

Evaluación de modelos de corrección en mediciones de PM_{2.5} a partir de monitores de bajo costo en la región Paso del Norte

Yazmín Guadalupe Hernández-García

Universidad Autónoma de Ciudad Juárez

 0000-0003-4127-5492

Felipe Adrián Vázquez-Gálvez

Universidad Autónoma de Ciudad Juárez

 0000-0003-0282-8023

Frida Yael Toquinto-Manjarrez

Universidad Autónoma de Ciudad Juárez

 0000-0002-4872-8231

Recibido: 20 de febrero de 2025 | *Aceptado:* 28 de febrero de 2025 | *Publicado en línea:* 4 de marzo de 2025 |

Resumen: El estudio evaluó el comportamiento de los sensores de bajo costo de la marca PurpleAir (PA-II) con el fin de determinar una ecuación de corrección de registros de PM_{2.5}, a partir de variables meteorológicas y concentración de PM₁₀ y PM_{1.0}. El estudio partió de la premisa de que este tipo de tecnología tiende a presentar sesgos con respecto a mediciones realizadas por estaciones de referencia y que la aplicación de ecuaciones de corrección suele reducir esta diferencia. En este estudio se encontró que los equipos PA-II suelen presentar sesgos en las mediciones de temperatura y humedad con respecto a las mismas mediciones realizadas por estaciones de superficie, y esto es atribuido a la ubicación de los sensores dentro del equipo de monitoreo, así como los límites físicos inherentes derivados de las teorías de dispersión de Mie. Así mismo, se sabe que suelen sobreestimar las concentraciones de PM_{2.5} bajo condiciones de humedad por encima del 75%. Siendo así que se evaluaron 13 modelos de regresión lineal simple y múltiple. Cada uno de ellos fue considerando uno o más términos aditivos con el fin de evaluar el ajuste del modelo. Estas ecuaciones se evaluaron según las métricas error residual y R² ajustado. Para el conjunto de datos se seleccionó el modelo 12, el cual considera la adición de los términos de PM_{2.5}, temperatura, humedad, PM₁₀ y PM_{1.0} de manera sumativa, el cual mostró un R² de 99% y un error residual de 0.6408. Con este análisis se observó

que la adición de las variables de PM₁₀ y PM_{1.0} al modelo mejoraron significativamente el ajuste, indicando que estas variables pueden ser las prioritarias en el proceso de corrección de mediciones hechas por equipos de bajo costo.

Palabras clave: PurpleAir; modelos de corrección; sensores de bajo costo; Región Paso del Norte; regresión lineal.

Title: *Evaluation of correction models in PM_{2.5} measurements using Low-cost monitors in The Paso del Norte Region.*

Abstract: This study evaluated the performance of low-cost PurpleAir (PA-II) sensors to determine a correction equation for PM_{2.5} records based on meteorological variables and PM₁₀ and PM_{1.0} concentrations. The study was based on the premise that this type of technology tends to exhibit biases compared to measurements taken by reference stations and that applying correction equations usually reduces this discrepancy. It was found that PA-II devices tend to show biases in temperature and humidity measurements compared to the same measurements taken by surface stations. This is attributed to the location of the sensors within the monitoring equipment, as well as the physical limitations inherent to Mie scattering theories. Additionally, these sensors are known to overestimate PM_{2.5} concentrations under humidity conditions above 75%. Thus, 13 simple and multiple linear regression models were evaluated, each incorporating one or more

Cómo citar:

Hernández-García, Y. G., Vázquez-Gálvez, F. A. y Toquinto-Manjarrez, F. Y. (2025). Evaluación de modelos de corrección en mediciones de PM_{2.5} a partir de monitores de bajo costo en la región Paso del Norte. *Revista Multidisciplinaria de Ciencia Básica, Humanidades, Arte y Educación*, 3(12), 5-15. DOI 10.5281/zenodo.14947721 [[.RIS](#)]

© Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial-SinDerivadas 4.0 Internacional.

additive terms to assess model fit. These equations were assessed based on residual error and adjusted R^2 metrics. For the dataset, Model 12 was selected, which additively incorporates $PM_{2.5}$, temperature, humidity, PM_{10} , and $PM_{1.0}$. This model showed an adjusted R^2 of 99% and a residual error of 0.6408. The analysis revealed that adding PM_{10} and $PM_{1.0}$ significantly improved model performance, indicating that these variables may be key factors in correcting measurements obtained from low-cost monitoring devices.

Keywords: Purple Air; correction models; low-cost sensors; Paso del Norte Region; linear regression.

Introducción

Desde hace siglos, el ser humano ha descubierto que la calidad del aire tiene repercusiones en el organismo; y conforme avanza la tecnología, también lo hace el conocimiento en esta materia. Actualmente, la preocupación es tal que, constantemente se actualizan los estándares y compromisos internacionales para garantizar el derecho a la salud. Dichos compromisos son particularmente difíciles de cumplir para los gobiernos de países en desarrollo, que carecen del capital necesario para implementar estrategias en la materia.

El material particulado fino o $PM_{2.5}$ (refiriéndose a partículas cuyo diámetro aerodinámico es menor o igual a 2.5 micrómetros) es un contaminante de gran importancia en materia ambiental, dado su efecto en los ecosistemas y la salud humana (Joo *et al.*, 2021; WMO, 2024). Su inhalación prolongada se asocia con estrés oxidativo y pulmonar, lo que puede provocar alteraciones en la viscosidad sanguínea, disfunción vascular aguda, disritmias cardíacas y desarrollo de arterosclerosis (Pérez & Álvarez, 2020). Estudios previos han identificado la exposición a altas concentraciones de $PM_{2.5}$ y un incremento en la incidencia de enfermedades cardiovasculares (Castro *et al.*, 2010). Además, se ha estimado que la contaminación por $PM_{2.5}$ y ozono troposférico (O_3) reduce la esperanza de vida en aproximadamente 2.2 años (Lelieveld *et al.*, 2019). Investigaciones recientes, han sugerido una correlación entre el aumento de casos de infecciones virales respiratorias y las concentraciones elevadas de $PM_{2.5}$, observándose este fenómeno en ciudades altamente contaminadas como Wuhan y XiaoGan, en China (Li *et al.*, 2020).

Por lo anterior, se vuelve imperativo que los gobiernos formulen y apliquen estrategias efectivas que permitan la medición de las concentraciones de este contaminante, para así establecer las estrategias de mitigación adecuadas. En este sentido, una alternativa viable y más

económica en comparación con las estaciones de monitoreo convencionales, es el uso de sensores de bajo costo, los cuales pueden llegar a complementar las mediciones tradicionales (EPA, 2017; Retama *et al.*, 2022).

