**Relación entre factores ambientales y la demanda hospitalaria por infecciones respiratorias agudas en Panamá (2017–2023)**

**Relationship between environmental factors and hospital demand for acute respiratory infections in Panama (2017–2023)**

*Fabiola M. Montero-González 1,2* [A green circle with white letters

Description automatically generated](https://orcid.org/)*, Luis A. Muñoz-Morales1*[A green circle with white letters

Description automatically generated](https://orcid.org/)*, Samuel A. Rodríguez-Rodríguez,1,3*[A green circle with white letters

Description automatically generated](https://orcid.org/)*, Antonio Melillo-Acevedo1* [A green circle with white letters

Description automatically generated](https://orcid.org/)*, Juan Castillo 1\**[A green circle with white letters

Description automatically generated](https://orcid.org/)

1 Facultad de Ingeniería Industrial, Universidad Tecnológica de Panamá, Panamá

2 Universidad de Panamá, Facultad de Informática, Electrónica y Comunicación, Departamento de Informática, Panamá

*3* Universidad de Panamá, Facultad de Ciencias Naturales, Exactas y Tecnología, Escuela de Estadística, Panamá

**\*Autor de correspondencia:** juan.castillo21@utp.ac.pa

**RESUMEN**. En Panamá, las infecciones respiratorias agudas (IRA) representan una carga significativa para la salud pública y constituyen un desafío para la planificación sanitaria. No obstante, su relación con factores meteorológicos y contaminantes atmosféricos ha sido abordada de manera limitada. Este estudio analizo la relación entre factores meteorológicos, contaminantes atmosféricos e incidencia de IRA durante el 2017–2023, así como su impacto en la demanda hospitalaria de medicamentos, equipos médicos y atenciones en urgencias. Para ello, se integraron datos ambientales de ERA5 y CAMS, información epidemiológica nacional y registros administrativos hospitalarios. Los datos fueron sometidos a limpieza, tratamiento de valores faltantes, estandarización, homologación espacio-temporal, análisis exploratorio, selección de variables y control de multicolinealidad. En el componente epidemiológico se aplicaron modelos de regresión geográficamente ponderada (GWR), regresión multiescala (MGWR), modelo aditivo generalizado espacio-temporal (ST-GAM) y modelo bayesiano aditivo (BAM), permitiendo capturar relaciones no lineales y deferencias territoriales en la influencia de los factores. Los resultados evidencian asociaciones significativas entre temperatura, humedad relativa y contaminantes como PM2.5, PM grueso y dióxido de nitrógeno (NO2) con la incidencia de IRA, con marcada variabilidad estacional y regional. En el componente predictivo de demanda hospitalaria se implementaron XGBoost, Bayesian Additive Regression Trees (BART) y regresión Ridge para la planificación de compras, así como un modelo lineal generalizado Poisson bajo marco bayesiano para atenciones en urgencias. Los hallazgos indican que la demanda no depende únicamente de los casos del mismo mes, sino también de la influencia acumulada de meses previos. En conclusión, la integración de modelos explicativos y predictivos aporta herramientas estratégicas para fortalecer la planificación preventiva y la gestión eficiente del sistema de salud panameño.

**Palabras clave**. *Contaminación atmosférica, Factores ambientales, Infecciones respiratorias agudas, Modelos espacio-temporales, Vigilancia epidemiológica, Panamá*

**ABSTRACT**. Acute respiratory infections (ARI) represent a significant public health burden in Panama and pose ongoing challenges for healthcare planning. However, their relationship with meteorological factors and atmospheric pollutants has been only partially addressed. This study analyzed the association between meteorological variables, air pollutants, and ARI incidence during the period 2017–2023, as well as their impact on hospital demand for medications, medical equipment, and emergency visits. Environmental data from ERA5 and the Copernicus Atmosphere Monitoring Service (CAMS), national epidemiological records, and hospital administrative data were integrated. The dataset underwent cleaning, missing value treatment, standardization, spatio-temporal harmonization, exploratory analysis, variable selection, and multicollinearity control. For the epidemiological component, Geographically Weighted Regression (GWR), Multiscale Geographically Weighted Regression (MGWR), Spatiotemporal Generalized Additive Models (ST-GAM), and Bayesian Additive Models (BAM) were applied to capture nonlinear relationships and territorial differences in environmental influence. Results showed significant associations between temperature, relative humidity, and pollutants such as PM2.5, coarse particulate matter, and nitrogen dioxide (NO₂) with ARI incidence, exhibiting marked seasonal and regional variability. In the hospital demand component, XGBoost, Bayesian Additive Regression Trees (BART), and Ridge regression were implemented for procurement planning, while a Bayesian Poisson Generalized Linear Model (GLM) was used for emergency visits. Findings indicate that hospital demand is influenced not only by contemporaneous ARI cases but also by accumulated effects from previous months. Overall, integrating explanatory and predictive models provides strategic tools to strengthen preventive planning and improve resource management within the Panamanian healthcare system.

**Keywords**. *Air pollution, Acute respiratory infections, Environmental factors, Epidemiological surveillance, Panama, Spatiotemporal models.*

1. **INTRODUCCIÓN**

Las infecciones respiratorias agudas (IRA) constituyen uno de los principales problemas de salud pública a nivel mundial, siendo responsables de una proporción significativa de la morbilidad, mortalidad y utilización de los servicios sanitarios [1], [2], [3]. Estas enfermedades afectan tanto a países desarrollados como en desarrollo, generando elevados costos sociales, económicos y asistenciales.

* 1. **Infecciones Respiratorias Agudas: Definición, Clasificación y Carga de Enfermedad**

Desde el punto de vista clínico y epidemiológico, las IRA se clasifican en infecciones respiratorias agudas superiores (IRAS) e infecciones respiratorias agudas inferiores (IRAI), distinción fundamental para la evaluación de la gravedad clínica, la planificación de intervenciones sanitarias y la asignación de recursos [1], [2]. Las IRAS incluyen patologías como rinofaringitis, faringitis y laringitis, mientras que las IRAI comprenden bronquitis, bronquiolitis y neumonía, asociadas con mayores tasas de hospitalización y mortalidad [1], [3].

La etiología viral predomina en ambas categorías, destacándose agentes como el virus respiratorio sincitial, el rinovirus, el virus de la influenza, el virus parainfluenza, el adenovirus y el metapneumovirus humano [2], [12], [13]. En América Latina, las IRA representan una causa relevante de morbilidad y mortalidad infantil, con patrones estacionales influenciados por factores ambientales y socioeconómicos [9], [10], [15].

* 1. **Fundamentos Teóricos de la Relación Ambiente–Salud Respiratoria**

La literatura científica ha documentado de manera consistente la relación entre variables ambientales y la incidencia de infecciones respiratorias agudas en diferentes regiones del mundo [1], [2], [4], [5]. Estos estudios evidencian que los factores meteorológicos y la calidad del aire influyen directamente en la transmisión, persistencia y severidad de los agentes patógenos respiratorios.

Las condiciones climáticas pueden modificar la supervivencia viral, la dispersión de partículas infecciosas y la respuesta inmunológica de los individuos, mientras que los contaminantes atmosféricos afectan la función pulmonar y aumentan la susceptibilidad a infecciones [17], [18], [20]. En regiones tropicales, estas interacciones adquieren particular relevancia debido a la alta variabilidad climática y a los patrones de circulación atmosférica [8], [9], [10].

**1.3 Factores Meteorológicos Asociados a las Infecciones Respiratorias Agudas**

Diversos estudios han demostrado que variables meteorológicas como la temperatura, la humedad relativa, la precipitación, el viento, la radiación ultravioleta y la presión atmosférica influyen en la dinámica de las IRA [2], [5], [6], [8]. En particular, la temperatura y la humedad afectan la estabilidad de los virus en el ambiente y su capacidad de transmisión [2], [5].

El viento y los patrones de circulación atmosférica influyen en la dispersión de contaminantes y patógenos, mientras que la precipitación y la radiación solar modulan los ciclos estacionales de las infecciones respiratorias [6], [21], [22]. Asimismo, indicadores como el índice de ventilación atmosférica y el Caribbean Low-Level Jet han sido asociados con la distribución espacial de contaminantes y humedad en la región del Caribe [24], [26].

En climas tropicales, los patrones estacionales de las IRA suelen estar más relacionados con los regímenes de lluvia que con variaciones térmicas, a diferencia de lo observado en regiones templadas [8], [23]. En contextos urbanos y multicéntricos, se ha observado que exposiciones a corto plazo a condiciones ambientales específicas pueden incrementar la ocurrencia de casos y hospitalizaciones por infecciones respiratorias. [1], [11], [30]

En escenarios caracterizados por alta variabilidad climática o eventos extremos, la evidencia sugiere que las IRA pueden intensificarse, particularmente en menores de cinco años, lo que refuerza la necesidad de incorporar el análisis climático en los sistemas de vigilancia epidemiológica y en los modelos predictivos, considerando rezagos, estacionalidad y heterogeneidad geográfica. [10], [28]

**1.4 Contaminantes Atmosféricos y su Impacto en las Infecciones Respiratorias Agudas**

La exposición a contaminantes atmosféricos constituye un factor de riesgo relevante para el desarrollo y agravamiento de las IRA. Investigaciones previas han identificado asociaciones significativas entre el material particulado (PM2.5 y PM10), el ozono, el dióxido de nitrógeno, el dióxido de azufre y el monóxido de carbono con el incremento de hospitalizaciones y consultas por infecciones respiratorias [1], [4], [7], [17].

El material particulado puede penetrar profundamente en las vías respiratorias, generando inflamación y facilitando la entrada de patógenos, mientras que los gases contaminantes alteran los mecanismos de defensa pulmonar [25], [27]. Estos efectos se intensifican en contextos urbanos y zonas con alta densidad vehicular e industrial.

**1.5 Evidencia Latinoamericana y Relevancia para Panamá**

América Latina presenta una alta heterogeneidad climática y socioeconómica, lo que genera patrones diferenciados de incidencia y estacionalidad de las IRA [16]. Estudios desarrollados en Brasil, México, Ecuador, Cuba, Puerto Rico y Suriname han documentado asociaciones consistentes entre factores ambientales, circulación viral y carga hospitalaria [8], [21], [22], [23], [28], [29], [32]–[37].

En Brasil, se han identificado patrones estacionales y modelos predictivos de hospitalizaciones pediátricas [23]. En México, se ha evidenciado el impacto de la contaminación urbana sobre las visitas hospitalarias [32], mientras que en el Caribe se han aplicado modelos climáticos para analizar la propagación de virus respiratorios [33], [34].

En Panamá, Núñez-Samudio y Landires documentaron una alta prevalencia de infecciones virales respiratorias y una marcada estacionalidad asociada a la estación lluviosa [39], lo que resalta la necesidad de fortalecer los sistemas de vigilancia basados en variables ambientales.

**1.6 Metodologías Utilizadas en la Región**

Los estudios latinoamericanos han empleado principalmente modelos de series temporales, modelos aditivos generalizados, análisis espaciales y enfoques bayesianos para examinar la relación entre ambiente y salud respiratoria [23], [28], [29], [32], [33]. Estas metodologías permiten capturar relaciones no lineales, efectos retardados y dependencia espacio-temporal.

En años recientes, se ha incrementado el uso de modelos bayesianos jerárquicos y aditivos para estimar la carga de enfermedad e integrar información incompleta [15], [33], [41]. Estos enfoques resultan especialmente pertinentes en contextos tropicales caracterizados por alta variabilidad climática y limitaciones en la disponibilidad de datos.

**1.7 Sistema Sanitario Panameño y Justificación del Estudio**

En Panamá, el análisis de IRA desde una perspectiva aplicada requiere vincular la epidemiología ambiental con la capacidad de respuesta del sistema de salud, particularmente en tres frentes fundamentales: la demanda de medicamentos, las atenciones urgentes y la disponibilidad de equipamiento hospitalario [11], [14], [19], [30], [31], [38], [40].

El sistema sanitario panameño enfrenta presiones constantes debido a la alta demanda de atención por IRA, especialmente durante períodos de mayor circulación viral y condiciones ambientales adversas. Factores como la organización territorial, las desigualdades regionales y la gestión de la cadena de suministro influyen directamente en la capacidad institucional de respuesta del sistema [16], [17]. Asimismo, el fortalecimiento del sistema sanitario requiere integrar estrategias de triaje, control de infecciones, ventilación en entornos clínicos y procesos de innovación en la gestión hospitalaria [52], [53], [54], [57].

Panamá dispone de marcos normativos y protocolos específicos para la vigilancia y atención de enfermedades respiratorias, entre ellos el sistema nacional de vigilancia epidemiológica para influenza e infecciones respiratorias agudas graves y los planes hospitalarios para la atención de brotes respiratorios en centros de referencia pediátrica [57], [58].

Aunque la evidencia internacional y regional ha demostrado la influencia de factores climáticos y contaminantes atmosféricos sobre la incidencia de IRA, en Panamá los estudios previos se han centrado en análisis parciales, sin abordar de forma integral los componentes ambiental, espacial, temporal y operativo del sistema de salud.

En este marco, el estudio se plantea la siguiente pregunta de investigación: ¿Cómo influyen los factores meteorológicos y contaminantes atmosféricos en la incidencia de infecciones respiratorias agudas en Panamá, y de qué manera esta relación puede utilizarse para predecir la demanda hospitalaria de medicamentos, equipamiento médico y atenciones de urgencia?

