y LA
MORBILIDAD POR ENFERMEDADES RESPIRATORIAS EN COLOMBIA**

LUIS FERNANDO ACEVEDO SUAREZ

Trabajo de grado para optar al título de Ingeniero ambiental

DIRECTORA

DRA. LINA PATRICIA VEGA GARZÓN - DOCENTE FACULTAD DE INGENIERÍA
AMBIENTAL, UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS SECCIONAL TUNJA

CODIRECTOR

DR. CÉSAR AUGUSTO GUARÍN DURÁN - DOCENTE DEPARTAMENTO DE
FÍSICA, UNIVERSIDAD AUTÓNOMA METROPOLITANA CIUDAD DE MÉXICO

UNIVERSIDAD SANTO TOMÁS SECCIONAL TUNJA

FACULTAD DE INGENIERÍA AMBIENTAL

TUNJA BOYACÁ

2021

TABLA DE CONTENIDO

1.	RESUMEN	6
2.	PALABRAS CLAVE.....	6
	ABSTRACT	6
	KEYWORDS	7
3.	INTRODUCCIÓN.....	7
4.	OBJETIVOS	11
	General	11
	Específicos.....	11
5.	ANTECEDENTES	11
	Internacional	11
	Latinoamérica	16
	Nacional.....	18
6.	MARCO TEÓRICO	21
	Contaminación atmosférica	21
	Tipos de contaminantes	21
	Fuentes de emisión	22
	Legislación	22
	Monitoreo del aire	23
	Enfermedades respiratorias	23
	Infección respiratoria aguda (IRA).....	24
	Funciones dosis-respuesta	25

	Coronavirus (COVID-19).....	26
	Modelo de regresión lineal multivariado.....	26
	Método de mínimos cuadrados.....	27
7.	METODOLOGÍA.....	28
	Datos de la Calidad Del aire	28
	Índice calidad del aire.....	32
	Datos meteorológicos	33
	Datos tasa de mortalidad por IRA	33
	Datos tabaquismo	34
	Datos de diabetes	34
	Datos de hipertensión	35
	Aseguramiento a sector Salud	35
	Datos COVID19	35
	Datos socioeconómicos	36
	Datos poblacionales.....	36
	Pirámide poblacional	37
	Programa de estadística STATGRAPHICS	37
8.	ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS	38
	Histórico de calidad del aire	38
	Bogotá histórico.....	40
	Colombia histórico	43
	Índice calidad del aire.....	45
	Bogotá 2020.....	45
	Colombia 2020	48

	Modelo estadístico.....	52
	Modelo Bogotá histórico	57
	Modelo Colombia histórico	62
	Modelo Bogotá 2020	66
	Modelo Colombia 2020	71
9.	IMPACTO SOCIAL Y HUMANÍSTICO DEL PROYECTO	76
10.	CONCLUSIONES.....	86
11.	RECOMENDACIONES	89
12.	REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	91
13.	ANEXOS	104

1. RESUMEN

Las infecciones respiratorias agudas (IRA) pertenecen a un selecto grupo de enfermedades causantes de una alta morbilidad a nivel mundial, principalmente en grupos sensibles como niños menores de 5 años y adultos de la tercera edad. Estas infecciones son causadas por microorganismos presentes en el aire que afectan el sistema respiratorio del ser humano (Monto, 2002). Este proyecto analiza la correlación de la calidad del aire con las enfermedades respiratorias en territorio colombiano, así como su influencia en la morbilidad y mortalidad por COVID 19. El análisis se realizó tomando datos desde el año 2010 al 2019 y del 1 de enero de 2020 al 30 de junio de 2020, para 11 localidades de la ciudad de Bogotá y de 15 ciudades a nivel nacional, mediante la metodología dosis respuesta teniendo en cuenta modelos previos utilizados por investigadores a nivel mundial y aplicándolos al caso colombiano. Se analizó la influencia de la exposición y afectación a corto y largo plazo a los contaminantes sobre la morbilidad y mortalidad por COVID 19, evidenciando que el O₃ y el PM₁₀ son los contaminantes con mayor influencia, adicional a las variables relacionadas con enfermedades preexistentes, condiciones económicas, meteorológicas y hábitos de salud.

2. PALABRAS CLAVE

Contaminación atmosférica, material particulado, enfermedades respiratorias, ozono, Covid19, funciones dosis-respuesta.

ABSTRACT

Acute respiratory infections (ARI) belong to a select group of diseases that cause high morbidity worldwide, mainly in sensitive groups such as children under 5 years of age and elderly adults. These infections are caused by airborne microorganisms that affect the human

respiratory system (Monto, 2002). This project analyzes the correlation of air quality with respiratory diseases in Colombian territory, as well as its influence on morbidity and mortality due to COVID 19. The analysis was carried out taking data from 2010 to 2019 and from January 1, 2020 to June 30, 2020, for 11 localities in the city of Bogotá and 15 cities nationwide, using the dose-response methodology, taking into account previous models used by researchers worldwide and applying them to the Colombian case. The influence of short- and long-term exposure and affectation to pollutants on morbidity and mortality due to COVID 19 was analyzed, showing that O_3 and PM_{10} are the pollutants with the greatest influence, in addition to variables related to pre-existing diseases, economic, meteorological conditions and health habits.

KEYWORDS

Air pollution, particulate matter, respiratory diseases, ozone, Covid19, dose-response functions.

3. INTRODUCCIÓN

La contaminación atmosférica es un factor ambiental que genera una gran influencia sobre la salud del ser humano. Según estimaciones para el año 2016, aproximadamente el 91% de la población mundial habitaba en zonas donde la concentración de los contaminantes atmosféricos sobrepasaba los límites permisibles y establecidos por la Organización Mundial de la Salud (OMS), para ese año se estimó que el material particulado de 2.5 micras fue el principal causante de enfermedades respiratorias generando 4,2 millones de muertes a nivel mundial. Así mismo está demostrado que las tasas de mortalidad y morbilidad han aumentado con la degradación de la calidad atmosférica indicando el vínculo existente, siendo los países de la región de Asia y el Pacífico Occidental los de mayor afectación (OMS, 2018).

Las condiciones meteorológicas como la disminución de la velocidad del viento, inversión

de masas y la aproximación de frentes fríos evitan la correcta dispersión de los contaminantes en la atmósfera. La persistencia de contaminantes en el aire ambiente es peligrosa para la salud humana y de los ecosistemas, siendo el material particulado el más nocivo, especialmente para aquellas personas pertenecientes a grupos vulnerables (L. Rodríguez et al., 2010). A nivel mundial se han realizado **numerosos estudios epidemiológicos** para conocer las consecuencias de la exposición a largo y corto plazo de la calidad del aire sobre el ser humano. En estos estudios se estimó que cerca de 60 millones de muertes al año son causados por enfermedades respiratorias, esto sin contar la morbilidad generada (Mannucci & Franchini, 2017).

En las grandes ciudades del Colombia, los contaminantes atmosféricos comúnmente están por encima de los límites permisibles, según datos otorgados por el IDEAM (Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales) y por entidades territoriales como la AMB (Área metropolitana de Bucaramanga (AMB, 2019)), el IBOCA (Índice Bogotano de Calidad de Aire), la red de monitoreo de calidad del aire de Bogotá (RMCAB, 2020) y el SIATA (Sistema de Alerta Temprana de Medellín y el Valle de Aburrá (SIATA, 2020)). En los boletines epidemiológicos semanales para el año 2019, publicados por el Instituto Nacional de Salud (INS), se concluye que para ese año hubo una leve disminución en casos notificados de morbilidad y mortalidad por enfermedades respiratorias agudas (IRA) y crónicas (ERC) respecto a la media anual del periodo comprendido entre los años 2012 y 2018 en todo el territorio nacional. Este estudio identifica como grupos susceptibles a niños menores de 5 años y adultos mayores a 60 años de edad, siendo Antioquia la entidad con mayor número de casos (INS, 2019). Este estudio concluye que en Colombia fallecen anualmente más de 10000 personas por causas asociadas con enfermedades respiratorias y una baja calidad del aire, y que en las áreas urbanas la principal fuente de emisión es la combustión por el parque automotor (Isaza et al., 2019).

Las altas concentraciones de los contaminantes atmosféricos generan un incremento en las tasas de morbilidad y mortalidad en territorio colombiano. El material particulado (PM) con diámetro inferior a 2,5 micras es el más importante de ellos. Las fuentes móviles son las principales generadoras de las emisiones de este material particulado, principalmente aquellas a Diesel (Garzón, 2002), afectando el 75% de la población total colombiana, la cual habita en zonas urbanas. La deficiencia de la normatividad nacional también se convierte en un gran causante indirecto de estas afectaciones (Isaza et al., 2019).

Así mismo en el Valle de Aburrá se ha identificado que del 100% del material particulado, el 79% es generado por fuentes móviles. Para el año 2016 se presentaron concentraciones de este contaminante muy por encima de los límites permisibles, con un 26% mayor respecto a los $50\mu\text{g}/\text{m}^3$ establecidos por la OMS. Igualmente se calcularon las tasas de mortalidad en población menor a 30 años de edad, y el número de enfermedades cardio-respiratorias, causadas por la exposición continua a una mala calidad del aire, esto para el periodo comprendido entre los años 2007 a 2016 y proyectándolo al año 2030 (Aguiar Gil, 2020).

En este estudio se pretende demostrar la correlación que existe entre la calidad del aire y las enfermedades respiratorias en las principales ciudades de Colombia en los últimos años. En la literatura se presentan pocos estudios relacionados con este tema a nivel nacional, así, se busca reforzar la información publicada por entidades departamentales y de educación superior como los publicados por (García et al., 1996) en la ciudad de Cali, el realizado por (Aguiar Gil, 2020) de la universidad de Antioquia y el de (Herrera, 2017) perteneciente a la universidad de los Andes, para conocer que tanto afecta la calidad del aire en la salud humana. Con los resultados obtenidos se espera generar recomendaciones para la toma de decisiones futuras en cuanto a políticas nacionales evitando el aumento de morbilidades por enfermedades respiratorias y en busca de los objetivos de desarrollo sostenible. Se propone igualmente, identificar la relación de la calidad del aire con las tasas de letalidad y mortalidad

del COVID-19 en el país. Como lo asegura la Sociedad Europea de Cardiología (ESC-*European Society of Cardiology*), cerca del 15% de las muertes ocurridas por este virus a nivel mundial tuvieron una relación directa con la exposición a largo plazo a la contaminación atmosférica. En países como China, Inglaterra, Holanda, Italia y Estados Unidos esta correlación ha sido establecida (Félix-Arellano et al., 2020). Por otro lado, en el país se han hecho correlaciones en el mismo tema, pero presentan falencias de información; en cuanto a estudios de función dosis respuesta, a nivel nacional han sido pocos y de bastante

tiempo atrás, como se demuestra en el compilado del diagnóstico de salud ambiental realizado en el año 2012; en dicho escrito demuestra la existencia de bastantes estudios relacionados con calidad del aire y su impacto en la salud humana, pero basados en función dosis-respuesta el realizado en la ciudad de Cali por (García et al., 1996). Otro estudio similar fue el realizado para la localidad de Kennedy por (Herrera, 2017) evaluando así los costos asociados mediante la función dosis respuesta; siendo así este estudio distinto a los ya realizados por la inclusión de infecciones respiratorias agudas y a grandes urbes, comparando entre éstas con la afectación que pudo tener sobre la morbilidad y mortalidad causada por el COVID 19.

4. OBJETIVOS

4.1 General

Analizar la correlación de la calidad del aire con las enfermedades respiratorias en territorio colombiano

4.2 Específicos

- Identificar los modelos y metodologías utilizadas para evaluar los efectos de la calidad del aire sobre la mortalidad y morbilidad por enfermedades respiratorias a nivel mundial.
- Definir una metodología viable e implementarla para correlacionar las enfermedades respiratorias (incluyendo el COVID-19) con la calidad del aire en Colombia, a partir de fuentes de información secundaria.
- De acuerdo con los resultados obtenidos proponer alternativas de solución para la disminución de los efectos de la calidad del aire sobre la salud en Colombia.

5. ANTECEDENTES

5.1 Internacional

Los efectos de las actividades antropogénicas en la calidad del aire cada vez son más visibles. Estos efectos se relacionan con el crecimiento poblacional, la expansión territorial, y el desarrollo económico, el cual está regido bajo políticas públicas poco estrictas. Este deterioro en la calidad del aire ha generado un cambio drástico en la calidad de vida de la humanidad, que ve afectada su salud, así como su esperanza de vida media (Ángel Macías & Gallini, 2019).

Uno de los países con mayor afectación a nivel mundial sobre la calidad del aire es China. En esta nación entre los años 1990 y 2015 se presentó un incremento de mortalidad prematura a causa de la presencia en la atmósfera de material particulado de 2,5 micras de diámetro ($PM_{2.5}$), el cual genera afectaciones graves al sistema respiratorio. Según un estudio de (Liu et al., 2020), en el año 1990 se presentaron aproximadamente 1,26 millones de decesos relacionados con la calidad del aire, y para el año 2015 esa cifra aumentó a 2,18 millones en ese país. Respecto al $PM_{2.5}$, en el año 1990 la concentración promedio a nivel nacional era de **$36 \mu g/m^3$** y en el año 2015 era de **$63,5 \mu g/m^3$** . En este estudio se identificaron cinco sectores productivos causantes de la emisión de PM, el sector industrial, residencial, de agricultura, transporte y energía. Con esta identificación se otorgaron factores de emisiones por sector, se halló el modelo para el inventario con el cual se clasificaron los contaminantes evaluados en el periodo de estudio, y con los factores ya obtenidos los autores procedieron a determinar la mortalidad mediante la aplicación de las funciones GEMM (Modelo de mortalidad por exposición global), prediciendo así los decesos que se presentarían en el año 2015 por la exposición constante al $PM_{2.5}$.

Así mismo, en este país se identificó los contaminantes causantes de la contaminación del aire, y la cuantificación de la población afectada por la misma, con el fin de encontrar una relación entre los dos sistemas. Se obtuvieron datos para 155 ciudades y mediante el monitoreo de la calidad del aire lograron obtener información sobre concentraciones horarias de material particulado (PM), Dióxido de nitrógeno (NO_2), Dióxido de azufre (SO_2) y Ozono (O_3), para sacar la media diaria, y por último una media anual. Se dividió en cinco grupos por número de habitantes y posteriormente por medio de un análisis de regresión lineal se evidenció que aproximadamente la mitad de la población estuvo expuesta a concentraciones

por encima de los límites permisibles estipulados por la (OMS). Estas concentraciones fueron riesgosas en las grandes ciudades entre 110 y 146 días durante el año 2014. Para las ciudades con una población inferior a 10 millones, las concentraciones de contaminantes no sobrepasaron los límites permisibles. Por lo tanto, se concluyó que en las grandes ciudades se deben implementar mejores políticas para así evitar un deterioro en la salud de sus habitantes (Lijian Han et al., 2018). La enfermedad que más se produce en China, de acuerdo con dicho estudio es la EPOC (enfermedad pulmonar obstructiva crónica) causada por exposición a $PM_{2.5}$ y PM_{10} . El mismo estudio evidenció que se mantiene la prevalencia de enfermedades causadas por otros contaminantes como el O_3 que disminuyen la función pulmonar en los seres humanos, el SO_2 que llega a producir silbidos en el pecho en personas que presentan asma y el NO_2 que genera bronquitis crónica, entre otras afectaciones pulmonares. En este país se han creado distintos planes para lograr una calidad de aire aceptable pero aún no ha sido posible, por lo que se precisa implementar políticas más estrictas (Duan et al., 2020).

En diversos estudios se ha planteado la hipótesis de que la exposición a corto y largo plazo a malas condiciones de la calidad del aire influye en la propagación y existencia de diversos virus por medio del material particulado, lo cual puede agravar la salud de personas que presentan alguna de las enfermedades respiratorias anteriormente descritas, puesto que datos históricos de pandemias (gripe aviar, síndrome respiratorio agudo grave, síndrome respiratorio por coronavirus de oriente medio) ocurridas lo demuestran. Por lo anterior se realizó un estudio comparativo para identificar la correlación de la contaminación atmosférica con la tasa de crecimiento de contagios por COVID-19 en 120 ciudades de China, donde se excluyeron ciudades de bajo número de contagios y Wuhan, que fue la ciudad

epicentro. Se recolectaron entre el 23 de enero de 2020 y el 29 de febrero de 2020, sobre casos confirmados de contagio, número de muertes por este virus y concentración de seis contaminantes en el país ($PM_{2.5}$, PM_{10} , SO_2 , NO_2 , CO y O_3). Se tuvieron en cuenta, además, datos meteorológicos diarios (Temperatura media diaria, humedad relativa, presión atmosférica y velocidad del viento). Estas variables se utilizaron en el modelo aditivo generalizado (GAM) el cual busca que la variable respuesta pueda obtener todo tipo de distribución exponencial. Primero, se analizó contaminante por contaminante y después todos los contaminantes en un solo modelo. Las correlaciones se hicieron mediante el uso del software estadístico R (versión 3.5.2) y se definió que existe una relación significativa entre la contaminación del aire y el aumento de casos positivos por COVID-19 en dicho país (Zhu et al., 2020).

En Italia (Zoran et al., 2020) realizaron un estudio para identificar la correlación entre el $PM_{2.5}$ y PM_{10} presente en el aire y los niveles de morbilidad por COVID-19 en Milán. Se recolectaron datos en el intervalo de tiempo ocurrido entre el 1 de enero al 30 de abril de 2020, así como la información necesaria como concentración de dichos contaminantes, variables meteorológicas como la humedad relativa de la zona, altura de capa de mezcla, temperatura diaria, velocidad del viento entre otros, extraídos de bases de datos abiertas. Estos datos fueron analizados mediante el uso de un modelo estadístico del índice global de calidad de aire basado en la regulación de la UE (Unión Europea). Se evidencio una correlación significativa entre el aumento de contagios y muertes por COVID-19 y la calidad del aire. Dicha relación fue más importante con el aumento de la temperatura y disminución de la humedad relativa. En este estudio a pesar de no haber identificado la presencia de virus en los aerosoles se pudo concluir que existe correlación entre la calidad del aire y el aumento

de tasas de contagio y muertes por el SARS-CoV-2 causante de la enfermedad COVID19. Otra conclusión a la que se llegó es que la exposición continua a material particulado genera alteración en la inmunidad del huésped contra infecciones virales, es decir que el huésped será más propenso a ser atacado por el virus si ha estado expuesto a una mayor concentración de PM.

Distintos contaminantes atmosféricos se encuentran en los aerosoles presentes en el aire. En el estudio de (Bérgamo, Milano y Brescia durante el 2020), se identificaron CO, NO_x, O₃, SO₂, amoníaco (NH₃) y compuestos orgánicos volátiles (COVs) además de PM, el cual se conoce que esta correlacionado directamente con morbilidad por el virus COVID-19. Los investigadores se basaron en datos de aquellas ciudades que presentaban niveles superiores en la concentración de contaminantes atmosféricos a lo establecido por la OMS. Adquirieron información climatológica, casos positivos de contagio y número de muertes producidos por este virus para los meses de enero y febrero de 2020. Adicionalmente, se identificó la enzima ACE2 encargada de romper la pared celular para la posterior replicación del virus. Así mismo, mediante muestreo se evidenciaron micropartículas en los alvéolos. La evidencia luego de haberse recolectado se trató con el modelo ORIGIN10 encontrando que la exposición a corto y a largo plazo a un aire contaminado puede generar afectaciones al sistema respiratorio. Se encontró así una alta correlación entre el contagio del virus y la calidad del aire presente en la atmósfera. Este estudio refuerza los resultados obtenidos por (Setti et al., 2020) en el que se identifica en el aire la presencia del material genético del virus causante del COVID-19 tras un muestreo realizado en la ciudad de Bérgamo (Comunian et al., 2020).

En Estados Unidos de América se realizó un estudio similar en busca de la correlación entre la calidad del aire y el aumento en la tasa de contagios y muertes por el virus SARS-CoV-2 causante del COVID-19. Esta investigación fue realizada para 3000 condados de dicho país, obteniendo información sobre material particulado con la ayuda de satélites, información social como grupos étnicos, nivel de escolaridad; información económica de la población como estrato social, ingresos, datos hospitalarios como número de camas, y brotes, entre otros. Se obtuvieron datos actualizados hasta el 22 de abril de 2020 de contagios y muertes por COVID-19, así como información meteorológica esencial en una base diaria. Se tomaron 20 factores con 68 análisis de sensibilidad, para introducirlos en un modelo mixto bimodal negativo, obteniendo factores muy similares a los estudios realizados en China, y con el modelo de regresión de Poisson para algunos datos de conteo, se excluyeron ciudades con contagios inferiores a 10 personas y a la ciudad de New York por ser la ciudad con el brote más alto del país. Los autores llegaron a la conclusión de que 1 g/m^3 de $\text{PM}_{2.5}$ produce un incremento del 8% en muertes relacionada con el coronavirus (SARS-CoV-2), pero se recomendó que para próximos estudios la recolección de información sea individual y no colectiva para lograr una mayor precisión (Wu et al., 2020).

5.2 Latinoamérica

Un estudio en Chile realizado por Ubilla y colaboradores se muestra como la calidad del aire afecta a grupos vulnerables como los niños. Este estudio demuestra que la inmadurez del sistema respiratorio de este grupo etario es la principal causa de la mayor afectación por la contaminación atmosférica, aumentando sus tasas de morbilidad y mortalidad por enfermedades respiratorias. Cuando el niño está por nacer y cuando el niño está en sus primeros años es cuando es más propenso a verse afectado, pues sus pulmones hasta ahora

están empezando a formarse. Adicionalmente, los niños se ven altamente expuestos ya que suelen realizar bastantes actividades al aire libre en zonas como parques. Además, otra característica que los hace propensos a enfermedades respiratorias es debido a la baja estatura de estos, pues se encuentran más cerca del suelo, lo que hace que inhalen aquellas sustancias más pesadas que permanecen cerca al suelo. Los contaminantes que más presentan afectación son el material particulado, dióxidos de nitrógeno y dióxidos de azufre. Además, su sistema inmune también se ve afectado con las altas concentraciones de estos contaminantes, trayendo problemas de salud tanto a corto como a largo plazo (Ubilla & Yohannessen, 2017).

En Brasil en las ciudades de Duque de Caixa y Petropolis pertenecientes al estado de Rio de Janeiro se investigó cuantitativamente la correlación entre la contaminación atmosférica y las enfermedades respiratorias. Esto causado por el crecimiento industrial en la zona, en el periodo comprendido entre los años 2013 a 2017. Se utilizó información de concentración de contaminantes tomada de la estación presente en la zona, parámetros meteorológicos y hospitalizaciones por problemas respiratorios en estas dos ciudades, y con el uso del modelo estadístico de Spearman se evidenció la relación de estos parámetros. Los autores concluyeron que, además de las fuentes principales de emisión de contaminantes atmosféricos, se debe prestar mayor atención al material particulado y a las emisiones de óxidos de nitrógeno, los cuales son causantes de gran número de hospitalizaciones en la zona (Jr & Rocha, 2020).

Otro aspecto importante en este tipo de estudios son las distintas metodologías por las cuales se obtienen datos de concentraciones de contaminantes. Uno de los contaminantes a los cuales más se les presenta atención es a los óxidos de nitrógeno por el uso de combustibles fósiles. En Argentina, por ejemplo, se realizó una comparación entre los datos obtenidos por

imágenes satelitales tomadas por el instrumento OMI (por sus siglas en inglés Ozone Monitoring Instrument) de la NASA, junto a los datos tomados por equipos en estaciones en tierra presentes en la zona, para el periodo transcurrido entre los años 2012 a 2016. Para la correlación fue utilizado el modelo de Spearman para datos tomados como promedios diarios, y mensuales. En este estudio se encontraron factores de 0,15 para datos diarios, siendo esta una correlación bastante baja y para el promedio mensual un factor de 0,36 interpretada como una correlación moderada. En conclusión, no se evidenciaron grandes desfases en la comparación de los datos, pero se debe tener presente cual es la funcionalidad principal de la estación en tierra que se tiene para las mediciones; Este modelo no presenta valores para las incertidumbres (Represa et al., 2019).

5.3 Nacional

En Cartagena se realizó un inventario de los contaminantes presentes en la atmósfera, cuyo objetivo principal fue la identificación de las concentraciones de O_2 , CO , SO_2 y $PM_{2.5}$ en periodos comprendidos entre 5 y 12 días para posteriormente extenderlo a un año completo. Mediante el muestreo realizado se identificó que las concentraciones no sobrepasan los límites admisibles, a excepción del material particulado que supera la concentración límite propuesta por el gobierno nacional. Además de esto se observó que las variables meteorológicas no afectaron las mediciones obtenidas, pero resaltan que se debe realizar un mayor control a las fuentes generadoras de material particulado por ser causante de gran cantidad de enfermedades respiratorias en el ser humano (Jorge Sánchez et al., 2013).

Bogotá, la capital de Colombia, presenta problemas por la mala calidad del aire principalmente por el $PM_{2.5}$, causante de enfermedades cardio-respiratorias. Esto llevó a que investigadores realizaran una evaluación cuantitativa con base en los valores máximos

permisibles propuestos por la OMS para la concentración de $PM_{2.5}$. Este estudio se realizó en un periodo comprendido desde los años 2014 al 2015, en la cual se tomaron cuatro muestras por día con una frecuencia de seis horas, adquiriendo el promedio diario y anual de la concentración de dicho contaminante. La correlación predice que con los valores obtenidos habrá un incremento entre 1,2% a 9% en la tasa de morbilidad y mortalidad a corto plazo por enfermedades cardio-respiratorias según las guías de calidad del aire y objetivos intermedios para $PM_{2.5}$ propuestos por la OMS, para la media diaria de este parámetro obtenidos mediante gráficos de dispersión (Rodríguez-Camargo et al., 2020).

En esta misma ciudad (Herrera, 2017) realizó una investigación para determinar el valor económico de la calidad del aire y la afectación a la salud que genera sobre los habitantes de la localidad de Kennedy, mediante la función dosis respuesta basado en los gastos per cápita para atención de médica, llegando a estimar un costo de aproximadamente \$969.48 dólares estadounidenses. Además de esto, se determinó que si llegase a presentar un incremento de $10 \mu g/m^3$ en las concentraciones atmosféricas de PM_{10} efectivamente los casos de enfermedades aumentarían aproximadamente en seis pacientes, produciendo así un incremento de costos para el sistema de salud que deberá asumir.