Los sensores de bajo costo pueden clasificarse según el principio de medición que utilizan, estos pueden ser ópticos, electroquímicos, gravimétricos, etcétera (Retama *et al.*, 2022), los cuales se enfocan en cuantificar partículas en el aire, y lo hacen a través de algoritmos que correlacionan la dispersión o absorción de la luz con el tamaño o composición de la partícula (Retama *et al.*, 2022). Entre las opciones disponibles, destaca la marca PurpleAir (PA-II), donde su aplicabilidad ha sido probada en diferentes escenarios, particularmente en la detección de eventos de alta contaminación, por ejemplo, debido a fenómenos de inversión térmica (Ardon-Dryer, *et al.*, 2020) o incendios forestales (Gupta *et al.*, 2018; Kramer *et al.*, 2023). Su uso ha demostrado ser una tecnología viable para estimar el nivel de riesgo por calidad de aire en las zonas aledañas a siniestros (Holder *et al.*, 2020). En una evaluación de campo, se encontró que éstos devuelven datos con índices de confiabilidad superiores al 80% (SCAQMD, 2016). De determinarse que los sensores de bajo costo han madurado lo suficiente como para ser considerados como una herramienta viable y complementaria en el monitoreo de la contaminación por $PM_{2.5}$, podría reducirse el costo de inversión en el monitoreo atmosférico.

Si bien el desarrollo de estas tecnologías ha permitido expandir las capacidades de medición de la calidad del aire, es importante reconocer que estos dispositivos presentan limitaciones en cuanto a resolución, a precisión y a confiabilidad (Clements *et al.*, 2017). En un análisis práctico y debido a la naturaleza caótica de los procesos atmosféricos, los monitores, especialmente los de bajo costo, son vulnerables a sesgos por cambios drásticos en las condiciones meteorológicas, particularmente velocidad del viento, temperatura y humedad (Ortiz *et al.*, 2024). Hay evidencia que sugiere que, bajo condiciones de alta humedad, los sensores PA-II tienden a sobreestimar las concentraciones de $PM_{2.5}$ debido al crecimiento higroscópico de las partículas causado por la condensación de vapor de agua (Stavroulas *et al.*, 2020).

Este estudio se basa en la caracterización de partículas finas mediante analizadores ópticos, cuyo principio de funcionamiento se fundamenta en la teoría de dispersión de Mie, una solución analítica a las ecuaciones de Maxwell que describe la interacción de ondas electromagnéticas con esferas homogéneas e isotrópicas. Esta teoría explica cómo las partículas dispersan, absorben o emiten radiación electromagnética en función de su tamaño, forma, composición y longitud de onda incidente. La eficiencia de estos procesos depende

del índice de refracción complejo ($m = n - ik$), donde (n) representa la dispersión y (k) la absorción. Este índice varía en respuesta a factores ambientales, como la humedad relativa, que modifica el contenido higroscópico de las partículas, alterando su tamaño efectivo y su capacidad de dispersión y absorción. Asimismo, la temperatura puede afectar la densidad y el comportamiento de las especies volátiles presentes (Bohren & Huffman, 1998; Mishchenko *et al.*, 2002; van de Hulst, 1981).

La distribución del tamaño de las partículas, comúnmente representada mediante funciones logarítmico-normales o de Weibull, influye en la intensidad y el patrón angular de la señal dispersada. Esto permite interpretar sus propiedades microfísicas y su impacto en la dinámica atmosférica, especialmente en procesos de radiación y formación de nubes. El análisis óptico, basado en la resolución de las funciones de Lorenz-Mie, evalúa las secciones transversales de dispersión (C_{sca}), absorción (C_{abs}) y extinción (C_{ext}), proporcionando información clave sobre la influencia de los aerosoles en la calidad del aire (Bohren & Huffman, 1998; Mishchenko *et al.*, 2002; van de Hulst, 1981).

Sin embargo, las propiedades ópticas de estos métodos presentan limitaciones que pueden introducir sesgos en la medición de partículas atmosféricas. Por ejemplo, partículas con un índice de refracción cercano al del aire o con alta higroscopicidad pueden ser subestimadas debido a su baja señal de dispersión. En contraste, aerosoles altamente absorbentes, como el carbono negro, pueden ser sobreestimados si no se corrigen adecuadamente las contribuciones de absorción selectiva en ciertas longitudes de onda. Estos sesgos pueden llevar a mediciones imprecisas de la concentración de partículas finas, afectando la interpretación de su impacto en la calidad del aire, la visibilidad atmosférica y el balance radiativo terrestre (Bohren & Huffman, 1998; Mishchenko *et al.*, 2002; van de Hulst, 1981).

Esto resulta en un aumento de las concentraciones reportadas, lo que puede llevar a mediciones que no se alinean con las de las estaciones de referencia. Aunado a lo anterior, la ubicación espacial de los componentes o sensores en los equipos, hacen que estos tengan desventajas a la hora de realizar las mediciones de las condiciones meteorológicas. Tal es el caso de los sensores PA-II, en donde los sensores meteorológicos de temperatura y humedad, están ubicados por encima de los sensores de partículas, lo que resulta en temperaturas más altas (de 2.7 a 5.3 °C) y una humedad relativa más baja (entre 9.7 % y 24.3 %) en comparación con las condiciones ambientales (Holder *et al.*, 2020; Malings *et al.*, 2020).

Recientemente se evaluó en campo, el comportamiento de los sensores PA-II y se encontró una correlación

positiva de entre 0.87 a 0.98 de confiabilidad contra mediciones en estaciones de referencia. Sin embargo, se observó que las concentraciones de PM_{2.5} suelen desviarse, debido principalmente al aumento en la humedad relativa en el ambiente (Stavroulas *et al.*, 2020). En un estudio semejante que evaluó la efectividad de los sensores de bajo costo en general, y se encontró que la temperatura no ejerce influencia considerable sobre la calidad de datos, mientras la humedad relativa propicia lecturas sobreestimadas, en concentración del material particulado fino (Bai *et al.*, 2020). Barkjohn *et al.* (2022) mostraron que los monitores de PA-II arrojaron valores de exactitud deficientes, en comparación a estaciones de referencia, por lo cual estos equipos requiere de ajustes, denominados correcciones, lo cual permite elevar la exactitud de los valores durante una medición en campo.