La pregunta de investigación integra cuatro dimensiones complementarias: por un lado, el componente epidemiológico-ambiental, orientado a analizar la influencia de factores meteorológicos y contaminantes atmosféricos sobre las IRA; y por otro, el componente operativo o de demanda hospitalaria, que comprende la planificación de medicamentos, la gestión de equipamiento médico y las atenciones en urgencias.

Con base en ello, el presente estudio analiza la relación entre factores meteorológicos, contaminantes atmosféricos e IRA en Panamá durante el período 2017–2023, así como su impacto en la demanda de medicamentos, atenciones urgentes y equipamiento hospitalario.

En el componente explicativo espacio-temporal se emplearon el Modelo de Regresión Geográficamente Ponderada (GWR), la Regresión Geográficamente Ponderada Multiescala (MGWR), el Modelo Aditivo Generalizado Espacio-Temporal (ST-GAM), el Modelo Bayesiano Aditivo (BAM) y la Red Neuronal Artificial (Khan-Zulfiqar), con el objetivo de capturar relaciones no lineales, variaciones temporales y diferencias territoriales en la influencia de los factores ambientales.

En el componente predictivo orientado a la planificación de compras de medicamentos y equipos médicos se implementaron XGBoost, Bayesian Additive Regression Trees (BART) y regresión Ridge, seleccionados por su capacidad para modelar relaciones complejas y mejorar la precisión en la estimación de la demanda futura. Asimismo, para el análisis de las atenciones en urgencias se utilizó un Modelo Lineal Generalizado (GLM) de familia Poisson bajo un marco bayesiano, adecuado para modelar datos de conteo e incorporar incertidumbre en las estimaciones.

En conjunto, el artículo propone un enfoque integrado que articula variables climáticas, contaminantes atmosféricos y datos sanitarios, aportando evidencia aplicada para fortalecer la vigilancia epidemiológica, mejorar la capacidad predictiva y optimizar la planificación logística del sistema de salud panameño [23], [32], [33], [41], [42]–[57].

La estructura del artículo es la siguiente: la sección 2 detalla materiales y métodos; la sección 3 presenta los resultados, discute los hallazgos y muestra algunas de las visualizaciones del panel interactivo; y la sección 4 expone las conclusiones y las proyecciones para futuras investigaciones.

1. **MATERIALES Y MÉTODOS**

**2.1 Diseño del estudio**

Para alcanzar el objetivo de analizar la relación entre factores meteorológicos, contaminantes atmosféricos y la incidencia de infecciones respiratorias agudas (IRA) en Panamá durante el período 2017–2023, se diseñó un estudio observacional con enfoque exploratorio-analítico basado en el análisis de series temporales y espaciales. El enfoque metodológico integra información ambiental, epidemiológica y hospitalaria con técnicas estadísticas y de modelado espacial, multiescala y bayesiano, orientadas a fortalecer la planificación sanitaria y la vigilancia epidemiológica.

El estudio se desarrolló en dos componentes complementarios. El primer componente estuvo orientado al análisis epidemiológico-ambiental, cuyo objetivo fue identificar y cuantificar la influencia de variables meteorológicas y contaminantes atmosféricos sobre la incidencia de IRA mediante modelos estadísticos avanzados, incluyendo enfoques bayesianos, geográficamente ponderados y aditivos espacio-temporales. El segundo componente se centró en la modelación predictiva de la demanda hospitalaria asociada a las IRA, particularmente en relación con la planificación de compras de medicamentos y equipos médicos. Para esta fase se emplearon modelos de aprendizaje automático supervisado, orientados a optimizar el desempeño predictivo y apoyar la toma de decisiones operativas en el sistema de salud.

Esta estructura permitió integrar un enfoque explicativo, dirigido a comprender los determinantes ambientales del fenómeno epidemiológico, y un enfoque predictivo, orientado a la planificación sanitaria basada en evidencia.

El análisis se fundamenta en la evaluación conjunta de la variabilidad temporal, la heterogeneidad espacial y las relaciones no lineales entre las variables ambientales y los casos de IRA, permitiendo una aproximación integral al fenómeno estudiado.

En consecuencia, el diseño del estudio adopta un enfoque metodológico mixto explicativo–predictivo, combinando modelos inferenciales orientados a la interpretación causal con modelos supervisados orientados a la predicción operativa.

* 1. **Tipos de estudio**

El presente trabajo corresponde a un estudio observacional con análisis de series temporales y espaciales. Se integraron datos meteorológicos, de calidad del aire, epidemiológicos y hospitalarios para examinar asociaciones entre variables ambientales y la incidencia de IRA en Panamá durante el período 2017–2023, así como para modelar la demanda hospitalaria derivada de dicha incidencia.

* 1. **Fuente de datos**
* **Datos epidemiológicos:** Los datos epidemiológicos corresponden a los casos reportados de infecciones respiratorias agudas en la República de Panamá, desagregados por provincia y comarca indígena, obtenidos por el Instituto Nacional de Estadística y Censo (INEC) y recopilados por la Sección de Estadísticas de Vigilancia del Departamento de Epidemiología del Ministerio de Salud, a través de los Anuarios de Estadísticas de Salud [59], [60].
* **Datos ambientales y meteorológicos:** La información meteorológica y ambiental fue obtenida a partir de fuentes internacionales de reanálisis y monitoreo:
  + Reanálisis ERA5 del programa Copernicus, para variables meteorológicas como temperatura, humedad, presión atmosférica, viento y radiación [61].
  + Copernicus Atmosphere Monitoring Service (CAMS), para datos de contaminantes atmosféricos, incluyendo material particulado y gases [62].

Estas fuentes permiten una cobertura espacial y temporal homogénea del territorio nacional.

* **Datos hospitalarios y administrativos:** Los registros hospitalarios incluyeron información sobre compras de medicamentos, atenciones de urgencia y adquisición de equipamiento médico, obtenidos a partir de PanamáCompra [63], la Contraloría General de la República y otras fuentes oficiales.

Estos datos permitieron evaluar el impacto operativo de las IRA en el sistema sanitario.

* 1. **Preprocesamiento y preparación de los datos**

Los datos epidemiológicos fueron estructurados inicialmente en hojas de cálculo, normalizados y posteriormente procesados en Python mediante librerías especializadas como pandas y numpy, con el fin de garantizar consistencia, integridad y trazabilidad en todas las etapas del análisis.

En una primera etapa, se integraron las bases de datos ambientales, epidemiológicas y hospitalarias, procedentes de distintas fuentes institucionales, mediante procesos de homologación espacial y temporal. Posteriormente, se realizó una evaluación preliminar de la estructura causal entre las variables ambientales y la incidencia de infecciones respiratorias agudas mediante una red bayesiana, construida a partir de la evidencia reportada en la literatura científica y del conocimiento del dominio. Esta red integró explícitamente la estacionalidad y la ubicación geográfica, permitiendo representar dependencias probabilísticas y definir un conjunto preliminar de predictores con respaldo epidemiológico.

La Figura 1 presenta la estructura de la red bayesiana empleada, en la cual se observan las relaciones causales directas entre los factores ambientales, climáticos y la variable epidemiológica, así como su articulación con componentes espaciales y temporales.



**Figura 1**. Red bayesiana conceptual que representa las relaciones causales entre variables ambientales, estacionales, espaciales y la incidencia de infecciones respiratorias agudas.

La red bayesiana utilizada en este estudio se fundamenta en el teorema de Bayes y en la propiedad de Markov, los cuales permiten modelar relaciones probabilísticas entre variables a partir de información previa y evidencia observada. En este enfoque, cada variable depende únicamente de su conjunto mínimo de variables directamente relacionadas, conocido como su “capa de Markov”, lo que reduce dependencias y simplifica el análisis y la estructura del sistema probabilístico.

Esta propiedad permite identificar de manera estructurada los factores ambientales, espaciales y temporales que influyen directamente en la incidencia de las infecciones respiratorias agudas, reduciendo la complejidad del sistema y facilitando la selección inicial de predictores relevantes. De esta forma, la red bayesiana constituye la base conceptual y metodológica sobre la cual se construye el proceso posterior de depuración, estandarización y modelado estadístico del estudio [64]–[66].

La estandarización permitió homogeneizar las escalas de medición, reducir sesgos asociados a diferencias de magnitud entre variables y mejorar la estabilidad numérica de los modelos, facilitando su integración en análisis espaciales, temporales y bayesianos.

**2.4.1 Componente epidemiológico-ambiental**

Gráfico, Histograma

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.Una vez completados estos procesos, se realizó un análisis exploratorio de datos mediante histogramas, con el objetivo de evaluar la distribución, dispersión y comportamiento de las variables ambientales, meteorológicas y epidemiológicas. La Figura 2 presenta las distribuciones de temperatura, humedad relativa, monóxido de carbono, dióxido de nitrógeno, dióxido de azufre, ozono, PM2.5, material particulado grueso y de los casos mensuales de infecciones respiratorias agudas, luego del proceso de estandarización.

**Figura 2**. Distribución de las variables meteorológicas, contaminantes atmosféricos y casos mensuales estandarizados de infecciones respiratorias agudas, posterior al proceso de estandarización y preprocesamiento.

Se observa que la mayoría de las variables presentan una mayor homogeneidad en escala, lo que facilita su comparación e incorporación en los modelos estadísticos. No obstante, algunas variables, particularmente el dióxido de azufre, evidencian patrones de dispersión y concentración atípicos, lo que sugiere posibles problemas de dependencia con otros contaminantes.

El análisis exploratorio permitió identificar asimetrías, concentraciones de datos y posibles valores extremos, contribuyendo a la validación del proceso de limpieza y transformación, así como a la identificación preliminar de riesgos de multicolinealidad.

Posteriormente, se procedió a la evaluación formal de multicolinealidad entre las variables independientes mediante el cálculo del Factor de Inflación de la Varianza (Variance Inflation Factor, VIF), siguiendo los criterios metodológicos propuestos por Belsley et al. [67] y O’Brien [68], con el fin de identificar posibles redundancias que pudieran afectar la estabilidad, interpretación y confiabilidad de los modelos estadísticos.

En una fase ampliada del análisis, se evaluó inicialmente un conjunto de ocho variables ambientales y meteorológicas. La Tabla 1 presenta los valores correspondientes, observándose niveles elevados de inflación, particularmente en el dióxido de azufre y los óxidos de nitrógeno, cuyos valores superaron el umbral recomendado.

**Tabla 1**. Valores del Factor de Inflación de la Varianza (VIF) – Conjunto de variables previo a depuración

|  |  |
| --- | --- |
| **Variable** | **VIF** |
| Dióxido de azufre | 6.9306 |
| Óxidos de nitrógeno | 6.8954 |
| PM grueso | 4.6027 |
| PM2.5 | 3.7588 |
| Humedad relativa | 3.3713 |
| Ozono | 3.3446 |
| Monóxido de carbono | 2.8913 |
| Temperatura | 1.9767 |

Estos resultados evidenciaron una alta redundancia estadística entre algunos contaminantes atmosféricos. De acuerdo con Belsley et al. [67], valores de VIF superiores a 5 indican niveles potencialmente problemáticos de colinealidad entre variables explicativas. En particular, el dióxido de azufre presentó el mayor nivel de inflación, lo que indicó una fuerte correlación con otros predictores y un elevado riesgo de multicolinealidad.

En consecuencia, esta variable fue excluida del conjunto de predictores, con el fin de mejorar la estabilidad numérica, reducir la multicolinealidad y facilitar la interpretación de los coeficientes estimados. Posteriormente, se recalcularon los valores de VIF para el conjunto depurado de variables, cuyos resultados se presentan en la Tabla 2.

**Tabla 2**. Valores del Factor de Inflación de la Varianza (VIF) – Conjunto final de variables

|  |  |
| --- | --- |
| **Variable** | **VIF** |
| PM grueso | 3.8071 |
| PM2.5 | 3.7228 |
| Humedad relativa | 3.3280 |
| Ozono | 2.9632 |
| Monóxido de Carbono | 2.6643 |
| Dióxido de nitrógeno | 2.2013 |
| Temperatura | 1.2808 |

La reducción generalizada de los valores de VIF evidenció que la exclusión del dióxido de azufre permitió minimizar significativamente la multicolinealidad entre los predictores, fortaleciendo la estabilidad estadística y la confiabilidad de los modelos aplicados.

En conjunto, el proceso secuencial de selección causal mediante red bayesiana, control de multicolinealidad mediante VIF, estandarización, análisis exploratorio y validación permitió construir un conjunto de datos uniforme, consistente y robusto, adecuado para el análisis espacial, temporal y bayesiano desarrollado en este estudio.

**2.4.1 Componente de demanda hospitalaria**

Para el componente de demanda hospitalaria del estudio se realizó también un análisis exploratorio de datos mediante histogramas considerando tanto el comportamiento epidemiológico como su impacto operativo en la adquisición de medicamentos y equipos médicos, incluyendo:

* Número mensual de casos de IRA.
* Casos con rezago temporal (lag mensual).
* Montos reales de compra de medicamentos.
* Montos tendenciales estimados de medicamentos.
* Montos reales de adquisición de equipos médicos.
* Montos tendenciales de equipos médicos.

Dado que las variables económicas presentan características distributivas distintas a las variables epidemiológicas y ambientales, se realizó un análisis exploratorio independiente para este componente.

Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.La Figura 3 presenta los histogramas correspondientes a los casos mensuales, los casos con rezago temporal y los montos reales y tendenciales asociados a la compra de medicamentos.