Otra zona que tiene una mala calidad de aire en el país es el Valle de Sogamoso. Un estudio determinó las concentraciones de metales pesados como el cadmio y el plomo presente en el material particulado en el área conocida como Belencito. Los contaminantes son generados en la zona por la presencia de industrias. Posteriormente realizaron una correlación de estas concentraciones con las enfermedades respiratorias que se pueden presentar en esta zona. Estos inventarios se hicieron para fuentes fijas y fuentes móviles. Los inventarios fueron realizados según la metodología de agencia de protección ambiental (EPA), además de visitas

de campo, se identificó que condiciones orográficas y atmosféricas afectan la dispersión de los contaminantes atmosféricos, siendo causantes del crecimiento en enfermedades respiratorias en la población aledaña (Rico Hernández et al., 2015).

Así mismo el municipio de Ráquira ubicado en el departamento de Boyacá ha sido otra zona con alta afectación a la calidad del aire. En esta zona se encuentra ubicada una estación fija para el muestreo de la calidad de aire, presentando información mensual sobre variables como $PM_{2.5}$ y PM_{10} , generados por la presencia de hornos de combustión incompleta de carbón mineral usado para la alfarería. Este estudio encontró que se presentan distintas enfermedades respiratorias, tales como EPOC (enfermedad pulmonar obstructiva crónica), asma, bronquitis y rinofaringitis, causados por las altas concentraciones de material particulado, sobrepasando los límites permisibles por la legislación nacional. Además, por medio del uso del modelo matemático de correlación de Pearson, se encontró que los niveles de concentración de contaminantes atmosféricos son directamente proporcionales a las enfermedades respiratorias, siendo la rinofaringitis la que presenta mayoría de casos en el año 2016, año en que se realizó el estudio (Rico Melo & Torres Salcedo, 2018).

En el presente estudio reunieron diversas variables sociales, económicas, ambientales y de salud por ciudades, con el fin de identificar su afectación a corto y largo plazo en las infecciones respiratorias agudas en distintas zonas del país, mediante los datos almacenados por los distintos entes gubernamentales.

6. MARCO TEÓRICO

6.1 Contaminación atmosférica

Según el Título 5 del decreto 1075 de 2015, se considera “**contaminación atmosférica** a la acumulación de contaminantes en el aire”, entendiendo como contaminante a una sustancia que produce efectos negativos o perjudiciales al ambiente.

6.1.1 Tipos de contaminantes

En la atmósfera hay múltiples contaminantes que se pueden encontrar en estado sólido o en estado gaseoso; estos se dividen en cuatro grupos, a saber: primarios, secundarios, material particulado y gases.

Primarios: Son aquellos emitidos directamente a la atmósfera manteniendo la misma forma química, provenientes de una gran variedad de fuentes de emisión (Gallego et al., 2012).

Secundarios: Son el resultado de transformaciones químicas de los contaminantes primarios después de ser emitidos, es decir presentan un cambio químico cuando llegan a la atmósfera, un ejemplo es el ozono que surge por reacciones de los vapores orgánicos presentes en la atmósfera (Gallego et al., 2012).

Material particulado: Compuesto por pequeñas partículas líquidas o sólidas de polvo, humo, niebla y ceniza (Gallego et al., 2012).

Gases: Provenientes del uso y extracción de combustibles fósiles y la actividad industrial. Estas sustancias en su mayoría son el monóxido de carbono, dióxido de azufre, y compuestos orgánicos volátiles (Gallego et al., 2012).

Contaminantes criterio: Desde el año 1991 se tienen ciertos contaminantes en la mira puesto que son de gran impacto para la salud humana, y están regulados por la *National Ambient Air Quality Standards (NAAQS)*. Estos contaminantes son el óxido de azufre (SO₂), Material particulado (PM_{2.5} y PM₁₀) monóxido de carbono (CO), ozono (O₃), dióxido de Carbono (CO₂), dióxido de nitrógeno (NO₂) y plomo, y se le denomina contaminante criterio porque fueron objeto de estudio y evaluación en documentos de criterios de la calidad de aire (Nevers, 1998). Estos contaminantes criterio son importantes por sus efectos sobre la salud: El PM_{2.5} y PM₁₀ en un corto plazo pueden generar mala funcionalidad pulmonar, síndrome bronquial, y en el largo plazo pueden generar cáncer. El O₃ puede generar una alteración del epitelio alveolar, daño de células epiteliales y disminución del desarrollo de captar y expulsar aire. El SO₂ produce bronquitis crónica y obstrucción bronquial. El NO₂ genera hiperreactividad bronquial, asma y disminución de la actividad mucociliar. El CO causa una disminución en la capacidad para realizar ejercicio (Oyarzún G, 2010).

6.1.2 Fuentes de emisión

Igualmente se conoce la proveniencia de estos contaminantes de dos tipos de fuentes: **móviles** siendo la “*fente de emisión que, por razón de su uso o propósito, es susceptible de desplazarse, como los automotores o vehículos de transporte a motor de cualquier naturaleza*” y **fuentes fijas**, “*que son todas aquellas fuentes de emisión situadas en un lugar determinado e inamovibles aun cuando la descarga de contaminantes se produzca en forma dispersa*” (Calderón et al., 2017).

6.1.3 Legislación

Así mismo, estos contaminantes tienen un límite permisible de concentración en la atmósfera, establecidos por la OMS (Organización Mundial de la Salud). En el año 2005, para material

particulado de 2,5 micras ($PM_{2,5}$) se estableció como límite $25 \mu\text{g}/\text{m}^3$ y para PM_{10} , $50 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en una media de 24h; igualmente para el Ozono (O_3) es de $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en una media de 8 horas; dióxido de Nitrógeno (NO_2) $200 \mu\text{g}/\text{m}^3$ para la media de una hora; y dióxido de azufre (SO_2) $500 \mu\text{g}/\text{m}^3$ en una media de 10 min. Basados en estos límites de la OMS, en Colombia se estableció la resolución 2254 de 2017, con la cual adopta los límites permisibles en territorio nacional. De igual manera se utiliza el **índice de la calidad del aire**, que muestra de forma global como está la calidad del aire teniendo en cuenta los niveles de concentración de estos contaminantes criterio. Este índice clasifica la calidad del aire en: Buena, Aceptable, Dañina a grupos sensibles, Dañina para la salud, Muy dañina para la salud y peligrosa. También se pueden identificar con el código de colores: Verde, amarillo, naranja, rojo, púrpura y marrón.

6.1.4 Monitoreo del aire

Mediante un conjunto de equipos especializados (Estaciones) es analizada la contaminación atmosférica, estos equipos son determinados y ubicados en zonas especiales y según el objeto de estudio; las estaciones logran identificar distintos tipos de contaminantes y características meteorológicas según sea su programación, de igual manera existen estaciones móviles las cuales muchas veces están por periodos de tiempo cortos y las estaciones fijas que suelen tener periodos de tiempo indefinido. Así mismo los equipos en dichas estaciones pueden ser automáticos con la ventaja que transfieren los datos directos al sistema, o manuales los cuales requieren de un técnico que esté recogiendo las muestras y las procese en un laboratorio para posteriormente agregarlas a las bases de datos del sistema (Vélez & Lozano, 2008).

6.2 Enfermedades respiratorias

Los niños y los adultos mayores son de los grupos más sensibles ante las altas concentraciones de contaminantes presentes en la atmósfera. Según Oyarzún G el material particulado a corto plazo puede generar aumento en la tasa de morbilidad por enfermedades

respiratorias, causando disminución de la función pulmonar e incluso síndrome bronquial, dependiendo esto del diámetro de la partícula, y a largo plazo puede producir cáncer. El ozono puede causar disminución en la frecuencia respiratoria, alveolitis neutrofílica y alteración del epitelio alveolar, y a largo plazo bronquiolización alveolar. Los dióxidos de azufre generan obstrucción bronquial e hipersecreción bronquial, mientras que a largo plazo una bronquitis crónica. El dióxido de nitrógeno puede producir una hiperreactividad bronquial, exacerbaciones de asma y disminuye la actividad mucociliar; el monóxido de carbono produce una disminución en la capacidad del ejercicio; el plomo genera una alteración del epitelio bronquiolar (Oyarzún G, 2010).

6.2.1 Infección respiratoria aguda (IRA)

Según el ministerio de salud de Colombia el IRA es un grupo de enfermedades generadas en el sistema respiratorio por microorganismos como bacterias o virus, no suelen durar mucho tiempo y se presentan de manera repentina, siendo una de las causas más frecuentes de morbilidad en el mundo. La enfermedad respiratoria más frecuente es la gripe o resfriados que pueden llegar a causar complicaciones en la salud de las personas si presentan comorbilidades (Minsalud, 2020).

Dentro de los grupos humanos altamente sensibles a la contaminación atmosférica, está el de los niños, como se demuestra en un estudio reciente realizado en España. En él se comprobó que la mala calidad del aire generó un alto número de muertes prematuras por problemas respiratorios. En España se presentan cerca de 23000 muertes al año relacionadas a malas condiciones del aire. Se sabe que durante la niñez la exposición a los contaminantes atmosféricos tiene un mayor impacto por la inmadurez y crecimiento constante del cuerpo. En el estudio se concluye que el $PM_{2.5}$ y el NO_2 son los causantes de la alta morbilidad en estos grupos, generando enfermedades crónicas y agudas; así mismo en el estudio recomienda algunos cambios y mejoras en el comportamiento social para así poder mejorar

la calidad del aire en las ciudades (Ortega-García et al., 2018).

6.2.2 Funciones dosis-respuesta

Según la OMS se entiende **mortalidad** como la cantidad de personas que fallecen en un intervalo de tiempo en un mismo lugar por la misma causa, y **morbilidad** como el número de personas que presentan la misma enfermedad por igual causa.

Entre las variables que influyen en la morbilidad y mortalidad están la concentración de contaminantes, toxicología humana clínica, nivel de escolaridad, raza, entre otros. Diversos estudios han determinado que la degradación en la calidad del aire afecta directamente la salud humana (Lesmes & Blinder 2015).

Una herramienta para analizar esta relación son las **funciones dosis-respuesta** que correlacionan la mortalidad y morbilidad con la calidad del aire y las demás variables que influyen en ella. Estos estudios generalmente se centran en pocos grupos de enfermedades, como lo es el caso de una investigación realizada en la ciudad de Cali, donde se enfocaron en enfermedades como el asma, bronquitis y enfisema que son causadas por exposición a PM, CO y SO₂. En este estudio se analizaron personas menores de 15 años de edad al ser un grupo propenso a largo plazo de enfermedades respiratorias, en el periodo comprendido entre los años 1985 a 1992 (García et al., 1996). Estos autores analizaron la influencia de variables de calidad del aire, datos de PM₁₀ tomados de bases de datos, el uso de información proveniente de estaciones fijas y/o modelos de dispersión, y la identificación de puntos con más concurrencia de personas en las áreas de estudio (José Sánchez et al., 1998).

Los **análisis** dosis respuesta incluyen dos tipos de estudios: el temporal y el diagonal. En el primero se hace un estudio sobre las alteraciones y cambios en las tasas de morbilidad y mortalidad causadas por una variable ambiental a través del tiempo. En el segundo se realizan comparaciones entre esas tasas en áreas o regiones diferentes en un periodo determinado,

para posteriormente realizar un análisis profundo con las condiciones ambientales presentes. En estos estudios se debe determinar si estas afectaciones son directas, no específicas, y si son a largo plazo o no. Suele usarse comúnmente la ecuación de Lave y Seskin que puede modificarse al agregarle más variables medibles para identificar los cambios en las tasas de mortalidad (Azqueta Oyarzun, 1995).

6.2.3 Coronavirus (COVID-19)

Esta enfermedad, generada por el virus SARS-CoV-2 es potencialmente mortal, y tiene este nombre por la similitud existente con otros coronavirus causantes de un síndrome respiratorio agudo. Afecta directamente al sistema respiratorio y fue diagnosticada por primera vez en Wuhan (China) durante diciembre del año 2019. Su procedencia es aún incierta, pues se identificaron genomas de murciélagos, pangolines y otros que aún son desconocidos y posiblemente haya sido por recombinación y/o selección natural (Tang et al., 2020). Además de esto se identificó que el paciente cero tuvo contacto con animales silvestres de esta provincia y posteriormente tuvo contacto con personas a quienes contagió. Se identificó así que este virus se logra transmitir de humano a humano, y se concluyó que ataca directamente las células epiteliales de los pulmones (Rothan & Byrareddy, 2020, p. 19). Su estructura genética es una cadena positiva de ARN con una envoltura clasificado dentro de la familia *coronaviridae* por su forma de corona de virus que pueden contagiarse por vía aérea (Ena & Wenzel, 2020).

6.3 Modelo de regresión lineal multivariado

Este modelo permite realizar predicciones mediante una variable dependiente (Y) y distintas independientes ($X_1, X_2, X_n \dots$), llegando así a identificar la influencia que tienen las variables X_n sobre la variable Y, siendo este modelo utilizado para funciones Dosis-respuesta siguiendo la ecuación 1 (Amat, 2016).

Ecuación 1:

Modelo lineal: $y = mx + \beta$

Modelo lineal Multivariado: $y = (\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n) + e_n$

Donde: β_0 : Es termino constante o independiente del modelo

β_1 : Son los coeficientes de regresión, los cuales indican el efecto parcial de cada variable independiente (X_n) respecto a la variable dependiente (Y)

e_n : Corresponde al residuo o error siendo la diferencia que existe entre lo observado y lo presupuestado por el modelo. Este término incluye los factores que no son considerados explícitamente en el modelo

Es de gran importancia determinar qué impacto tienen las variables sobre el modelo, es por eso que se deben de estimar estadísticamente los coeficientes parciales estandarizados siendo obtenidos mediante la división entre el promedio y la desviación estándar para así ajustar de manera correcta el modelo (Amat, 2016).

6.3.1 Método de mínimos cuadrados

Este método estadístico es utilizado para minimizar la distancia que hay entre los puntos o datos observados y los predichos en un plano (X,Y) llegando así a conocer la recta más precisa que nos otorgue sobre los puntos dados, considerándose así como el método más óptimo para el ajuste lineal (Espinosa Guzmán et al., 2016).

7. METODOLOGÍA

7.1 Datos de la Calidad Del aire



Ilustración 1: Ubicación espacial
Zonas de estudio

Inicialmente se analizó la forma de medición cualitativa y cuantitativa de la calidad del aire en Colombia. Se recopiló información de las estaciones que monitorean la calidad del aire en territorio colombiano, mediante las bases de datos del IDEAM (Instituto de hidrología, Meteorología y estudios ambientales) en el subsistema de información sobre calidad del aire (SISAIRE). Esta última es la mayor fuente de información de este tipo, así como la base de datos abiertos del gobierno en la que se presentan las estaciones

georreferenciadas. Se estableció para qué años se presenta información, para posteriormente seleccionar las que reportan una cantidad y calidad considerable de datos.

Se recopilaron datos de las estaciones de medición de las ciudades de Bucaramanga, Floridablanca, y Girón del departamento de Santander, de Bogotá ciudad capital de Colombia; del departamento de Antioquia se tomaron las ciudades de Barbosa, Bello, Caldas, Girardota, Itagüí y Medellín; de la ciudad de Sogamoso (Boyacá); Cali (Valle del Cauca); Barranquilla (Atlántico); Santa Marta (Magdalena) y Villavicencio (Meta) como se identifica en la ilustración 1. Los datos detallados se presentan en los metadatos.

El Área metropolitana de Bucaramanga (AMB) comprende los municipios de Floridablanca, Girón y Bucaramanga del departamento de Santander. La AMB es la institución que realiza el seguimiento constante de la calidad del aire de esta zona, y cuenta con información de cinco estaciones actualizadas hasta el mes de junio de 2020, tres de estas estaciones se encuentran distribuidas en la ciudad de Bucaramanga y



*Ilustración 2: Bucaramanga y su área metropolitana.
Fuente: Autores*

las dos restantes ubicadas una en Floridablanca y una en Girón. Estas estaciones proporcionan información media diaria para algunas estaciones desde el año 2005 con algunas interrupciones. El SISAIRE proporciona promedios anuales, y para el año 2020 se obtuvieron datos promedios diarios para el primer semestre de dicho año comprendido entre el 1 de enero hasta el 30 de junio de 2020, los cuales fueron descargados directamente de la página de la AMB y su subdivisión de ambiente, los parámetros encontrados fueron PM_{10} , $PM_{2.5}$, O_3 y NO_x .



*Ilustración 3: Mapa general de Bogotá.
Fuente: Autores*

En Bogotá se recopilieron datos de trece estaciones de monitoreo que comprenden 11 localidades de las 20 existentes: Usaquén, Tunjuelito, Suba, San Cristóbal, Puente Aranda, Santa fe, Engativá, Fontibón, Kennedy, Chapinero y Barrios Unidos. Así mismo se obtuvieron datos del IBOCA (Índice Bogotano de Calidad de Aire), información correspondiente al periodo comprendido entre el año 2010 y 2019 en media diaria y promedios anuales obtenidos de la plataforma del

SISAIRE. Para el año 2020 se obtuvieron promedios horarios de las concentraciones de PM_{10} , $PM_{2.5}$, CO, O_3 , NO_x , SO_2 y CO_2 para el primer semestre del mismo año.

Del Valle de Aburrá, en el departamento de Antioquia se tomaron nueve estaciones de seis de sus municipios, los cuales fueron Barbosa, Bello, Caldas, Girardota, Itagüí y Medellín. Se obtuvieron promedios diarios y anuales desde el año 2005 hasta el año 2019, del SISAIRE con algunas interrupciones de tiempo. Para el año 2020 se obtuvieron datos horarios directamente de la página web del SIATA (Sistema de Alerta Temprana de Medellín y el Valle de Aburrá) para PM_{10} , $PM_{2.5}$, O_3 , CO y NO_x .



Ilustración 4: Ciudades de estudio pertenecientes al Valle de Aburrá. Fuente: Autores



Ilustración 5: Delimitación Sogamoso. Fuente: Autores

Así mismo se obtuvieron datos de la ciudad de Sogamoso en el departamento de Boyacá. Se recopilieron datos de tres estaciones ubicadas en el municipio, que cuentan con información desde el año 2005 hasta el año 2019 para algunos contaminantes y otros con interrupciones a lo largo de este tiempo, los cuales fueron obtenidos como promedios diarios de la Corporación Autónoma Regional de Boyacá (CORPOBOYACÁ) y

anuales del SISAIRE. Para el año 2020 los datos fueron obtenidos directamente de CORPOBOYACÁ complementados con información del SISAIRE. Estos datos son promedios diarios y horarios para PM_{10} , $PM_{2.5}$, CO, O_3 , NO_x , y SO_2 .

Otra ciudad que se caracterizó fue Cali del departamento del Valle del Cauca, obteniendo datos desde el año 2005 hasta el 2019, con interrupción de algunos años. Los promedios diarios y anuales fueron obtenidos del SISAIRE igualmente para los promedios diarios del año 2020 de la concentración de PM_{10} , $PM_{2.5}$, O_3 , y SO_2 en la ciudad directamente de tres estaciones.



*Ilustración 6:
Delimitación Cali.
Fuente: Autores*



*Ilustración 7: Delimitación
Santa Marta. Fuente: Autores*

También se recolectaron datos para la ciudad de Santa Marta del departamento del Magdalena donde se contó con información de promedios diarios y anuales de tres estaciones desde el año 2005 hasta el 2019, y para el año 2020 promedios diarios para PM_{10} , $PM_{2.5}$, y O_3 . Todos estos datos fueron obtenidos del SISAIRE.

Para la ciudad de Barranquilla capital del departamento del Atlántico se obtuvo información del promedio diario de tres estaciones desde el año 2018 al 1 de agosto del año 2020, para PM_{10} , $PM_{2.5}$, O_3 , y SO_2 . Los datos fueron suministrados por el establecimiento público ambiental de la ciudad de Barranquilla (EPA Barranquilla Verde), donde el sistema de vigilancia de calidad del aire inicio a operar a finales del año 2017.



*Ilustración 8:
Delimitación
Barranquilla. Fuente:
Autores*



*Ilustración 9: Delimitación
Villavicencio.
Fuente: Autores*

Por último, se recopilaron datos para la ciudad de Villavicencio del departamento del Meta donde se obtuvieron datos de promedios diarios y anuales desde el año 2017 hasta el 2019 y para el año 2020 promedios diarios para PM_{10} y O_3 descargados del SISAIRE evidenciando la presencia de dos estaciones en la ciudad.

7.2 Índice calidad del aire

Mediante la resolución 2274 de 2017 expedida por el ministerio de ambiente y desarrollo sostenible se adoptó en Colombia la norma de calidad del aire, en la cual se establecen límites permisibles en la concentración de contaminantes atmosféricos. De igual manera en el capítulo 4 de dicha resolución establece el cálculo y límites del ICA, los cuales se presentan en la Tabla 1 para los contaminantes criterio. La ecuación 2 presenta el cálculo de este mismo para las concentraciones promedio obtenidas. Se hizo el mismo para Bogotá y sus localidades además de las ciudades del estudio en el primer semestre del año 2020 encontrado para dichas zonas la media diaria de PM₁₀ y PM_{2.5}.

Ecuación 2:

$$ICA_p = \frac{I_{alto} - I_{bajo}}{PC_{alto} - PC_{bajo}} * (C_p - PC_{bajo}) + I_{bajo}$$

Donde: ICA_p = Índice de Calidad del Aire para el Contaminante P.

C_p = Concentración medida para el contaminante P.

PC_{bajo} = Punto de corte menor o igual a C_p.

PC_{alto} = Punto de corte mayor o igual a C_p.

I_{bajo} = Valor del ICA correspondiente al PC bajo.

I_{alto} = Valor del ICA correspondiente al PC alto.

ICA		Puntos de corte ICA											
I (bajo)	I (alto)	PM ₁₀ µg/m ³		PM _{2.5} µg/m ³		CO µg/m ³		SO ₂ µg/m ³		NO ₂ µg/m ³		O ₃ µg/m ³	
		PC bajo	PC alto	PC bajo	PC alto	PC bajo	PC alto	PC bajo	PC alto	PC bajo	PC alto	PC bajo	PC alto
0	50	0	54	0	12	0	5094	0	93	0	100	0	106
51	100	55	154	13	37	5095	10819	94	197	101	189	107	138
101	150	155	254	38	55	10820	14254	198	486	190	677	139	167
151	200	255	354	56	150	14255	17688	487	797	678	1221	168	207
201	300	355	424	151	250	17689	34862	798	1583	1222	2349	208	393
301	500	425	604	251	500	34863	57703	1584	2629	2350	3853	394	1185

Tabla 1: Puntos de corte para cálculo de ICA según Res. 2274/2017 y adoptado por autor (es)

7.3 Datos meteorológicos

Estos datos fueron obtenidos del IDEAM para los mismos años de estudio. Para la presente investigación, fueron necesarios datos como Velocidad y dirección del viento, precipitación media anual o diaria, humedad relativa y temperatura promedio diaria. Algunos de estos datos son medidos por las mismas estaciones de calidad de aire, por lo tanto, no se hizo necesario obtener estos datos desde el IDEAM, para las distintas localidades de Bogotá tomadas en el estudio los datos de precipitación media anual fueron adoptados del informe de *“caracterización climatológica de Bogotá como un aporte al fortalecimiento de la red hidrometeorológica de Bogotá”* (IDIGER, 2018). De igual manera, para Medellín, Girardota, Itagüí y Bello se tomaron los datos del Departamento administrativo de Planeación de la Gobernación de Antioquia del anuario estadístico (GOBERNACIÓN DE ANTIOQUIA, 2016). Así como de documentos y pronósticos publicados por el IDEAM para la ciudad de Santa Marta y Villavicencio. Para la ciudad Cali se hizo necesario descargarlos de las estaciones meteorológicas.

7.4 Datos tasa de mortalidad por IRA

Estos datos fueron extraídos del SISPRO (Sistema integrado de información de la protección social) en la cual se obtuvo los reportes sobre tasa de mortalidad por grupos y subgrupos para cada uno de los municipios del estudio, donde se optó solo por los datos del subgrupo 108 correspondiente a datos sobre infecciones respiratorias agudas, esta plataforma otorga el promedio anual para hombres y mujeres y una suma de estos. Esto permitió obtener la tasa de mortalidad por IRA desde el año 2005 hasta el 2018. Para el año 2019 se calculó la tasa de mortalidad con el conocimiento del número de defunciones por dicha enfermedad en el

año 2019 dividido en la población total para posteriormente multiplicar por cien mil habitantes.

Para la ciudad de Bogotá se obtuvo la información de la plataforma digital de SALUDATA perteneciente a la secretaria de salud de Bogotá, en la cual se encontraban las tasas de mortalidad por IRA sectorizado en localidades desde el año 2005 hasta el 2019, este último año se tenía un estimativo, de igual manera este archivo contenía información de muertes por IRA y proyecciones poblacionales por localidades.

7.5 Datos tabaquismo

Para la ciudad de Bogotá y sus localidades fueron tomados datos de prevalencia de tabaquismo en porcentajes de la base de datos de SALUDATA que a su vez tiene como fuente a la secretaria distrital de Salud, Subsecretaría de Salud Pública, Aplicativo SIARR 2013 – 2018 SIVIGILA D.C 2019. Así mismo para el departamento de Santander los datos fueron tomados del Observatorio de salud pública de Santander (OSPS, 2020). Los datos correspondientes a Sogamoso fueron obtenidos del estudio realizado por (S. Hurtado, 2014); para la ciudad de Cali se obtuvieron los datos de (Pardo & Piñeros, 2011); y para la ciudad de Santa Marta fueron tomados de la publicación de la alcaldía de Santa Marta (Martínez et al., 2018). Para la el Valle de Aburrá los datos fueron extraídos de (Lemoine et al., 2014), por último, la ciudad de Villavicencio se obtuvo datos de la prevalencia de consumo de tabaco para la población universitaria del estudio perteneciente a (García-Baquero et al., 2011).

7.6 Datos de diabetes

Estos datos son obtenidos para la ciudad de Bogotá y sus localidades de la página de SALUDATA sobre la tasa de mortalidad por DIABETES MELLITUS (N. Rodríguez et al., 2019a), para las demás ciudades desde el SISPRO, siendo el reporte 26 de la tasa de

mortalidad por grupos y subgrupos detallados por municipio, tomando del grupo 600-todas las demás y el 601-Diabetes Mellitus, en el cual se otorgan las tasas de mortalidad por hombres y mujeres, así como el total desde el año 2005 al 2018.