La inclusión de datos meteorológicos en el modelo de corrección es importante, ya que los coeficientes que utilizan estos términos en la ecuación ayudan a tener en cuenta las diferencias entre la meteorología ambiental y la medida por los sensores de PA-II. La corrección y la validación de estos dispositivos se convierten en pasos indispensables para asegurar que la información recolectada sea representativa y útil (Nilson *et al.*, 2022; Vajs *et al.*, 2021). Aunque no tan precisas como las mediciones de referencia, los registros de temperatura y humedad relativas del PA-II son buenas candidatas para incluirse en un modelo lineal debido a su buena correlación con las mediciones de referencia (Barkjohn *et al.*, 2022). Ante esta situación es necesario evaluar el comportamiento de estos equipos ante diferentes eventos meteorológicos, de manera tal, que los datos que arrojen puedan ser considerados representativos de las condiciones, ajustándose a la información de un escenario real.

Barkjohn *et al.* (2021), encontraron que los sensores PA-II tienden a sobreestimar las concentraciones de PM_{2.5} en aproximadamente un 40% en condiciones típicas y que, mediante el desarrollo de modelos de corrección, que incorporan la humedad relativa, se redujo significativamente el sesgo con los registros de estaciones de referencia. La corrección final disminuyó el error en los datos de PM_{2.5} de 8 a 3 µg/m³.

La región del Paso del Norte, que abarca parte de México y Estados Unidos, es un área geográficamente rica que presenta desafíos y oportunidades significativas en el ámbito de la monitorización ambiental. Esta región es conocida por sus características climáticas y geográficas únicas, además de su creciente preocupación por la calidad del aire. La región presenta un clima desértico semiárido, con fluctuaciones severas en las condiciones climáticas que pueden influir en el desempeño de los sensores. Por lo tanto, es indispensable desarrollar

modelos que identifiquen y compensen estos efectos, al mismo tiempo que incorporen datos de referencia de sensores de alta precisión que actúan como estándares de validación. Siendo así que durante el período del 2022 al 2024, se llevo a cabo un proyecto, denominado “Low-cost monitoring in the Paso del Norte”, el cual fue financiado por la Texas Commission Environmental Quality (TCEQ) a través de University of Texas at Austin (UT de Austin) y desarrollado como una colaboración entre la University of Texas at El Paso (UTEP) y la Universidad Autónoma de Ciudad Juárez (UACJ) (JAC, 2021).

Como parte de este proyecto, se utilizó más de 40 sensores, distribuidos entre ambas ciudades durante 12 meses. Así mismo, se utilizaron dos equipos co-colocados “espalda con espalda” en la estación de referencia de calidad del aire ubicada en Ciudad Juárez en instalaciones del Instituto de Ingeniería y Tecnología (IIT) de la UACJ. Con el fin de realizar la evaluación de la operatividad técnica del equipo PA-II, el comportamiento temporal del $PM_{2.5}$ y el sesgo de éstos en base a los registros de la estación de referencia de Ciudad Juárez. Desafortunadamente, este estudio considero la corrección del $PM_{2.5}$ a partir de ecuaciones de corrección individuales (una por cada equipo), las cuales fueron obtenidas a partir de la co-colocación de cada monitor PA-II en la estación de referencia del IIT, durante un período de 14 días. Estas ecuaciones no permitieron evaluar los cambios en los sensores a través de los distintos escenarios climatológicos que se presentan en la ciudad, reduciendo así la certidumbre en las mediciones realizadas en campo. Es por lo anterior, que este artículo tiene como objetivo establecer un modelo de corrección para los sensores PA-II, considerando distintas variables y registros que consideren los distintos escenarios climáticos de la Región Paso del Norte.

Metodología

PurpleAir PA-II

El dispositivo PurpleAir PA-II es un sensor de bajo costo diseñado para monitorear las concentraciones de materia particulada (PM) de varios tamaños. Presenta un tamaño de 85×125 mm y cuenta con dos sensores PMS5003, que proporcionan mediciones en tiempo real para la masa estimada de partículas con diámetros aerodinámicos $< 1 \mu m$ (PM_1), $< 2.5 \mu m$ ($PM_{2.5}$) y $< 10 \mu m$ (PM_{10}). Estos sensores duales cumplen la misión de evaluar el funcionamiento interno del equipo, de manera que si la medición entre ambos canales muestra una discrepancia numérica, es un indicativo de que este requiere mantenimiento o el equipo debe ser sustituido (Barkjohn *et al.*, 2022).

El funcionamiento del equipo se basa en el principio de dispersión de luz, donde un detector de fotodiodo convierte la luz dispersada en un pulso de voltaje y un ventilador aspira, llevando las partículas al sensor con un flujo de 0.1 Lmin^{-1} (Ardon-Dryer *et al.*, 2020; Barkjohn *et al.*, 2022). Los registros son almacenados en una tarjeta SD y posteriormente descargados en archivos tipo CSV.

Recolección de datos

Como parte de la campaña de monitoreo del proyecto “Low-cost monitoring in the Paso del Norte”, dos monitores PA-II permanecieron co-colocados de manera contigua a las estaciones de referencia de agosto 2023 a diciembre 2024. En este sitio se encuentra instalada la estación de referencia (FEM), la cual es un equipo de la marca Teledyne API, modelo T640, y el cual realiza el monitoreo referenciado de las concentraciones de $PM_{2.5}$ en la región.

Los sensores de bajo costo, denominados IIT01 e IIT02, mostraron valores para $PM_{2.5}$ para el canal A, el canal B, la temperatura, la humedad y el punto de rocío, en períodos minuto a minuto. Estos datos fueron descargados directamente de la tarjeta SD con la que cuenta cada equipo y posteriormente procesados con el software Rstudio. Las bases de datos cuentan con columnas con terminación “cfl”, las cuales refiere a concentraciones de partículas de 1.0, 2.5 y 10 micrómetros, respectivamente, medidas en los sensores a y b, y corregidas por el factor de calibración 1. Las columnas con terminación “atm”, refiere a valores corregidos para condiciones atmosféricas y columnas con terminación “um”, representan valores con corrección (Plantower, 2016).

Para la estación FEM se obtuvieron los datos correspondientes al mismo período de tiempo desde el portal (Juárez, 2024). Este sitio fue destinado por el gobierno municipal para la divulgación de la calidad del aire en Ciudad Juárez. Mientras que los datos meteorológicos de temperatura, humedad y punto de rocío fueron obtenidos de la red climatológica del Estado de Chihuahua, disponible en el sitio (JCAS, 2021), a partir de datos generados por la estación Davis Vantage Pro II, colocada en el mismo sitio.