**Figura 3.** Distribución de casos mensuales de IRA y montos de compra de medicamentos (real y tendencia).

En esta figura se observa que:

* Los casos mensuales presentan una distribución relativamente dispersa, con concentración en valores intermedios y presencia de picos elevados.
* La variable de rezago mantiene una estructura similar, confirmando la persistencia temporal del fenómeno epidemiológico.
* Los montos reales de medicamentos muestran una marcada asimetría positiva, con presencia de valores extremos asociados a períodos de compras extraordinarias.
* La tendencia de medicamentos evidencia menor dispersión que los montos reales, lo que sugiere un patrón suavizado del gasto hospitalario.

Esta asimetría y heterogeneidad justifican la aplicación de modelos capaces de capturar relaciones no lineales y manejar distribuciones altamente sesgadas.

Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.De manera complementaria, la Figura 4 presenta los histogramas correspondientes a la adquisición de equipos médicos.

**Figura 4.** Distribución de casos mensuales de IRA y montos de adquisición de equipos médicos (real y tendencia).

En esta figura se aprecia que:

* Los montos reales de equipos presentan una asimetría aún más pronunciada que los medicamentos, con concentración significativa en valores bajos y presencia de eventos de compra de gran magnitud.
* Los montos tendenciales muestran una reducción en la dispersión, reflejando un comportamiento estructural más estable en el tiempo.
* La distribución sugiere alta variabilidad intermensual, probablemente asociada a procesos de compra institucional no uniformes.

Estas características indican que la demanda hospitalaria no responde de manera estrictamente lineal al número de casos, sino que puede estar influenciada por:

* Políticas de abastecimiento.
* Compras acumulativas.
* Procesos administrativos.
* Planificación presupuestaria anual.

Gráfico, Histograma

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.Adicionalmente, se realizó un análisis exploratorio de la distribución de los casos mensuales de IRA y del total de atenciones registradas en el servicio de urgencias del Hospital del Niño. La Figura 5 presenta los histogramas correspondientes a estas variables, evidenciándose distribuciones asimétricas con mayor concentración de observaciones en rangos intermedios y presencia de valores elevados asociados a picos epidemiológicos.

**Figura 5.** Distribución de casos mensuales de IRA y total de atenciones en urgencias del Hospital del Niño durante el período 2017–2023.

* 1. **Variables del estudio**

Con base en el proceso secuencial de selección causal mediante red bayesiana, control de multicolinealidad mediante el VIF y validación estadística descrito en la sección anterior, se definieron las variables independientes y dependientes empleadas en el análisis. Estas variables fueron organizadas considerando los dos componentes del estudio: el análisis epidemiológico-ambiental y el análisis de la demanda hospitalaria asociada a las infecciones respiratorias agudas.

* **Variables independientes (x)**

Las variables independientes incluidas en los modelos corresponden a factores meteorológicos, ambientales, espaciales y temporales, seleccionados por su relevancia epidemiológica y su adecuada estabilidad estadística:

**a) Variables meteorológicas**

* + Temperatura media a 2 m (t2m\_media)
  + Humedad relativa (rel\_hum\_media)

Estas variables reflejan las condiciones climáticas que influyen en la supervivencia viral, la transmisión de patógenos y la susceptibilidad de la población.

1. **Variables ambientales**
   * Material particulado fino (PM2.5)
   * Material particulado grueso (PM grueso)
   * Dióxido de nitrógeno (NO₂)
   * Monóxido de carbono (CO)
   * Ozono (O₃).

Estos contaminantes fueron seleccionados por su impacto documentado sobre la función respiratoria y su asociación con procesos inflamatorios y mayor vulnerabilidad a infecciones.

El dióxido de azufre (SO₂), inicialmente considerado en el análisis, fue excluido del conjunto final debido a sus elevados valores de VIF, con el fin de minimizar la multicolinealidad y mejorar la estabilidad de los modelos.

1. **Variables espaciales:**
   * Coordenadas geográficas (coord\_x, coord\_y)
   * Provincia o comarca (ubicación).

Estas variables permitieron capturar la heterogeneidad territorial del fenómeno epidemiológico y facilitar la aplicación de modelos espaciales y multiescala.

1. **Variables temporales:**
   * Año
   * Mes
   * Fecha ordinal normalizada.

Las variables temporales fueron incorporadas para modelar la estacionalidad, las tendencias a largo plazo y las variaciones interanuales en la incidencia de IRA.

* **Variable dependiente (y)**

1. **Componente epidemiológico**

La variable dependiente principal considerada en el análisis epidemiológico-ambiental fue:

* + casos\_mensuales: número mensual de casos de infecciones respiratorias agudas por provincia y comarca.

Esta variable fue utilizada como variable respuesta en los modelos orientados a la explicación del comportamiento espacio-temporal de las IRA.

1. **Componente de demanda hospitalaria**

Adicionalmente, se incluyeron variables dependientes asociadas al impacto operativo de las IRA en el sistema de salud, con el objetivo de modelar la demanda hospitalaria derivada de la dinámica epidemiológica. Estas variables incluyeron:

* monto\_real\_medicamentos: gasto mensual en la adquisición de medicamentos asociados a la atención de IRA.
* monto\_real\_equipos: gasto mensual en la adquisición de equipos médicos vinculados al manejo de IRA.
* total\_atenciones\_urgentes: número mensual de atenciones registradas en el servicio de urgencias del Hospital del Niño.

Asimismo, se incorporaron variables derivadas, como los casos de IRA con rezago temporal (lag mensual) y componentes de tendencia, con el fin de capturar efectos diferidos entre el comportamiento epidemiológico y la respuesta operativa del sistema sanitario.

El conjunto final de variables independientes y dependientes fue integrado en los modelos garantizando el cumplimiento de criterios de relevancia epidemiológica, estabilidad estadística y coherencia espacio-temporal. Esta selección permitió capturar de manera conjunta los efectos climáticos, ambientales, territoriales y temporales sobre la dinámica de las infecciones respiratorias agudas en Panamá, así como su impacto en la planificación de recursos hospitalarios, contribuyendo a una aproximación integral orientada tanto a la explicación del fenómeno como a la toma de decisiones en salud pública.

* 1. **Estrategia de análisis**

El análisis se desarrolló en etapas sucesivas e interrelacionadas:

1. Análisis descriptivo y exploratorio de las variables ambientales, epidemiológicas y hospitalarias.
2. Evaluación de correlaciones temporales y espaciales.
3. Identificación de rezagos temporales y patrones estacionales.
4. Modelado estadístico, espacial y espacio-temporal.
5. Evaluación de desempeño, validación y comparación de modelos.

Estas etapas permitieron caracterizar de manera integral la relación entre ambiente, IRA y demanda sanitaria.

* 1. **Alcance y limitaciones**

El estudio abarca todo el territorio de la República de Panamá durante el período comprendido entre los años 2017 y 2023, integrando información epidemiológica, ambiental, meteorológica y hospitalaria a escala provincial y comarcal.

La investigación se centra en el análisis de asociaciones espacio-temporales entre factores climáticos, contaminantes atmosféricos e infecciones respiratorias agudas, así como en su impacto sobre la demanda de servicios de salud. No se incluyen proyecciones a largo plazo asociadas al cambio climático ni simulaciones detalladas de dispersión microambiental de contaminantes.

Entre las principales limitaciones se encuentran el posible subregistro de casos, la heterogeneidad en la calidad de los datos administrativos, la agregación espacial de la información y la dependencia de fuentes secundarias. Asimismo, el uso de datos de reanálisis y monitoreo satelital puede introducir incertidumbres asociadas a procesos de interpolación y modelado atmosférico.

No obstante, la integración de múltiples fuentes de información y el empleo de metodologías complementarias permitieron mitigar parcialmente estas restricciones y fortalecer la validez de los resultados obtenidos.

* 1. **Panel de visualización**

Como parte del componente descriptivo y aplicado del proyecto, se desarrolló un panel interactivo de visualización utilizando Microsoft Power BI, con el objetivo de integrar de manera dinámica la información epidemiológica, ambiental y hospitalaria analizada en el estudio. Este panel constituye una herramienta complementaria al análisis estadístico y de modelado, orientada a facilitar la exploración descriptiva, la interpretación de resultados y la comunicación de hallazgos.

Desde el punto de vista metodológico, el tablero fue construido a partir del conjunto de datos depurado y validado descrito en las secciones previas, integrando variables meteorológicas, contaminantes atmosféricos, casos de infecciones respiratorias agudas (IRA), así como registros de demanda de medicamentos, atenciones de urgencias y adquisición de equipos médicos. Se implementaron procesos de modelado de datos, relaciones entre tablas y medidas calculadas mediante DAX, garantizando coherencia entre las distintas fuentes de información.

El panel combina mapas georreferenciados, series temporales, gráficos comparativos e indicadores agregados, permitiendo analizar la variabilidad espacial y temporal de las IRA, así como su impacto operativo en el sistema sanitario. Asimismo, incorpora filtros dinámicos por año, provincia, tipo de enfermedad y categoría de recurso hospitalario, lo que facilita el análisis segmentado y la simulación de escenarios.

Desde una perspectiva metodológica, esta herramienta cumple una doble función: apoyar el análisis descriptivo del fenómeno epidemiológico y traducir los resultados de los modelos explicativos y predictivos en una interfaz accesible para la planificación sanitaria. De este modo, el panel fortalece la aplicabilidad práctica del estudio, al servir como soporte para la toma de decisiones, la identificación de períodos críticos y la gestión eficiente de recursos hospitalarios.

Los principales componentes visuales y analíticos del tablero se presentan y discuten en la sección de Resultados.

**2.8 Modelos aplicados**

**2.8.1. Modelos para el análisis epidemiológico-ambiental**

A continuación, se presentan los modelos empleados para el análisis epidemiológico y ambiental de la incidencia de infecciones respiratorias agudas.

1. **Regresión Geográficamente Ponderada (GWR)**

La Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) es un modelo de regresión espacial local que permite estimar coeficientes que varían geográficamente, con el fin de capturar la heterogeneidad espacial en la relación entre las variables explicativas y los indicadores epidemiológicos en cada ubicación [69], [70]. Este enfoque posibilita evaluar cómo los factores ambientales y otras variables meteorológicas, inciden de manera diferenciada en la incidencia de IRA a nivel territorial.

En la ecuación (1) se expresa el modelo:

(1)

Donde es la variable epidemiológica en la ubicación

𝑖; son las coordenadas geográficas; es el coeficiente local; y es la función de perso basada en la distancia; son las variables explicativas adicionales; y 𝜀𝑖 es el término de error. La ponderación espacial se define mediante una función kernel basada en la distancia.

1. **Regresión Geográficamente Ponderada Multiescala (MGWR)**

La Regresión Geográficamente Ponderada Multiescala (MGWR) constituye una extensión de la GWR que permite que cada variable predictora opere a su propia escala espacial óptima, determinada mediante un ancho de banda específico para cada coeficiente [71].

Este enfoque reconoce que los procesos ambientales y epidemiológicos pueden manifestarse a diferentes escalas espaciales, lo que mejora la interpretación de los efectos locales. El modelo se representa mediante la ecuación (2):

(2)

Donde representa el ancho de banda óptimo correspondiente a cada variable , estimado de forma independiente durante el proceso de calibración.

1. **Modelo Aditivo Generalizado Espaciotemporal (ST-GAM) con λ manual**

El modelo aditivo generalizado espaciotemporal (ST-GAM) extiende los GAM tradicionales mediante la incorporación de funciones suaves en los dominios espacial y temporal, permitiendo capturar patrones complejos y no lineales en datos epidemiológicos [72].

En esta investigación, los parámetros de suavizado () fueron definidos de manera manual, a partir del conocimiento del dominio, el análisis exploratorio y consideraciones teóricas, con el objetivo de optimizar el balance entre ajuste y generalización del modelo. Su formulación matemática se expresa en la ecuación (4):

*g(μᵢ) = β₀ + s₁(x₁ᵢ) + s₂(x₂ᵢ) + f(sᵢ, tᵢ) + εᵢ*

(4)

Donde *g(μᵢ)* es lafunción de enlace;s₁(), s₂() representan funciones suaves de las variables explicativas; *f(sᵢ, tᵢ)* es la función suave espaciotemporal*;* sᵢ corresponde a las coordenadas espaciales *y* tᵢ representa la dimensión temporal.

1. **Modelo Bayesiano Aditivo (BAM)**

El Modelo Bayesiano Aditivo (Bayesian Additive Model, BAM) integra inferencia bayesiana con estructuras aditivas, permitiendo modelar relaciones no lineales, efectos espaciales y temporales, así como cuantificar explícitamente la incertidumbre asociada a las estimaciones [73].

Este enfoque resulta especialmente adecuado para el análisis epidemiológico en contextos caracterizados por alta variabilidad climática, dependencia espacio-temporal y disponibilidad heterogénea de datos, como el caso panameño. El BAM permite incorporar información previa, modelar estructuras jerárquicas complejas y obtener distribuciones posteriores de los parámetros, lo que mejora la robustez de las predicciones.

La formulación general del modelo se expresa en la ecuación (5):

(5)

donde representa la variable respuesta; es la función de enlace; son funciones suaves de las variables explicativas; corresponde al efecto espaciotemporal; y es el término de error.

La inferencia bayesiana se realizó mediante algoritmos de muestreo Monte Carlo por cadenas de Markov (MCMC), permitiendo estimar las distribuciones posteriores de los parámetros, evaluar la convergencia y cuantificar la incertidumbre predictiva.

1. **Red Neuronal Artificial (Khan-Zulfiqar)**

Además de los enfoques de regresión espacial y aditivos, se implementó una red neuronal artificial para modelar patrones no lineales y complejos en la relación entre variables ambientales y la incidencia de infecciones respiratorias. Las redes neuronales han demostrado ser eficaces para predecir tendencias y dinámicas en datos epidemiológicos, aprovechando su capacidad para aprender patrones a partir de series temporales y múltiples variables de entrada [74], y son ampliamente utilizadas en aplicaciones sanitarias por su versatilidad y potencia predictiva [75].