7.7 Datos de hipertensión

Obtenidos directamente de la página de reporte y caracterización del SISPRO, específicamente el reporte 26 de la tasa de mortalidad por grupos y subgrupos detallados por municipio, donde el grupo sería el 300 para enfermedades del sistema circulatorio, tomando el subgrupo 302 enfermedades hipertensivas, en el cual se detallan las tasas de mortalidad tanto para hombres como para mujeres desde el año 2005 al 2018. Los datos sobre esta enfermedad para las distintas localidades de Bogotá fueron tomados de la página del SALUDATA sobre la tasa de Mortalidad por Hipertensión arterial para el año 2019 (N. Rodríguez et al., 2019b).

7.8 Aseguramiento a sector Salud

Estos datos corresponden al porcentaje de cobertura a la salud para el año 2019-2020, perteneciente al ministerio de salud dentro de la jurisdicción de protección social. Estos datos se encuentran en la página web del ministerio, distribuidos por ciudades y departamentos, y anuales. Por otro lado, para estos datos clasificados para cada una de las localidades de Bogotá se usaron los datos expuestos en la página de SALUDATA sobre afiliación según régimen de aseguramiento (*Afiliación régimen aseguramiento* | SALUDATA, 2020).

7.9 Datos COVID19

Se obtuvieron de la base de datos abiertos del gobierno colombiano, respecto a casos confirmados y el estado de los pacientes por COVID19 en el territorio. Estos datos son actualizados día a día por el ministerio de salud y el instituto nacional de salud para cada uno

de los municipios. Para la ciudad de Bogotá fueron obtenidos de la base de datos abierta de SALUDATA ya que este sistema tenía referenciados por localidades el número de casos confirmados y fallecidos por COVID19 diarios desde el primer caso confirmado hasta el 30 de junio (*Casos confirmados de COVID-19 | SALUDATA*, 2020).

7.10 Datos socioeconómicos

Se descargaron los datos pertenecientes a ingresos totales corrientes per cápita generados para el año 2018 de las fichas de caracterización encontradas en la página de TerriData (Sistema de estadísticas territoriales) perteneciente al departamento nacional de planeación (DNP) para cada una de las ciudades, por otro lado, para sectorizar los datos de Bogotá en sus localidades, los valores fueron obtenidos del documento *la prosperidad en Bogotá y su área metropolitana* (Cediel & Velásquez, 2016).

Los estratos socioeconómicos fueron generalizados para cada una de las ciudades, estos tomados de acuerdo a la mayor prevalencia por ciudad (el 60% de la localidad de Barrios Unidos de Bogotá presenta estrato 3 siendo el de mayor presencia), estos datos extraídos de las alcaldías locales, para la ciudad de Bogotá se obtuvieron los datos de la secretaria distrital de planeación en su página web.

7.11 Datos poblacionales

Se utilizó la proyección de población por parte del DANE (Departamento Administrativo Nacional de Estadística) producida desde el año 2005 al año 2020 por área municipal. Así mismo se realizó el cálculo de la densidad poblacional por cada kilómetro cuadrado (hab/km^2) teniendo como guía lo propuesto por los estudios de (Lolli et al., 2020) en Italia y (Hendryx & Luo, 2020) en Estados Unidos, los datos de superficie fueron tomados de

acuerdo a cada página de las alcaldías correspondientes, así mismo para las localidades de la ciudad de Bogotá, fueron extraídos los datos de la secretaria de planeación de dicha ciudad.

7.12 Pirámide poblacional

Se hace necesario el conocer la distribución etérea de la población objeto de estudio. Para ello se utilizó el dato de porcentaje de personas menores a 64 años de edad y mayores a 65 años, por lo tanto estos datos fueron extraídos de las fichas de caracterización para cada ciudad encontradas en la página de TerriData (Sistema de estadísticas territoriales) perteneciente al departamento nacional de planeación (DNP) en la sección de demografía y población, por otro lado para Bogotá y sus localidades fueron tomados los datos de la pirámide poblacional de Bogotá para el año 2020 encontrados en la página de SALUDATA (N. Rodríguez et al., 2020).

7.13 Programa de estadística STATGRAPHICS

Se utilizó la herramienta estadística versión de prueba gratuita Statgraphics centurión 16 para realizar el análisis de los datos previamente descritos. Con este programa se realizó la clasificación y correlación multivariada entre las variables dependientes e independientes, usando la opción de mínimos cuadrados para encontrar los mejores modelos predictivos. Los resultados estadísticos se muestran a lo largo de este trabajo por medio de tablas y gráficas. El programa arroja un análisis de confiabilidad, y trae como predeterminado un intervalo de confianza del 95%, si los estadísticos de prueba de la representatividad de las variables no están dentro de dicho intervalo, debe reformularse el modelo, retirando o cambiando variables. Finalmente, se establece el modelo y la ecuación correspondiente que correlaciona las variables independientes con las variables dependientes (Sánchez-Colomer, 2010).

8. ANÁLISIS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

8.1 Histórico de calidad del aire

Mediante la revisión bibliográfica realizada se obtuvieron informes de diagnóstico sobre la calidad del aire en Colombia desde el año 2007 hasta el año 2018, donde se encuentra que:

Para el año 2007 las ciudades de Bucaramanga y su área metropolitana contaban con nueve estaciones, el Valle de Aburrá presentaba 17, Barranquilla cinco estaciones, Bogotá contaba con 13 estaciones, Sogamoso dos, Santa Marta 12 y Cali tenía nueve estaciones de monitoreo atmosférico. Hasta dicho año las ciudades de Sogamoso y Cali no cuantificaban concentraciones de PM_{10} superiores al máximo permisible, mientras que las demás ciudades mostraban concentraciones de O_3 y PM_{10} superiores a los límites permisibles. Respecto a los demás contaminantes sus valores eran muy bajos para todas las ciudades del estudio (Costa et al., 2007). En dicho informe Villavicencio no presenta información.

Desde el año 2007 al 2010 Bucaramanga solo contaba con 5 estaciones, el Valle de Aburrá aumentó a 19, Sogamoso, Santa Marta y Bogotá mantenían sus 2, 12 y 13 estaciones, respectivamente. De estas ciudades Bucaramanga y Bogotá monitorearon aumentos en los niveles de PM_{10} y NO_2 pero no sobrepasaron los máximos permisibles, pero por otro lado, Santa Marta y el Valle de Aburrá tuvieron disminución en las concentraciones de dichos contaminantes. La ciudad de Sogamoso presentó aumento en las concentraciones de PM_{10} y el Valle de Aburrá en O_3 , las ciudades de Barranquilla, Cali y Villavicencio no presentaron información (Hernández et al., 2012).

En el informe presentado para el periodo del 2011 al 2015 el material particulado PM_{10} era el más monitoreado en todo el territorio nacional, donde el Valle de Aburrá, Bogotá, Santa

Marta y el Área Metropolitana de Bucaramanga presentaron concentraciones por encima de los límites permisibles para este contaminante. Según lo dicho por los autores esto último está caracterizado por la alta densidad poblacional y abundancia de fuentes fijas. Por otra parte, la ciudad de Cali presentó aumento en los niveles de PM_{10} , pero no superó los límites permisibles, Sogamoso presentó disminución en concentraciones de este contaminante, Barranquilla y Villavicencio no contaron con información al respecto (IDEAM, 2016).

Durante el año 2016 las ciudades de Cali, Bogotá y el Valle de Aburrá superaron los máximos permisibles anuales para PM_{10} y $PM_{2.5}$. Por otro lado, el NO_2 presentó bajas concentraciones de aproximadamente $47\mu g/m^3$, el SO_2 presentó cerca del 25% del valor total permisible siendo así una concentración muy baja, para CO y O_3 los límites permisibles no fueron superados en estas ciudades. Para Villavicencio, Sogamoso y el área metropolitana de Bucaramanga, no se encontró información (IDEAM, 2017).

Para el año 2017 el 92,6% de las estaciones de monitoreo existentes en el país cumplían con los máximos permisibles anuales para PM_{10} , pero seis de estas estaciones ubicadas en Bogotá, Santa Marta y otras ciudades sí superaron el máximo permisible anual de dicho contaminante. Así mismo el 73,1% de las estaciones que monitorean $PM_{2.5}$, cumplieron con el máximo permisible anual, en dicho informe fue tomado como caso de estudio las ciudades de Bogotá y Medellín (Pineda, 2017).

Durante el año 2018 en Colombia entró en vigor la nueva **resolución 2254 del 2017** en que se actualizaban los límites permisibles para concentración de contaminantes en el aire. Interesante ver que en seis de las 73 estaciones a nivel nacional se presentaban concentraciones que sobrepasaron los límites anuales permisibles para PM_{10} . Estas seis estaciones estaban ubicadas en Bogotá, Barranquilla, y el Valle de Aburrá, las cuales están

caracterizadas por tener en sus cercanías una alta densidad poblacional y fuentes móviles. Para $PM_{2.5}$, existían 52 estaciones donde tres de éstas (ubicadas en Bogotá y el Valle de Aburrá) sobrepasaron los máximos permisibles, por otro lado, el NO_2 no sobrepasó los máximos, pero estaciones de Bogotá y el Valle de Aburrá fueron las que obtuvieron las concentraciones más altas de todo el país. En Sogamoso y Bogotá se excedieron los límites permisibles en cuanto a la concentración de SO_2 , ninguna otra estación reportó datos superiores. Por último, estaciones de Cali y del Valle de Aburrá presentaron niveles altos en cuanto a concentraciones máximas de O_3 a nivel nacional en una exposición de 8h (IDEAM, 2019).

8.1.1 Bogotá histórico

Se graficaron la cantidad de datos diarios obtenidos del SISAIRE de cada una de las once estaciones para los parámetros de PM_{10} , $PM_{2.5}$, O_3 y NO_2 en la ciudad de Bogotá, representados en las ilustraciones 10 a 13, con el fin de conocer con qué frecuencia se sobrepasaron los valores máximos permisibles en cada una de las zonas.

La ilustración 10 muestra la concentración de O_3 en el periodo de 2010 a 2019 en nueve localidades de la ciudad, siendo promedios de cada 8h según lo establecido por la norma. Se observa que la localidad de Kennedy (ver en anexos la ilustración 37) y la estación con el mismo nombre, muestra mayores concentraciones llegando a valores atípicos de $26,5 \mu g/m^3$. De igual manera las localidades de Santa fe y Usaquén presentaron gran variedad de datos atípicos a lo largo de este periodo (2010-2019). En general se observan concentraciones de O_3 que no superaron los máximos permisibles. Por otro lado, la localidad de Puente Aranda (ver en anexos la ilustración 38) es donde se observaron menores concentraciones de ozono.

En la ilustración 10 de los anexos no se incluyó la localidad de Fontibón ya que solo presentaba datos de este parámetro para el periodo de cuatro años (el 2010 y 2014).

Estas mismas estaciones que han medido los niveles de ozono a lo largo de los años, también realizan mediciones para material particulado como se muestra en las ilustraciones 11 y 14, específicamente para PM_{10} . En la localidad de Puente Aranda (en anexos ilustración 39) se observa que el máximo permisible anual de $50 \mu g/m^3$ para PM_{10} ha sido superado frecuentemente. Similarmente, en las ilustraciones 11 y 14 para las localidades de Suba y Kennedy se observa que la media y mediana de los datos sobrepasan los máximos permisibles, con algunos valores atípicos. Caso contrario sucede con las localidades de Barrios Unidos y San Cristóbal, cuyas concentraciones están por debajo de la máxima permisible. Sin embargo, es de notar que la estación San Cristóbal (en anexos ilustración 40) presenta el valor atípico más alto comparado a las demás estaciones, con magnitud de $210 \mu g/m^3$. No se consideró la localidad de Chapinero para la ilustración 11 puesto que no presentaba datos anteriores al 2019, no pudiéndose observar la frecuencia de superación de máximos permisibles, como sí se ve en la ilustración 14. Caso similar sucedió con la estación de Fontibón que solo presentó datos para el periodo comprendido entre los años 2010 al 2014.

En la ilustración 39 de los anexos se presenta de manera más detallada la localidad de Puente Aranda donde se muestra que el cuartil 3 y valores atípicos por encima de los máximos diarios permisibles para PM_{10} , de igual manera en la ilustración 40 se presenta la gráfica correspondiente para la localidad de San Cristóbal con los valores atípicos superiores a la media diaria permisible. Los demás valores representados desde el cuartil 3 al 1 no superan los máximos diarios, pero sí la máxima anual.

El $PM_{2.5}$ se empezó a medir por la estación Fontibón, desde el año 2010 hasta el año 2014 por lo cual no se tuvo en cuenta para la ilustración 12. Las demás estaciones contemplaron este parámetro después del año 2014, por lo tanto, sí se incluyeron en las ilustraciones 12 y

15. En estas ilustraciones se identifica nuevamente a la localidad de Kennedy como la de mayores niveles de concentración de $PM_{2.5}$, seguido por la localidad de Tunjuelito y Puente Aranda, pero todas las localidades presentan datos atípicos superiores a la media diaria máxima permisible, por lo que se puede considerar que este contaminante ha presentado niveles peligrosos para la salud humana, a pesar que en la ilustración 15 se observe que en la media multianual para $PM_{2.5}$ solo es superada por las localidades de Kennedy y Chapinero. Respecto a esta última se cuenta con datos obtenidos solo para el año 2019 tomados por la estación Movil_7ma, en la ilustración 41 (ver anexos) se presenta lo localidad de Kennedy solamente detallándola como la de mayores concentraciones anuales obtenidas. En esta localidad más de la media de datos superan los límites anuales permisibles, pero en contraste, la localidad de San Cristóbal (ver la ilustración 42 en anexos) reporta las menores concentraciones anuales entre todas las estaciones, aunque se observa que el cuartil 3 en adelante presenta valores atípicos que superan la media diaria máxima permisible. Con todo lo anterior se puede decir que en general en toda la ciudad las concentraciones diarias de $PM_{2.5}$ superan los valores máximos permisibles.

En solo seis de las 11 localidades fue medido el contaminante NO_2 a lo largo del periodo de nueve años comprendido entre el 2010 al 2019. Las estaciones fueron CENTRO DE ALTO RENDIMIENTO de la localidad de Barrios Unidos, KENNEDY de la localidad de igual nombre, LAS FERIAS perteneciente a la localidad de Engativá, PUENTE ARANDA, el TUNAL para la localidad Tunjuelito y Suba con la estación GUAYMARAL. Ninguna de las estaciones nombradas supera la media anual máxima permisible de $60 \mu g/m^3$ y tampoco la media diaria establecida para dicho parámetro, pero si presentan algunos valores atípicos superiores a este límite por lo tanto se puede considerar que se presentaron días en que este contaminante pudo causar afectaciones a grupos sensibles a cambios de la calidad del aire. En la ilustración 43 (ver anexos) correspondiente a datos de la localidad de Engativá, se

observan las mayores concentraciones entre las estaciones estudiadas, con dos valores atípicos que superaron la máxima anual permisible. Por otro lado, para la localidad de Suba en la ilustración 44, se muestran los menores valores para las concentraciones de NO_2 , donde se resalta que nunca sobrepasaron la norma anual.

8.1.2 Colombia histórico

En este numeral se presentan las gráficas de los promedios diarios para PM_{10} , $\text{PM}_{2.5}$ y O_3 obtenidos del SISAIRE de cada una de las ciudades de seleccionadas para el estudio. Para las ciudades de Medellín, Caldas, Girardota, Itagüí, Barbosa y Bello se obtuvieron los promedios horarios de la base de datos del SIATA.

En las ilustraciones 16 y 19 se observa la concentración multianual y la frecuencia del comportamiento del PM_{10} en distintas ciudades de Colombia, encontrando que la ciudad de Barranquilla es la que más se acerca a la media anual máxima permisible, ya que las demás ciudades están por debajo de $50 \mu\text{g}/\text{m}^3$, tal vez influenciado por que la ciudad presenta información a partir del año 2018. También se evidencia que todas las ciudades, exceptuando Bucaramanga, presentan valores atípicos que superan los $100 \mu\text{g}/\text{m}^3$ estipulados hasta el año 2017 como media diaria máxima de concentración. Se puede contemplar que a nivel nacional las concentraciones de PM_{10} ha llegado a niveles peligrosos para todos los grupos poblacionales; en la ilustración 19 se confirma que Barranquilla, Bello, Itagüí y Medellín son las ciudades que presentan mayor promedio multianual de concentración de dicho contaminante, mientras que Villavicencio es la ciudad de menor concentración, lo cual puede estar influenciado por presentar datos a partir del año 2017. La ciudad de Santa Marta presenta las concentraciones más bajas estudiando los nueve años del estudio entre 2010 y 2019. Por otro lado, en ilustración 45 de los anexos se presenta la ciudad de Girardota la cual es la que presenta mayor número de valores atípicos que superan la media anual permisible, así como el cuartil 3 presenta valores superiores a la media diaria máxima permisible para

este contaminante, misma situación ocurre en la ilustración 46 para la ciudad de Sogamoso, siendo estas dos las ciudades con valores diarios más altos.

Otro parámetro medido a nivel nacional es el $PM_{2.5}$ el cual ha sido monitoreado desde el año 2010 para las ciudades de Medellín, Cali, Caldas, Bogotá, y para las demás a partir del año 2017. Con base en la ilustración 17, observamos que todas las ciudades presentan una frecuencia alta de datos superiores a la media anual permisible de $25 \mu g/m^3$; además, las ciudades de Sogamoso, Barranquilla, Medellín, Caldas, Bello, Itagüí y Barbosa Antioquia presentan datos atípicos que superan la media diaria establecida en $75 \mu g/m^3$ desde el año 2017.

Ahora, la media multianual de todas las ciudades no supera el máximo permisible como se identifica en la ilustración 20 (solo la ciudad de Barranquilla lo hace), mientras que Medellín y Caldas Antioquia son las que presentan el promedio más alto, pero por debajo del valor permisible. Respecto a la ciudad de Barbosa, es la que muestra menor concentración

promedio. En la ilustración 47 (ver anexos) se representa la ciudad de Barranquilla como la de valores más altos, mostrando que la media anual, el cuartil 3 y los valores atípicos están por encima de la media anual y diaria máximas permisibles para este parámetro, caso similar ocurre con el municipio de Itagüí (ilustración 48) en donde el cuartil 3 y los valores atípicos están por encima de la media anual y diaria máximas permisibles.

En la ilustración 18 se muestra la concentración de ozono promedio cada 8h en cada una de las ciudades, evidenciando que ninguna sobrepasa los niveles máximos de $100 \mu g/m^3$. Barranquilla (además ver ilustración 49 en anexos) y Medellín (además ver ilustración 50 en anexos) son las ciudades que presentaron mayores concentraciones, mientras que Sogamoso es la de menor concentración.

8.2 Índice calidad del aire

Se obtuvieron los datos diarios sobre PM_{10} , $PM_{2.5}$, CO, O_3 , NO_2 , y SO_2 para las distintas zonas tomadas para el estudio. Según la resolución 2254 de 2017 en el capítulo 4 se especifica el índice de calidad del aire (ICA), que mediante el artículo 20 establece los puntos de corte (ver Tabla 1 en sección 7.2). Se calculó el ICA para los datos de PM_{10} , $PM_{2.5}$, ya que se son los que presentan información diaria y se clasificaron de acuerdo con las características especificadas, esto para el periodo comprendido entre el 1 de enero de 2020 al 30 de junio del mismo año, siendo categorizado como el primer semestre del año.

8.2.1 Bogotá 2020

Como se puede observar en los metadatos (anexo Excel hoja “ICA BOGOTÁ”) se realizó el cálculo del ICA para las localidades de estudio, donde las localidades de Suba y Kennedy presentan dos estaciones para las cuales también se hizo el cálculo. El ICA se encuentra distribuido por colores según lo establecido en la Tabla 2, este código de colores se usó para visualizar mejor los datos, por lo tanto, aquellas casillas que están en blanco (y con un guion) no representan valor alguno.

Tabla 2: Descripción general del índice de calidad del aire adaptado de Res. 2254/2017

BUENA
ACEPTABLE
DAÑINA A LA SALUD DE GRUPOS SENSIBLES
DAÑINA PARA LA SALUD
MUY DAÑINA PARA LA SALUD
PELIGROSO

Para todas las localidades se presentan tres comportamientos similares, en los cuales se puede encontrar que el primero está dividido entre el 1 de enero de 2020 al 1 de marzo del mismo año, el segundo entre el 2 de marzo al 1 de mayo y por último del 2 de mayo al 30 de junio. Esta información se encuentra en los anexos de esta tesis.

El primer periodo hay que destacar que no se había establecido cuarentena alguna en la ciudad, por lo que la actividad económica estaba normal. La calidad del aire en este periodo fue BUENA para PM_{10} en casi todas las estaciones, presentando algunos días con una calidad ACEPTABLE, presentando mayor frecuencia del color amarillo en las estaciones de Suba y Chapinero. Por otro lado, para $PM_{2.5}$ predomina el color amarillo en todas las estaciones, es decir una calidad de aire ACEPTABLE, pero en las estaciones de Chapinero en los días 4, 21, 28 y 29 de enero, y 7, 8, 21, 22, 25-29 de febrero y en las de Sevilla Carvajal de Kennedy en los días 9, 22 y 28 de enero y 3-10, 12-14, 21, 25, y 27-27 de febrero, presentaron una calidad de aire considerada como dañina para la salud de grupos sensibles (adultos de la tercera edad y niños).

El segundo periodo se caracteriza por el inicio de la cuarentena obligatoria en todo el territorio colombiano a partir del 25 de marzo, pero para este mes, días antes de dicha fecha se presenta un comportamiento bastante notable en toda la ciudad y es que el ICA para $PM_{2.5}$ se torna con más frecuencia en color naranja en las siguientes fechas para las estaciones:

Usaquén los días 6, 7, 18, 19, 23,24, 28-30 de marzo; Tunjuelito los días 6,7, 16,17, 19, 20, 29, 30 de marzo; Guaymaral (suba) los días 6, 7, 18,19, 23,24, 29, 30 de marzo; San Cristóbal los días 6, 18-20, 29 de marzo; Santa fe los días 6,7 17-20, 29 de marzo; Engativá los días 6,7, 17,18, 20, 23,24, 29,30 de marzo; Fontibón los días 3, 5-7, 17, 20, 22, 23, 27-30 de marzo; Chapinero los días 3-5, 7-13, 16,17, 21, 23,24, 27-30 de marzo; Kennedy los días 2-5, 8-10, 12,13, 16,17, 20, 23, 24, 26-30 de marzo y Barrios Unidos los días 6, 7, 18-20, 23, 24, 29, 30 de marzo.

El ICA para el contaminante $PM_{2.5}$ presenta color rojo en las estaciones y fechas de: Tunjuelito el día 18 de marzo; Suba el día 19 de marzo; Puente Aranda los días 18 y 19 de marzo; Engativá el día 19 de marzo; Fontibón los días 18 y 19 de marzo; Chapinero los días 6, 18-20 de marzo; y Kennedy los días 6, 7, 18 y 19 del mes de marzo. Esta situación puede

comenzar a tener efectos adversos en su salud de todos los individuos, agravando la salud de los grupos sensibles. Se encontró que nuevamente las localidades de Chapinero y Kennedy son las de mayor afectación y Puente Aranda la de menor impacto. En el mes de abril se presencia una mejoría en la calidad atmosférica, donde para PM_{10} predomina el color verde y para el $PM_{2.5}$ el amarillo, pero con menor frecuencia al mes anterior.

El tercer periodo se puede tomar como la reactivación gradual de la economía desde el mes de junio, por lo que se evidencia que en los niveles de $PM_{2.5}$ se empiezan a presentar aumentos de frecuencia en el color amarillo (del ICA) llegando a tener nuevamente días en color naranja e inclusive pasando a rojo en la localidad de Kennedy, por lo que se puede concluir que la calidad atmosférica se encuentra relacionada directamente con las actividades económicas de la ciudad.

Por último, se realizó el promedio del ICA para el periodo de estudio (enero a junio) para cada localidad, encontrando que, en las localidades de Puente Aranda, Santa fe, parte de Kennedy y Barrios Unidos presentan una calidad de aire BUENA para $PM_{2.5}$, las demás estaciones y localidades presentan una ICA aceptable.

Por otro lado, todas las localidades presentan una calidad de aire BUENA como se demuestra en las ilustraciones 21 y 22 sobre el ICA para Bogotá. Para PM_{10} se evidencian picos en verde entre el 1 de abril y el 10 de junio de 2020 presentando en amarillo la mayoría de las fechas. En la ilustración 22 se observa que en el mes de marzo se presentaron picos en color rojo en el ICA para $PM_{2.5}$, también se observa que siempre hay picos superiores en color amarillo, por lo que se puede concluir que el ICA para esta ciudad permanece en aceptable, pero con días con valores altos de contaminación, por lo que esto origina consecuencias en la salud humana.

En la ilustración 22 de los anexos se puede observar que en el semestre correspondiente al estudio, la localidad de Kennedy es la que presenta mayores niveles de concentración atmosférica de PM_{10} , pero sin sobrepasar los límites anuales permisibles, de igual manera la localidad de Santa fe y Kennedy presentan las menores concentraciones por este contaminante.

caso similar sucede en la ilustración 24 en la cual se presenta la media para el semestre correspondiente al estudio, identificando que Chapinero es la localidad que más se acerca a la media anual permisible para $PM_{2.5}$. Por otro lado, la localidad de San Cristóbal y Santa fe son las que presentan menores concentraciones de este contaminante.

8.2.2 Colombia 2020

Como se puede observar en los metadatos (anexo Excel hoja “ICA COLOMBIA”) se realizó el cálculo del ICA para el Valle de Aburrá, donde cada ciudad que compone esta zona estaba representada por una estación. Los datos de encuentran distribuidos por colores según lo establecido, aquellas casillas en blanco no presentan valor alguno. En esta investigación los datos para el Valle de Aburrá están compuestos por los datos de los municipios de Medellín, Itagüí, Caldas, Girardota, Bello y Barbosa pertenecientes al departamento de Antioquia.

En el Valle de Aburrá sucede el mismo comportamiento que en la ciudad de Bogotá, donde se observa que en el mes de marzo es donde se presentó peor calidad atmosférica. La ciudad de Medellín presentó un ICA en color Rojo los días 6, 7, 9, 12, 13, 17-19, 24-26, 29 y 30 de marzo; un ICA ACEPTABLE los días 4, 8, 10, 11, 14-16, 20, 22, 23, 27 y 28 de marzo en cuanto al $PM_{2.5}$. Con base en esto se considera que existe una calidad atmosférica dañina para la salud, debido a que durante este mes se presentó confinamiento total en el país. El municipio de Caldas y Barbosa presentan medición para PM_{10} cada tercer día durante el mes de enero e inicios de febrero. Para $PM_{2.5}$ en el municipio de Caldas, se observó un día en que el ICA es considerado muy dañino para la salud (color purpura) el día 31 de marzo, así mismo

en este municipio se presentó un día donde el ICA fue peligroso representado por el color marrón (la más alta de la escala) el día 21 de mayo.