Una vez estructuradas las bases de datos, los registros de los sensores de bajo costo, se realizó un proceso de validación, el cual fue consistente con lo planteado en el Plan de Control de Calidad (QAPP, por sus siglas en inglés), el cual fue avalado por la Environmental Protection Agency (EPA), como parte del proceso básico para el arranque del proyecto. Este documento incluye algunas generalidades como que: 1) los datos deben estar dentro del rango de detección del equipo, según lo especificado por el fabricante; 2) la diferencia del

promedio por hora entre los canales A y B debe ser inferior a 5 microgramos sobre metro cúbico ($\mu\text{g}/\text{m}^3$) 3) se eliminó una diferencia $> 25\%$ de los datos por hora, entre los canales A y B en un período de 24 horas. Además, se siguieron los Objetivos de Calidad Específicos (DQO por sus siglas en inglés) tal como se muestran en la Tabla 1.

Tabla 1. Criterios de calidad para datos del PA-II según lo planteado en el Plan de Control de Calidad.

Criterio	Objetivo de Control de Calidad -QC
Precisión	$<10\%$
Exactitud	$<5\%$
Detectabilidad	$>1\ \mu\text{g}/\text{m}^3$
Integridad	$>75\%$
Representatividad	Datos consistentes de la TCEQ
Comparabilidad	Comparable a otros estudios

Este proceso generó bases de datos en promedios diarios que integró los datos de los PA-II, las variables meteorológicas y los registros de $\text{PM}_{2.5}$ generados por la estación de referencia.

El análisis estadístico se basó en lo plantearon (Barkjohn *et al.*, 2021), quienes por medio de su investigación pudieron establecer una ecuación de corrección para mediciones realizadas por equipos PA-II en la región de Estados Unidos. Destacando que, con la corrección aplicada, los sensores PA-II reportan la categoría correcta del Índice de Calidad del Aire (AQI) en un 91% del tiempo, lo que subraya la efectividad de la corrección en la gestión y monitoreo de la calidad del aire.

Para efectos de este análisis se utilizó como línea de partida la base de datos, previamente manipulada, y la cual está organizada en promedios diarios. Posterior a esto se implementaron varios modelos de regresión lineal, con el fin de incluir términos aditivos y sus respectivos coeficientes con el fin de poder mejorar el ajuste de los datos, sin olvidar considerar la colinealidad. Se consideraron las variables temperatura, humedad y punto de rocío, así como PM_{10} y $\text{PM}_{1.0}$ en los modelos, debido a las evidencias existentes sobre la afectación de éstas en las mediciones de $\text{PM}_{2.5}$ realizada por los sensores de bajo costo (Barkjohn *et al.*, 2021; Magi *et al.*, 2020; Malings *et al.*, 2020). En el caso de los datos meteorológicos utilizados, se consideró los provenientes de los equipos PA-II, debido a que estos mostraron una alta correlación con las mediciones meteorológicas realizadas por la estación Davis Vantage Pro II.

Cada modelo fue evaluado con las métricas de: a) error estándar residual (RSE), b) R cuadrado ajustado y c) valores p de los predictores ($p < 0,05$)

Resultados

Recolección de datos

El análisis consideró 461 días con datos en promedios horarios del IIT01, recolectados desde el 01 de agosto 2023 al 07 de diciembre del 2024, el resto de los datos (34 días) fueron descartados debido a que no cumplieron con los criterios de calidad. En la Tabla 2 se muestra el resumen estadístico de las variables que reflejan las concentraciones de $\text{PM}_{2.5}$, así como las meteorológicas mostradas por el sensor de bajo costo.

Tabla 2. Resumen estadístico para el IIT01 y la FEM.

VARIABLES	Unidades	Media	Mediana	Desviación estándar	Mínimo	Máximo
Humedad	%	23.83	22.07	10.69	1.32	59.36
Temperatura	$^{\circ}\text{C}$	24.95	26.50	8.99	3.97	50.85
Punto de rocío	$^{\circ}\text{C}$	2.63	1.32	7.3	-16.87	18.13
$\text{PM}_{2.5_cf}$ 1 (canal A)	μm^{-3}	5.76	3.81	6.17	0.07	57.17
$\text{PM}_{2.5_cf}$ 1 (canal B)	μm^{-3}	9.13	7.45	7.39	0.61	65.59
$\text{PM}_{2.5_a}$ b*	μm^{-3}	7.44	5.56	6.68	0.56	61.38
$\text{PM}_{2.5_F}$ EM	μm^{-3}	12.22	8.71	11.18	0.00	57.70

* Promedio entre canal A y canal B

Análisis estadístico

Como parte inicial del estudio se llevó a cabo un análisis de correlación de Spearman (Ortiz *et al.*, 2024), en virtud de la naturaleza de los datos. Para la relación entre las variables $\text{PM}_{2.5_ab}$ y $\text{PM}_{2.5_FEM}$ se obtuvo una correlación de 0.495 con un valor de p significativo, lo que indica que existe evidencia suficiente para afirmar que existe una relación estadísticamente significativa entre ambas variables. La correlación entre canal A y canal B fue de 0.86, mientras que entre $\text{PM}_{2.5_ab}$ y temperatura fue de -0.21, entre $\text{PM}_{2.5_ab}$ y humedad fue de 0.18. Para las variables meteorológicas fue de 0.99 entre temperatura del sensor y temperatura de superficie

y de 0.65 entre las variables de humedad. En el caso de las variables de temperatura y punto de rocío están correlacionadas lo que sugiere consistencias en las mediciones, mientras que la relación entre humedad y temperatura se muestra como una correlación negativa, lo que es típico en estudios meteorológicos.

Una vez identificadas las correlaciones se llevó a cabo la implementación de varios modelos de regresión lineal, simple y múltiple. Para los modelos de regresión lineal múltiple se consideró la adición de términos, hasta encontrar uno que mostrará un mejor ajuste. Como parte de estos modelos se consideró a los datos de la estación FEM como variable independiente, de esta manera, permitiendo que la mayor parte del error recayera en las concentraciones de $PM_{2.5}$ del sensor de bajo costo (Barkjohn *et al.*, 2021). La Tabla 3 muestra las variables utilizadas en los modelos.

Tabla 3. Listado de variables utilizadas en los modelos.

VARIABLES	Unidades	Origen de los datos
Humedad	%	Generado por el sensor
Temperatura	°C	Generado por el sensor
Punto de rocío	°C	Generado por la estación de superficie
$PM_{2.5_cfl}$ (canal A)	μm^{-3}	Generado por el sensor
$PM_{2.5_cfl}$ (canal B)	μm^{-3}	Generado por el sensor
$PM_{2.5_ab}^*$	μm^{-3}	Promedio entre canal A y canal B
$PM_{2.5_REF}$	μm^{-3}	Generado por la estación de referencia
$PM_{1.0_ab}$	μm^{-3}	Promedio de $PM_{1.0}$ canal A y canal B
$PM_{1.0_ab}$	μm^{-3}	Promedio de $PM_{1.0}$ canal A y canal B

Considerando estos términos se optó por probar 13 modelos los cuales incorporan los datos de material particulado, junto con factores meteorológicos. Estos iniciaron con un modelo simple, posteriormente la complejidad fue en incremento. En la tabla 4 se muestran las métricas de evaluación de cada modelo, los cuales sirvieron de base para la elección del modelo con mejor ajuste.