Esta red tiene un enfoque de análisis espaciotemporal desarrollado por los investigadores Khan y Zulfiqar para el modelado epidemiológico, que se centra en la dinámica espaciotemporal de las enfermedades.

**2.8.2. Modelos para el análisis de demanda hospitalaria**

Para el componente orientado a la planificación de compras de medicamentos y equipos médicos, se emplearon modelos supervisados de aprendizaje automático seleccionados por su capacidad para capturar relaciones no lineales y mejorar la precisión en la estimación de la demanda futura.

1. **XGBoost**

XGBoost (Extreme Gradient Boosting) es un algoritmo de ensamble basado en árboles de decisión optimizados mediante el método de gradient boosting. Este modelo construye de manera secuencial múltiples árboles, minimizando una función de pérdida regularizada que mejora la precisión predictiva y controla el sobreajuste. Su capacidad para capturar relaciones no lineales complejas y manejar grandes volúmenes de datos lo convierte en una herramienta ampliamente utilizada en problemas de predicción en salud pública y planificación sanitaria [76].

1. **Bayesian Additive Regression Trees (BART)**

El modelo Bayesian Additive Regression Trees (BART) es un enfoque bayesiano no paramétrico que representa la función de regresión como la suma de múltiples árboles de decisión pequeños, permitiendo modelar relaciones complejas entre variables sin especificar explícitamente su forma funcional. Al operar bajo un marco de inferencia bayesiano, BART proporciona estimaciones probabilísticas e intervalos de credibilidad, facilitando la cuantificación de la incertidumbre en las predicciones [77].

1. **Regresión Ridge**

La regresión Ridge es una técnica de regularización basada en modelos lineales que incorpora un término de penalización L2 en la función de pérdida, reduciendo la magnitud de los coeficientes y mitigando problemas de multicolinealidad. Este método mejora la estabilidad numérica y la capacidad predictiva en contextos donde existen múltiples predictores correlacionados, siendo útil como modelo base de comparación en estudios de demanda sanitaria [78].

1. **Modelo Lineal Generalizado (GLM) Poisson bajo marco bayesiano**

Para el análisis de los casos atendidos en el servicio de urgencias se empleó un Modelo Lineal Generalizado (GLM) con distribución Poisson bajo un marco de inferencia bayesiano. Este enfoque es apropiado para modelar datos de conteo, permitiendo relacionar la tasa esperada de eventos con un conjunto de predictores mediante una función de enlace logarítmica. La formulación bayesiana permite incorporar información previa y estimar intervalos creíbles, mejorando la interpretación de la incertidumbre en contextos epidemiológicos [79].

Los modelos predictivos fueron entrenados utilizando una partición temporal entrenamiento/prueba, preservando la secuencia cronológica de los datos. El desempeño fue evaluado mediante el Error Cuadrático Medio (ECM) y el coeficiente de determinación (R²).

1. **RESULTADOS Y DISCUSIÓN**

**Resultados**

* 1. **Panel de Visualización**

Se diseñó un panel de visualización mediante Power BI con el objetivo de explorar de forma dinámica e interactiva la relación entre las variables meteorológicas, la demanda de medicamentos, de equipos y los casos de infecciones respiratorias agudas (IRAs) en Panamá.

El tablero combina visualizaciones como mapas dinámicos, gráficos de correlación y series temporales, permitiendo evaluar la distribución espacial de los casos, los patrones de viento y las predicciones derivadas de los modelos. Entre sus principales funcionalidades se incluyen los filtros por año, provincia y tipo de enfermedad, los cuales facilitan análisis segmentados y respaldan la toma de decisiones en salud pública, la planificación de la demanda de medicamentos, equipos, entre otros.

La información se presenta en seis vistas complementarias. La Figura 6 muestra la evolución de casos totales de IRAs, en conjunto con las tasas de incidencia por cada 100 000 habitantes, desagregada por tipo de enfermedad (neumonía, influenza, bronconeumonía y combinaciones con COVID-19, etc.). Esta vista permite identificar los periodos de mayor incidencia, los cambios anuales y las variaciones entre patologías.

Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

**Figura 6.** Casos y tasas nacionales de IRAs.

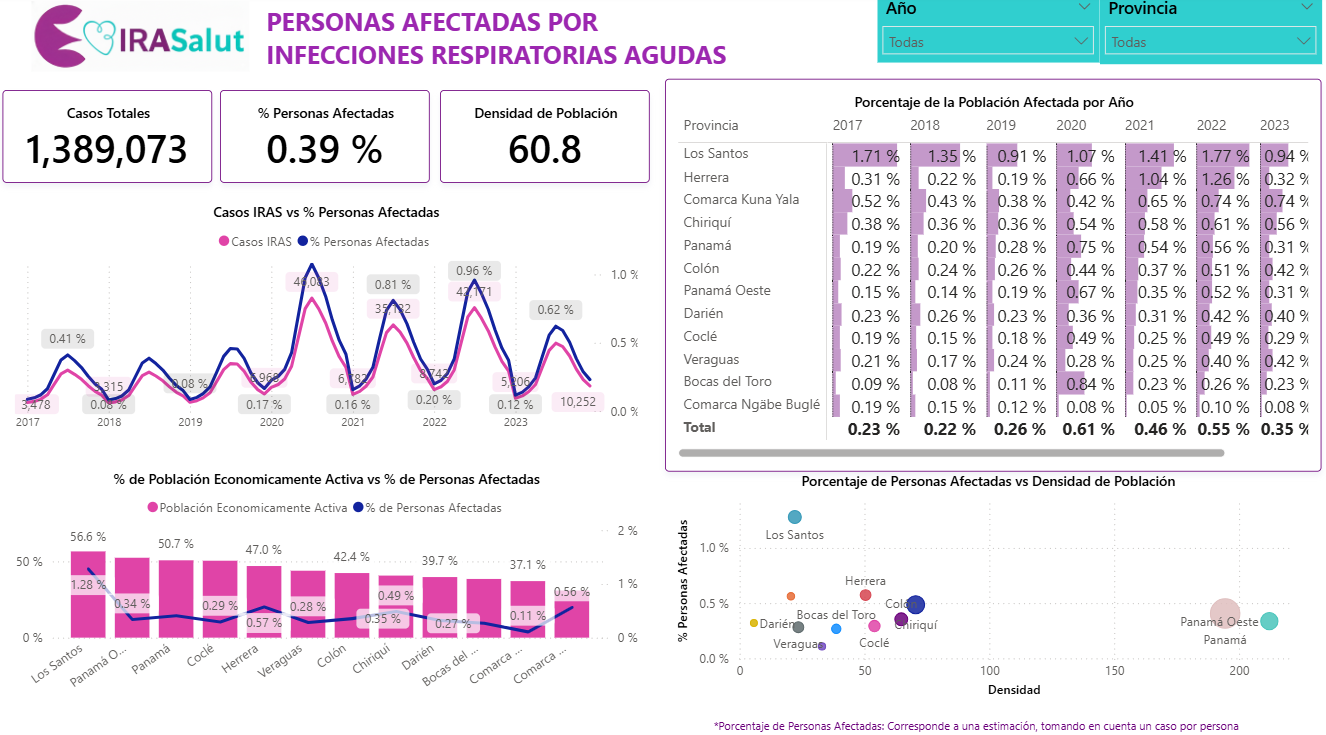
La Figura 7 integra un mapa temático junto con gráficos comparativos que permiten identificar las provincias con mayor carga de enfermedad, contrastar tasas de incidencia y visualizar la participación porcentual de cada provincia en el total de casos.

Imagen que contiene Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

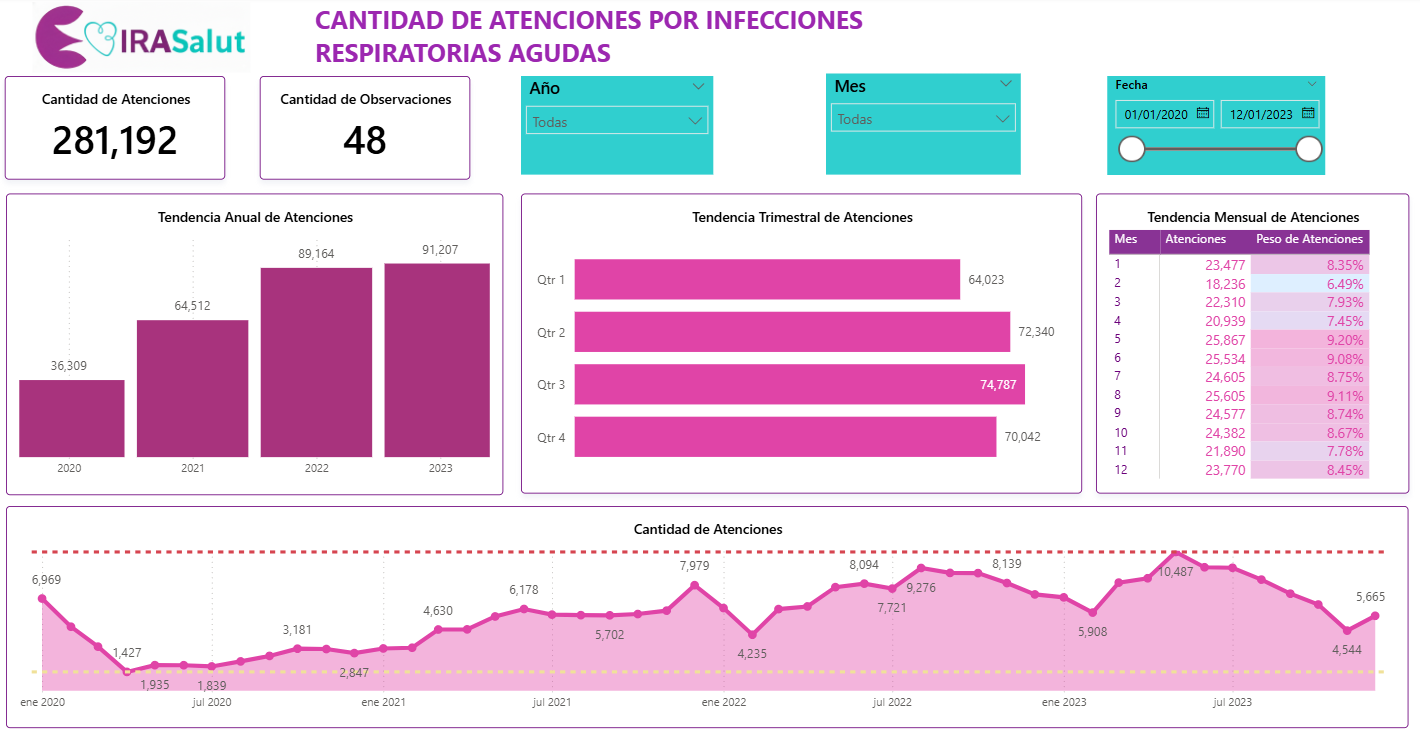
**Figura 7**. Distribución provincial de casos y tasas.

La Figura 8 presenta la relación entre los casos de IRAs con el porcentaje de población afectada y la densidad de población. Asimismo, incorpora visualizaciones que asocian la proporción de personas afectadas con la población económicamente activa, lo que permite analizar la vulnerabilidad de distintos grupos sociales.



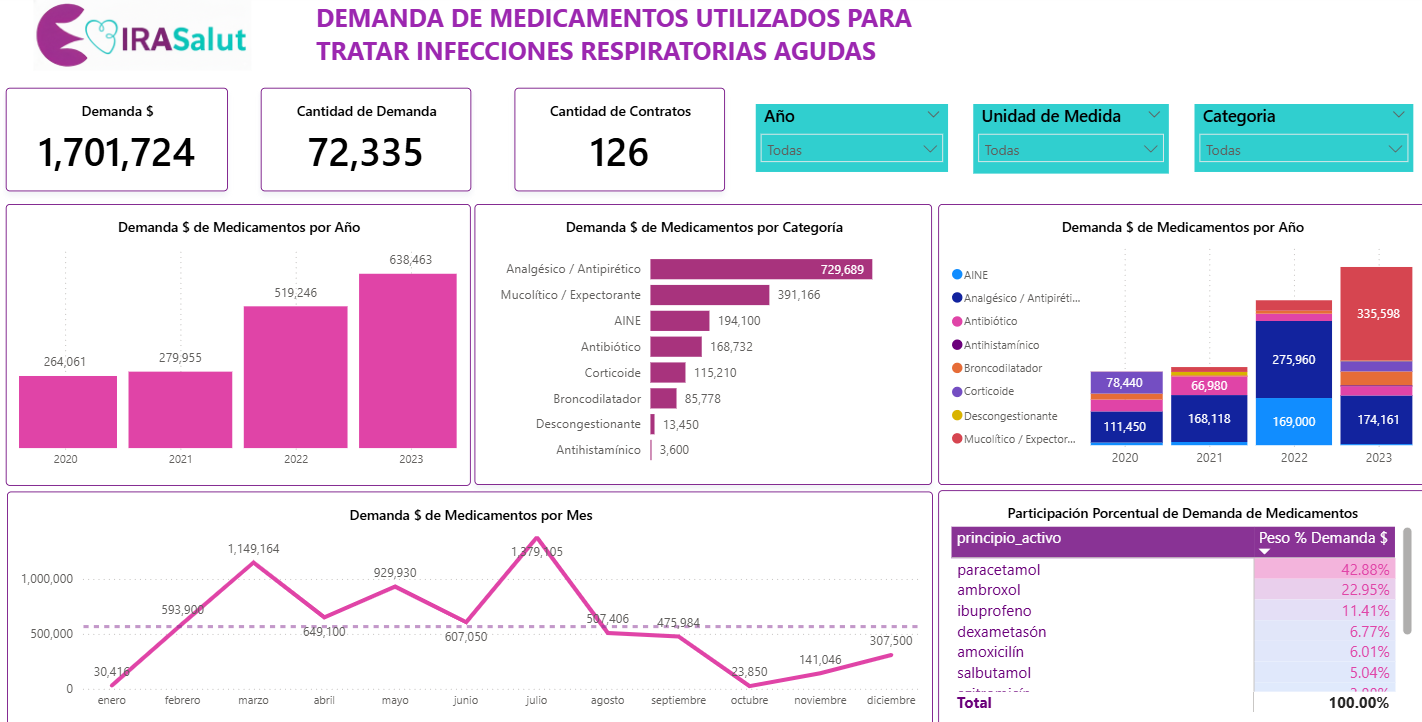
**Figura 8**. Personas afectadas y variables sociodemográficas.