El municipio de Bello en los días 6-9, 17-20, 23-27, 29 y 30 de marzo, 1, 3, 6, 9, 10, 12, 22, 23 y 27 de abril, y 1-5, 7-10, 13-17, 19, 23-27 y 29 de mayo, se presentó un ICA dañino para la salud de grupos sensibles, siendo este el municipio el que muestra las concentraciones más altas y constantes durante el tiempo de estudio. Además, presentó un ICA rojo los días 8 y 11 de abril.

Para el área metropolitana de Bucaramanga se realizó el cálculo del ICA diariamente, evidenciado (ver anexos) que el municipio de Floridablanca no obtuvo mediciones desde el mes de mayo para material particulado. En el AMB se evidencia el mismo comportamiento que en el Valle de Aburrá y la ciudad de Bogotá, donde durante el mes de marzo se presentan los índices más altos de concentraciones con días en color rojo, considerándose situaciones dañinas para la salud de todas las personas. El municipio de Floridablanca es el que presenta una mayor frecuencia en rojo los días 7, 10, 12 y del 17 al 31 de marzo para $PM_{2.5}$; el municipio de Girón también presentó en los días 7, 17-20, 22-25 y 27 de mismo mes valores en rojo; así mismo la ciudad de Bucaramanga los días 7, 17-19, 22 al 26 de marzo presentó en ICA rojo. Estos niveles de contaminantes son consecuencia de quemas de residuos sólidos en la **frontera** Colombo-venezolana, los cuales por efecto del movimiento de masas de aire llegan hasta el área metropolitana de Bucaramanga (AMB, 2020). En Girón y la ciudad de Bucaramanga (AMB, 2020) volvió a presentar algunos días con un ICA ACEPTABLE para finales del mes de junio, esto relacionado a la reapertura económica en la zona.

La ciudad de Barranquilla, capital del Atlántico, presenta tres estaciones visibles en los metadatos anexos (policía, tres aves maría, móvil). Dichas estaciones muestran un comportamiento distinto al de las anteriores ciudades, y es que, durante el mes de marzo, el mes en que empezó la cuarentena, su ICA mejoró (BUENO) respecto al mes de febrero en el

cual se presentó mayor frecuencia de días con un índice ACEPTABLE para material particulado de 2.5 y 10 micras. Esto posiblemente por la restricción en el tránsito de vehículos de carga pesada, que en esta ciudad es importante debido al puerto del mar caribe. La estación móvil solo funcionó por cuatro meses donde obtuvo mediciones, a finales de mes de junio se presentó en los días 19 al 24 un ICA en rojo, naranja y amarillo en la estación de policía y tres aves maría, esto durante la reapertura económica. Con todo lo dicho se puede inferir que la calidad atmosférica de esta zona está relacionada directamente con las actividades económicas del sector.

La ciudad de Sogamoso se ha caracterizado por ser una las que presentaba mayor contaminación atmosférica años atrás, es por esto por lo que se tomó para este estudio. En los metadatos anexos se presentan valores diarios del ICA para esta ciudad y tres de sus estaciones. En ellos se observa que las estaciones SENA y UPTC no realizaron mediciones para $PM_{2.5}$. Para los meses de febrero y marzo la estación EL RECREO presenta datos altos para ICA (PM_{10}) los días 6, 28 y 29 del mes de marzo (niveles de ICA en color naranja). Durante la reapertura económica se observaron nuevamente algunos días en que el ICA se presentaba ACEPTABLE (color amarillo), demostrando así que la cuarentena sirvió para mejorar la calidad atmosférica de la ciudad.

Santa Marta, otra ciudad costera con la presencia de un puerto marítimo, presentó un ICA BUENO para PM_{10} durante el inicio de año y aceptable para $PM_{2.5}$, después del mes de febrero. Esta ciudad no obtuvo más datos de medición, por lo tanto, no se puede identificar si presentó alguna variación en la calidad atmosférica antes, durante y en la reapertura económica.

La ciudad de Villavicencio solo presenta información para PM_{10} ya que esta ciudad solo realiza seguimiento a este parámetro y al O_3 . Se encontró una dominancia de un ICA BUENO presentando los días 31 de enero, 4, 5, 11, 12, 18, 21, 25 y 27 de febrero, 11, 12, del 17 al 20

de marzo, del 15 al 18 de abril, el 6 de mayo y el 23 de junio en que este es ACEPTABLE.

En la ciudad de Cali se encuentra una prevalencia de un ICA ACEPTABLE para $PM_{2.5}$ durante todo el periodo de estudio (enero-junio), mientras que el ICA de PM_{10} presenta solo algunos días en estado ACEPTABLE. Se observa que el ICA BUENO domina con mayor frecuencia, así mismo se logra determinar que el ICA mejoró con la cuarentena como se detalla en los metadatos anexados.

En las ilustraciones 25 y 26 se presenta el ICA para material particulado en Colombia, donde se encontró que para PM_{10} presentó dos picos con un ICA rojo, y con mayor frecuencia se presenta en un ICA BUENO con picos en ICA aceptables. Para $PM_{2.5}$ se presentó un pico en color marrón ya detallado en este capítulo, así mismo presenta tres picos en púrpura y varios en rojo, por último, se presenta una dominancia de ICA aceptable para este parámetro con pocos picos en ICA verde.

Se identifica en la ilustración 27 de los anexos que las ciudades de Barranquilla y Floridablanca son las que presentan mayores concentraciones de PM_{10} en todo el país, llegando a superar la media anual máxima permisible para este contaminante. Por otro lado, la ciudad de Santa Marta es la que presenta menores concentraciones durante el primer semestre del 2020.

En la ilustración 28 se graficaron las concentraciones de $PM_{2.5}$ en las distintas ciudades (de este estudio) de Colombia. En la ilustración se puede identificar rápidamente que las ciudades de Floridablanca, Bucaramanga, Caldas, Bello, Girardota e Itagüí son las que presentan mayor concentración de este contaminante, llegando a estar por encima de la media anual permisible. Ahora, la ciudad de Santa Marta es la que presenta menores concentraciones de $PM_{2.5}$. Se puede decir que el AMB y el Valle de Aburrá presentaron pésimas condiciones atmosféricas en cuanto a la concentración de $PM_{2.5}$ comparadas con las demás ciudades del estudio en territorio nacional.

8.3 Modelo estadístico

El estudio se dividió en cuatro partes con el fin de ajustar los datos de cada parte a un modelo con el cual fuese posible obtener una relación estadística significativa (Bogotá histórico, Bogotá 2020, Colombia histórico y Colombia 2020). Se siguió el mismo procedimiento explicado anteriormente para cálculo de ICA histórico y para el primer semestre del 2020, en que se obtuvieron datos para Bogotá desde el año 2005 correspondientes al IRA y todos los demás desde el año 2010 hasta el 2019. Con estos datos se obtuvieron resultados de la afectación a largo plazo para determinar si hubo influencia en los casos de mortalidad y morbilidad por coronavirus en el año 2020.

Para algunos contaminantes criterio, especialmente material particulado, puede existir influencia directa o indirecta debida a condiciones ambientales, sociales y económicas. Es por esto, que se presentaron algunos datos meteorológicos, ingresos per cápita, prevalencia por consumo de tabaco, tasas de mortalidad por diabetes e hipertensión, aseguramiento a salud, densidad poblacional, y porcentaje de personas menores a 64 años y mayores a 65 años. Ahora, los datos obtenidos para el año 2020 fueron tomados entre el 1 de enero y el 30 de junio para determinar si estas variables influyen directamente a corto plazo en la salud humana. Estos datos se normalizaron para evitar un efecto de la magnitud y evitar diferencias entre unidades y escalas. Este procedimiento está contenido en los metadatos anexados en las pestañas de la hoja de cálculo y tiene los nombres de: COLOMBIA 2020, COLOMBIA-MULTIANUAL, BOGOTÁ 2020 y BOGOTÁ-MULTIANUAL.

Para el modelo las variables dependientes (Y) fueron:

Y_1 = Tasa Mortalidad por Infecciones Respiratorias Agudas. Se optó por tomar esta información ya que la enfermedad causada por el SARS-CoV-2 genera complicaciones agudas respiratorias en los seres humanos que en muchas ocasiones se convierten en graves,

llegando a la muerte del paciente (Serra Valdés, 2020). Estos datos fueron obtenidos tanto para cada una de las ciudades, como para cada una de las localidades de este estudio para el año 2019.

Y_2 = Casos confirmados por Covid19. Este conjunto de datos fue tomado para cada una de las ciudades del estudio, realizando la suma respectiva desde el primer caso registrado en cada ciudad para conocer el acumulado hasta el día 30 de junio del 2020. Se tomó como referencia el estudio realizado por (Zheng et al., 2020).

Y_3 = Fallecidos por Covid19. Estos datos fueron tomados para todas las ciudades del estudio en que se conoció el total de personas fallecidas hasta el día 30 de junio de 2020 por Covid19. Se tomó como referencia el estudio realizado por (Wu et al., 2020).

Y_4 = Letalidad Covid19. Esta variable representa la proporción de personas que fallecieron durante el periodo de estudio para el año 2020 a causa de Covid19. En cada una de las ciudades evaluadas fue tomado como referencia los estudios realizados por (Wu et al., 2020) y (Cole et al., 2020).

Las variables independientes o explicativas (X_n) que se usaron son:

X_1 = Material particulado de 10 micras $\mu\text{g}/\text{m}^3$ (PM_{10}). Esta variable es de las más estudiadas por su afectación en la salud del ser humano. El contaminante PM_{10} ha llegado a causar problemas en las vías respiratorias superiores, congestión nasal, fiebre, irritación entre otros, (Gaviria G et al., 2011), es por esto que (Wang et al., 2020) y otros autores proponen esta variable para su estudio. Los datos de esta variable fueron tomados como el promedio diario para el periodo de 2020 y el promedio multianual para largo plazo desde el año 2010 hasta el 2019.

X_2 = Monóxido de carbono $\mu\text{g}/\text{m}^3$ (CO). El CO puede causar disminución de oxigenación de la sangre, llegando a producir algunas afectaciones cardíacas. Debido a esto fue que (Pansini

& Fornacca, 2020) usaron esta variable dentro de su estudio en relación con mortalidad por Covid19. Los datos de esta variable fueron tomados como el promedio diario para el periodo de 2020 y el promedio multianual para largo plazo.

X_3 = Ozono $\mu\text{g}/\text{m}^3$ (O_3). Este contaminante puede causar afectaciones al sistema respiratorio tal como asma, irritación en la garganta, daños pulmonares entre otros. Con base en esto, fue que (Travaglio et al., 2020) lo relacionaron en su estudio con la mortalidad por Covid19. Los datos de esta variable fueron tomados como el promedio diario para el periodo de 2020 y el promedio multianual para largo plazo.

X_4 = Dióxido de nitrógeno $\mu\text{g}/\text{m}^3$ (NO_2). Cuando se está expuesto prolongadamente a este contaminante se aumenta la posibilidad de una IRA, se reduce la resistencia que tienen los pulmones a las infecciones respiratorias (Saborit & María, 2005). Esta es una variable tomada por diversidad de autores como (Zhu et al., 2020) para relacionarla con la morbilidad producida por el Covid19. Los datos de esta variable fueron tomados como el promedio diario para el periodo de 2020 y el promedio multianual para largo plazo.

X_5 = Dióxido de azufre $\mu\text{g}/\text{m}^3$ (SO_2). En el estudio de Zhu y colaboradores se evidenció que este parámetro está asociado con la disminución de casos confirmados, sin embargo, esta variable no se manejó, principalmente porque hay poca cantidad de datos para todas las ciudades.

X_6 = Material particulado de 2.5 micras $\mu\text{g}/\text{m}^3$ ($\text{PM}_{2.5}$). Este contaminante se ha incluido en los estudios recientes, ya que se sabe que debido a su menor tamaño pueden llegar a zonas más profundas del sistema respiratorio, causando afectaciones en la región traqueobronquial. Por consiguiente, y al igual que el PM_{10} , (Wang et al., 2020) y otros autores incluyen este parámetro en sus estudios.

X_7 = Precipitaciones mm (P). Los datos para esta variable fueron tomados como la media anual de cada zona del estudio. Esta variable meteorológica fue incluida en el estudio de

(Coccia, 2020) ya que, según su estudio, podría demostrar una dinámica de transmisión del virus causante del Covid19.

X_8 = Velocidad del viento m/s (V_v). Es perteneciente a las variables climáticas proveniente de las distintas estaciones, es tomada como el promedio diario y multianual para cada ciudad de monitoreo. Coccia, Zhu y Sarkodie la incluyeron en sus estudios con el fin de encontrar la correlación con el aumento en el número de casos positivos y fallecidos por Covid19 (Sarkodie & Owusu, 2020). Se considera que tendrá una relación positiva con la morbilidad del Covid19.

X_9 = Temperatura °C (T°). Esta variable fue obtenida como el promedio diario de cada estación, así como el promedio anual de cada ciudad. Es tomada en cuenta en todos los estudios consultados como una variable relacionada a la calidad del aire, tal es el caso de la investigación realizada por (Wu et al., 2020), se considera que tendrá una negativa en las enfermedades respiratorias a largo plazo.

X_{10} = Humedad relativa % (H_r). también pertenece a las variables climáticas tomadas para todos los estudios. Se afirma que puede ser causal de la propagación de virus en el aire, por ello se incluyó para este estudio. Se obtuvieron los promedios diarios y anuales para cada zona de estudio. Su uso se fundamentó en la investigación realizada por (Wu et al., 2020) y en otras investigaciones como la de (Coccia, 2020) en Italia, en que se presenta una relación negativa en la morbilidad por Covid19.

X_{11} = Prevalencia por consumo de tabaco en % (C_t). Esta variable fue tomada como una covariable puesto que está directamente relacionada con la salud y el sistema respiratorio de las personas tal y como lo realizó (Zheng et al., 2020) y adicionándolo como otros autores lo proponían. Estos datos fueron tomados como un promedio anual.

X_{12} = Tasa de mortalidad por diabetes fallecidos/ población por cada 100000 habitantes (M_d)

fue tomada como una comorbilidad que puede llegar a causar afectaciones en el sistema circulatorio del ser humano tal y como lo expresa (Lizcano & Arroyave, 2020). Se considera relacionada negativamente con las enfermedades respiratorias.

X_{13} = Tasa de mortalidad por hipertensión fallecidos/ población por cada 100000 habitantes (Mh). Como la anterior variable se incluyó la (Mh) por considerarse una comorbilidad. Es obtenida como un promedio anual.

X_{14} = Porcentaje de cobertura de salud (Cs). Esta variable fue usada con base en el trabajo de (Yao, Pan, Liu, et al., 2020). Se usa como número de camas y los datos obtenidos como promedio anual para el año 2019. Presenta una relación positiva en la mortalidad por IRA y Covid19.

X_{15} = Ingresos per cápita (Ipc). Esta variable es del tipo socioeconómica puesto que influye en la calidad de vida de los seres humanos. Se considera que a mayor ingreso las personas pueden tener mejor alimentación con la consecuencia de una mejor salud. Esta variable fue incluida en los modelos de (Yao, Pan, Liu, et al., 2020), (Zheng et al., 2020) y (Wu et al., 2020) y por lo tanto también se usó en este trabajo.

X_{16} = Estrato socio económico (Es). Esta variable fue tomada por similitud a los factores socioeconómicos tomados por (Wu et al., 2020) en su estudio realizado en Estados Unidos. Para esta tesis se tomó como el dato de mayor moda por ciudad.

X_{17} = Población proyectada para el año 2020 (Pp). Variable incluida en el estudio realizado por (Pansini & Fornacca, 2020) como una variable poblacional al igual que (Yao, Pan, Wang, et al., 2020) como el tamaño de la población.

X_{18} = Densidad poblacional (Dp). Diversos autores (Coccia, 2020), (Zheng et al., 2020) y (Wu et al., 2020) incluyeron dentro de sus estudios esta variable para definir cuantas personas pueden encontrarse en un área. La idea era incluir de alguna forma la propagación del virus

causante del Covid19. Se cree presenta una relación alta entre morbilidad y mortalidad y parámetros de calidad de aire.

X_{19} = Porcentaje de personas menores a 64 años (E). Se hace necesario conocer que población se encuentra debajo de esta edad al igual que se especificó en los estudios de (Zheng et al., 2020) y (Wu et al., 2020) presentados como factores demográficos y poblacionales.

X_{20} = Porcentaje de personas mayores a 65 años de edad (Em). Se hace necesario conocer qué población se encuentra arriba de esta edad al igual que se especificó en los estudios de (Zheng et al., 2020) y (Wu et al., 2020) presentados como factores demográficos y poblacionales.

X_{21} = Porcentaje de personas no consumidoras de tabaco (Nct). Esta variable fue obtenida como el complemento del porcentaje de X_{11} .

8.3.1 Modelo Bogotá histórico

En esta sección se presenta la regresión multivariada realizada para la ciudad de Bogotá y sus once localidades. Se cuenta con el promedio multianual de distintos contaminantes atmosféricos e información pertinente a las variables nombradas en el numeral 8.3 clasificados en cuatro grandes grupos (ambientales-meteorológicos-salud-socioeconómicos), Como se tiene un total de 21 variables y 11 localidades, se hace necesario el cálculo de los grados de libertad para conocer con que cantidad de variables podemos trabajar; este dato es obtenido de la resta entre el tamaño de la muestra menos la unidad.

Grados de libertad para Bogotá = $11(\text{Localidades}) - 1 = 10$

Ya conocidos los grados de libertad se procedieron a tratar los datos con el software hasta obtener un valor aceptable tanto para el modelo como para cada una de las variables. A continuación, se muestran más detalles de los modelos.

Regresión Múltiple – IRA

En la Tabla 3 se presenta el análisis de varianza obtenido de la correlación entre IRA y cinco variables aceptadas por el modelo (ver Tabla 11 en anexos), en el cual todas las variables son idóneas por presentar un valor-P inferior a 0,05. Ya que en la Tabla 3 se presenta un valor-P inferior a 0,05 (95%) se puede concluir que existe una relación estadística significativa entre las variables de este modelo, reforzado por la razón-F con un valor de 71,66 el cual nos representa un intervalo de confianza para el cociente de las varianzas (Norman & Harry, 1998).

Tabla 3: Análisis de Varianza para IRA Bogotá Multianual

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	6364,65	5	1272,93	71,66	0,0001
Residuo	88,8134	5	17,7627		
Total (Corr.)	6453,46	10			

Este modelo presenta una R-cuadrada de 98,62 % explicando la variabilidad en IRA. Así mismo el valor más apropiado para comparar modelos con distinto número de variables independientes es R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 97,24 %; se presenta el valor estadístico Durbin-Watson = 1,90 (P=0,4116) demostrando así que al ser mayor P a 0,05 no existe una correlación significativa entre el orden de las variables o el serial de los residuos.

A continuación, se presenta la ecuación 3 del modelo para IRA en Bogotá a nivel multianual correlacionado con las variables Ct, Em, T°, Pp y PM_{2.5}, ya que según el diagnóstico ambiental realizado para Colombia en el año 2012 el material particulado es causante del 3% de muertes por infecciones respiratorias agudas o crónicas en el país, aunque la prevalencia en el consumo de tabaco ha aumentado el número de defunciones por contaminación intramural además de afectación al sistema respiratorio (M. Hurtado et al., 2012). En Bogotá es confirmado mediante el Boletín epidemiológico distrital para el año 2019, que el material

particulado extramural es causante de diversas enfermedades respiratorias entre ellas el IRA (Porras et al., 2019). En la Tabla 11 (ver anexo) se evidencia que las variables Pp y PM₁₀ no son aceptadas por tener un coeficiente alto, pero son tomadas para el modelo evidenciando que Pp presenta una relación negativa y el PM₁₀ positiva por lo que se encontró en el modelo que si existe correlación con la variable independiente.

Ecuación 3:

$$IRA = 72,70 + 0,75*(Ct) - 0,62*(Em) - 0,54*(T^{\circ}) - 0,18*(Pp) + 0,005*PM_{10}$$

En la ilustración 29 se muestran los residuos estandarizados para cada una de las 11 localidades estudiadas de Bogotá, resultante de la ecuación 3. Se observa que existe homocedasticidad entre los residuos, justificado además por la no existencia de correlación significativa por el estadístico del parámetro de Durbin-Watson.

Regresión Múltiple – FALLECIDOS

En la Tabla 4 se presenta el análisis de varianza obtenido de la correlación entre CASOS FALLECIDOS por COVID19 y nueve variables aceptadas por el modelo, en el cual todas las variables son idóneas por presentar un valor-P inferior a 0,05.

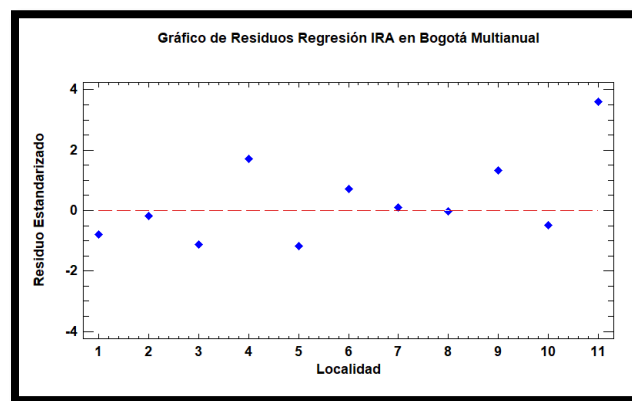


Ilustración 29: Grafico residuos regresión múltiple para IRA en Bogotá

Así mismo en la Tabla 4 se presenta un valor-p para el modelo estadístico de 0,0307 por lo cual se puede concluir que existe una relación estadística significativa entre las variables de este modelo, reforzado por la razón-F con un valor de 622,53 el cual nos representa un intervalo de confianza para el cociente de las varianzas (Harris, 2001).

Tabla 4: Análisis de varianza para casos fallecidos por covid19 en Bogotá

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	6885,44	9	765,048	622,53	0,0307
Residuo	1,22894	1	1,22894		
Total (Corr.)	6886,66	10			

Este modelo presenta una R-cuadrada de 99,9822 % explicando la variabilidad en el modelo FALLECIDOS, así mismo el valor más apropiado para comparar modelos con distinto número de variables independientes es R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99,8215 %; se presenta el valor estadístico Durbin-Watson = 1,80568 demostrando así que al ser mayor a 0,05 no existe una correlación significativa entre el orden de las variables o el serial de los residuos.

A continuación, se presenta la ecuación 4 correspondiente al modelo de regresión múltiple para casos FALLECIDOS en Bogotá por Covid19, con promedios multianuales de PM₁₀ y PM_{2.5}, así como las variables Ct, Md, Pp, Dp, Vv, T° y Hr, pertenecientes a los cuatro grandes grupos de variables.

Ecuación 4:

$$\begin{aligned} \text{FALLECIDOS} = & -175,5 + 1,91*(\text{Ct}) - 0,51*(\text{Md}) + 0,66*(\text{Pp}) + 0,74*(\text{Dp}) + 0,69*(\text{Vv}) \\ & - 0,14*(\text{T}^\circ) - 0,24*(\text{Hr}) + 0,20* \text{PM}_{2,5} + 0,15* \text{PM}_{10} \end{aligned}$$

Al igual que en la investigación realizada por Magazzino y colaboradores, se encontró que el material particulado está relacionado con las muertes por covid19 (Magazzino et al., 2020) tal y como se expresa en la ecuación 4 del presente documento. El consumo de tabaco, la tasa de

mortalidad por diabetes, la densidad poblacional, y las demás variables meteorológicas son las mismas que se utilizaron en el estudio de (Wu et al., 2020). Como hallazgo se encontró que la diabetes es también consecuencia de la contaminación extramural como lo indica la secretaria de salud de Bogotá (Porras et al., 2019), confirmando así nuestros resultados para la ciudad de Bogotá.

El término independiente del modelo muestra un valor negativo y una magnitud considerable respecto a los coeficientes de las variables explicativas X_n . Esto indica que la variable independiente y el modelo tienen una parte que no es explicada por las variables X_n . En estos casos el adicionar una variable ficticia que tenga la magnitud de la constante o el retirar una variable puede disminuir la magnitud del término independiente. En la Tabla 12 se presentan los coeficientes obtenidos para cada una de las variables, donde se obtienen seis aceptadas y tres que se encuentran por encima del 0,05 para el valor de P, pero se agregan al modelo porque las variables $PM_{2.5}$ y PM_{10} presentan una relación positiva con el número de fallecidos, así como se presenta una relación negativa para la temperatura llegando así a obtener un modelo aceptable al retirarse la temperatura, pero un valor P del modelo que no es aceptado. Se presenta en la ilustración 30 el gráfico correspondiente a los residuos estandarizados para cada una de las 11 localidades estudiadas de Bogotá, resultante de la ecuación 4, y demostrando así que no existe homocedasticidad entre los residuos así también demostrado por el valor estadístico de Durbin-Watson, a pesar de que las primeras cinco localidades demuestren un comportamiento con tendencia.

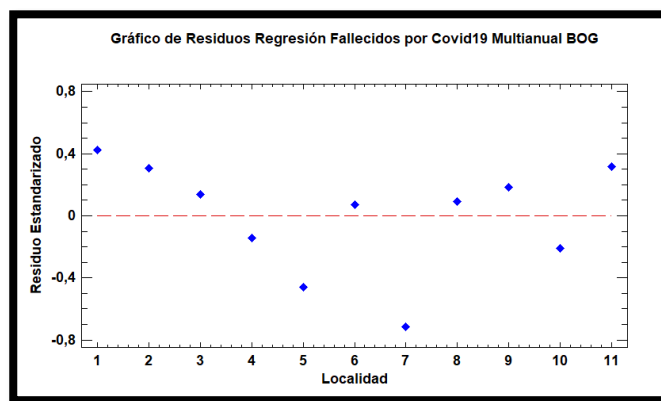


Ilustración 30: Grafico residuos regresión múltiple para Fallecidos por Covid19 en Bogotá

8.3.2 Modelo Colombia histórico

Se presenta la regresión realizada para Colombia con sus 15 ciudades y municipios seleccionados, en la cual se cuenta con promedio multianual de distintos contaminantes atmosféricos e información pertinente a las variables nombradas en el numeral 8.3 clasificados en cuatro grandes grupos (ambientales-meteorológicos-salud-socioeconómicos). Ya que se presentan un total de 21 variables y 15 ciudades, se hace necesario el cálculo de los grados de libertad para conocer con que cantidad de variables podemos trabajar; este dato es obtenido de la resta entre el tamaño de la muestra menos la unidad.