Tabla 4. Listado de los modelos y métricas de evaluación del modelo

Modelo	Error residual estándar	R ² ajustada	Valor de p
(1) $PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF})$	6.422	0.0752	1.26E-09

	Modelo	Error residual estándar	R ² ajustada	Valor de p
(2)	$PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF}) + b_2(hum)$	6.265	0.1197	7.75E-14
(3)	$PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF}) + b_2(temC)$	6.17	0.1463	2.20E-16
(4)	$PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF}) + b_2(p_rocio)$	6.426	0.07388	8.58E-09
(5)	$PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF}) + b_2(temC) + b_3(hum)$	6.14	0.1546	2.20E-16
(6)	$PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF}) + b_2(temC) + b_3(p_rocio)$	6.106	0.164	2.20E-16
(7)	$PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF}) + b_2(hum) + b_3(p_rocio)$	6.21	0.1352	5.66E-15
(8)	$PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF}) * b_2(temC) * b_3(hum)^a$	5.7	0.2714	2.20E-16
(9)	$PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF}) * b_2(temC) * b_3(hum) * b_4(p_rocio)^a$	5.303	0.3694	2.20E-01
(10)	$PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF}) + b_2(temC) + b_3(hum) + b_4(PM_{1.0})$	1.313	0.9613	2.20E-16
(11)	$PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF}) + b_2(temC) + b_3(hum) + b_4(PM_{1.0})$	0.6408	0.9908	2.20E-16
(12)	$PM_{2.5} = b_0 + b_1(PM_{2.5_REF}) + b_2(temC) + b_3(hum) + b_4(PM_{1.0}) + b_5(PM_{1.0})$	0.5706	0.9927	2.20E-16
(13)	$PM_{2.5} = b_0 * b_1(PM_{2.5_REF}) * b_2(temC) * b_3(hum) * b_4(PM_{1.0}) * b_5(PM_{1.0})^a$	0.4647	0.9952	2.20E-16

Como parte de la evaluación se calcularon los intervalos de confianza al 95% de incertidumbre para los coeficientes, con el objeto de medir la estabilidad de las estimaciones. Se encontró que todos los coeficientes presentaron intervalos estrechos y significativamente diferentes a cero, lo que indica que las variables incluidas en el modelo tienen una influencia consistente en la predicción de $PM_{2.5}$.

Aunque el modelo 13 mostró un R^2 ajustado ligeramente superior al del modelo 12, se optó por seleccionar este último debido a la relación entre precisión e interpretabilidad. La diferencia en el error residual estándar es mínima (0.6408 vs 0.5706), lo que indica que el modelo 12 captura la mayor parte de la variabilidad de las mediciones de $PM_{2.5}$ sin incluir complejidad innecesaria. La ecuación (Ec. 1) considera las variables meteorológicas, así como las de PM_{10} y $PM_{1.0}$ de forma aditiva.

$$PM_{2.5} = -0.3946 - 0.0062(PM_{2.5PA}) + 0.0094(temC) + 0.0181(hum) + 0.6723(PM_{10}) + 0.3369(PM_{1.0}). \quad (Ec. 1)$$

Este modelo sirvió para realizar la corrección de los registros de $PM_{2.5}$ capturados por el PA-II IIT01, generando una nueva variable identificada como $PM_{2.5_corregido}$. Una vez realizado el proceso de corrección se obtuvo una correlación de Spearman de 0.51, entre las variables $PM_{2.5_corregido}$ y $PM_{2.5_FEM}$, lo que indica que existe evidencia suficiente para afirmar que existe una relación estadísticamente significativa entre ambas variables.

Los datos del PA-II IIT02 recibieron el mismo tratamiento que el PA-II IIT01, sin embargo, al realizar un análisis general de estos, se observó que el equipo presentó inconsistencias en las mediciones, llegando a registrar valores superiores a los $500 \mu g/m^3$. Esto resultó en registros fuera de rango por lo que el equipo fue descartado para incluirse dentro de este análisis.

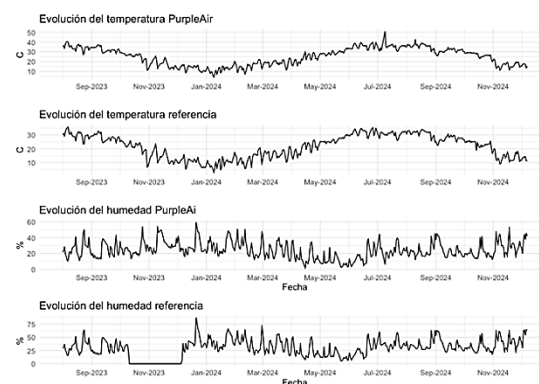
Discusión

En análisis exploratorio de los datos, mostró que la humedad presenta una media cercana a la mediana, lo que sugiere una distribución relativamente simétrica. Sin embargo, la desviación estándar es considerable, indicando una variabilidad significativa en los datos, indicando la presencia de días muy secos y húmedos. En el caso de la temperatura, presenta una media ligeramente más baja que la mediana, lo que puede indicar una distribución ligeramente sesgada hacia valores más bajos. El rango de esta variable muestra condiciones propias atribuidas a las distintas estaciones del año. El punto de rocío es una medida importante de la humedad atmosférica e indica la temperatura a la cual

el aire debe de enfriarse para que el vapor de agua en el aire se condense en líquido. Si el aire se enfría por debajo de esta temperatura sin cambiar la presión, comenzará a formarse rocío (Sarochar, 2016). En este sentido, el punto de rocío fue de $2.63^\circ C$ y tuvo una mediana menor, lo que puede indicar una distribución simétrica, con un ligero sesgo hacia valores bajos. Para los registros de $PM_{2.5}$, tanto de canal A como de canal B, se observa una desviación estándar similar o incluso un poco mayor que la media, lo que hace intuir que los datos presentaron amplia variabilidad a lo largo del tiempo, o bien que hubo medición de eventos con alta concentración de $PM_{2.5}$. En el caso de los registros de $PM_{2.5}$ desde la FEM, se observan valores superiores a los registrados por el sensor de bajo costo, lo cual tiene sentido, ya que ambos equipos cuentan con tecnologías de análisis diferentes.

Para el período analizado, se observa que el PA-II IIT01, tiende a subestimar las mediciones de humedad en comparación a las realizadas con las estaciones de superficie, mientras que la temperatura se sobreestima (Fig. 1).