La Figura 9 muestra la cantidad de atenciones de urgencias en el Hospital del Niño durante los años 2020 y 2023.



**Figura 9**. Estadística de infecciones respiratorias y viento.

La Figura 10 muestra la evolución de la demanda de medicamentos mayormente utilizados para tratar las IRAs, esta demanda se encuentra expresada en unidades monetarias (USD). Asimismo, en esta visual se muestra la demanda desagregada por categoría de medicamentos y según su principio activo.

****

**Figura 10**. Estadística de demanda en dólares de medicamentos.

La Figura 11 muestra la tendencia de la demanda de equipos médicos utilizados en el tratamiento de las IRAs, Entre ellos se encuentran: inhaladores, nebulizadores, Ventiladores mecánicos, espaciadores, oxímetros, entre otros.

Interfaz de usuario gráfica

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

**Figura 11**. Estadística de demanda en cantidades de equipos médicos.

Estas visualizaciones robustecen el análisis descriptivo, ofreciendo una comprensión integral de la magnitud, distribución y principales determinantes de las IRAs. Al mismo tiempo, incorporan el análisis de la demanda de medicamentos y equipos médicos. El tablero constituye una herramienta de sustento para autoridades sanitarias, investigadores y ciudadanía, al facilitar la evaluación de escenarios, la planificación eficiente de recursos y la comunicación de resultados de forma clara, accesible e interactiva.

* 1. **Resultados de los modelos**

**3.2.1. Resultados del análisis epidemiológico-ambiental**

En el componente epidemiológico-ambiental se emplearon la Regresión Geográficamente Ponderada (GWR), la Regresión Geográficamente Ponderada Multiescala (MGWR), el Modelo Aditivo Generalizado Espaciotemporal (ST-GAM), el Modelo Bayesiano Aditivo (BAM) y la red neuronal artificial Khan-Zulfiqar.

A continuación, se presentan los resultados organizados según cada uno de estos componentes analíticos.

1. **Regresión Geográficamente Ponderada (GWR)**

El desempeño del modelo de Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) fue evaluado mediante el análisis espacial de los coeficientes locales, los patrones territoriales de los predictores ambientales y los indicadores de ajuste, con el propósito de identificar la heterogeneidad espacial en la relación entre los factores climáticos, contaminantes atmosféricos y la incidencia de infecciones respiratorias agudas.

La Figura 12 presenta la distribución espacial de los coeficientes estimados para las principales variables explicativas, así como el nivel base de las IRA y el coeficiente de determinación local (R² local). Se observa una marcada variabilidad territorial en la influencia de los predictores, lo que confirma la presencia de relaciones no estacionarias entre las variables ambientales y los casos de IRA.

Calendario

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

**Figura 12**. Distribución espacial de los coeficientes del modelo GWR, nivel base de infecciones respiratorias agudas, variables ambientales y coeficiente de determinación local (R² local).

En particular, el mapa correspondiente al nivel base de infecciones respiratorias agudas evidencia una mayor concentración de casos en las provincias centrales y áreas urbanas, especialmente en Panamá, Panamá Oeste y Colón, lo cual coincide con zonas de mayor densidad poblacional y actividad económica. Este patrón sugiere una mayor vulnerabilidad epidemiológica asociada a factores estructurales y ambientales.

Los mapas de temperatura y humedad relativa muestran variaciones espaciales relevantes en su impacto sobre las IRA. En regiones del centro y occidente del país, la temperatura presenta una influencia positiva más marcada, mientras que la humedad relativa muestra efectos diferenciados, con mayor intensidad en zonas costeras y húmedas. Estos resultados reflejan la interacción entre condiciones climáticas locales y la dinámica respiratoria.

En cuanto a los contaminantes atmosféricos, el monóxido de carbono y el dióxido de nitrógeno presentan mayores coeficientes positivos en áreas urbanizadas e industrializadas, particularmente en el área metropolitana y corredores logísticos. Esto sugiere una relación más fuerte entre la exposición a contaminantes derivados del transporte y la incidencia de IRA en estos territorios. Por su parte, el ozono y el material particulado (PM2.5 y PM grueso) muestran patrones espaciales heterogéneos, con efectos más pronunciados en regiones específicas.

El coeficiente de determinación local (R² local) indica un buen nivel de ajuste del modelo en la mayoría de las provincias, con valores más elevados en Panamá, Chiriquí y sectores del Caribe, lo que evidencia una mayor capacidad explicativa del GWR en estas zonas. En contraste, algunas regiones rurales y comarcas presentan valores más bajos, reflejando una mayor incertidumbre asociada a la disponibilidad y variabilidad de los datos.

Estos resultados confirman que la relación entre los factores ambientales y las infecciones respiratorias agudas no es homogénea en el territorio nacional, sino que varía significativamente según el contexto geográfico. El modelo GWR permitió capturar esta heterogeneidad espacial, proporcionando estimaciones locales más precisas que los modelos globales tradicionales.

El GWR constituye una herramienta adecuada para identificar patrones territoriales diferenciados en la incidencia de las IRA, facilitando la detección de zonas prioritarias para intervenciones preventivas y fortaleciendo el diseño de políticas de salud pública con enfoque espacial.

1. **Regresión Geográficamente Ponderada Multiescala (MGWR)**

El desempeño del modelo de Regresión Geográficamente Ponderada Multiescala (MGWR) fue evaluado mediante el análisis de los coeficientes locales estimados a diferentes escalas espaciales, con el objetivo de capturar la variabilidad territorial en la relación entre los factores climáticos, contaminantes atmosféricos y la incidencia de infecciones respiratorias agudas.

Calendario

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.La Figura 13 presenta la distribución espacial del nivel base de infecciones respiratorias agudas, así como los coeficientes locales correspondientes a las principales variables meteorológicas y ambientales estimados mediante el modelo MGWR. A diferencia del GWR convencional, este enfoque permite que cada predictor opere a una escala espacial distinta, proporcionando una representación más flexible de los procesos subyacentes.

**Figura 13**. Distribución espacial de los coeficientes del modelo MGWR para el nivel base de infecciones respiratorias agudas y las principales variables meteorológicas y ambientales.

El mapa del nivel base evidencia nuevamente una mayor concentración de casos en las provincias centrales y orientales del país, particularmente en Panamá, Colón y Darién, lo que refleja patrones estructurales asociados a densidad poblacional, movilidad y acceso a servicios de salud.

En relación con la temperatura, se observa un efecto espacialmente diferenciado, con mayores coeficientes positivos en las regiones orientales y costeras, mientras que en áreas del centro del país su influencia es más moderada. Este comportamiento sugiere que el impacto térmico sobre las IRA varía según el contexto geográfico y climático local.

La humedad relativa presenta una distribución relativamente homogénea en gran parte del territorio, aunque con valores más elevados en zonas occidentales y centrales, indicando una influencia consistente sobre la incidencia de IRA en estas regiones.

Los contaminantes atmosféricos muestran patrones espaciales complejos. El monóxido de carbono y el dióxido de nitrógeno presentan mayores efectos en áreas urbanas y de alta actividad vehicular, especialmente en la región metropolitana. Por su parte, el ozono exhibe una influencia más pronunciada en el sector oriental del país, posiblemente asociada a condiciones meteorológicas favorables para su formación.

En el caso del material particulado, tanto PM2.5 como PM grueso presentan efectos más elevados en provincias con mayor concentración urbana e industrial, reflejando la relación entre fuentes de emisión y exposición poblacional.

La capacidad del modelo MGWR para asignar diferentes escalas espaciales a cada predictor permitió identificar que algunas variables, como la temperatura y la humedad, operan a escalas regionales amplias, mientras que los contaminantes atmosféricos presentan efectos más localizados. Esta característica constituye una ventaja frente a modelos de escala única, al capturar de forma más precisa la heterogeneidad espacial de los procesos ambientales.

El análisis evidencia que el modelo MGWR mejora la representación espacial de las relaciones entre ambiente e infecciones respiratorias agudas, al integrar dinámicas locales y regionales en un mismo marco analítico. Esto contribuye a una comprensión más detallada de los factores de riesgo territoriales y fortalece el diseño de estrategias diferenciadas de prevención y control sanitario.

1. **Modelo Aditivo Generalizado Espaciotemporal (ST-GAM) con λ manual**

La aplicación del Modelo Aditivo Generalizado Espaciotemporal (ST-GAM) con parámetros de suavizado λ ajustados manualmente fue evaluado mediante el análisis de los efectos no lineales, los indicadores de ajuste y las pruebas de significancia estadística.

La Figura 14 presenta los efectos suavizados estimados para las variables meteorológicas, contaminantes atmosféricos, componentes espaciales y temporales. En estos resultados se evidencia una relación no lineal entre los predictores y la incidencia de infecciones respiratorias agudas, destacándose patrones diferenciados según los niveles de temperatura, humedad relativa, material particulado y contaminantes gaseosos.

Gráfico, Gráfico de líneas

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

**Figura 14**. Efectos no lineales estimados por el modelo ST-GAM con regularización manual (λ) para las variables ambientales, espaciales y temporales.

Asimismo, se observa que los términos espaciales y temporales capturan adecuadamente la heterogeneidad territorial y la estacionalidad del fenómeno, reflejando variaciones sistemáticas en función de la ubicación geográfica y del ciclo anual.

Los indicadores globales de desempeño y significancia del modelo se resumen en la Tabla 3. El modelo presentó un valor elevado de pseudo R² (0.9742), lo que indica una alta capacidad explicativa. De igual forma, los valores de log-verosimilitud, AIC y AICc reflejan un buen equilibrio entre complejidad y ajuste del modelo.

**Tabla 3**. Indicadores de ajuste, complejidad y significancia del modelo ST-GAM con regularización manual.

|  |  |
| --- | --- |
| **Indicador** | **Valor** |
| Distribución | Poisson |
| Log Likelihood | -32815.4367 |
| AIC | 65901.5458 |
| AICc | 65944.5564 |
| Pseudo R² | 0.9742 |
| EDoF | 135.3362 |
| Número de muestras | 1008 |
| Scale | 1.0 |

La Tabla 4 resume la complejidad y significancia estadística de los términos incluidos en el modelo ST-GAM.

**Tabla 4**. Significancia y complejidad de los términos del modelo ST-GAM con λ manual

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Término** | **Función** | **λ** | **Rango** | **EDoF** | **p-valor** |
| **Temperatura** | s(0) | 0.6 | 20 | 12.6 | < 0.001 |
| **Humedad relativa** | s(1) | 7 | 18 | 14.2 | < 0.001 |
| **Monóxido de carbono** | s(2) | 7 | 17 | 14.7 | < 0.001 |
| **Dióxido de nitrógeno** | s(3) | 7 | 17 | 14.7 | < 0.001 |
| **Ozono** | s(4) | 7 | 17 | 13.6 | < 0.001 |
| **PM2.5** | s(5) | 7 | 18 | 14.9 | < 0.001 |
| **PM grueso** | s(6) | 7 | 17 | 13.9 | < 0.001 |
| **Interacción espacial (x,y)** | te(7,8) | 3,3 | 100 | 14.5 | < 0.001 |
| **Fecha** | s(9) | 3 | 18 | 14.1 | < 0.001 |
| **Mes (cíclico)** | s(10) | 0.6 | 20 | 8.2 | < 0.001 |
| **Intercepto** | — | — | 1 | 0.0 | < 0.001 |

Todos los términos suavizados resultaron estadísticamente significativos (p < 0.001), lo que confirma la contribución relevante de las variables ambientales, espaciales y temporales en la explicación de la incidencia de las infecciones respiratorias. Los valores de grados efectivos de libertad (EDoF) evidencian una estructura flexible que permite modelar adecuadamente relaciones complejas sin sobreajuste excesivo.

Los resultados obtenidos mediante el ST-GAM confirman la existencia de relaciones no lineales, dependencias espacio-temporales y efectos estacionales significativos en la dinámica de las infecciones respiratorias agudas, complementando los hallazgos obtenidos con los modelos GWR, MGWR y BAM.

1. **Modelo Bayesiano Aditivo (BAM)**

El desempeño del Modelo Bayesiano Aditivo (BAM) fue evaluado mediante el análisis de las distribuciones posteriores, los gráficos de trazas, los intervalos creíbles y los indicadores de convergencia, con el fin de verificar la estabilidad y confiabilidad de las estimaciones obtenidas.