Grados de libertad para Colombia = 15(Ciudades) - 1 = 14

Ya conocidos los grados de libertad se procedieron a tratar los datos con el software hasta obtener un valor aceptable tanto para el modelo como para cada una de las variables.

Regresión Múltiple – IRA

En la Tabla 5 se presenta el análisis de varianza obtenido de la correlación entre IRA y 10 variables aceptadas por el modelo, en el cual todas las variables son idóneas por presentar un valor-P inferior a 0,05 como se demuestra en la Tabla 13 en los anexos.

Ya que en la Tabla 5 se presenta un valor-P inferior a 0,05 (95%) se puede concluir que existe una relación estadística significativa entre las variables de este modelo, reforzado por la razón-F con un valor de 128,44 el cual nos representa un intervalo de confianza para el

cociente de las varianzas (Norman & Harry, 1998). Este modelo presenta una R-cuadrada de **99,6895%** explicando la variabilidad en IRA, así mismo el valor más apropiado para comparar modelos con distinto número de variables independientes es R-cuadrado (ajustado para g.l.) = **98,9134%**; se presenta el valor estadístico Durbin-Watson = 1,25643 (P=**0,0618**) demostrando así que al ser (p) mayor a 0,05 no existe una correlación significativa entre el orden de las variables o el serial de los residuos.

Tabla 5: Análisis de Varianza para IRA en Colombia Multianual

<i>Fuente</i>	<i>Suma de Cuadrados</i>	<i>Gl</i>	<i>Cuadrado Medio</i>	<i>Razón-F</i>	<i>Valor-P</i>
Modelo	4500,21	10	450,021	128,44	0,0001
Residuo	14,0145	4	3,50362		
Total (Corr.)	4514,23	14			

En este modelo se presentan tres variables de salud, tres socioeconómicas, dos meteorológicas y dos ambientales, de las cuales se observa que el ozono y el material particulado se encuentran dentro de los causantes de las infecciones respiratorias. Según el diagnóstico de salud ambiental realizado para Colombia se identificó que el O₃ ha sobrepasado los máximos permisibles horarios en todas las ciudades, este contaminante al igual que el material particulado es causante de disminución de la funcionalidad pulmonar entre otras enfermedades respiratorias (M. Hurtado et al., 2012). Puesto que la IRA no depende solamente de la exposición a la contaminación atmosférica, sino que también depende de otros factores tales como meteorológicos y factores de edad como lo sugiere (Herrera, 2017) en su estudio para la localidad de Kennedy en la ciudad de Bogotá, en la Tabla 13 la única variable que no se aceptó por valor P fue la correspondiente a la constante, pero esta se dejó por ser una variable adimensional.

Ecuación 5:

$$\text{IRA} = 4,61 + 0,68*(\text{Md}) + 0,09*(\text{Mh}) + 0,24*(\text{Nct}) - 0,24*(\text{Dp}) - 0,59*(\text{Em}) + 0,47*(\text{Ipc}) \\ - 0,76*(\text{T}^\circ) + 0,69*(\text{P}) + 0,47*\text{O}_3 + 0,32*\text{PM}_{2,5}$$

Se presenta en la ilustración 31 los residuos estandarizados para cada una de las 15 ciudades estudiadas, resultante de la ecuación 5. Se observa que existe homocedasticidad entre los residuos y que junto al valor estadístico de Durbin-Watson se considera un modelo explicativo bueno.

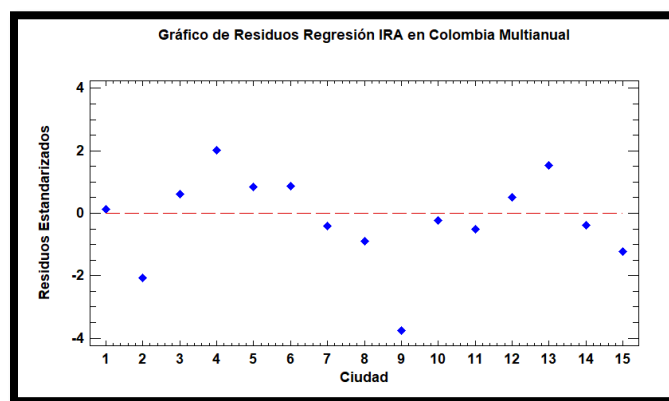


Ilustración 31: Grafico residuos regresión múltiple para IRA en Colombia

Regresión Múltiple - CONFIRMADOS

En la Tabla 6 se presenta el análisis de varianza obtenido de la correlación entre CASOS CONFIRMADOS por COVID19 y tres variables aceptadas por el modelo, en el cual todas las variables son idóneas por presentar un valor-P inferior a 0,05 evidenciado en la Tabla 14 de los anexos.

Así mismo, en la Tabla 6 se presenta un valor-P para el modelo estadístico de ~0,000 por lo cual se puede concluir que existe una relación estadística significativa entre las variables de este modelo, reforzado por la razón-F con un valor de 59,43 el cual nos representa un intervalo de confianza para el cociente de las varianzas (Norman & Harry, 1998).

Tabla 6: Análisis de Varianza para casos confirmados por Covid19 en Colombia Multianual

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	9791,13	3	3263,71	59,43	0,0000
Residuo	604,042	11	54,9129		
Total (Corr.)	10395,2	14			

Este modelo presenta una R-cuadrada de 94,1892 % explicando la variabilidad en casos CONFIRMADOS por Covid19, así mismo el valor más apropiado para comparar modelos con distinto número de variables independientes es R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 92,6044 %; se presenta el valor estadístico Durbin-Watson = 2,90015 (P=0,9518) demostrando así que al ser (P) mayor a 0,05 no existe una correlación significativa entre el orden de las variables o el serial de los residuos.

En la ecuación 6 se presentan los valores y variables aceptadas, las cuales tienen correlación alguna con los casos confirmados por covid19 según el modelo estadístico, estas variables son meteorológicas por lo que no se logra evidenciar una relación directa con las concentraciones históricas de contaminantes atmosféricos o influenciados directamente por otras variables sociales, económicas o de salud; esto se debe a que la cantidad de ciudades son pocas, además que los datos tomados son promedios multianuales, por lo que se recomienda emplear más ciudades para así poder aumentar también los grados de libertad y llegar a incluir todas las variables descritas en este estudio según lo expuesto en la investigación de (Wu et al., 2020).

Ecuación 6:

$$\text{CONFIRMADOS} = -86,80 + 0,94*(Pp) + 0,36*(Vv) + 0,88*(Hr)$$

Se presenta en la ilustración 32 el gráfico correspondiente a los residuos estandarizados para cada una de las 15 ciudades incluidas en el estudio y resultante de la ecuación 6. Se demuestra

que existe homocedasticidad entre los residuos.

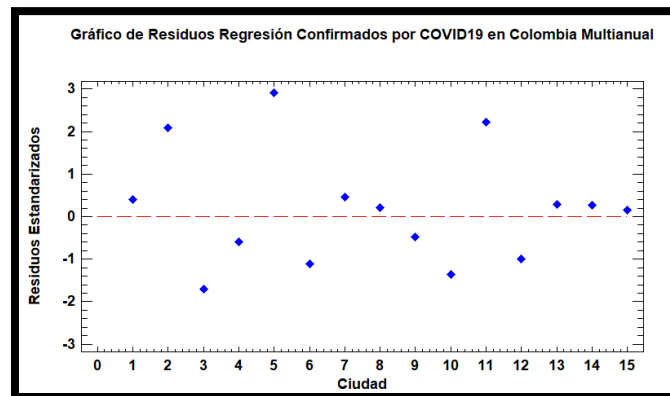


Ilustración 32: Grafico residuos regresión múltiple para casos confirmados por Covid19 en Colombia

8.3.3 Modelo Bogotá 2020

En esta sección se presenta la regresión multivariada realizada para la ciudad de Bogotá y sus once localidades, en la cual se cuenta con promedio semestral de distintos contaminantes atmosféricos e información pertinente a las variables nombradas en el numeral 8.3 clasificados en cuatro grandes grupos (ambientales-meteorológicos-salud-socioeconómicos). Ya que se presentan un total de 21 variables y 11 localidades, se hace necesario el cálculo de los grados de libertad para conocer con que cantidad de variables podemos trabajar; este dato es obtenido de la resta entre el tamaño de la muestra menos la unidad.

Grados de libertad para Bogotá = $11(\text{Localidades}) - 1 = 10$

Ya conocidos los grados de libertad se procedieron a tratar los datos con el software hasta obtener un valor aceptable tanto para el modelo como para cada una de las variables.

Regresión Múltiple – FALLECIDOS

En la Tabla 7 se presenta el análisis de varianza obtenido de la correlación entre CASOS FALLECIDOS por COVID19 y nueve variables aceptadas por el modelo, en el cual todas las variables son idóneas por presentar un valor-P inferior a 0,05 representado en la Tabla 15 de los anexos. Así mismo en la Tabla 7 se presenta un valor-P para el modelo estadístico de 0,0258 por lo cual se puede concluir que existe una relación estadística significativa entre las variables de este modelo, reforzado por la razón-F con un valor de 880,87 el cual nos representa un intervalo de confianza para el cociente de las varianzas (Norman & Harry, 1998).

Tabla 7: Análisis de Varianza para casos Fallecidos por Covid19 en Bogotá 2020

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	6885,8	9	765,088	880,87	0,0258
Residuo	0,86856	1	0,86856		
Total (Corr.)	6886,66	10			

Este modelo presenta una R-cuadrada de 99,9874 % explicando la variabilidad en casos FALLECIDOS por Covid19, así mismo el valor más apropiado para comparar modelos con distinto número de variables independientes es R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 99,8739 %; se presenta el valor estadístico Durbin-Watson = 2,7403 demostrando así que al ser mayor a 0,05 no existe una correlación significativa entre el orden de las variables o el serial de los residuos.

En la ecuación 7 contiene una variable de salud, cuatro socioeconómicas, dos meteorológicas y dos ambientales correlacionadas con los casos fallecidos por covid19 para Bogotá con datos

promedios semestrales para el año 2020. Importante destacar, que se observa que el modelo usa las mismas variables y que tiene resultados similares al estudio realizado por (Zheng et al., 2020). Si se ajusta el modelo de (Zhu et al., 2020) con comorbilidades como la tasa de mortalidad por diabetes, variable que no presentó dicho estudio, y se usan las variables meteorológicas de (Coccia, 2020), las variables económicas son similares a las tomadas en el estudio por (Yao, Pan, Liu, et al., 2020), podemos inferir que la correlación encontrada sugiere ideas sobre las graves afectaciones a la salud que generan los contaminantes atmosféricos, particularmente en este estudio el O₃ y el PM₁₀, los cuales pueden llegar a ser causantes de enfermedades de gravedad en pacientes con Covid19 produciendo el fallecimiento de estos (Hendryx & Luo, 2020).

Se presenta la Tabla 15 que la variable Ipc, Es y Md se encuentran negativamente relacionadas al número de fallecidos por Covid19 a pesar de no ser aceptadas por el valor P, se consideró no retirarlas para evitar cambios en el modelo ya obtenido, además porque se ha identificado que si presentan relaciones con las variables independientes que se están analizando.

Ecuación 7:

$$\text{FALLECIDOS} = -189,68 - 0,21*(Md) + 0,52*(Pp) - 0,77*(Es) + 0,74*(Em)$$

Se presenta en la ilustración 33 los datos correspondientes a los residuos estandarizados para los casos fallecidos por Covid19 en cada una de las 11 localidades estudiadas de Bogotá. Los residuales se obtienen desde la ecuación 7. Se observa que existe homocedasticidad entre los residuos, lo que es justificado además por el valor del estadístico de Durbin-Watson.

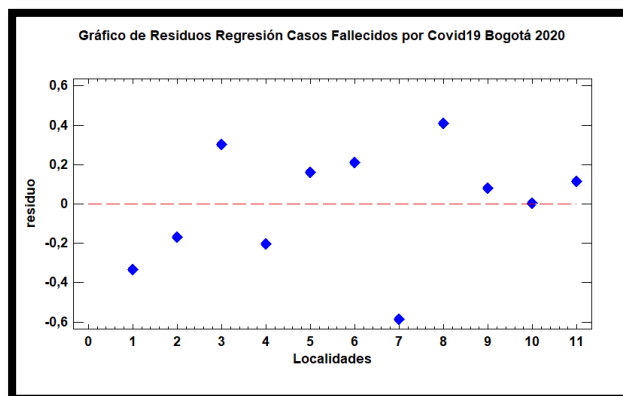


Ilustración 33: Grafico residuos regresión múltiple para casos Fallecidos por Covid19 en Bogotá 2020

Regresión Múltiple – CONFIRMADOS

En la Tabla 8 se presenta el análisis de varianza obtenido de la correlación entre CASOS CONFIRMADOS por COVID19 y seis variables aceptadas por el modelo, en el cual todas las variables son idóneas por presentar un valor-P inferior a 0,05 como se expresa en la Tabla 16 de los anexos.

Así mismo en la Tabla 8 se presenta un valor-P para el modelo estadístico de 0,0027 por lo cual se puede concluir que existe una relación estadística significativa entre las variables de este modelo, reforzado por la razón-F con un valor de 30,21 el cual nos representa un intervalo de confianza para el cociente de las varianzas (Norman & Harry, 1998).

Tabla 8: Análisis de Varianza para casos Confirmados por Covid19 en Bogotá 2020

<i>Fuente</i>	<i>Suma de Cuadrados</i>	<i>Gl</i>	<i>Cuadrado Medio</i>	<i>Razón-F</i>	<i>Valor-P</i>
Modelo	7130,97	6	1188,5	30,21	0,0027
Residuo	157,359	4	39,3398		
Total (Corr.)	7288,33	10			

Este modelo presenta una R-cuadrada de 97,8409% explicando la variabilidad en casos CONFIRMADOS por Covid19, así mismo el valor más apropiado para comparar modelos con distinto número de variables independientes es R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 94,6024 %; se presenta el valor estadístico Durbin-Watson = 1,87419 (P=0,6415) demostrando así que al ser (P) mayor a 0,05 no existe una correlación significativa entre el orden de las variables o el serial de los residuos.

Se presentan seis variables en la ecuación 8 en las cuales dos son de comorbilidades o salud, una poblacional, una meteorológica y dos ambientales, encontrándose similar comportamiento a la ecuación 7 en que los contaminantes que tienen relación con casos confirmados y fallecidos por covid19 son el O₃ y PM₁₀, por lo que se recomienda para futuras investigaciones y políticas públicas mantener mayor estudio sobre estos. En esta ecuación se presentan variables similares e iguales a las tomadas en la investigación de (Setti et al., 2020) entre el O₃, PM₁₀ y la población. Se compara igualmente con la obtenida por (Zheng et al., 2020) encontrando que no se presenta una variable económica que pueda ajustar este modelo. Es por esto que posiblemente se presente una constante tan elevada que no acepte el valor P para la variable Pp presentando esta una relación positiva al modelo.

Ecuación 8:

$$\text{CONFIRMADOS} = -172,9 + 1,05*(Ct) - 0,73*(Md) + 0,23*(Pp) - 0,50*(T^{\circ}) + 0,63*O_3 + 2,12*PM_{10}$$

En la ilustración 34 se muestran los residuos estandarizados para los casos confirmados por Covid19 en cada una de las 11 localidades estudiadas de Bogotá, resultante de la ecuación 8.

Se observa que existe homocedasticidad entre los residuos lo cual está también justificado por el valor del estadístico de Durbin-Watson.

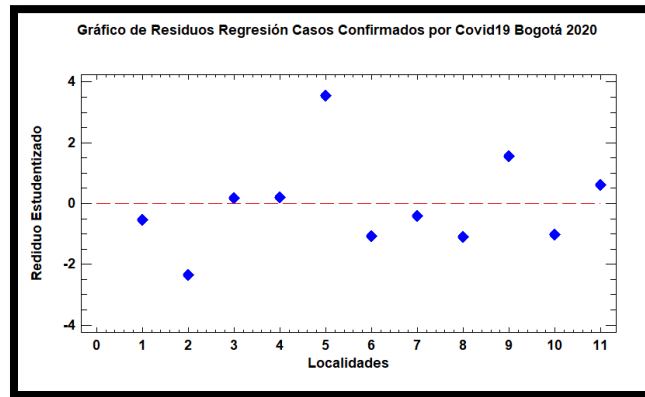


Ilustración 34: Grafico residuos regresión múltiple para casos Confirmados por Covid19 en Bogotá 2020

8.3.4 Modelo Colombia 2020

Se presenta la regresión realizada para 15 ciudades seleccionadas de Colombia en la cual se cuenta con promedio semestral de distintos contaminantes atmosféricos e información pertinente a las variables nombradas en el numeral 8.3 clasificados en cuatro grandes grupos (ambientales-meteorológicos-salud-socioeconómicos). Al igual que en casos anteriores se hace necesario el cálculo de los grados de libertad para conocer con que cantidad de variables podemos trabajar; este dato es obtenido de la resta entre el tamaño de la muestra menos la unidad.

Grados de libertad para Colombia = $15(\text{Ciudades}) - 1 = 14$

Ya conocidos los grados de libertad se procedieron a tratar los datos con el software hasta obtener un valor aceptable tanto para el modelo como para cada una de las variables.

Regresión Múltiple - CONFIRMADOS

En la Tabla 9 se presenta el análisis de varianza obtenido de la correlación entre CASOS CONFIRMADOS por COVID19 y 7 variables aceptadas por el modelo, en el cual todas las variables son idóneas por presentar un valor-P inferior a 0,05 se presentan en la Tabla 17 de los anexos.

Así mismo en la Tabla 9 se presenta un valor-P para el modelo estadístico de 0,001 por lo cual se puede concluir que existe una relación estadística significativa entre las variables de este modelo, reforzado por la razón-F con un valor de 34,45 el cual nos representa un intervalo de confianza para el cociente de las varianzas (Norman & Harry, 1998).

Tabla 9: Análisis de Varianza para casos Confirmados por Covid19 en Colombia 2020

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	10102,0	7	1443,14	34,45	0,0001
Residuo	293,205	7	41,8864		
Total (Corr.)	10395,2	14			

Este modelo presenta una R-cuadrada de 97,1794 % explicando la variabilidad en casos CONFIRMADOS por Covid19, así mismo el valor más apropiado para comparar modelos con distinto número de variables independientes es R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 94,3588 %; se presenta el valor estadístico Durbin-Watson = 2,56122 (P=0,8110)) demostrando así que al ser (P) mayor a 0,05 no existe una correlación significativa entre el orden de las variables o el serial de los residuos.

Se presenta una variable de salud, dos socioeconómicas, dos meteorológicas y dos ambientales, encontrando que los casos confirmados en Colombia por Covid19 están influenciados por el consumo de tabaco, la población proyectada, el estrato socioeconómico,

la humedad relativa, la velocidad del viento, el ozono y material particulado validando así este modelo puesto que presenta resultados similares a los presentados por los estudios de (Wu et al., 2020) y (Zheng et al., 2020). En la Tabla 17 se presentan los coeficientes para cada una de las variables, donde se identifica que la variable Ct presenta una relación positiva con la variable independiente a pesar de no ser aceptada por superar el valor P de 0,05. Por otro lado, la variable O₃ presenta una relación negativa por lo que se infiere que está involucrada de alguna forma en las afectaciones de salud, por ejemplo, en el deterioro de tejido, lo que sugiere que las personas puedan verse más afectadas si se contagian con el SARS-CoV-2.

Ecuación 9:

$$\text{CONFIRMADOS} = -99,46 + 0,12*(Ct) + 0,72*(Pp) - 0,28*(Es) + 1,01*(Hr) + 0,40*(Vv) - 0,02*O_3 + 0,21*PM_{10}$$

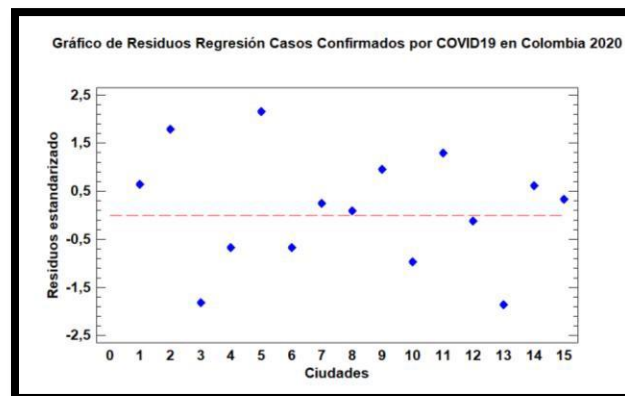


Ilustración 35: Grafico residuos regresión múltiple para casos Confirmados por Covid19 en Colombia 2020

En la ilustración 35 se muestran los datos de los residuos estandarizados para los casos confirmados por Covid19 en Colombia, resultantes de la ecuación 9. Se que existe homocedasticidad entre los residuos, lo que es confirmado por el valor del estadístico de Durbin-Watson, como se mencionó más arriba.

Regresión Múltiple – LETALIDAD

En la Tabla 10 se presenta el análisis de varianza obtenido de la correlación entre LETALIDAD por COVID19 y seis variables aceptadas por el modelo, en el cual todas las variables son idóneas por presentar un valor-P inferior a 0,05 como se demuestra en la Tabla 18 de los anexos.

Así mismo en la Tabla 10 se presenta un valor-P para el modelo estadístico de 0,0012 por lo cual se puede concluir que existe una relación estadística significativa entre las variables de este modelo, reforzado por la razón-F con un valor de 12,18 el cual nos representa un intervalo de confianza para el cociente de las varianzas (Norman & Harry, 1998).

Tabla 10: Análisis de Varianza para letalidad por Covid19 en Colombia 2020

Fuente	Suma de Cuadrados	Gl	Cuadrado Medio	Razón-F	Valor-P
Modelo	14642,7	6	2440,45	12,18	0,0012
Residuo	1603,03	8	200,379		
Total (Corr.)	16245,7	14			

Este modelo presenta una R-cuadrada de 90,1326% explicando la variabilidad en LETALIDAD por Covid19, así mismo el valor más apropiado para comparar modelos con distinto número de variables independientes es R-cuadrado (ajustado para g.l.) = 82,732%; se presenta el valor estadístico Durbin-Watson = 2,18967 (P=0,3957) demostrando así que al ser (P) mayor a 0,05 no existe una correlación significativa entre el orden de las variables o el serial de los residuos.

En la ecuación 10 se presentan dos variables de comorbilidades de salud como lo son aquellas personas no consumidoras de tabaco y la tasa de mortalidad por diabetes; también la variable socioeconómica sobre la población proyectada para el año 2020, dos meteorológicas como

la humedad relativa y velocidad del viento, por último, se presenta una variable ambiental correspondiente al ozono. Observamos que dichas variables se encuentran relacionadas con la tasa de letalidad por Covid19 en Colombia, estas variables son similares y se observan resultados parecidos a las investigaciones realizadas por (Wu et al., 2020; Zheng et al., 2020; Zhu et al., 2020). Dentro de la Tabla 18 se observa que la variable O_3 presentan una relación positiva con la variable independiente a pesar de presentar un valor P no aceptable, se decide conservarla para no alterar el modelo final.

Ecuación 10:

$$\text{LETALIDAD} = -397,71 + 2,51*(Nct) + 0,91*(Md) + 1,06*(Pp) + 1,48*(Hr) + 0,50*(Vv) + 0,11*O_3$$

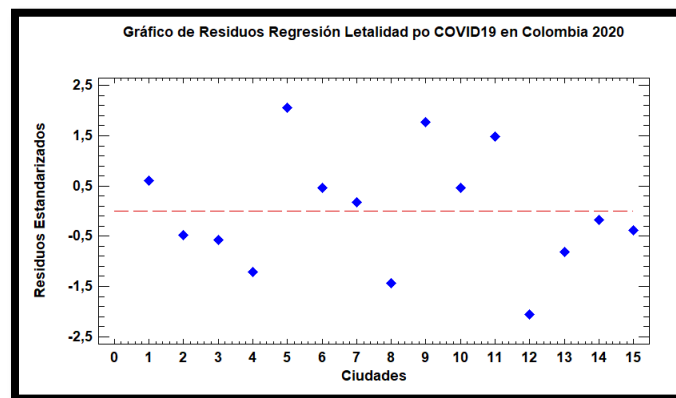


Ilustración 36: Grafico residuos regresión múltiple para letalidad por Covid19 en Colombia 2020

Se presenta en la ilustración 36 los datos correspondientes a los residuos estandarizados para la tasa de letalidad por Covid19 en Colombia, resultante de la ecuación 10. Se observa que existe homocedasticidad entre los residuos lo cual también es justificado por el valor del estadístico de Durbin-Watson.

9. IMPACTO SOCIAL Y HUMANÍSTICO DEL PROYECTO

Con este estudio se muestra la importancia que requiere el monitoreo constante de los contaminantes atmosféricos y sus relaciones con diversas enfermedades respiratorias en varias ciudades el territorio nacional. Con el análisis de las concentraciones de gases y partículas y su impacto en la salud, se pueden llegar a establecer nuevas políticas públicas para control de la calidad del aire ambiente, llegando en últimas a mejorar la calidad de vida de las personas. Mediante los distintos modelos estadísticos de este trabajo se desea brindar una mayor comprensión de que la morbilidad y mortalidad en enfermedades respiratorias no solo están relacionadas con una única variable (ejemplo, un contaminante atmosférico), sino que son sistemas complejos que incluye muchas variables. Según este estudio se demuestra que cierta variable (Tasa Mortalidad, Casos confirmados, Fallecidos, Letalidad) esta correlacionada con variables explicativas (sin correlación entre éstas), las cuales pertenecen a un grupo específico como son variables económicas, ambientales o sociales. Este escrito busca concientizar de que constantemente enfrentamos una calidad de aire peligrosa, cuyas causas económicas, sociales, y locales están generando aumento en las tasas de mortalidad por diversas enfermedades respiratorias. Al querer comparar distintos factores del día a día con eventos inesperados como la pandemia por Covid19, se quiere demostrar que los efectos de contaminantes a largo plazo afectan en demasía la salud. Es por esto que buscamos la toma conciencia, personal y de parte de los tomadores de decisiones, del impacto que generamos día a día en el medio ambiente ya sea de manera directa o indirecta. Creemos que mediante la educación ambiental formal e informal y a todos los niveles, se pueda llegar a contribuir a tener una mejor calidad de vida para las presentes y futuras generaciones.