Fig. 1. Evolución de la temperatura y humedad medidas con el PA-II y la estación de superficie durante la campaña de monitoreo.



Esto es consistente con lo encontrado en otros estudios, donde se ha mostrado que debido a la ubicación física de estos sensores dentro de la estructura del PurpleAir, la variable temperatura suelen ser más altas entre 2.7 y $5.3^\circ C$, mientras que la humedad es más baja (de 9.7% a 24.3%) (Barkjohn *et al.*, 2021).

Análisis estadístico

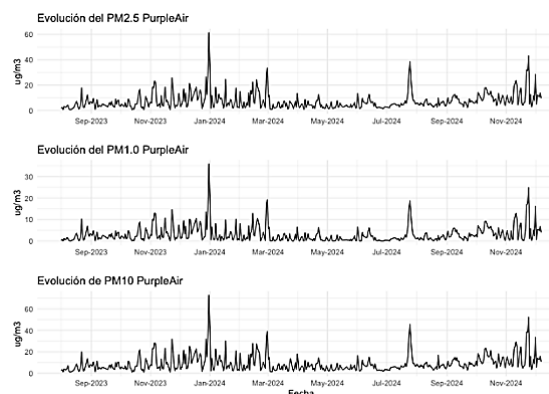
El proceso de corrección de los registros de $PM_{2.5}$ considero la implementación de 13 modelos, los cuales incluían distintos términos aditivos y en interacción. Las variables temperatura y humedad son términos comúnmente utilizados en el proceso de corrección de datos provenientes de sensores de bajos costo (Ardon-

Dryer *et al.*, 2020; Barkjohn *et al.*, 2021; Barkjohn *et al.*, 2022; EPA, 2017; Holder *et al.*, 2020; Nalakurthi *et al.*, 2024; Stavroulas *et al.*, 2020). Un estudio realizado por (Jayaratne *et al.*, 2018) indicaron que la relación entre la humedad relativa y las concentraciones de número y masa de partículas medidas por monitores de bajo costo sufren incrementos significativos cuanto la humedad supera el 75%. Esto se debe a que el equipo no cuenta con un mecanismo de secado a las entradas, por lo que el equipo mide tanto las partículas secas como las húmedas. Además de esto, se incluyó la variable punto de rocío ya que se ha demostrado que en ocasiones ayuda a explicar ciertos errores no explicados por la temperatura o la humedad (Barkjohn *et al.*, 2021; Malings *et al.*, 2020; Mukherjee *et al.*, 2017). Jayaratne *et al.* (2018) indicaron que cuando la temperatura ambiente alcanza la temperatura del punto de rocío, las condiciones son propicias para la formación de gotas de niebla en el aire, esto puede propiciar que los equipos detecten estas gotas como partículas, sobreestimando la concentración de partículas.

Siendo así que, además de las variables meteorológicas, en el estudio se incluyó los valores de $PM_{1.0}$ y PM_{10} como términos de corrección en el modelo de corrección de $PM_{2.5}$. Esto ante la evidencia que existe de la fuerte correlaciones entre estos tamaños de partículas. Los estudios han demostrado altos coeficientes de correlación entre las concentraciones de PM_{10} , $PM_{2.5}$ y $PM_{1.0}$ (Li *et al.*, 2020). La Fig. 2 muestra el comportamiento temporal de los registros de PM_{10} , $PM_{1.0}$ y $PM_{2.5}$ registrados por el PA-II. En este gráfico se observan picos notorios a finales del 2023 y mediados del 2024, con valores particularmente elevados en diciembre-enero y julio-septiembre. Esto sugiere la influencia de factores meteorológicos como la inversión térmica durante el invierno y mayor actividad eólica durante el verano.

En el análisis de las métricas de evaluación de los 11 modelos se observó que el modelo 1 muestra un análisis lineal simple en donde solo se explica el 7.5% de la variabilidad del término $PM_{2.5}$. A partir del modelo 2 al modelo 13 se incluyeron distintos términos de manera aditiva o interacciones entre los términos. En los modelos 2 al 4, se incluyó el término temperatura, humedad, punto de rocío, respectivamente, y se observa que la explicación de la variabilidad del modelo mejora cuando se incluye temperatura o humedad, no así para punto de rocío (Ortiz *et al.*, 2024). Sin embargo, cuando se utilizan están variables en interacción, el modelo mejora, pasando de 7.5% (modelo simple) a 37% de explicación. Esta situación se ve modificada cuando se incluye en el modelo los términos de PM_{10} y/o $PM_{1.0}$, logrando un R^2 de hasta 99%, lo que indica que estas dos variables se convierten en variables críticas para corregir los valores registrados por los PA-II.

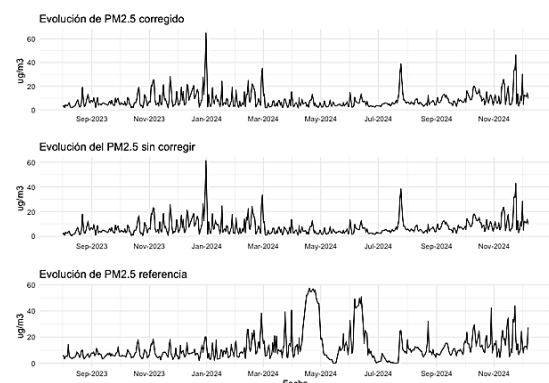
Fig. 2. Evolución de las concentraciones de $PM_{2.5}$, PM_{10} y $PM_{1.0}$ medido por el PA-II durante el período de muestreo.



Una vez analizados los 13 modelos se seleccionó el modelo 12, el cual considera las variables $PM_{2.5}$, temperatura, humedad, PM_{10} y $PM_{1.0}$ como predictores, pero sin interacción entre ellos. Las primeras tres tienen un efecto pequeño pero significativo, mientras que las últimas dos parecen ser los predictores más importantes, siendo el PM_{10} el que parece tener mayor impacto en el modelo de predicción.

La Figura 3 muestra la evolución de las tres versiones de $PM_{2.5}$ consideradas en este estudio. Los dos primeros patrones ($PM_{2.5}$ corregido y $PM_{2.5}$ sin corregir) presentan comportamiento similar, con picos notorios en enero y septiembre-noviembre 2024. En contraste la tercera serie ($PM_{2.5}$ referencia), muestra un aumento sostenido entre junio y septiembre 2024. No obstante, a pesar de estas diferencias, se observa que ambas tecnologías evalúan los mismos eventos, pero en distintas magnitudes.

Fig. 3. Evolución de las concentraciones de $PM_{2.5}$ sin corregir, corregido y medio por la estación de referencia.