Diagrama

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.La Figura 15 presenta las distribuciones posteriores y las trazas de los principales parámetros del modelo, incluyendo los coeficientes asociados a las variables ambientales, los componentes estacionales, la tendencia temporal y los efectos espaciales. En general, se observa una adecuada mezcla de las cadenas de Markov y una exploración eficiente del espacio de parámetros, sin presencia de tendencias sistemáticas ni patrones de autocorrelación persistentes, lo que evidencia una convergencia satisfactoria del proceso inferencial.

**Figura 15**. Distribuciones posteriores y trazas de las cadenas de Markov para los parámetros del modelo bayesiano aditivo (BAM).

De manera complementaria, los indicadores estadísticos de convergencia se resumen en la Tabla 5. En ella se observa que todos los parámetros presentan valores del estadístico R-hat () cercanos a 1.0, tamaños efectivos de muestra elevados (ESS) y probabilidades direccionales (p\_dir) consistentes. Estos resultados confirman que las cadenas alcanzaron estabilidad y que las estimaciones no presentan sesgos sistemáticos. Asimismo, los valores de p\_dir permiten evaluar la dirección predominante de los efectos estimados, reforzando la interpretación probabilística de los resultados.

**Tabla 5**. Indicadores de convergencia del modelo BAM

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Parámetro** | **ESS Bulk** | **ESS Tail** | **R-hat** | **p\_dir** |
| **Temperatura** | 2233.0 | 2835.0 | 1.0 | 0.929 |
| **Humedad relativa** | 1621.0 | 2291.0 | 1.0 | 0.665 |
| **Monóxido de carbono** | 2170.0 | 2504.0 | 1.0 | 0.928 |
| **Dióxido de nitrógeno** | 2747.0 | 2987.0 | 1.0 | 0.668 |
| **Ozono** | 2695.0 | 3074.0 | 1.0 | 0.543 |
| **PM2.5** | 2771.0 | 2679.0 | 1.0 | 0.558 |
| **PM grueso** | 2769.0 | 3168.0 | 1.0 | 0.515 |
| **Fourier sen(1)** | 1545.0 | 2182.0 | 1.0 | 1.000 |
| **Fourier cos(1)** | 2058.0 | 2412.0 | 1.0 | 1.000 |
| **Fourier sen(2)** | 1749.0 | 2578.0 | 1.0 | 0.958 |
| **Fourier cos(2)** | 1704.0 | 2433.0 | 1.0 | 0.939 |
| **σ tiempo** | 1657.0 | 2565.0 | 1.0 | 1.000 |
| **σ ubicación** | 739.0 | 1765.0 | 1.0 | 1.000 |

**Estimación de efectos ambientales y estacionales**

La Figura 16 muestra el impacto estimado de las variables ambientales, los términos estacionales y la tendencia temporal sobre la incidencia de infecciones respiratorias agudas, junto con sus respectivos intervalos de credibilidad al 95 %. En esta figura se observa que la temperatura presenta un efecto positivo moderado, mientras que la humedad relativa muestra una influencia positiva de menor magnitud. Por su parte, el monóxido de carbono evidencia un efecto negativo leve, y el dióxido de nitrógeno presenta una asociación positiva débil.

Gráfico, Gráfico de cajas y bigotes

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

**Figura 16**. Impacto estimado de variables ambientales, términos estacionales y tendencia temporal sobre la incidencia de infecciones respiratorias agudas mediante el modelo BAM.

Tabla

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.Los valores puntuales de estos efectos se detallan en la Tabla 6, donde se reportan las medias posteriores, desviaciones estándar, errores estándar de Monte Carlo (MCSE) y los límites inferiores y superiores del intervalo de densidad posterior más alta (HDI). Los bajos valores de MCSE indican una adecuada precisión numérica de las estimaciones obtenidas. En particular, la temperatura registró un efecto medio de 0.152, la humedad relativa de 0.017 y el dióxido de nitrógeno de 0.024, mientras que el monóxido de carbono presentó un efecto negativo de –0.057. Los contaminantes ozono, PM2.5 y material particulado grueso mostraron efectos cercanos a cero, con intervalos creíbles que incluyen valores positivos y negativos, lo que sugiere una influencia más limitada o dependiente del contexto espacio-temporal.

**Tabla 6**. Estimaciones posteriores del modelo BAM

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Parámetro** | **Media** | **SD** | **HDI 3%** | **HDI 97%** | **MCSE Mean** | **MCSE SD** |
| **Temperatura** | 0.152 | 0.102 | -0.035 | 0.350 | 0.002 | 0.001 |
| **Humedad relativa** | 0.017 | 0.041 | -0.060 | 0.096 | 0.001 | 0.001 |
| **Monóxido de carbono** | -0.057 | 0.040 | -0.132 | 0.015 | 0.001 | 0.001 |
| **Dióxido de nitrógeno** | 0.024 | 0.052 | -0.072 | 0.122 | 0.001 | 0.001 |
| **Ozono** | 0.006 | 0.048 | -0.083 | 0.096 | 0.001 | 0.001 |
| **PM2.5** | 0.006 | 0.039 | -0.068 | 0.077 | 0.001 | 0.001 |
| **PM grueso** | -0.001 | 0.041 | -0.077 | 0.076 | 0.001 | 0.001 |
| **Fourier sen(1)** | -0.462 | 0.062 | -0.580 | -0.345 | 0.002 | 0.001 |
| **Fourier cos(1)** | -0.488 | 0.050 | -0.581 | -0.392 | 0.001 | 0.001 |
| **Fourier sen(2)** | -0.057 | 0.033 | -0.116 | 0.009 | 0.001 | 0.001 |
| **Fourier cos(2)** | 0.051 | 0.033 | -0.011 | 0.112 | 0.001 | 0.000 |
| **σ tiempo** | 0.095 | 0.016 | 0.068 | 0.125 | 0.000 | 0.000 |
| **σ ubicación** | 4.314 | 0.858 | 2.894 | 5.988 | 0.031 | 0.019 |

**Proyecciones temporales y efectos espaciales**

La Figura 17 ilustra las proyecciones temporales del modelo para las diferentes provincias y comarcas, comparando los valores observados con las predicciones y sus bandas de credibilidad. El BAM logra reproducir adecuadamente los patrones estacionales, especialmente en provincias con alta carga epidemiológica como Panamá, Chiriquí y Panamá Oeste.

**Figura 17**. Proyecciones espacio-temporales de casos de infecciones respiratorias agudas por provincia y comarca generadas por el modelo BAM.

Por otra parte, la influencia espacial estimada se presenta en la Figura 18, donde se evidencia una heterogeneidad territorial significativa. Se observan efectos positivos en provincias centrales y efectos negativos más pronunciados en algunas comarcas, reflejando diferencias estructurales en condiciones ambientales, acceso a servicios de salud y patrones demográficos.

Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

**Figura 18**. Impacto relativo de la ubicación geográfica sobre la incidencia de infecciones respiratorias agudas estimado por el modelo BAM.

El análisis evidencia que el modelo BAM presenta una adecuada convergencia, alta estabilidad numérica, precisión computacional y buena capacidad predictiva. La integración explícita de la incertidumbre, los efectos espaciales y los componentes estacionales permitió obtener estimaciones robustas y coherentes con el comportamiento epidemiológico observado, consolidando al BAM como una herramienta relevante para el análisis y la planificación sanitaria basada en evidencia.

1. **Red Neuronal Artificial (Khan-Zulfiqar)**

El desempeño del modelo de Red Neuronal Artificial basado en el enfoque Khan-Zulfiqar fue evaluado mediante indicadores de precisión espacial, específicamente el Error Cuadrático Medio (ECM) y el coeficiente de determinación (R²), como se muestra en la Figura 19.

**Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.**

**Figura 19**. Desempeño espacial del modelo de Red Neuronal Artificial (Khan-Zulfiqar) mediante el Error Cuadrático Medio (ECM) y el coeficiente de determinación (R²) por provincia.

En el mapa correspondiente al ECM se evidencian variaciones territoriales en el nivel de error de predicción. Se observan menores valores en provincias centrales y con mayor densidad poblacional, como Panamá, Panamá Oeste y Chiriquí, lo que indica una mayor capacidad del modelo para reproducir adecuadamente la dinámica epidemiológica en estas regiones. Por el contrario, en algunas comarcas y áreas periféricas se registran valores de error más elevados, reflejando mayores dificultades predictivas asociadas a la limitada disponibilidad y variabilidad de los datos.

De manera complementaria, el mapa del coeficiente de determinación muestra un ajuste elevado en la mayoría de las provincias, con valores cercanos a la unidad en gran parte del territorio nacional. Estos resultados indican que la red neuronal logra explicar una proporción significativa de la variabilidad observada en los casos de infecciones respiratorias agudas, especialmente en regiones con series temporales más estables y mejor cobertura informativa.

La heterogeneidad espacial observada sugiere que los patrones epidemiológicos locales, las condiciones ambientales específicas y las diferencias en infraestructura sanitaria influyen directamente en la capacidad predictiva del modelo. En particular, las provincias con mayor actividad urbana y económica presentan mejores niveles de ajuste, mientras que las regiones con menor densidad poblacional muestran mayor incertidumbre.

Estos resultados confirman que el modelo Khan-Zulfiqar constituye una herramienta eficaz para la modelación no lineal y multivariada de las infecciones respiratorias agudas, complementando los enfoques estadísticos y bayesianos empleados en este estudio. Su capacidad para capturar relaciones complejas entre variables ambientales, temporales y espaciales lo posiciona como un componente relevante dentro del marco comparativo de modelos desarrollado.

La Tabla 7 presenta la comparación del desempeño de los modelos explicativos aplicados al análisis de la incidencia de infecciones respiratorias agudas (IRA). Se evaluó el error cuadrático medio (ECM) y el coeficiente de determinación global (R²) con el fin de contrastar la capacidad de ajuste y explicación de cada enfoque metodológico.

**Tabla 7**. Evaluación comparativa del desempeño de los modelos aplicados a la incidencia de IRA

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Modelo** | **ECM** | **R² global** |
| Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) | 1,629,820 | 0.385 |
| Regresión Multiescala (MGWR) | 1,511,270 | 0.430 |
| ST-GAM (λ manual) | 335,690,800 | 0.974 |
| Bayesian Additive Model (BAM) | 4,284,668 | -0.617 |
| Red Neuronal Khan-Zulfiqar | 0.143 | 0.734 |

Los resultados muestran diferencias importantes en el desempeño entre los modelos. El ST-GAM (λ manual) alcanzó el mayor R² global (0.974), indicando una elevada capacidad explicativa del comportamiento espacio-temporal de las IRA. Los modelos espaciales GWR y MGWR presentaron valores de R² moderados (0.385 y 0.430, respectivamente), lo que confirma su utilidad para capturar variaciones territoriales en la relación entre factores ambientales e incidencia, aunque con menor capacidad global de ajuste.

La Red Neuronal Khan-Zulfiqar mostró un R² de 0.734, reflejando una buena capacidad predictiva, aunque con menor interpretabilidad en términos de relaciones causales. Por su parte, el modelo Bayesian Additive Model (BAM) presentó un R² negativo, lo que indica un ajuste global limitado bajo esta métrica específica; no obstante, este modelo permitió una cuantificación explícita de la incertidumbre y de los efectos probabilísticos de los predictores, aportando valor desde una perspectiva inferencial más que exclusivamente predictiva.

**3.2.1. Resultados del análisis de demanda hospitalaria**

Por su parte, en el componente de demanda hospitalaria se implementaron tres modelos supervisados para la predicción del gasto en medicamentos y en equipos médicos: XGBoost, Bayesian Additive Regression Trees (BART) y regresión Ridge, seleccionados por su capacidad para modelar relaciones complejas y mejorar la precisión en la estimación de la demanda futura. Adicionalmente, para el análisis específico de atenciones en urgencias se utilizó un Modelo Lineal Generalizado (GLM) de familia Poisson bajo un marco de inferencia bayesiano.

A continuación, se presentan los resultados organizados según cada uno de estos componentes analíticos.

1. **XGBoost**

**Medicamentos**

La Figura 20 muestra la importancia relativa de las variables para el gasto en medicamentos, medida mediante el criterio gain. Se observa que la variable mes\_11 concentra el mayor peso explicativo (79.04 %), seguida por casos\_ira\_rezago (20.96 %), lo que evidencia una fuerte influencia de la estacionalidad y del comportamiento epidemiológico previo en la planificación de compras de medicamentos.

**Figura 20**. Importancia relativa de variables en la predicción del gasto de medicamentos mediante XGBoost (criterio gain).

**Equipos médicos**

Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.Por su parte, la Figura 21 presenta los resultados correspondientes al gasto en equipos médicos. En este caso, la influencia se distribuye entre varios meses del año, destacándose mes\_12 (26.98 %), mes\_7 (18.00 %) y mes\_11 (17.05 %), junto con la variable casos\_ira\_rezago (12.04 %). Estos resultados indican que, a diferencia de los medicamentos —donde predomina un mes específico—, la adquisición de equipos responde a una dinámica estacional más distribuida y posiblemente asociada a procesos administrativos y ciclos presupuestarios.

**Figura 21**. Importancia relativa de variables en la predicción del gasto de equipos médicos mediante XGBoost (criterio gain).

**Gráfico

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.**

En conjunto, los resultados del modelo XGBoost indican que la estacionalidad constituye el principal factor explicativo del gasto hospitalario, mientras que el rezago de casos de IRA actúa como variable epidemiológica clave en ambos componentes. Esto confirma la interacción entre dinámica sanitaria y planificación logística dentro del sistema de salud panameño.