10. CONCLUSIONES

A lo largo de los años, en Colombia y el mundo, se han incrementado el número de estaciones de monitoreo atmosférico, permitiendo la toma de datos con miras a tener un mayor conocimiento que oriente en la toma de decisiones para el control de las concentraciones de contaminantes (gases y partículas) que están siendo depositados en la atmósfera de distintas ciudades por causas antrópicas. En este trabajo se recolectaron datos de diversas fuentes y se hizo un consolidado que permitió un análisis de la calidad del aire en 15 ciudades colombianas y en 11 localidades de Bogotá para el periodo de largo plazo desde 2009 a 2020 y de corto plazo a partir del 1 de enero de 2020 al 30 de junio del mismo año. Además, en este trabajo se usaron los datos de las 15 ciudades colombianas, para hacer un estudio acerca de la relación entre variables clasificadas en cuatro grandes grupos (ambientales-meteorológicos-salud-socioeconómicos) y las variables relacionadas con Covid19 (Tasa Mortalidad, Casos confirmados, Fallecidos, Letalidad). A pesar de las correlaciones encontradas en los modelos multivariados consideramos que hace falta más datos para un mejor análisis, esto debido a lo corto de las series de tiempo, a la inexistencia de datos en algunas estaciones, y por una limitada cobertura del territorio nacional.

Particularmente encontramos que las localidades de Usaquén y Kennedy de la ciudad de Bogotá son las que presentan mayores concentraciones de contaminantes atmosféricos a lo largo de los años, por lo cual se hace necesario el control en estas zonas sobre la emisión de contaminantes además de la implementación de planes de concientización y uso de máscara nasobucal para evitar la exposición prolongada a los contaminantes del aire.

Se determinó que las zonas de mayor afectación del aire se presentan en el Valle de Aburrá y la ciudad de Sogamoso y en éstas, los contaminantes PM_{10} y $PM_{2.5}$ muestran valores exacerbados debido en gran medida a las actividades industriales de sus periferias. En la ciudad de Barranquilla, y a pesar de presentar un sistema de vigilancia de calidad de aire, recientemente se muestran valores muy altos para este material particulado y esto posiblemente sea por causa de las operaciones portuarias y demás actividades asociadas que existen en esta ciudad.

Se logró determinar una calidad de aire menos favorable en la ciudad de Bogotá en las fechas del 6, 7, 18-20 y del 28-30 de marzo para $PM_{2.5}$ siendo las localidades de Chapinero y Kennedy las de mayor afectación, esto justo para la fecha de la cuarentena obligatoria.

Los municipios correspondientes al Valle de Aburrá son los que presentaron valores críticos en cuanto a concentración diaria obtenida, en especial en el municipio de Caldas en que se observó un ICA peligroso para la salud.

Encontramos que durante el primer semestre del año 2020 la zona del Área metropolitana de Bucaramanga y la ciudad de Barranquilla fueron las que presentaron mayores concentraciones de PM_{10} , de igual manera el Valle de Aburrá y el área metropolitana de Bucaramanga fueron las que evidenciaron mayores concentraciones atmosféricas para $PM_{2.5}$, siendo este último contaminante el que se presenta como un ICA ACEPTABLE en 12 de las 15 ciudades estudiadas en el territorio nacional.

Los modelos realizados para IRA demuestran la relación que tienen con las variables de comorbilidades, zonas en que se presentan porcentajes altos de personas mayores a 65 años

de edad, condiciones meteorológicas como la temperatura, la densidad poblacional y la exposición prolongada a $PM_{2.5}$.

Se observó que el modelo realizado para Colombia con registros multianuales acumulados presenta falta de información, por lo que se es necesario la selección de más ciudades para un óptimo estudio con relación a los casos confirmados por Covid19.

Se demostró que la exposición a corto plazo del O_3 y PM_{10} están directamente relacionados con la morbilidad y mortalidad causada por el Covid19, así mismo la relación que tienen con las condiciones económicas, sociales y de salud de las personas.

Se pudo determinar que para la ciudad de Bogotá los casos fallecidos por Covid19 llegan a presentar hasta nueve variables correlacionadas y esto se debe a que posiblemente haya más factores asociados a la mortalidad por esta enfermedad, los cuales no se hayan contemplado en el presente estudio. Así mismo, encontramos que las personas mayores a 65 años de edad se encuentran dentro de los grupos sensibles y en riesgo debido a que presentan algunas enfermedades preexistentes como afectaciones al sistema circulatorio.

La morbilidad y letalidad generados por el Covid19 a nivel nacional se puede determinar con la presencia de enfermedades preexistentes, condiciones sociales y meteorológicas que consideramos están involucradas en el contagio, gravedad de la enfermedad y/o fallecimiento por infección respiratoria.

11. RECOMENDACIONES

Con el presente estudio se quiso demostrar que detrás de las infecciones respiratorias existen diversidad de factores que no siempre tenemos en cuenta como lo son las condiciones poblacionales o ingresos económicos, los cuales conllevan a que se tenga una mejor o peor calidad de vida. Por lo tanto, se hace la recomendación de que para futuros estudios se deben tomar la mayor cantidad de factores que se relacionen directa o indirectamente con la salud del ser humano. Esto llevará a comprender cuales son los puntos que se deben mejorar desde la perspectiva de salud pública, para que los gobiernos nacionales, departamentales y municipales, tengan fundamentos para implementar políticas que busquen reducir el impacto de los contaminantes y demás factores socio-económicos en futuras enfermedades respiratorias, evitando a la larga una alta morbilidad y mortalidad en la población.

Se propone a los distintos entes gubernamentales el prestar mayor atención y monitoreo al O_3 y al material particulado en el territorio nacional. Esto se fundamenta en que estos son los contaminantes que presentaron correlación con afectaciones a corto y largo plazo para la salud humana. Así mismo se identificó y determinó que pocas zonas de Colombia presentan monitoreo constante de los demás contaminantes criterio, tales como NO_2 , SO_2 y CO . Se ha determinado por distintos estudios que estos contaminantes también son causantes de enfermedades respiratorias por la exposición a largo plazo de altas y bajas concentraciones.

Se propone que los entes territoriales encargados de monitorear la calidad atmosférica impartan mediante metodologías de educación ambiental, el concepto de la importancia del uso de mascarillas naso bucales cuando hay evidencia de una calidad de aire dañina (o peor aún peligrosa) para grupos sensibles y la población en general, todo con el fin de prevenir

futuras complicaciones de salud, así como para resaltar la importancia de la calidad de vida para tener una mayor esperanza de esta.

El gobierno nacional debe mantener control constante sobre las fuentes móviles y fijas que generan emisiones atmosféricas, mediante el cumplimiento de la legislación actual, así como con políticas que busquen la disminución cada dos años (o por lustros) de los máximos permisibles para los distintos contaminantes. Esto hará que se llegue a cumplir con la agenda 2030 antes de tiempo y poder mantener un ICA BUENO a lo largo de los años. Se sugiere la aplicación de incentivos generados por el uso de energías renovables y generadoras de bajas emisiones de contaminantes a la atmósfera.

Por último, se hace la recomendación (consideramos que es imprescindible) el que se dedique más atención al mantenimiento de las bases de datos del SISPRO, ya que esta plataforma no presenta información actualizada como si sucede con algunos SVCA del territorio nacional. también se sugiere mejorar las condiciones sociales para diversos sectores de la población, implicando mejores ingresos económicos hasta la cobertura de salud generalizada para así incrementar la calidad de vida de los colombianos y colombianas.

12. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Afiliación régimen aseguramiento* | SALUDATA. (2020).
<https://saludata.saludcapital.gov.co/osb/index.php/datos-de-salud/ofertas-de-servicios-de-salud/afiliacion-regimen/>
- Aguiar Gil, D. (2020). *Evaluación del impacto de la contaminación atmosférica por pm2.5 sobre la mortalidad de la población en el Valle de Aburrá, Antioquia, Colombia*.
<http://bibliotecadigital.udea.edu.co/handle/10495/14391>
- Amat, J. (2016). *Introducción a la Regresión Lineal Múltiple*. <https://doi.org/2016>
- AMB. (2019, mayo 7). *Calidad del Aire*. Calidad del aire. <https://www.amb.gov.co/calidad-del-aire/>
- AMB. (2020). Informe ejecutivo episodio de contaminación de aire en el área metropolitana de Bucaramanga [Área metropolitana de Bucaramanga]. AMB.
<https://www.amb.gov.co/calidad-del-aire/>
- Ángel Macías, M. A., & Gallini, S. (2019). Cooperación técnico-científica internacional en la construcción de redes de monitoreo atmosférico. El caso de Bogotá (1960-2016)/ International Technical-Scientific Cooperation in the Construction of Atmospheric Monitoring Networks. The Case of Bogotá. *Letras Verdes. Revista Latinoamericana de Estudios Socioambientales*, 25, 143-167.
<https://doi.org/10.17141/letrasverdes.25.2019.3619>
- Azqueta Oyarzun, D. (1995). *Valoración económica de la calidad ambiental*. McGraw-Hill.
- Calderón, J. M. S., Urrutia, L. G. M., Copete, Y. P. A., & Hurtado, W. E. G. (2017). *GUÍA PARA LA ELABORACIÓN DE INVENTARIOS DE EMISIONES ATMOSFÉRICAS*.
 92.

- Casos confirmados de COVID-19 | SALUDATA. (2020).
<https://saludata.saludcapital.gov.co/osb/index.php/datos-de-salud/enfermedades-trasmisibles/covid19/>
- Cediel, D., & Velásquez, C. (2016). *La prosperidad en Bogotá y su área metropolitana*.
http://www.sdp.gov.co/sites/default/files/1._estudio_indice_prosperidad.pdf
- Coccia, M. (2020). Two mechanisms for accelerated diffusion of COVID-19 outbreaks in regions with high intensity of population and polluting industrialization: The air pollution-to-human and human-to-human transmission dynamics. *MedRxiv*, 2020.04.06.20055657. <https://doi.org/10.1101/2020.04.06.20055657>
- Cole, M., Ozgen, C., & Strobl, E. (2020). *Air Pollution Exposure and COVID-19*.
<https://poseidon01.ssrn.com/delivery.php?ID=054105104066069025099064089091113099024021035048087017065011030031096066005112082123025077029023073063084007097122026025067005029066115003126016116115065022120065086109111031100114&EXT=pdf&INDEX=TRUE>
- Comunian, S., Dongo, D., Milani, C., & Palestini, P. (2020). Air Pollution and COVID-19: The Role of Particulate Matter in the Spread and Increase of COVID-19's Morbidity and Mortality. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 17(12), 4487. <https://doi.org/10.3390/ijerph17124487>
- Costa, C., Saldarriaga, G. de J., Lozano, R., & Suarez, R. (2007). *Informe Anual sobre el Estado del Medio Ambiente y los Recursos Naturales Renovables en Colombia: Calidad del Aire* (p. 232). IDEAM.
http://www.ideam.gov.co/documents/51310/68521396/6.+IAEARNR_Calidad+del+aire.pdf/6f0e1abb-d202-48f1-a836-891d70acc408?version=1.0

- Duan, R.-R., Hao, K., & Yang, T. (2020). Air pollution and chronic obstructive pulmonary disease. *Chronic Diseases and Translational Medicine*.
<https://doi.org/10.1016/j.cdtm.2020.05.004>
- Ena, J., & Wenzel, R. P. (2020). Un nuevo coronavirus emerge. *Revista Clínica Española*, 220(2), 115-116. <https://doi.org/10.1016/j.rce.2020.01.001>
- Espinosa Guzmán, A., Espinosa Guzmán, C., & Roberto Rodríguez, M. (2016). *Comparativo de los Métodos de Mínimos Cuadrados y Eliminación de GaussJordan para la Resolución de Sistema de Ecuaciones en el tema de Regresión Lineal*.
<https://www.redalyc.org/pdf/944/94450886007.pdf>
- Félix-Arellano, E., Schilman, A., Magali, H.-D., Texcalac Sangrador, J. L., & Riojas-Rodríguez, H. (2020). Revisión rápida: Contaminación del aire y morbilidad por Covid-19. *Salud Pública de México*, 62. <https://doi.org/10.21149/11481>
- Gallego, A., González, I., Sánchez, B., Fernández, P., Martínez, R., Bravo, J., García, A., & Alegría, J. (2012). *Contaminación atmosférica* (UNED).
<https://elibro.net/pt/ereader/usta/48595?page=3>
- García, D., Ortiz, C., & Escobar, J. (1996). *Contaminación atmosférica y salud: Estimación de una función dosis-respuesta para Título Cali...: 1*.
<http://bibliotecavirtual.clacso.org.ar/Colombia/cidse-univalle/20121115015022/doc27.pdf>
- García-Baquero, M., Tobon-Borrero, L., & Ramirez-Duarte, M. (2011). Consumo de sustancias psicoactivas en estudiantes Universitarios en Villavicencio 2009-2010. *Revista CUIDARTE*, 2. <https://doi.org/10.15649/cuidarte.v2i1.52>
- Gaviria G, C. F., Benavides C, P. C., & Tangarife, C. A. (2011). Particulate air pollution (PM_{2.5} and PM₁₀) and medical consultations due to respiratory disease in Medellín (2008-2009). *Revista Facultad Nacional de Salud Pública*, 29(3), 241-250.

Garzón, L. P. V. (2002). El precio de la gasolina y su efecto sobre el nivel de emisiones por fuentes móviles en Santa Fe de Bogotá (Doctoral dissertation, Uniandes).

GOBERNACIÓN DE ANTIOQUIA, S. (2016). 2.2.5-*Temperatura promedio anual, en los Municipios de Antioquia. Año 2016*. <http://www.antioquiadatos.gov.co/index.php/2-2-5-temperatura-promedio-anual-en-los-municipios-de-antioquia-ano-2016>

Harris, R. J. (2001). *A Primer of Multivariate Statistics*. Lawrence Erlbaum Associates.

Hendryx, M., & Luo, J. (2020). COVID-19 prevalence and fatality rates in association with air pollution emission concentrations and emission sources. *Environmental Pollution*, 265, 115126. <https://doi.org/10.1016/j.envpol.2020.115126>

Hernández, A., Bohórquez, A., Pinzón, F., Guzmán, L., & Moreno, Y. (2012). *Informe de estado de la calidad del aire en Colombia 2007-2010* (p. 311). IDEAM. <http://www.ideam.gov.co/documents/51310/68521396/5.+Informe+del+estado+de+la+calidad+del+aire+2007-2010.pdf/52d841b0-afd0-4b8e-83e5-444c3d17ed29?version=1.0>

Herrera, S. (2017). Valor económico de la calidad del aire en la localidad de Kennedy medido desde la salud de los habitantes. *instname:Universidad de los Andes*. <https://repositorio.uniandes.edu.co/handle/1992/15240>

Hurtado, M., Blanco, L., Acuña, J., Jaimes, D., Duarte, H., Moreno, J., Fernández, J., & Pinzón, C. (2012). *Diagnostico nacional de salud ambiental*. <https://www.minsalud.gov.co/sites/rid/Lists/BibliotecaDigital/RIDE/INEC/IGUB/Diagnostico%20de%20salud%20Ambiental%20compilado.pdf>

Hurtado, S. (2014). *CONSUMO DE SUSTANCIAS PSICOACTIVAS EN JOVENES ESCOLARIZADOS ENTRE 12 A 17 AÑOS, DEL MUNICIPIO DE SOGAMOSO 2012*. [Universidad Nacional de Colombia]. <https://core.ac.uk/download/pdf/77273145.pdf>

IDEAM. (2016). *Informe del Estado de la Calidad del Aire en Colombia 2011 – 2015* (p. 179).

http://documentacion.ideam.gov.co/openbiblio/bvirtual/023637/Informe_del_Estado_de_la_Calidad_del_Aire_en_Colombia_2011-2015_vfinal.pdf

IDEAM. (2017). *Informe del Estado de la Calidad del Aire en Colombia 2016* (p. 106).

Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales –.
<http://www.ideam.gov.co/documents/51310/68521396/3.+Informe+del+Estado+de+la+Calidad+del+Aire+en+Colombia+2016.pdf/fb3eee92-6bcf-4979-9ea2-de0101496a2f?version=1.0>

IDEAM. (2019). *Informe del Estado de la Calidad del Aire en Colombia—2018* (p. 61).

Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales –.
<http://www.andi.com.co/Uploads/Informe%20estado%20calidad%20del%20aire%202018.pdf>

IDIGER. (2018). *CARACTERIZACIÓN CLIMATOLÓGICA DE BOGOTÁ, COMO UN APOORTE AL FORTALECIMIENTO DE LA RED HIDROMETEOROLÓGICA DE BOGOTÁ (RHB). SUBDIRECCIÓN DE ANÁLISIS DE RIESGOS Y EFECTOS DEL CAMBIO CLIMÁTICO.*

<https://www.idiger.gov.co/documents/20182/558631/Caract+Climatol%C3%B3gica+-+Bogot%C3%A1+%281%29.pdf/b5dbcea1-d291-40a0-8ee8-71ca322edcab>

INS. (2019, diciembre). *Boletín Epidemiológico—Todos los documentos*. Instituto nacional de salud. <https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/boletinepidemiologico/forms/allitems.aspx>

- Isaza, D. R., Cataño, J. S., Escobar, D. M., & Ciro, É. M. (2019). Problemática de la contaminación del aire en Colombia. *Revista Ambiental ÉOLO*, 18(1), Article 1. <http://revistaeolo.fconvida.org/index.php/eolo/article/view/12>
- Jr, A. C. O., & Rocha, J. L. (2020). Poluição do Ar e Doenças Respiratórias: Estudo de correlação das emissões atmosféricas e impacto nas cidades de Duque de Caxias (RJ) e Petrópolis (RJ) entre 2013 e 2017. *GEOGRAFIA (Londrina)*, 29(2), 219-239. <https://doi.org/10.5433/2447-1747.2020v29n2p219>
- Lesmes C., & Binder, C. R. (2015). Dermal exposure assessment to pesticides in farming systems in developing countries: comparison of models. *International journal of environmental research and public health*, 12(5), 4670-4696.
- Lemoine, R., García, M., Cumsille, F., Ahumada, G., Cardillac, J., Fagua, C., Scoppetta, O., Arenas, N., & León, M. (2014). *ESTUDIO NACIONAL DE CONSUMO DE SUSTANCIAS PSICOACTIVAS EN COLOMBIA - 2013*. Este estudio fue realizado por el Gobierno Nacional de la República de Colombia, a través del Ministerio de Justicia y del Derecho - Observatorio de Drogas de Colombia y el Ministerio de Salud y Protección Social, con el apoyo de la Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito - UNODC -, la Comisión Interamericana para el Control del Abuso de Drogas - CICAD - de la Organización de los Estados Americanos - OEA -, y la Embajada de los Estados Unidos en Colombia - INL -. https://www.unodc.org/documents/colombia/2014/Julio/Estudio_de_Consumo_UNODC.pdf
- Lijian Han, Weiqi Zhou, Pickett, S. T. A., Weifeng Lia, & Yuguo Qiana. (2018). Multicontaminant air pollution in Chinese cities. *Contaminación del aire con múltiples contaminantes en las ciudades chinas.*, 96(4), 233-242E. <https://doi.org/10.2471/BLT.17.195560>
- Liu, J., Zheng, Y., Geng, G., Hong, C., Li, M., Li, X., Liu, F., Tong, D., Wu, R., Zheng, B.,

- He, K., & Zhang, Q. (2020). Decadal changes in anthropogenic source contribution of PM_{2.5} pollution and related health impacts in China, 1990-2015. *Atmospheric Chemistry & Physics*, 20, 7783-7799. <https://doi.org/10.5194/acp-20-7783-2020>
- Lizcano, F., & Arroyave, F. (2020). El ambiente, los desplazamientos y el riesgo cardiovascular en la pandemia de COVID-19. *Revista Colombiana de Cardiología*. <https://doi.org/10.1016/j.rccar.2020.05.001>
- Lolli, S., Chen, Y.-C., Wang, S.-H., & Vivone, G. (2020). Impact of meteorological conditions and air pollution on COVID-19 pandemic transmission in Italy. *Scientific Reports*, 10(1), 16213. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-73197-8>
- Magazzino, C., Mele, M., & Schneider, N. (2020). The relationship between air pollution and COVID-19-related deaths: An application to three French cities. *Applied Energy*, 279, 115835. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2020.115835>
- Mannucci, P. M., & Franchini, M. (2017). Health Effects of Ambient Air Pollution in Developing Countries. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 14(9), 1048. <https://doi.org/10.3390/ijerph14091048>
- Martínez, R., Salas, J., Albor, L., Montenegro, W., Mathiasen, B., Mercedes Dueñas, Gloria Sossa, Gonzalo Barreto, Fernanda Ardila, & Armando Zambrano. (2018). *Caracterizacion-consumo-drogas-Sta-Marta.pdf*. <http://www.odc.gov.co/Portals/1/publicaciones/pdf/consumo/estudios/locales/Caracterizacion-consumo-drogas-Sta-Marta.pdf>
- Minsalud. (2020). *Páginas—Infecciones Respiratorias Agudas (IRA)*. [https://www.minsalud.gov.co/salud/Paginas/Infecciones-Respiratorias-Agudas-\(IRA\).aspx](https://www.minsalud.gov.co/salud/Paginas/Infecciones-Respiratorias-Agudas-(IRA).aspx)

- Monto, A. S. (2002). Epidemiology of viral respiratory infections. *The American Journal of Medicine*, 112(6, Supplement 1), 4-12. [https://doi.org/10.1016/S0002-9343\(01\)01058-0](https://doi.org/10.1016/S0002-9343(01)01058-0)
- Nevers, N. (1998). *INGENIERÍA DE CONTROL DE LA CONTAMINACIÓN DELAIRE*. McGraw-Hill Interamericana. <https://elibro.net/pt/ereader/usta/73572?page=1>
- Norman, D., & Harry, S. (1998). *Applied Regression Analysis, Third Edition* (3.^a ed.). <https://www.pdfdrive.com/applied-regression-analysis-third-edition-e168557180.html>
- OMS. (2018). *Calidad 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)
- Ortega-García, J. A., Sánchez-Solís, M., & Ferrís-Tortajada, J. (2018). Contaminación atmosférica y salud de los niños. *Anales de Pediatría*, 89(2), 77-79. <https://doi.org/10.1016/j.anpedi.2018.04.017>
- OSPS. (2020). *Observatorio de Salud Pública de Santander*. Observatorio de Salud Pública de Santander. <http://web.observatorio.co/>
- Oyarzún G, M. (2010). Contaminación aérea y sus efectos en la salud. *Revista chilena de enfermedades respiratorias*, 26(1), 16-25. <https://doi.org/10.4067/S0717-73482010000100004>
- Pansini, R., & Fornacca, D. (2020). COVID-19 higher induced mortality in Chinese regions with lower air quality. *MedRxiv*, 2020.04.04.20053595. <https://doi.org/10.1101/2020.04.04.20053595>

- Pardo, C., & Piñeros, M. (2011). Consumo de tabaco en cinco ciudades de Colombia, Encuesta Mundial de Tabaquismo en Jóvenes, 2007. *Biomédica*, 30(4), 509. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v30i4.289>
- Pineda, L. (2017). *INFORME DEL ESTADO DE LA CALIDAD DEL AIRE EN COLOMBIA 2017 LOS CASOS DE BOGOTÁ Y MEDELLÍN* (p. 37). IDEAM. http://www.foronacionalambiental.org.co/wp-content/uploads/2011/09/Leonardo-Pineda-Informe_Estado_Calidad_Aire-2017_FORO.compressed.pdf
- Porras, A., Rico, A., Ardila, A., Mendieta, J., Ramírez, D., Coy, E., Moyano, D., Abella, J., Gálvez, A., & Osorio, E. (2019). *Carga de enfermedad atribuible a contaminación extramural e intramural del aire en Bogotá*. http://www.saludcapital.gov.co/DSP/Boletines%20epidemiologicos/2019/BED_Vol_16.pdf
- Represa, N. S., Ojeda, S., Abril, G., & García Ferreyra, M. F. (2019). *Satellite Product Evaluation of the OMI/AURA Sensor for the Nitrogen Dioxide Analysis in the Province of Buenos Aires*. 2018 IEEE Biennial Congress of Argentina, ARGENCON 2018. Scopus. <https://doi.org/10.1109/ARGENCON.2018.8645993>
- Rico Hernández, A., Molina Gómez, N. I., & Álvarez Berrio, J. A. (2015). *Determinación de las concentraciones de Cadmio y Plomo presentes en muestras de material particulado y correlación con los casos de enfermedades respiratorias en el corregimiento Belencito municipio de Nobsa (Boyacá)*. <https://repository.usta.edu.co/handle/11634/27510>
- Rico Melo, Y. P., & Torres Salcedo, C. D. (2018). *Evaluación de la calidad de aire por inmisión de PM10 y su correlación con las enfermedades respiratorias reportadas*

- para el año 2016 en el área urbana municipio de Ráquira, Boyacá.*
<http://repositorio.unbosque.edu.co/handle/20.500.12495/3240>
- RM CAB. (2020). *Red de monitoreo de calidad del aire de Bogotá.*
<http://rmcab.ambientebogota.gov.co/home/map>
- Rodríguez, L., Ortiz, H., Serrano, J., López, A., & Velásquez, J. (2010). *Contaminación atmosférica y sus efectos en la salud en Bucaramanga. 1.*
http://web.observatorio.co/publicaciones/revista_salud_ambiental_articulo_principal.pdf
- Rodríguez, N., Segura, A., Chacón, N., García, L., Castro, D., & Rosero, A. (2019a). *Tasa de mortalidad por diabetes en menores de 70 años en Bogotá D.C.* OBSERVATORIO DE SALUD DE BOGOTÁ SISTEMA INTEGRADO DE GESTIÓN CONTROL DOCUMENTAL.
<https://saludata.saludcapital.gov.co/osb/index.php/datos-de-salud/enfermedades-cronicas/diabetes/>
- Rodríguez, N., Segura, A., Chacón, N., García, L., Castro, D., & Rosero, A. (2019b). *Tasa de mortalidad por Hipertensión Arterial—HTA en menores de 70 años en Bogotá D.C.* OBSERVATORIO DE SALUD DE BOGOTÁ SISTEMA INTEGRADO DE GESTIÓN CONTROL DOCUMENTAL.
https://saludata.saludcapital.gov.co/osb/fichas_tecnicas_osb/enf-cronicas/OSB_enfermedades_cronicas-TM_HTA.pdf
- Rodríguez, N., Segura, A., Chacón, N., & Rosero, A. (2020). *Pirámide poblacional de Bogotá D.C.*
https://saludata.saludcapital.gov.co/osb/fichas_tecnicas_osb/demografia/OSB_Demografia-PiramideBogotaLocalidades.pdf