Con este análisis se puede observar que, si bien el modelo demuestra una alta efectividad en corregir las mediciones de $PM_{2.5}$ en condiciones típicas de la región, no se consideró como objetivo de este estudio, un análisis de incertidumbre, lo que limita la comprensión de la precisión real del modelo.

Desafortunadamente, y aunque el estudio cubre un período de tiempo significativo, el fallo del PA-II IIT02, no permitió extrapolar la ecuación seleccionada para evaluar la robustez cruzada. Así mismo, es necesario evaluar esta ecuación en equipos PA-II ubicados en otras localidades, alejadas del IIT y con otros microclimas.

Conclusión

El uso de equipos de monitoreo de bajo costo como los PA-II para la evaluación de las concentraciones de $PM_{2.5}$ pueden desempeñar un papel importante en la monitorización de la calidad del aire, sobre todo en regiones con acceso limitado a estaciones de referencia. No obstante, su uso requiere de un manejo de los datos, con el fin de evitar errores significativos con respecto a lo que puede medir una estación de referencia. A través de la implementación de 13 modelos de regresión lineal, este estudio logró identificar un modelo de corrección que se adaptará a las condiciones climáticas de la Región Paso del Norte, la cual se caracteriza por condiciones secas y temperaturas extremas. Se encontró que la inclusión de las variables de concentración de PM_{10} y $PM_{1.0}$ al modelo que solo considera variables meteorológicas, fue clave para reducir el sesgo de las mediciones y mejorar el ajuste. El modelo 12 logró explicar poco más del 99% de la variabilidad de los datos, lo que representa una opción viable para el proceso de corrección de mediciones de $PM_{2.5}$ a partir de sensores de bajo costo. No obstante, es importante mencionar que este modelo tiene limitaciones prácticas, atribuibles a la variabilidad climática y su aplicación en otras zonas, así como la fuente de contaminación. Como futuras líneas de investigación, se recomienda evaluar su aplicabilidad en otras zonas, además de la exploración de modelos más avanzados, con enfoques no lineales para mejorar la capacidad predictiva.

Estos resultados tienen implicaciones importantes en el monitoreo de la calidad del aire en la Región Paso del Norte, donde la contaminación atmosférica es un problema persistente. El uso de sensores de bajo costo junto con modelos de corrección adaptados a las condiciones climáticas locales permitiría ampliar las capacidades de monitoreo en aquellos en zonas de alto riesgo y así establecer estrategias de mitigación de acuerdo con escenarios reales.

Agradecimientos

A la Texas Commission Environmental Quality (TCEQ), University of Texas at Austin (UT de Austin), a The University of Texas at El Paso (UTEP) y a la Universidad Autónoma de Ciudad Juárez (UACJ)

Fuentes de financiamiento

Este proyecto se realizó como parte del proyecto “Low-cost monitoring in the Paso del Norte” financiado por la A la Texas Commission Environmental Quality (TCEQ) a través de la UT de Austin.

Referencias

- Ardon-Dryer, K., Dryer, Y., Williams, N. J., & Moghimi, N. (2020). Measurements of $PM_{>2.5}$ with PurpleAir under atmospheric conditions. *Atmospheric Measurement Techniques*, 13(10), 5441-5458. <https://doi.org/https://doi.org/10.5194/amt-13-5441-2020>
- Bai, L., Huang, L., Wang, Z., Ying, Q., Zheng, J., Shi, X., & Hu, J. (2020). Long-term field Evaluation of Low-cost Particulate Matter Sensors in Nanjing. *Aerosol and Air Quality Research*, 20(2), 242-253. <https://doi.org/10.4209/aaqr.2018.11.0424>
- Barkjohn, K. K., Gantt, B., & Clements, L. A. (2021). Development and application of a United States-wide correction for $PM_{>2.5}$ data collected with the PurpleAir sensor. *Atmospheric Measurement Techniques*, 14(6), 4617-4637. <https://doi.org/10.5194/amt-14-4617-2021>
- Barkjohn, K. K., Holder, L. A., Frederick, G. S., & Clements, L. A. (2022). Correction and Accuracy of PurpleAir $PM_{2.5}$ Measurements for Extreme Wildfire Smoke. *Sensors*, 22(24), 9669. <https://doi.org/https://doi.org/10.3390/s22249669>
- Bohren, C. F., & Huffman, D. R. (1998). *Absorption and Scattering of Light by Small Particles*. Wiley. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1002/9783527618156.fmatter>
- Castro, P., Vera, J., Cifuentes, L., Vukasovic, J. L., & Llevaneras, S. (2010). Casto Polución por material particulado fino ($PM_{2.5}$) incrementa las hospitalizaciones por insuficiencia cardiaca. *Revista Chilena de Cardiología*, 29, 306-314. <http://dx.doi.org/10.4067/S0718-85602010000300004>
- Clements, L. A., Griswold, G. W., Rs, A., Johnston, E. J., Herting, M. M., Thorson, J., Collier-Oxandale, A., & Hannigan, M. (2017). Low-Cost Air Quality Monitoring Tools: From Research to Practice (A