1. **Bayesian Additive Regression Trees (BART)**

El modelo BART fue aplicado de manera independiente para la predicción del gasto en medicamentos y en equipos médicos. A diferencia de XGBoost, BART permite cuantificar explícitamente la incertidumbre predictiva mediante intervalos de credibilidad derivados de su enfoque bayesiano.

**Medicamentos**

Gráfico, Gráfico de líneas

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.Los resultados del modelo BART para la predicción del gasto en medicamentos se presentan en la Figura 22, donde se muestra la predicción media junto con su intervalo de credibilidad del 94 %.

**Figura 22**. Pronósticos del modelo BART con intervalo de credibilidad (94 %) para el gasto en medicamentos.

El modelo reproduce adecuadamente la tendencia general del gasto, capturando los puntos de mayor variabilidad mediante intervalos de credibilidad más amplios. Se observa que los valores reales se ubican, en la mayoría de los casos, dentro del intervalo estimado, lo que indica una adecuada calibración probabilística del modelo.

**Equipos médicos**

Gráfico, Gráfico de líneas

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.La capacidad predictiva del modelo BART para el gasto en equipos médicos se presenta en la Figura 23, incluyendo la estimación media y su respectivo intervalo de credibilidad del 94 %.

**Figura 23**. Pronósticos del modelo BART con intervalo de credibilidad (94 %) para el gasto en equipos médicos.

Se observa que el modelo captura la estructura general del comportamiento del gasto, aunque con mayor amplitud en los intervalos de credibilidad en ciertos puntos, lo que refleja mayor variabilidad en la demanda de equipamiento hospitalario en comparación con medicamentos.

1. **Regresión Ridge**

Este modelo penaliza la magnitud de los coeficientes mediante una regularización L2, lo que permite reducir la varianza del modelo y mejorar la estabilidad en presencia de multicolinealidad entre predictores.

**Medicamentos**

Los resultados correspondientes a la predicción de compras de medicamentos se presentan en la Figura 24. En este caso, el modelo muestra un comportamiento más estable, con predicciones relativamente suavizadas alrededor de la tendencia promedio. Sin embargo, al igual que en el componente de equipos, se evidencia una menor capacidad para capturar fluctuaciones pronunciadas en los valores reales, particularmente en observaciones extremas.

Este comportamiento es consistente con la naturaleza del modelo Ridge, cuya regularización reduce la complejidad del ajuste y favorece la generalización, pero puede subestimar picos o cambios abruptos en la demanda.

Gráfico, Gráfico de líneas

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

**Figura 24**. Pronósticos del modelo Ridge para compras de medicamentos (valores reales vs. predichos).

**Equipos médicos**

En la Figura 25 se observan los resultados del modelo Ridge para la predicción de compras de equipos médicos y se observa que el modelo logra capturar parcialmente la tendencia general de los datos; sin embargo, presenta dificultades para reproducir variaciones abruptas en algunas observaciones. La penalización aplicada tiende a suavizar las predicciones, lo cual favorece la estabilidad, pero puede limitar la capacidad de ajuste en puntos extremos.

Gráfico, Gráfico de líneas

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.

**Figura 25**. Pronósticos del modelo Ridge para compras de equipos médicos (valores reales vs. predichos).

Se aprecia que el modelo mantiene coherencia direccional en varios periodos, aunque con menor precisión comparativa frente a modelos no lineales como XGBoost o BART.

En conjunto, la regresión Ridge mostró un desempeño adecuado como modelo base lineal regularizado, proporcionando estabilidad en las estimaciones. No obstante, su capacidad predictiva resulta más limitada frente a modelos basados en árboles (XGBoost, BART), especialmente en escenarios con relaciones no lineales o interacciones complejas entre variables.

La Tabla 8 presenta la comparación del desempeño de los modelos supervisados aplicados al componente de demanda hospitalaria, tanto para medicamentos como para equipos médicos. Se evaluó el error cuadrático medio (ECM) y el coeficiente de determinación (R²) en el conjunto de prueba.

**Tabla 8**. Evaluación comparativa de los modelos predictivos para medicamentos y equipos

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Modelo** | **ECM Medicamentos** | **R² Medicamentos** | **ECM Equipos** | **R² Equipos** |
| XGBoost | 25.153 | -1.029 | 19.982 | -0.942 |
| BART | 1.168 | -0.168 | 0.834 | 0.166 |
| Ridge | 14.733 | -0.407 | 15.088 | -0.412 |

En ambos casos, el modelo Bayesian Additive Regression Trees (BART) mostró el mejor desempeño predictivo, registrando los menores valores de ECM y los coeficientes R² más altos en comparación con XGBoost y Ridge. Particularmente en el caso de equipos, BART fue el único modelo que logró un R² positivo (0.166), indicando una capacidad explicativa superior respecto a los otros enfoques.

1. **Modelo Lineal Generalizado (GLM) Poisson bajo marco bayesiano**

**Atenciones en urgencias**

El análisis de las atenciones en el servicio de urgencias se realizó mediante el Modelo GLM de familia Poisson bajo un marco de inferencia bayesiano utilizando datos del Hospital del Niño. Este modelo permitió caracterizar la dinámica mensual de las atenciones urgentes pediátricas relacionadas con infecciones respiratorias agudas (IRA), descomponiendo el comportamiento observado en tres componentes principales:

(1) el nivel base de atenciones en meses normales,

(2) el incremento asociado a picos epidemiológicos de infecciones respiratorias agudas (IRA), y

(3) la tendencia estructural de las atenciones urgentes a lo largo del período de estudio.

Gráfico, Gráfico de líneas, Histograma

El contenido generado por IA puede ser incorrecto.La Figura 26 presenta las distribuciones posteriores de estos tres componentes estimados por el modelo bayesiano.

**Figura 26**. Distribuciones posteriores del GLM Poisson Bayesiano para atenciones en urgencias del Hospital del Niño: nivel base, incremento por pico de IRA y tendencia temporal.

**Nivel base de atenciones en meses normales**

El modelo estimó un promedio posterior de 2,574 atenciones mensuales en el servicio de urgencias del Hospital del Niño, con un intervalo de credibilidad del 94% comprendido aproximadamente entre 2,539 y 2,606 casos.

Este valor representa la carga promedio esperada del servicio en ausencia de picos epidemiológicos significativos.

**Incremento asociado a picos de IRA**

Durante los períodos de mayor circulación de IRA, el modelo estimó un incremento promedio de aproximadamente 283 atenciones adicionales por mes, con un intervalo creíble cercano a 231–327 casos adicionales.

Este resultado confirma el impacto directo de los picos epidemiológicos sobre la carga operativa del servicio de urgencias pediátricas.

**Tendencia estructural de las atenciones**

El componente de tendencia mostró un crecimiento promedio estimado de 156 atenciones mensuales, con un intervalo de credibilidad relativamente estrecho (aproximadamente 154–157), lo que sugiere una evolución estructural sostenida en la demanda del servicio, más allá de los efectos estacionales.

**Discusión**

Los resultados evidencian asociaciones significativas entre variables climáticas, contaminantes atmosféricos e infecciones respiratorias (IRA) así como su repercusión en la demanda hospitalaria. Estos hallazgos son consistentes con la literatura internacional y regional que documenta la influencia del ambiente sobre la dinámica respiratoria, particularmente en contextos tropicales y urbanos [1], [2], [4], [8], [23], [32], [33].

**Componente epidemiológico-ambiental**

En el análisis espacial, los modelos de Regresión Geográficamente Ponderada (GWR) y Regresión Geográficamente Ponderada Multiescala (MGWR) confirmaron que la relación entre factores ambientales e incidencia de IRA no es uniforme en el territorio nacional. Se identificaron diferencias territoriales claras, con mayor influencia de variables ambientales en provincias centrales y más urbanizadas como Panamá, Panamá Oeste y Colón. Este patrón coincide con estudios desarrollados en Brasil, México y el Caribe, donde se ha demostrado que los efectos de temperatura, humedad y contaminantes varían según el contexto geográfico, densidad poblacional y características urbanas [23], [32], [33], [34].

El modelo Aditivo Generalizado Espacio-Temporal (ST-GAM) permitió capturar relaciones no lineales, confirmando que la dinámica de las IRA en Panamá responde a interacciones complejas entre clima y temporalidad. En concordancia con estudios en regiones tropicales, la estacionalidad mostró un papel determinante, particularmente asociado a humedad y patrones de lluvia más que a variaciones térmicas extremas [8], [10], [23].

Por su parte, el Modelo Bayesiano Aditivo (BAM) permitió incorporar explícitamente la incertidumbre y cuantificar probabilísticamente los efectos ambientales. Los resultados evidenciaron efectos positivos moderados para temperatura y dióxido de nitrógeno, mientras que otros contaminantes mostraron efectos débiles o dependientes del contexto. Esto coincide con investigaciones que señalan que la contaminación atmosférica actúa como modulador del riesgo respiratorio, más que como determinante único [1], [4], [17]. La inclusión de términos estacionales mediante funciones de Fourier reafirmó la existencia de ciclos anuales bien definidos, en concordancia con lo documentado por Núñez-Samudio y Landires [39].

En cuanto a la Red Neuronal Artificial (Khan-Zulfiqar), se observó una elevada capacidad de ajuste en provincias con mayor densidad poblacional y mejor calidad de datos. Sin embargo, aunque este tipo de modelo puede ofrecer buen desempeño predictivo, presenta limitaciones para explicar con claridad los mecanismos causales subyacentes [74], [75]. En este estudio, los modelos espaciales y bayesianos mostraron una mayor utilidad para la interpretación epidemiológica, mientras que la red neuronal aportó valor en términos de predicción.

El análisis comparativo del desempeño de los modelos explicativos, presentados en la Tabla 7 muestran que el ST-GAM presentó el mayor coeficiente de determinación global (R² = 0.974), evidenciando una alta capacidad para capturar relaciones no lineales y patrones estacionales complejos. La Regresión Multiescala (MGWR) mostró un mejor ajuste que la Regresión Geográficamente Ponderada (GWR), confirmando la utilidad de permitir escalas espaciales diferenciadas para cada variable. Por su parte, el Modelo Bayesiano Aditivo (BAM), aunque presentó un R² global menor, aportó una interpretación probabilística robusta mediante la incorporación explícita de incertidumbre. La Red Neuronal Khan-Zulfiqar mostró un desempeño predictivo intermedio (R² = 0.734), destacando en capacidad de ajuste, pero con menor interpretabilidad en términos causales.

**Componente de demanda hospitalaria**

En el componente de la demanda hospitalaria, los resultados revelan que la planificación de compras de medicamentos y equipos no responde exclusivamente al número contemporáneo de casos de IRA, sino que está influenciada por la estacionalidad, la acumulación temporal de casos en meses previos y factores administrativos estructurales no incorporados explícitamente en los modelos, tales como presupuestos institucionales, políticas de abastecimiento e inventarios disponibles.

La Tabla 8 evidencia que, aunque el modelo Bayesian Additive Regression Trees (BART) mostró el mejor desempeño relativo —registrando los menores valores de error cuadrático medio (ECM) y el único coeficiente R² positivo en equipos (0.166)—, los valores generales de R² fueron moderados o negativos en la mayoría de los modelos evaluados. Esto indica que una proporción importante de la variabilidad en los montos de compra no puede ser explicada únicamente a partir de variables epidemiológicas y ambientales incluidas en el análisis.

El modelo XGBoost destacó en la identificación de variables temporales clave, particularmente los meses finales del año, lo que indica que las decisiones de compra pueden estar vinculadas tanto a ciclos presupuestarios anuales como a estrategias anticipatorias frente a picos estacionales. Este comportamiento coincide con estudios de gestión hospitalaria que señalan que los sistemas de abastecimiento operan bajo esquemas administrativos estructurados, más que bajo respuestas estrictamente reactivas a la incidencia mensual de casos [30], [31].

La regresión Ridge mostró mayor estabilidad como modelo lineal base, aunque con menor capacidad para capturar fluctuaciones abruptas. Por su parte, el GLM Poisson bajo marco bayesiano aplicado a las atenciones en urgencias del Hospital del Niño permitió descomponer la dinámica mensual en nivel estructural, incrementos asociaciones a picos epidemiológicos y tendencia temporal, en concordancia con estudios de carga hospitalaria pediátrica en América Latina [23], [32].

**Implicaciones metodológicas**

Un hallazgo relevante es que los modelos supervisados evaluados no alcanzaron valores elevados de R² en el componente de compras hospitalarias. Esto indica que los modelos supervisados basados únicamente en variables epidemiológicas pueden presentar limitaciones al aplicarse en estudios de planificación hospitalaria si no se integran variables financieras, logísticas e institucionales. Por tanto, futuros estudios deberían incorporar variables presupuestarias, inventarios disponibles, tiempos de licitación y políticas de abastecimiento, con el fin de mejorar la capacidad explicativa y predictiva en el análisis de demanda sanitaria.

Este resultado no invalida el uso de modelos de aprendizaje automático en salud pública, sino que evidencia la necesidad de integrar dimensiones administrativas y financieras cuando se analizan procesos de gestión hospitalaria.

El estudio demuestra que la dinámica de las IRA en Panamá responde a interacciones complejas entre clima, contaminación, territorio y temporalidad, mientras que la demanda hospitalaria incorpora además componentes administrativos estructurales. La combinación de modelos explicativos (GWR, MGWR, ST-GAM, BAM) y predictivos (XGBoost, BART, Ridge, GLM Bayesiano y red neuronal) permitió abordar el fenómeno desde una perspectiva integral, aportando evidencia útil tanto para la vigilancia epidemiológica como para la planificación sanitaria basada en datos.