- Rodríguez-Camargo, L. A., Sierra-Parada, R. J., & Blanco-Becerra, L. C. (2020). Spatial analysis of PM_{2.5} concentrations in Bogota according to the World Health Organization air quality guidelines for cardiopulmonary diseases, 2014-2015. *Biomedical*, 40(1), 137-152. Scopus. <https://doi.org/10.7705/biomedica.4719>
- Rothan, H. A., & Byrareddy, S. N. (2020). The epidemiology and pathogenesis of coronavirus disease (COVID-19) outbreak. *Journal of Autoimmunity*, 109, 102433. <https://doi.org/10.1016/j.jaut.2020.102433>
- Saborit, D., & María, J. (2005). Validación e implementación de técnicas de captación pasiva para el estudio de los niveles y efectos de ozono troposférico y dióxido de nitrógeno en un área costera mediterránea [Ph.D. Thesis, Universitat Jaume I]. En *TDX (Tesis Doctorals en Xarxa)*. <http://www.tdx.cat/handle/10803/10539>
- Sánchez, Jorge, Urrego, J., Zakzuk, J., Bornacelly, A., Castro, I., & Caraballo, L. (2013). Levels of air pollution in Cartagena, Colombia. *Revista de la Universidad Industrial de Santander. Salud*, 45(3), 35-44.
- Sánchez, José, Valdés, S., & Ostro, B. (1998). *LOS EFECTOS EN SALUD DE LA CONTAMINACIÓN ATMOSFÉRICA POR PM₁₀ EN SANTIAGO*. https://www.researchgate.net/publication/237724515_LOS_EFECTOS_EN_SALUD_DE_LA_CONTAMINACION_ATMOSFERICA_POR_PM10_EN_SANTIAGO
- Sánchez-Colomer, J. M. G. (2010). *STATGRAPHICS® Centurion XVI Manual de usuario*. 305.
- Sarkodie, S. A., & Owusu, P. A. (2020). Impact of meteorological factors on COVID-19 pandemic: Evidence from top 20 countries with confirmed cases. *Environmental Research*, 191, 110101. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.110101>

- Serra Valdés, M. Á. (2020). Infección respiratoria aguda por COVID-19: Una amenaza evidente. *Revista Habanera de Ciencias Médicas*, 19(1), 1-5.
- Setti, L., Passarini, F., De Gennaro, G., Baribieri, P., Perrone, M. G., Borelli, M., Palmisani, J., Di Gilio, A., Torboli, V., Pallavicini, A., Ruscio, M., PISCITELLI, P., & Miani, A. (2020). SARS-Cov-2 RNA Found on Particulate Matter of Bergamo in Northern Italy: First Preliminary Evidence. *medRxiv*, 2020.04.15.20065995. <https://doi.org/10.1101/2020.04.15.20065995>
- SIATA. (2020). *SIATA - Sistema de Alerta Temprana del valle de Aburrá*. https://siata.gov.co/siata_nuevo/
- Tang, X., Wu, C., Li, X., Song, Y., Yao, X., Wu, X., Duan, Y., Zhang, H., Wang, Y., Qian, Z., Cui, J., & Lu, J. (2020). On the origin and continuing evolution of SARS-CoV-2. *National Science Review*, 7(6), 1012-1023. <https://doi.org/10.1093/nsr/nwaa036>
- Travaglio, M., Yu, Y., Popovic, R., Selley, L., Leal, N. S., & Martins, L. M. (2020). Links between air pollution and COVID-19 in England. *MedRxiv*, 2020.04.16.20067405. <https://doi.org/10.1101/2020.04.16.20067405>
- Ubilla, C., & Yohannessen, K. (2017). CONTAMINACIÓN ATMOSFÉRICA EFECTOS EN LA SALUD RESPIRATORIA EN EL NIÑO. *Revista Médica Clínica Las Condes*, 28(1), 111-118. <https://doi.org/10.1016/j.rmclc.2016.12.003>
- Vélez, Á. U., & Lozano, J. (2008). *PROTOCOLO PARA EL MONITOREO Y SEGUIMIENTO DE LA CALIDAD DEL AIRE*. 287.
- Wang, B., Liu, J., Fu, S., Xu, X., Li, L., Ma, Y., Zhou, J., Yao, J., Liu, X., Zhang, X., He, X., Yan, J., Shi, Y., Ren, X., Niu, J., Luo, B., & Zhang, K. (2020). An effect assessment of Airborne particulate matter pollution on COVID-19: A multi-city Study in China. *MedRxiv*, 2020.04.09.20060137. <https://doi.org/10.1101/2020.04.09.20060137>

- Wu, X., Nethery, R. C., Sabath, B. M., Braun, D., & Dominici, F. (2020). Exposure to air pollution and COVID-19 mortality in the United States: A nationwide cross-sectional study. *medRxiv*, 2020.04.05.20054502. <https://doi.org/10.1101/2020.04.05.20054502>
- Yao, Y., Pan, J., Liu, Z., Meng, X., Wang, W., Kan, H., & Wang, W. (2020). Temporal Association Between Particulate Matter Pollution and Case Fatality Rate of COVID-19 in Wuhan, China. *MedRxiv*, 2020.04.09.20049924. <https://doi.org/10.1101/2020.04.09.20049924>
- Yao, Y., Pan, J., Wang, W., Liu, Z., Kan, H., Meng, X., & Wang, W. (2020). Spatial Correlation of Particulate Matter Pollution and Death Rate of COVID-19. *MedRxiv*, 2020.04.07.20052142. <https://doi.org/10.1101/2020.04.07.20052142>
- Zheng, P., Liu, Y., Song, H., Wu, C.-H., Li, B., Kraemer, M. U. G., Tian, H., Yan, X., Zheng, Y., Stenseth, N. C., Dye, C., & Jia, G. (2020). Risk of COVID-19 and long-term exposure to air pollution: Evidence from the first wave in China. *MedRxiv*, 2020.04.21.20073700. <https://doi.org/10.1101/2020.04.21.20073700>
- Zhu, Y., Xie, J., Huang, F., & Cao, L. (2020). Association between short-term exposure to air pollution and COVID-19 infection: Evidence from China. *Science of The Total Environment*, 727, 138704. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.138704>
- Zoran, M. A., Savastru, R. S., Savastru, D. M., & Tautan, M. N. (2020). Assessing the relationship between surface levels of PM_{2.5} and PM₁₀ particulate matter impact on COVID-19 in Milan, Italy. *Science of The Total Environment*, 738, 139825. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2020.139825>

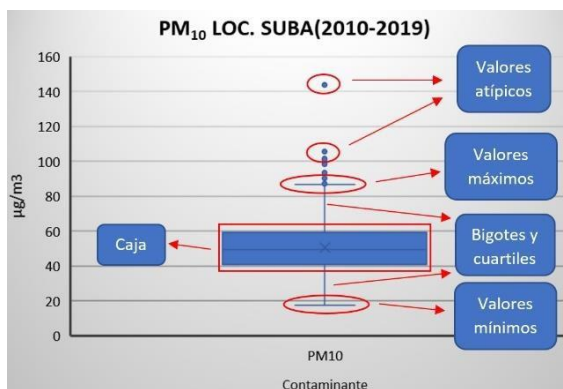
13. ANEXOS

En el siguiente enlace se obtienen de manera directa los metadatos del estudio

<https://drive.google.com/file/d/1W3s1gMjAeNmZjxEjDvDRlvsAZEGSmqdn/view?usp=sharing>

¿Cómo interpretar un diagrama de cajas y bigotes en esta tesis?

Estos diagramas expresan gran cantidad de datos cuantitativos para identificar la dispersión de estos y con qué frecuencia suceden. Las partes del diagrama se interpretan de la siguiente forma: la línea dentro de la caja representa la mediana de los datos, el símbolo X representa la media o promedio de los datos (Palladino, 2011). Los bigotes y cuartiles están relacionados con las líneas verticales. Los valores de los datos máximos y mínimos están representados por las líneas horizontales. Un ejemplo gráfico se muestra a continuación:



Adaptado con base en Palladino, A. (2011). *Gráfico de caja*.

<https://med.unne.edu.ar/sitio/multimedia/imagenes/ckfinder/files/files/aps/GR%C3%81FICO%20DE%20CAJA.pdf>

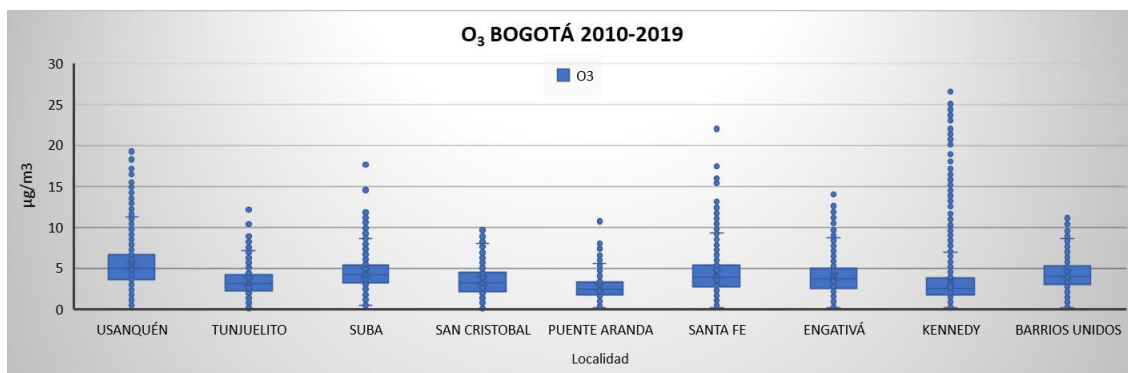


Ilustración 10: Concentración cada 8h de ozono por localidad. Media X, mediana línea dentro de la caja.

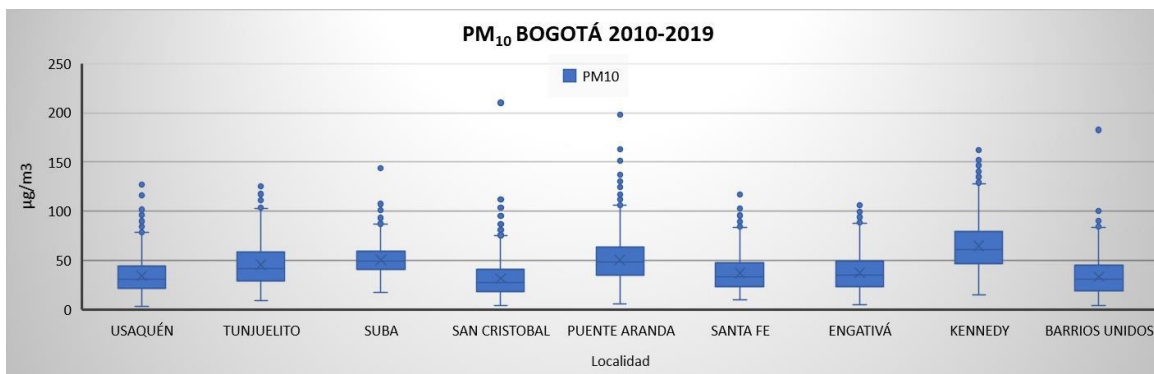


Ilustración 11: Concentración multianual de PM_{10} por localidad. Media X , mediana línea dentro de la caja.

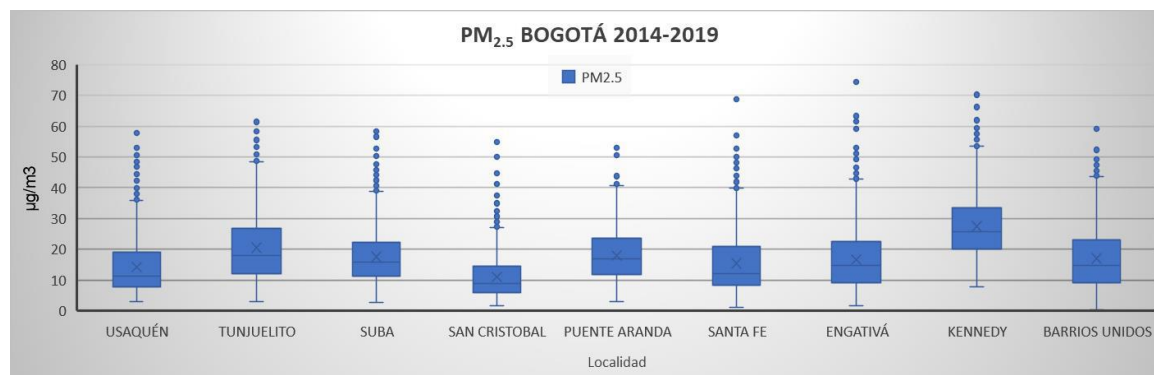


Ilustración 12: Concentración multianual de $PM_{2.5}$ por localidad. Media X , mediana línea dentro de la caja.

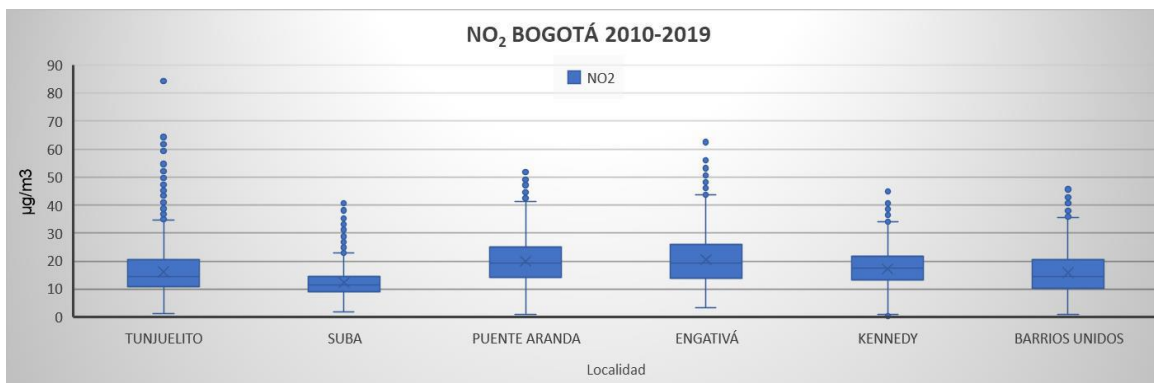


Ilustración 13: Concentración multianual de NO_2 por localidad. Media X , mediana línea dentro de la caja.

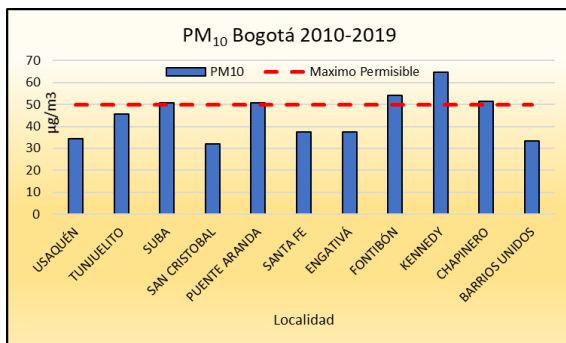


Ilustración 14: Media multianual Bogotá para PM_{10} por localidades

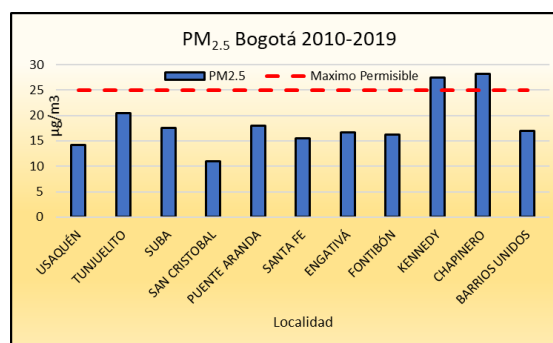


Ilustración 15: Media multianual Bogotá para $PM_{2.5}$ por localidades

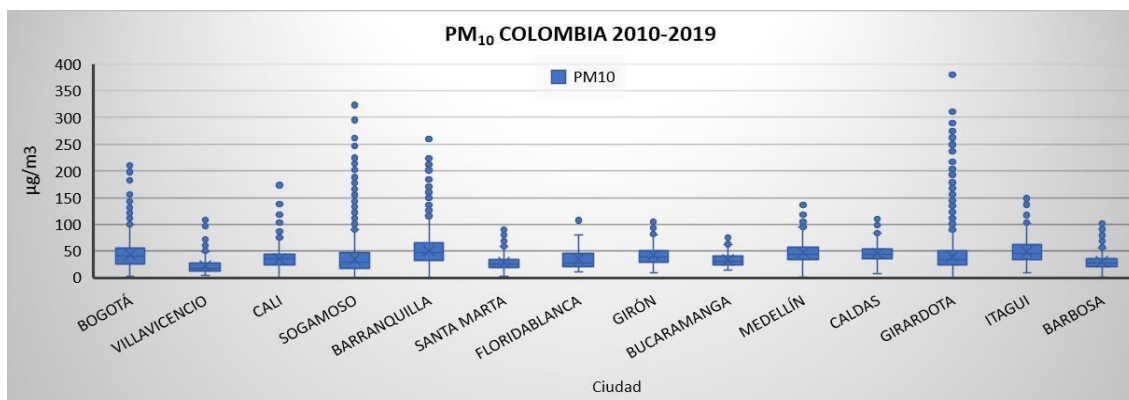


Ilustración 16: Concentración multianual de PM_{10} por ciudad. Media $\bar{X}$, mediana línea dentro de la caja.

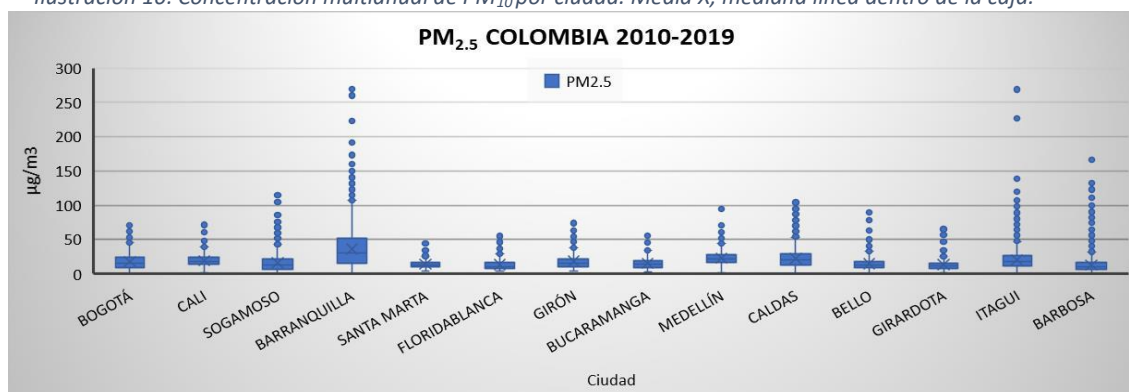


Ilustración 17: Concentración multianual de $PM_{2.5}$ por ciudad. Media $\bar{X}$, mediana línea dentro de la caja.

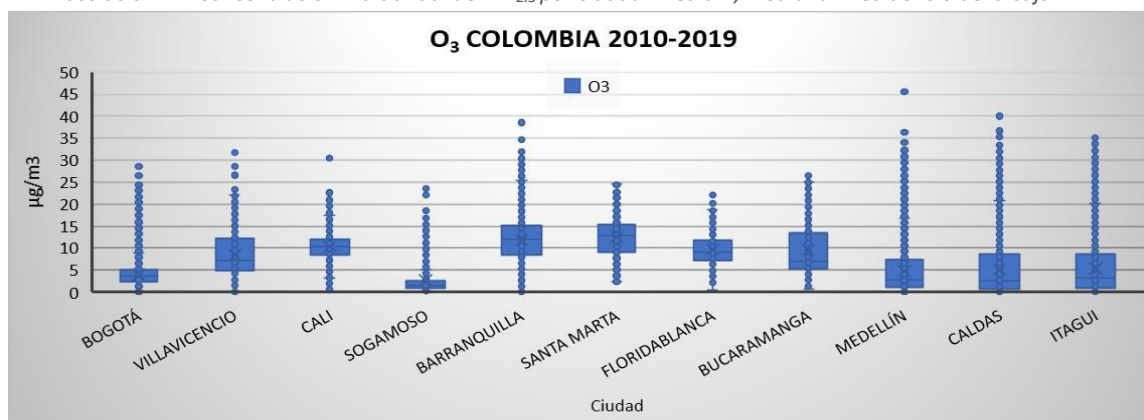


Ilustración 18: Concentración promedio cada 8h de ozono por ciudad. Media $\bar{X}$, mediana línea dentro de la caja.