- Workshop Summary). *Sensors*, 17(11), 2478.
<https://doi.org/10.3390/s17112478>
- South Coast Air Quality Management District [SCAQMD]. (2016). PurpleAir PA-II. <http://www.aqmd.gov/aq-spec/product/purpleair-pa-ii>
- Environmental Protection Agency [EPA]. (2017). Cómo evaluar sensores de bajo costo mediante la colocación con monitores del método de referencia federal [PDF]. Laboratorio Nacional de Investigación de la Exposición, Oficina de Investigación y Desarrollo.
<https://tinyurl.com/yrecr9v4>
- Gupta, P., Doraiswamy, P., Levy, R., Pikelnaya, O., Maibach, J., Feenstra, B., Polidori, A., Kiros, F., & Mills, C. K. (2018). Impact of California Fires on Local and Regional Air Quality: The Role of a Low-Cost Sensor Network and Satellite Observations. *GeoHealth*, 2(6), 172-181.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1029/2018GH000136>
- Holder, L. A., Mebust, K. A., Maghran, A. L., McGown, R. M., Stewart, E. K., Vallano, M. D., Elleman, A. R., & Baker, R. K. (2020). Field Evaluation of Low-Cost Particulate Matter Sensors for Measuring Wildfire Smoke. *Sensors*, 20(17), 4796.
<https://doi.org/https://doi.org/10.3390/s20174796>
- JAC. (2021). *Joint Advisory Committee* [Web].
<https://www.cccjac.org/low-cost-air-sensor-study.html>
- Jayarathne, R., Liu, X., Thai, P., Dunbabin, M., & Morawska, L. (2018). The influence of humidity on the performance of a low-cost air particle mass sensor and the effect of atmospheric fog. *Atmospheric Measurement Techniques*, 11(8), 4883-4890.
<https://doi.org/https://doi.org/10.5194/amt-11-4883-2018>
- JCAS. (2021). *Red Climatológica del Estado de Chihuahua*. Junta Central de Agua y Saneamiento [Web]. www.jcas.gob.mx
- Joo, S. Y., Kim, J., Lee, J., & Chung, I.-J. (2021). Understanding the link between exposure to fine particulate matter and internalizing problem behaviors among children in South Korea: Indirect effects through maternal depression and child abuse. *Health & Place*, 68, 102531.
<https://doi.org/10.1016/j.healthplace.2021.102531>
- Juárez, M. d. (2024). Índice de Aire y Salud [Web]. www.calidadaire.juarez.gob.mx
- Kramer, L. A., Liu, J., Li, L., Connolly, R., Barbato, M., & Zhu, Y. (2023). Environmental justice analysis of wildfire-related PM2.5 exposure using low-cost sensors in California. *Science of the Total Environment*, 856, 159218.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.159218>
- Lelieveld, J., Klingmüller, K., Pozzer, A., Pöschl, U., Fnaiss, M., Daiber, A., & Münzel, T. (2019). Cardiovascular disease burden from ambient air pollution in Europe reassessed using novel hazard ratio functions. *European Heart Journal*, 40(20), 1590-1596. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehz135>
- Li, H., Xu, X.-L., Dai, D.-W., Huang, Z.-Y., Ma, Z., & Guan, Y.-J. (2020). Air pollution and temperature are associated with increased COVID-19 incidence: A time series study. *International Journal of Infectious Diseases*, 97, 278-282.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijid.2020.05.076>
- Magi, I. B., Cupini, C., Francis, J., Green, M., & Hauser, C. (2020). Evaluation of PM2.5 measured in an urban setting using a low-cost optical particle counter and a Federal Equivalent Method Beta Attenuation Monitor. *Aerosol Science and Technology*, 54(2), 147-159.
<https://doi.org/10.1080/02786826.2019.1619915>
- Malings, C., Westervelt, M. D., Hauriyluk, A., Presto, A. A., Grieshop, A., Bittner, A., & Beekmann, M. (2020). Application of low-cost fine particulate mass monitors to convert satellite aerosol optical depth to surface concentrations in North America and Africa. *Atmospheric Measurement Techniques*, 13(7), 3873-3892. <https://doi.org/10.5194/amt-13-3873-2020>
- Mishchenko, M. I., Travis, L. D., & Lacis, A. A. (2002). *Scattering Absorption, and Emission of Light by Small Particles* (C. U. Press, Ed.).
https://pubs.giss.nasa.gov/books/2002_Mishchenko_mi06300n/book2_front_matter.pdf
- Mukherjee, A., Stanton, L., Graham, A., & Roberts, P. (2017). Assessing the Utility of Low-Cost Particulate Matter Sensors over a 12-Week Period in the Cuyama Valley of California. *Sensors*, 17(8), 1805. <https://doi.org/10.3390/s17081805>
- Nalakurthi, R. S. V. N., Abimbola, I., Ahmed, T., Anton, I., Riaz, K., Ibrahim, Q., Banerjee, A., Tiwari, A., & Gharbia, S. (2024). Challenges and Opportunities in Calibrating Low-Cost Environmental Sensors. *Sensors*, 24(11), 3650.
<https://doi.org/10.3390/s24113650>
- Nilson, B., Jackson, L. P., Schiller, L. C., & Parsons, T. M. (2022). Development and evaluation of correction models for a low-cost fine particulate matter monitor. *Atmospheric Measurement Techniques*, 15(11), 3315-3328.
<https://doi.org/10.5194/amt-15-3315-2022>
- Flores-Ortiz, A., López-Monroy, J., Jiménez-Núñez, M., Díaz-Godoy, R.V., Martínez-Jiménez, A.L., & Llanes-Nevárez, M. (2024). Riesgo a la salud de la

- población por inhalación de PM_{2.5} en la República Mexicana. *Revista Internacional de Contaminación Ambiental*, 40, 243-261.
<https://doi.org/10.20937/RICA.54774>
- Pérez, B. y Álvarez, R. (2020). Evaluación del impacto en la salud por partículas pm_{2.5} en Sinaloa, México. *Revista Internacional de Contaminación Ambiental*, 36(2).
<https://doi.org/10.20937/RICA.53463>
- Plantower. (2016). *Digital universal particle concentration sensor* [PDF].
http://www.aqmd.gov/docs/default-source/aq-spec/resources-page/plantower-pms5003-manual_v2-3.pdf
- Retama, A., González del Castillo, E., Porras-Reza, S., Arredondo-Palacios, T. E., López-Antón, O., & Grutter, M. (2022). *Informe del estado del arte en la tecnología basada en microsensores* [PDF]. Instituto de Ciencias de la Atmósfera y Cambio Climático. UNAM.
http://www.epr.atmosfera.unam.mx/Microsensores-2022/documentos/1_Estado_del_arte_en_la_tecnologia.pdf
- Sarochar, H. E. (2016). *Introducción a la Meteorología General* [PDF]. Universidad Nacional de la Plata.
http://extension.fcaglp.unlp.edu.ar/content/obs/descargas/Introduccion_a_la_Meteorologia_L.pdf
- Stavroulas, I., Grivas, G., Michalopoulos, P., Liakakou, E., Bougiatioti, A., Kalkavouras, P., Fameli, K., Hatzianastassiou, N., Mihalopoulos, N., & Gerasopoulos, E. (2020). Field Evaluation of Low-Cost PM Sensors (Purple Air PA-II) Under Variable Urban Air Quality Conditions, in Greece. *Atmosphere*, 11(9), 926.
<https://doi.org/10.3390/atmos11090926>
- Vajs, I., Drajić, D., & Cica, Z. (2021). COVID-19 Lockdown in Belgrade: Impact on Air Pollution and Evaluation of a Neural Network Model for the Correction of Low-Cost Sensors' Measurements. *Applied Sciences*, 11(22), 10563.
<https://doi.org/10.3390/app112210563>
- van de Hulst, H. C. (1981). *Light Scattering by Small Particles*. Dover Publications, Inc.
<https://archive.org/details/lightscatteringb0000hulst/mode/2up>
- World Meteorological Organization [WMO]. (2024). *Low-cost sensors can improve air quality monitoring and people's health*. World Meteorological Organization [Web].
<https://wmo.int/news/media-centre/low-cost-sensors-can-improve-air-quality-monitoring-and-peoples-health>