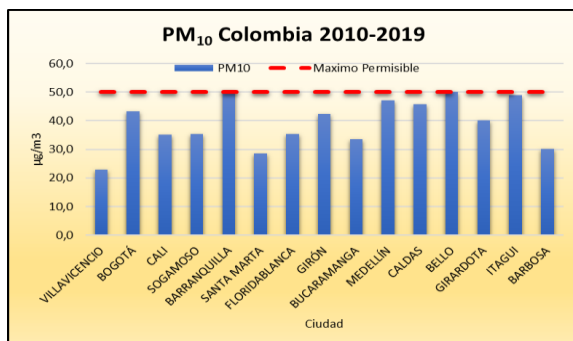


Ilustración 19: Media multianual de PM_{10} por ciudades

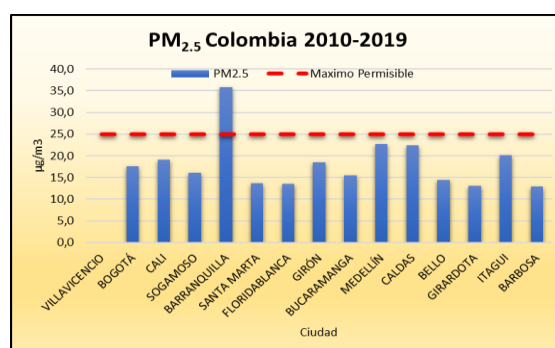


Ilustración 20: Media multianual de $PM_{2.5}$ por ciudades

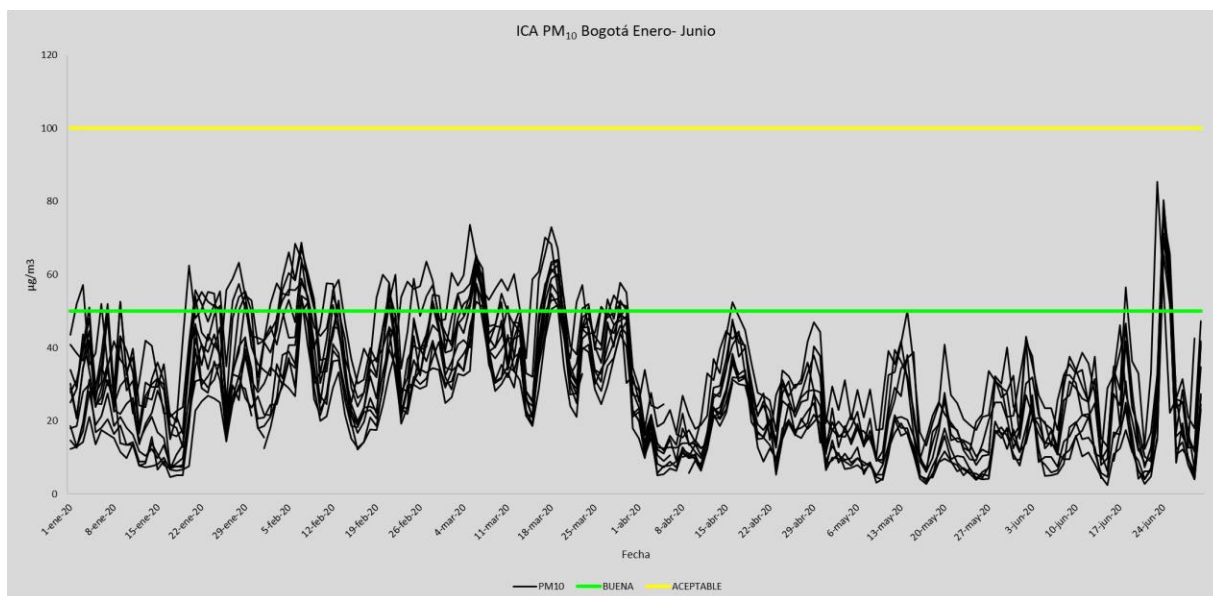


Ilustración 21: ICA PM₁₀ para Bogotá en el primer semestre del 2020

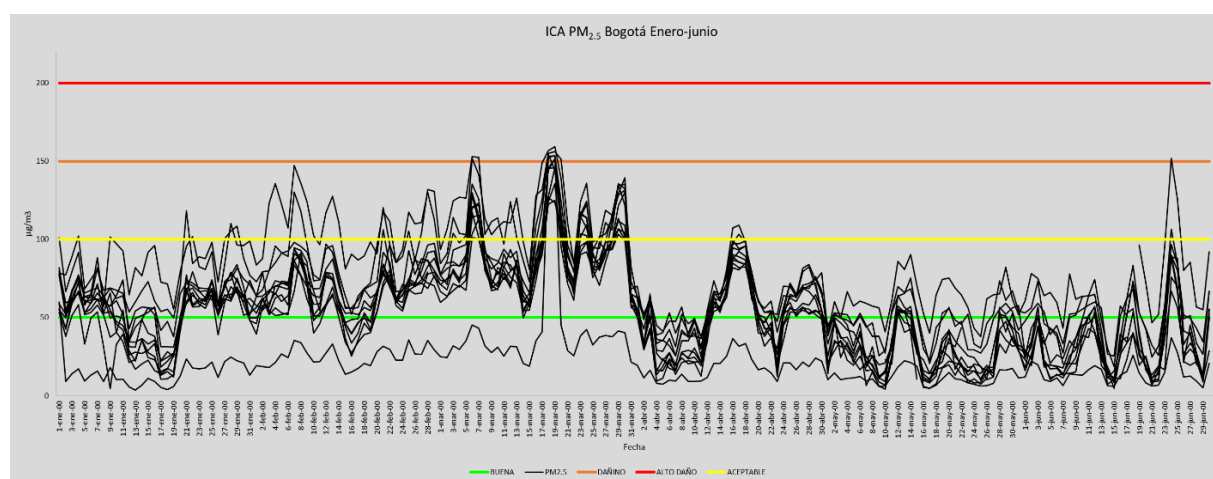


Ilustración 22: ICA PM_{2.5} para Bogotá en el primer semestre del 2020

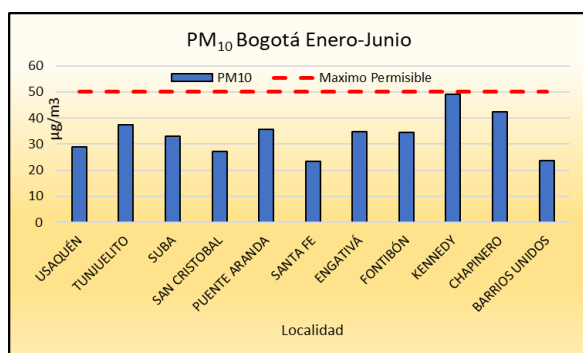


Ilustración 23: Media acumulada de PM10 Bogotá primer semestre de 2020

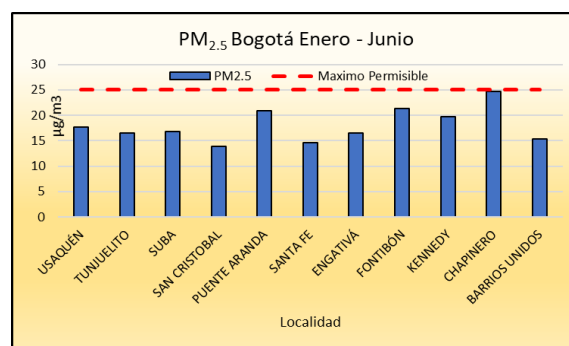


Ilustración 24: Media acumulada de PM2.5 Bogotá primer semestre de 2020

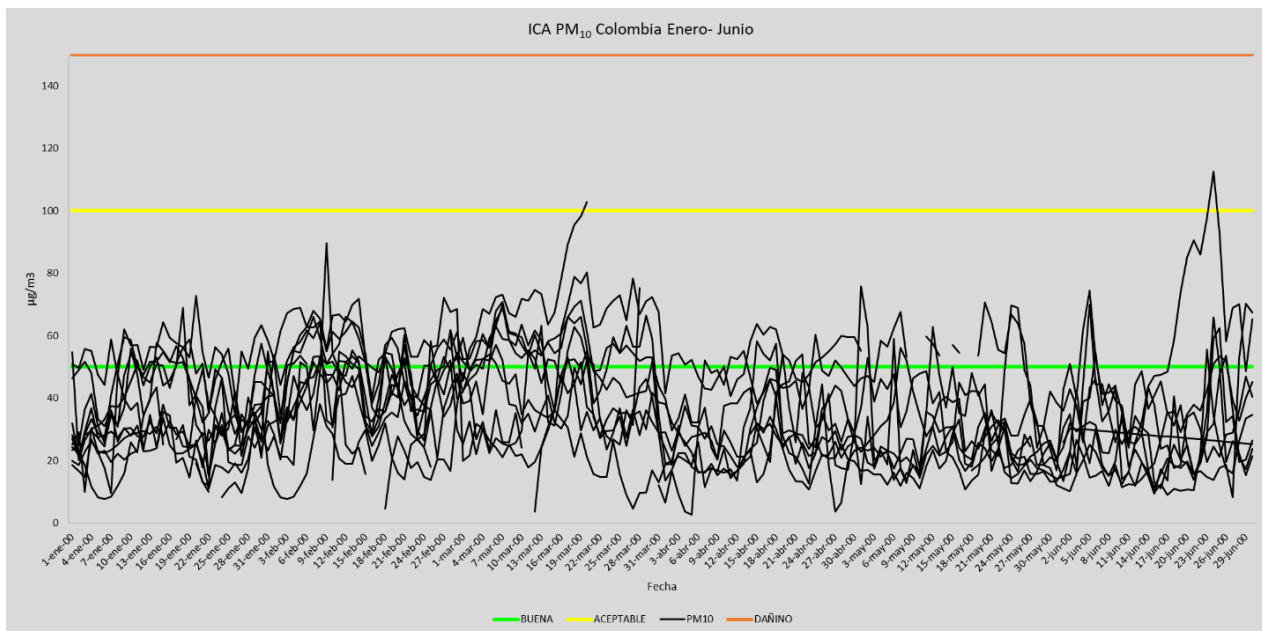


Ilustración 25: ICA PM₁₀ para Colombia en el primer semestre del 2020

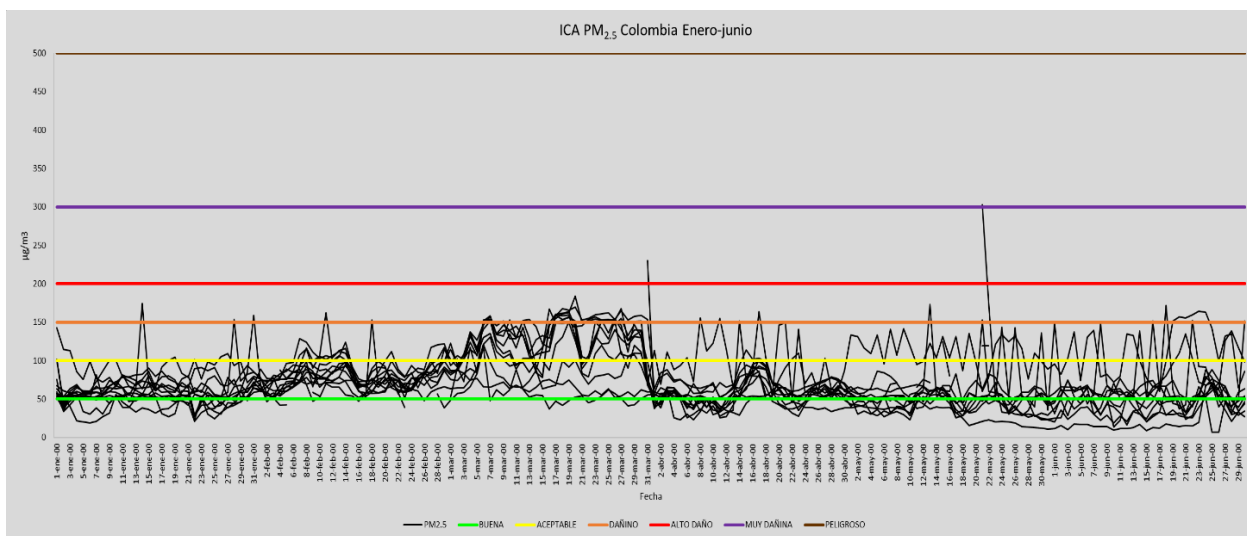


Ilustración 26: ICA PM_{2.5} para Colombia en el primer semestre del 2020

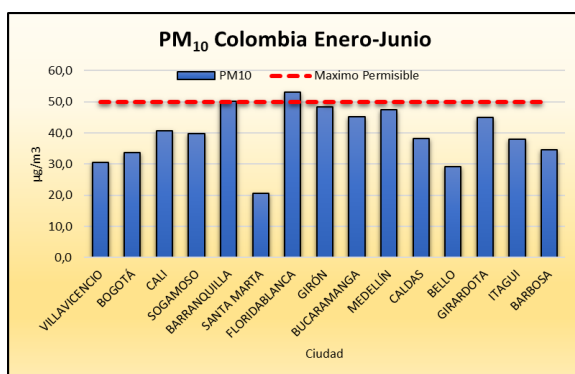


Ilustración 27: Media acumulada de PM₁₀ para Colombia durante el primer semestre del 2020

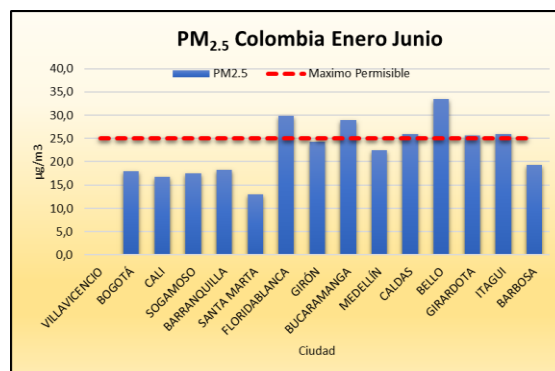


Ilustración 28: Media acumulada de PM_{2.5} para Colombia el primer semestre de 2020

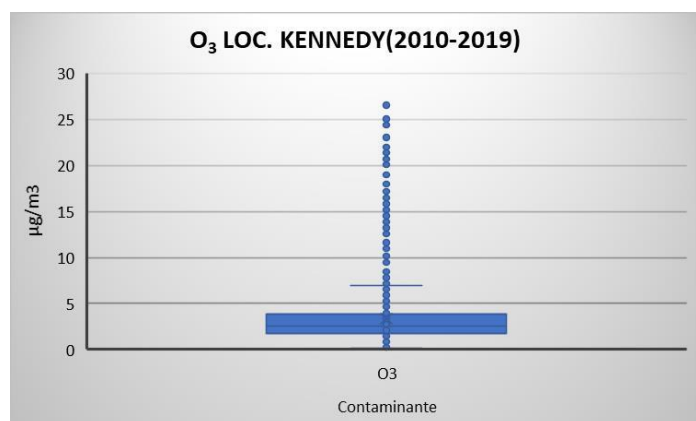


Ilustración 37: Promedio cada 8h de O3 en la localidad de Kennedy

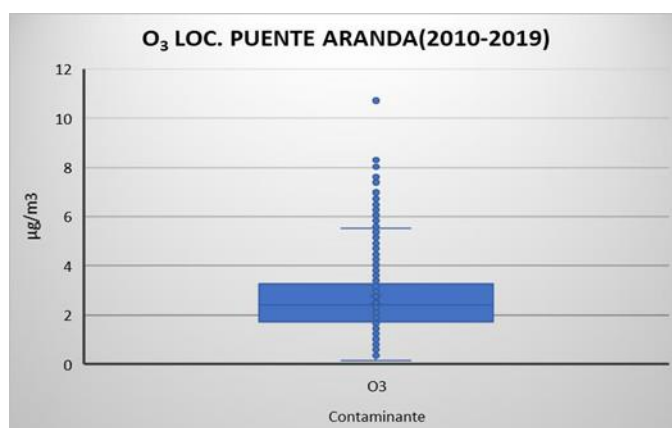


Ilustración 38: Promedio cada 8h de O3 en la localidad de puente

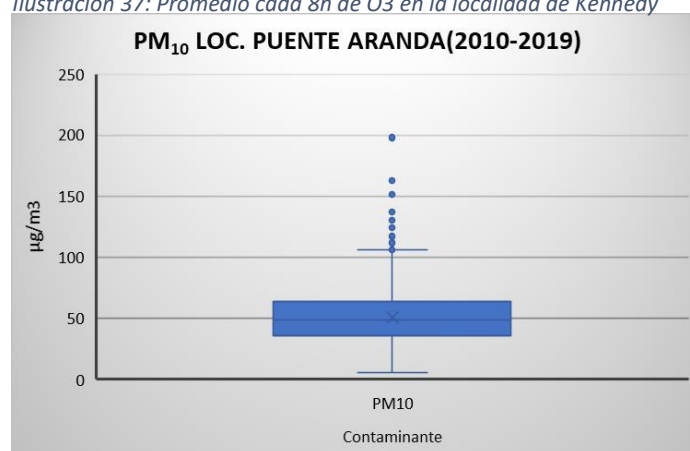


Ilustración 39: Promedio diario multianual de PM10 en la localidad de Puente Aranda

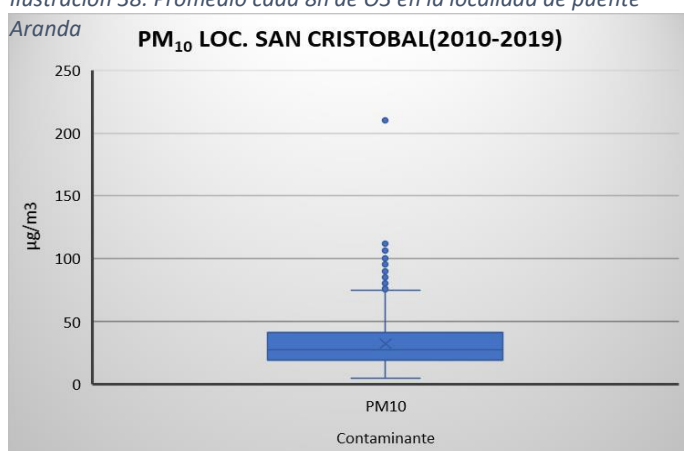


Ilustración 40: Promedio diario multianual de PM10 en la localidad de San Cristóbal

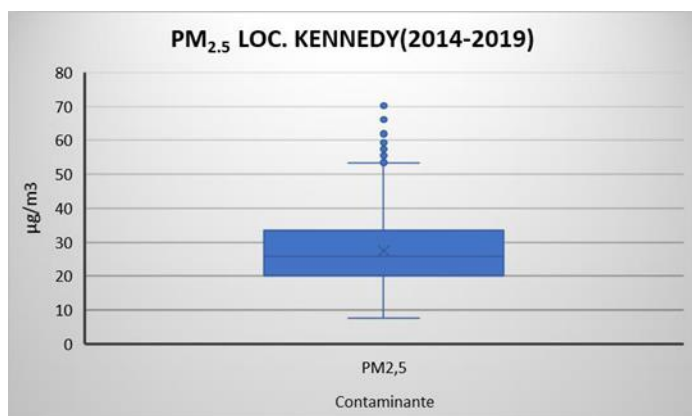


Ilustración 41: Promedio diario multianual de PM2.5 en la localidad de Kennedy

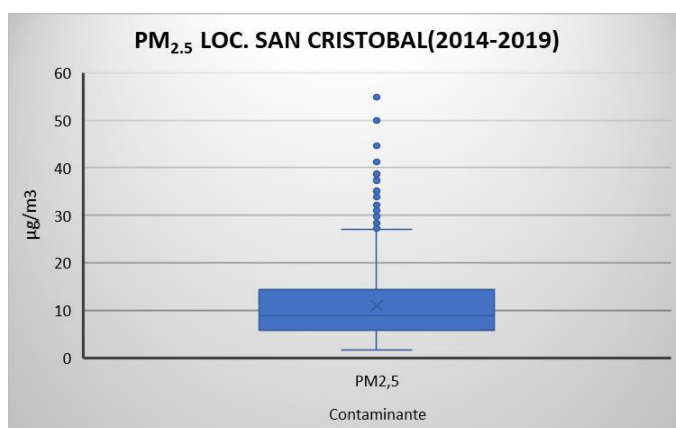


Ilustración 42: Promedio diario multianual de PM2.5 en la localidad de San Cristóbal

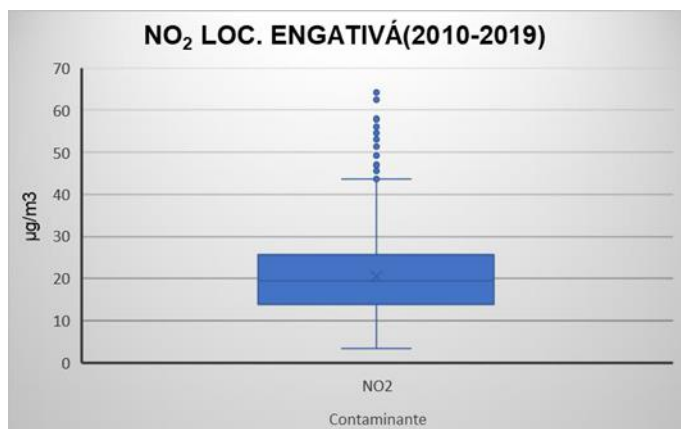


Ilustración 43: Promedio multianual de NO₂ en la localidad de Engativá

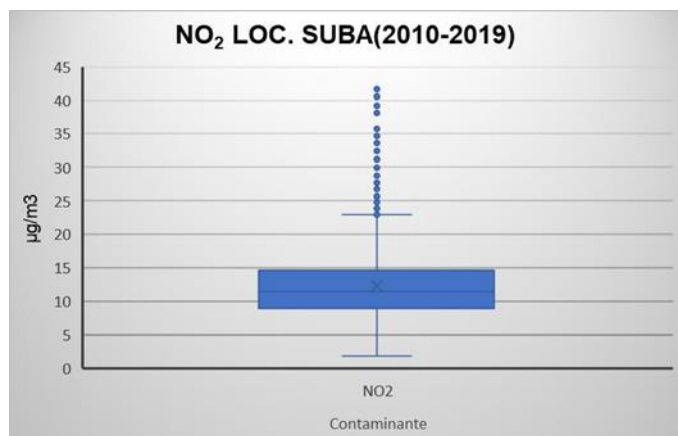


Ilustración 44: Promedio multianual de NO₂ en la localidad de Suba

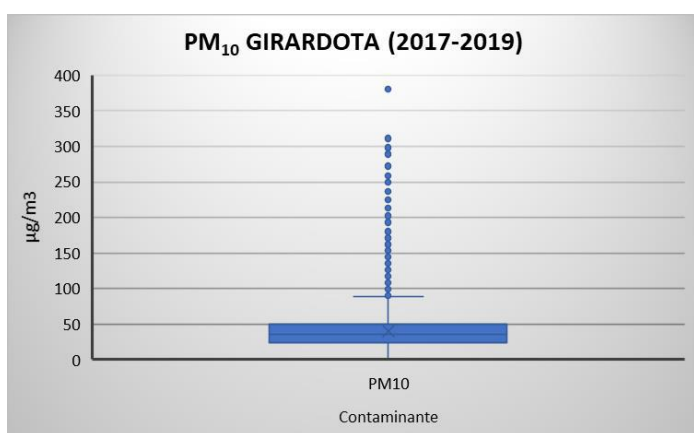


Ilustración 45: Promedio multianual PM₁₀ Girardota Antioquia

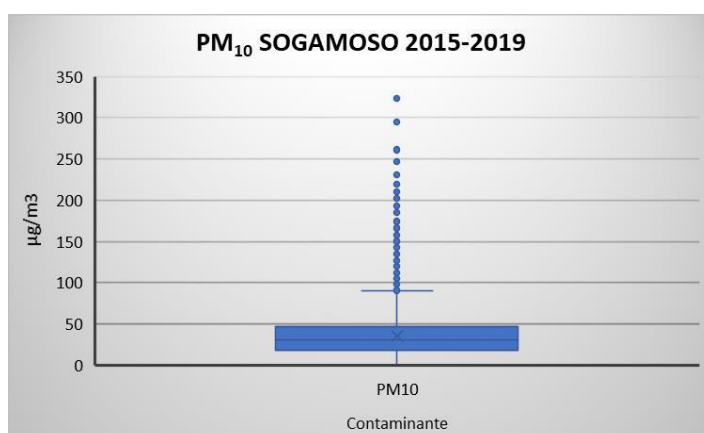


Ilustración 46: Promedio multianual PM₁₀ Sogamoso Boyacá

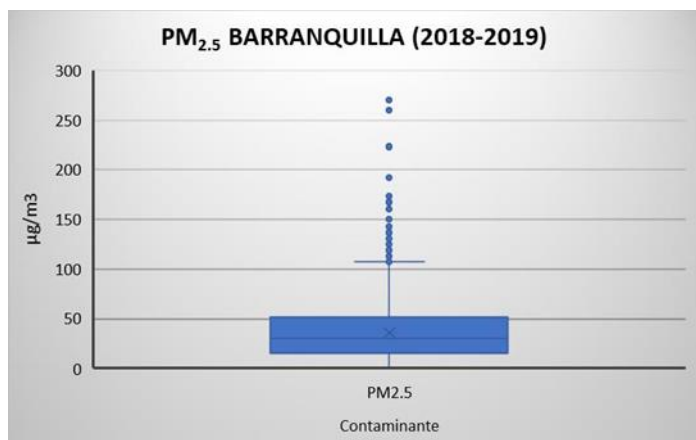


Ilustración 47: Promedio multianual PM_{2.5} Barranquilla Atlántico

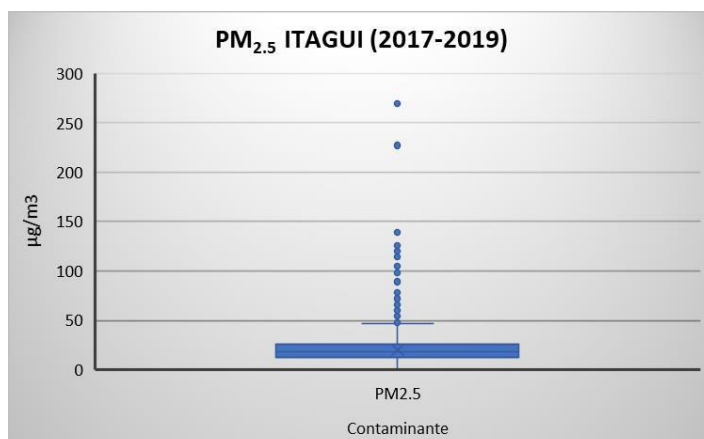


Ilustración 48: Promedio multianual PM_{2.5} Itagüí Antioquia

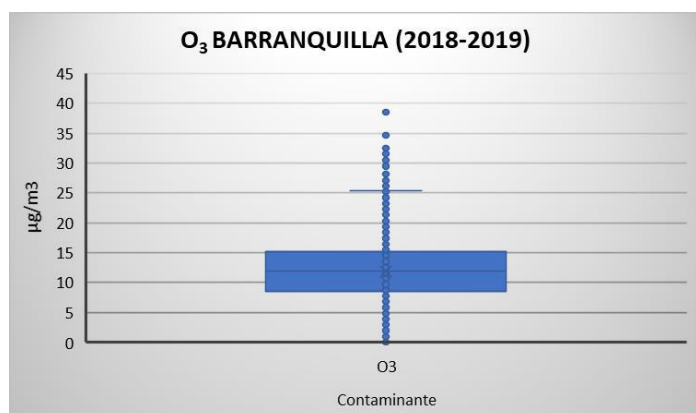


Ilustración 49: Promedio cada 8h de O₃ en la ciudad de Barranquilla Atlántico

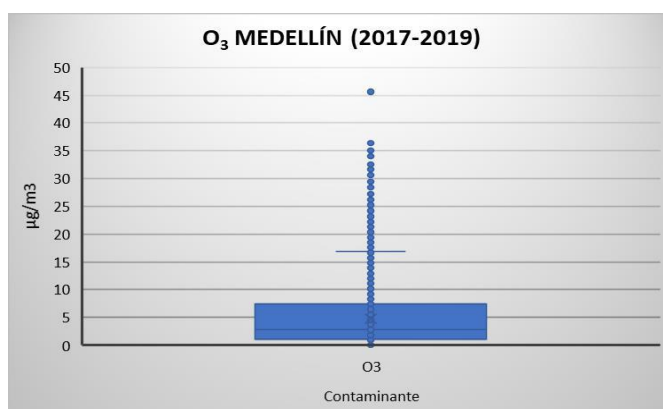


Ilustración 50: Promedio cada 8h de O₃ en la ciudad de Medellín Antioquia

Tabla 11: Coeficientes por variables para regresión múltiple de IRA con datos históricos en Bogotá

	Error	Estadístico	
Parámetro	Estándar	T	Valor-P
CONSTANTE	14,14	5,13	0,0036
Ct	0,112	6,68	0,0011
Em	0,1	-6,24	0,0015
T°	0,062	-8,62	0,0003
Pp	0,058	-3,12	0,0262
PM10	0,109	0,04	0,9636

Tabla 12: Coeficientes por variables para regresión múltiple de Fallecidos por Covid19 con datos históricos en Bogotá

	Error	Estadístico	
Parámetro	Estándar	T	Valor-P
CONSTANTE	6,60	-26,5	0,0239
Ct	0,08	23,92	0,0266
Md	0,04	-12,55	0,0506
Pp	0,02	28,13	0,0226
Dp	0,02	29,69	0,0214
Vv	0,04	14,13	0,0450
T°	0,02	-6,72	0,0940
Hr	0,01	-17,45	0,0364
PM10	0,07	2,08	0,2843
PM2.5	0,05	3,97	0,1570

Tabla 13: Coeficientes por variables para regresión múltiple de IRA con datos históricos en Colombia

	Error	Estadístico	
Parámetro	Estándar	T	Valor-P
CONSTANTE	9,28	0,49	0,6452
Md	0,05	13,57	0,0002
Mh	0,02	3,87	0,0180
Nct	0,08	2,89	0,0443
Dp	0,02	-8,81	0,0009
Em	0,07	-8,35	0,0011
Ipc	0,04	11,54	0,0003
T°	0,06	-12,32	0,0002
P	0,03	17,52	0,0001
O3	0,02	21,69	0,0000
PM2.5	0,03	9,27	0,0008

Tabla 14: Coeficientes por variables para regresión múltiple de confirmados por Covid19 con datos históricos para Colombia

	Error	Estadístico	
Parámetro	Estándar	T	Valor-P
CONSTANTE	24,10	-3,60	0,0042
Pp	0,07	12,14	0,0000
Vv	0,08	4,17	0,0016
Hr	0,26	3,30	0,0070

Tabla 15: Coeficientes por variables para regresión múltiple de fallecidos por Covid19 con datos de 2020 en Bogotá

	Error	Estadístico	
Parámetro	Estándar	T	Valor-P
CONSTANTE	6,36	-29,80	0,0214
Md	0,02	-9,89	0,0641
Pp	0,01	31,97	0,0199
Es	0,06	-11,21	0,0566
Em	0,04	16,22	0,0392
Ipc	0,03	-6,62	0,0954
P	0,03	23,92	0,0266
Hr	0,009	-13,48	0,0471
O3	0,02	13,46	0,0472
PM10	0,05	33,77	0,0188

Tabla 16: Coeficientes por variables para regresión múltiple de confirmados por Covid19 con datos de 2020 en Bogotá

	Error	Estadístico	
Parámetro	Estándar	T	Valor-P
CONSTANTE	32,13	-5,38	0,0058
Ct	0,29	3,56	0,0235
Md	0,25	-2,87	0,0452
Pp	0,10	2,17	0,0957
T°	0,16	-3,08	0,0368
O3	0,12	4,89	0,0081
PM10	0,38	5,45	0,0055

Tabla 17: Coeficientes por variables para regresión múltiple de Confirmados por Covid19 con datos de 2020 en Colombia

	Error	Estadístico	
Parámetro	Estándar	T	Valor-P
CONSTANTE	23,29	-4,27	0,0037
Ct	0,11	1,08	0,3155
Pp	0,11	6,49	0,0003
Es	0,12	-2,30	0,0549
Hr	0,28	3,59	0,0088
Vv	0,079	5,06	0,0015
O3	0,10	-0,26	0,8000
PM10	0,14	1,45	0,1884

Tabla 18: Coeficientes por variables para regresión múltiple de letalidad del Covid19 con datos de 2020 en Colombia

	Error	Estadístico	
Parámetro	Estándar	T	Valor-P
CONSTANTE	79,83	-4,98	0,0011
Nct	0,59	4,21	0,0029
Md	0,17	5,07	0,0010
Pp	0,20	5,24	0,0008
Hr	0,57	2,60	0,0316
Vv	0,17	2,84	0,0217
O3	0,17	0,64	0,5392