1. **CONCLUSIONES**

El presente estudio demuestra que la incidencia de infecciones respiratorias agudas (IRA) en Panamá durante el período 2017–2023 está significativamente asociada con variables meteorológicas, contaminantes atmosféricos y patrones espacio-temporales diferenciados. Los resultados confirman que la dinámica de las IRA no responde a relaciones lineales simples, sino a interacciones complejas entre clima, territorio y temporalidad.

Los modelos espaciales (GWR y MGWR) evidenciaron diferencias territoriales claras en la influencia de los factores ambientales, mostrando que la relación entre clima, contaminación e IRA varían según el contexto geográfico. Por su parte, el modelo ST-GAM y el BAM permitieron capturar relaciones no lineales y incorporar explícitamente la incertidumbre, fortaleciendo la solidez inferencial del análisis y aportando estimaciones probabilísticas coherentes con el comportamiento epidemiológico observado.

En el componente de demanda hospitalaria, se evidenció que la planificación de medicamentos y equipos médicos no depende exclusivamente del número de casos del mismo mes, sino que está influenciada por la estacionalidad, la acumulación temporal de casos en meses previos y factores administrativos. Aunque el modelo Bayesian Additive Regression Trees (BART) mostró el mejor desempeño relativo entre los modelos supervisados, los valores moderados de R² indican que la demanda hospitalaria no puede explicarse únicamente mediante variables epidemiológicas y ambientales, lo que propone la necesidad de incorporar información presupuestaria, inventarios y procesos administrativos en futuros estudios.

Esta limitación está estrechamente vinculada a la naturaleza de los datos disponibles, los cuales no incorporan información estructural clave como presupuestos institucionales, inventarios, tiempos de reposición, procesos de contratación y decisiones estratégicas internas. En consecuencia, los modelos implementados deben interpretarse como los mejores ajustes posibles bajo las condiciones de información disponible, y no como herramientas predictivas definitivas del gasto hospitalario.

El modelo GLM Poisson bajo marco bayesiano aplicado a las atenciones en urgencias del Hospital del Niño permitió identificar un nivel estructural de demanda, incrementos asociados a picos epidemiológicos y una tendencia temporal definida, contribuyendo a una mejor comprensión de la presión asistencial pediátrica.

Desde una perspectiva aplicada, el estudio aporta un marco metodológico integral que combina análisis explicativo y predictivo, demostrando la utilidad de integrar variables ambientales en la vigilancia epidemiológica y en la planificación sanitaria. Asimismo, resalta la necesidad de fortalecer los sistemas de información administrativa para mejorar la capacidad explicativa y predictiva de futuros modelos.

Finalmente, esta investigación ofrece una metodología exploratoria que permite evaluar el comportamiento de distintos enfoques analíticos en el contexto panameño. Futuros trabajos podrían incorporar proyecciones climáticas, modelación de eventos extremos y análisis a escalas territoriales de mayor resolución, así como variables administrativas adicionales que permitan mejorar la capacidad explicativa de los modelos predictivos de demanda hospitalaria.

**CONFLICTO DE INTERESES**

Los autores declaran no tener conflicto de intereses.

**CONTRIBUCIÓN Y APROBACIÓN DE LOS AUTORES**

F. M. se encargó de la investigación, análisis de datos, redacción y preparación del borrador original.

L. M. se encargó de la metodología, análisis de datos y desarrollo de modelos.

S.R. se encargó de la investigación, conceptualización y análisis de datos.

A. M. se encargó del preprocesamiento de datos, análisis de datos y visualización de datos.

J. C. se encargó de la supervisión, validación, redacción y edición.

Todos los autores afirmamos que hemos leído y aprobado la versión final de este artículo.

**REFERENCIAS**

[1] H. Xu, X. Wang, Y. Tian, et al., "Short-term exposure to gaseous air pollutants and daily hospitalizations for acute upper and lower respiratory infections among children from 25 cities in China," Environmental Research, vol. 212, 2022. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2022.113493>

[2]B. Xu, J. Wang, Z. Li, C. Xu, Y. Liao, M. Hu, J. Yang, S. Lai, L. Wang y W. Yang, "Seasonal association between viral causes of hospitalised acute lower respiratory infections and meteorological factors in China: a retrospective study," The Lancet Planetary Health, vol. 5, no. 3, pp. e154-e163, 2021. <https://doi.org/10.1016/S2542-5196(20)30297-7>

[3] E. Wawryk-Gawda, N. Miga-Orczykowska, J. Matusiak, D. Mańdziuk, K. Giżewska y V. Opoka-Winiarska, "Air pollution exposure and the burden of paediatric upper respiratory tract infections in Emergency Departments," 2025. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-7280297/v1>

[4] C. He, L. Liu, C. Chu, Y. Cheng, Q. He, Y. Yang, et al.,"Short-term effects and economic burden of air pollutants on acute lower respiratory tract infections in children in Southwest China: a time-series study," Environmental Health, vol. 22, 2023. <https://doi.org/10.1186/s12940-023-00962-3>

[5] B. Wang, H. Zhang, M. Dong, H. Wei, M. Wang, X. Zhang and S. Liang, "Effects of meteorological factors and atmospheric pollutants on the prevalence of respiratory adenovirus in children in Lanzhou, Northwest China," Scientific Reports, vol. 15, 2025. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-24515-5>

[6] G. Wenfang, L. Letai, P. Wang, B. Wang and M. Li, "Assessing the effects of meteorological factors on daily children's respiratory disease hospitalizations: A retrospective study," Heliyon, vol. 6, no. 8, 2020. <https://doi.org/10.1016/J.HELIYON.2020.E04657>

[7] D. Xiao, W. Guo, D. Xu, J. Chen, Z. Liang and X. Zhang, "Three Exposure Metrics for Fine Particulate Matter Associated With Outpatient Visits for Acute Lower Respiratory Infection Among Children in Guangzhou, China," Frontiers in Public Health, vol. 10, 2022. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.876496>

[8] O. Motlogeloa, and J. M. Fitchett, "Assessing the impact of climatic variability on acute respiratory diseases across diverse climatic zones in South Africa," Science of The Total Environment, vol. 918, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2024.170661>

[9] O. Motlogeloa, J. M. Fitchett, and N. Sweijd, "Defining the South African Acute Respiratory Infectious Disease Season," International Journal of Environmental Research and Public Health, vol. 20, no. 2, 2023. <https://doi.org/10.3390/ijerph20021074>

[10] A. Uttajug, K. Ueda, X. Seposo, and J. M. Francis, "Association between extreme rainfall and acute respiratory infection among children under-5 years in sub-Saharan Africa: an analysis of Demographic and Health Survey data, 2006-2020," BMJ Open, vol. 13, 2023. <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37185183/>

[11] T. Yang, H. Lian, J. Liao, Y. Zeng, J. Li, C. Lin, and M. Lin, "Epidemiological characteristics and meteorological factors of acute respiratory infections (ARIs) in hospitalized children in eastern Guangdong, China," Scientific Reports, vol. 14, 2024. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-77005-5>

[12] C. Lei, C.T. Lou, K. Io, K.I. SiTou, C.P. Ip, H. U, B. Pan, and C.O.L. Ung, "Viral etiology among children hospitalized for acute respiratory tract infections and its association with meteorological factors and air pollutants: a time-series study (2014–2017) in Macao," BMC Infectious Diseases, vol. 22, 2022. <https://doi.org/10.1186/s12879-022-07585-y>

[13] M. Xu, W. Yue, X. Song, L. Zeng, L. Liu, J. Zheng, X. Chen, F. Lv, S. Wen, and H. Zhang, "Epidemiological characteristics of parainfluenza virus type 3 and the effects of meteorological factors in hospitalized children with lower respiratory tract infection," Frontiers in Pediatrics, vol. 10, 2022. <https://doi.org/10.3389/fped.2022.872199>

[14] C. Mu, F. Liu, M. Lei, M. Feng, X. Dang, L. Xie, S. Fan, and X. Li, "Global, regional, and national burden of non-COVID-19 lower respiratory infections and risks, 1990–2023: a systematic analysis from GBD Study 2023," 2025. <https://doi.org/10.21203/rs.3.rs-7536537/v1>

[15] S. Safiri, A. Mahmoodpoor, A. A. Kolahi, S. A. Nejadghaderi, M. J. M. Sullman, M. A. Mansournia, K. Ansarin, G. Collins, J. S. Kaufman, and M. Abdollahi, "Global burden of lower respiratory infections during the last three decades," Frontiers in Public Health, vol. 10, 2023. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.1028525>

[16] R. Flores-Ramírez, L. Landa-Juárez, M. Huerta-Beristain, and M. Bermúdez-de-León, "A review of environmental risks and vulnerability factors of indigenous populations from Latin America and the Caribbean in the face of the COVID-19 pandemic," Global Public Health, vol. 16, no. 11, pp. 1682-1698, 2021. <https://doi.org/10.1080/17441692.2021.1923777>

[17] R. Murtas, P. Schiattarella, A. Smimmo, A. Perilli, I. Stanisci, L. Bonvicini, E. Borroni, I. Bottini, D. Fortuna, S. Tunesi, S. Broccoli, G. Oliveri Conti, F. Parmagnani, and A. G. Russo, "Short-term and long-term effects of air pollution on acute lower respiratory infections incidence and mortality: an overview and critical appraisal of systematic reviews," European Respiratory Review, vol. 34, 2025. <https://doi.org/10.1183/16000617.0129-2025>

[18] F. D. Paneo, I. Irwan, M. I. Jusuf, S. Kadir, and I. Paneo, "Environmental Health Factors Associated with the Incidence of Acute Respiratory Infection in Toddlers," Journal La Medihealtico, vol. 4, no. 1, 2023. <https://doi.org/10.37899/journallamedihealtico.v4i1.830>

[19] B. Desye, A. K. Geto, C. Daba, G. Berihun, and L. Berhanu, "Indoor air pollution exposure and acute respiratory infection among under-five children in low- and middle-income countries: a systematic review and meta-analysis of epidemiological studies," BMC Infectious Diseases, vol. 25, 2025. <https://doi.org/10.1186/s12879-025-12148-y>

[20] S. D. Chitre, C. M. Crews, M. T. Tessema, I. Plėštytė-Būtienė, M. Coffee, and E. T. Richardson, "The impact of anthropogenic climate change on pediatric viral diseases," Pediatric Research, vol. 95, pp. 496-507, 2023. <https://doi.org/10.1038/s41390-023-02929-z>

[21] M. Suryadevara, D. Wang, F. P. Fajardo, J.-L. Carrillo Aponte, F. Heras, C. Cueva Aponte, I. Torres, and J. B. Domachowske, "Medically Attended Outpatient Parainfluenza Virus Infections in Young Children from a Single Site in Machala, Ecuador," International Journal of Environmental Research and Public Health, vol. 22, no. 6, 2025. <https://doi.org/10.3390/ijerph22060821>

[22] G. P. Lopes, I. P. S. Amorim, B. de O. de Melo, C. E. C. Maramaldo, M. R. Q. Bomfim, L. G. L. Neto, M. S. Alves, F. B. Silva, P. V. Soeiro-Pereira, and A. Falcai, "Identification and seasonality of rhinovirus and respiratory syncytial virus in asthmatic children in tropical climate," Bioscience Reports, vol. 40, no. 5, 2020. <https://doi.org/10.1042/BSR20200634>

[23] J. M. de V. Xavier, F. D. S. Silva, R. A. de Olinda, L. A. L. Querino, P. S. B. Araujo, L. F. C. Lima, R. S. de Sousa, and B. N. C. L. Rosado, "Climate seasonality and lower respiratory tract diseases: a predictive model for pediatric hospitalizations," Revista Brasileira de Enfermagem, vol. 75, no. 5, 2022. <https://doi.org/10.1590/0034-7167-2021-0680>

[24] X. Tan, L. Han, X. Zhang, W. Zhou, W. Li, and Y. Qian, “A review of current air quality indexes and improvements under the multi-contaminant air pollution exposure,” Journal of Environmental Management, vol. 279, p. 111681, 2021. <https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.111681>

[25] I. Manisalidis, E. Stavropoulou, A. Stavropoulos, and E. Bezirtzoglou, “Environmental and health impacts of air pollution: A review,” Frontiers in Public Health, vol. 8, 2020.

<https://doi.org/10.3389/fpubh.2020.00014>

[26] L. A. Clarke, J. J. Jones, M. A. Taylor, M. St. M. Williams, T. Edwards, and T. S. Stephenson, “Breaking the link: warming disrupts early-season rainfall predictability in the Caribbean,” npj Climate and Atmospheric Science, 2026. <https://doi.org/10.1038/s41612-026-01325-8>

[27] E. Yussuf, J. N. Muthama, B. Mutai, and D. Marangu, "Impacts of air pollution on pediatric respiratory infections under a changing climate in Kenyan urban cities," East African Journal of Science, Technology and Innovation, vol. 4, no. 2, 2023. <https://doi.org/10.37425/eajsti.v4i2.579>

[28] A. C. Gonzaga and A. C. Vasques Freitas, “Analysis of the relationship between weather conditions, air pollution and viral respiratory infections: the COVID-19 case,” Research, Society and Development, vol. 9, no. 8, p. e591985942, 2020. <https://doi.org/10.33448/RSD-V9I8.5942>

[29] S. A. Rodrigues, A. Dal Pai, R. M. T. Grotto, and V. C. R. Sarnighausen, "Meteorological Variables Associations and the Occurrence of Covid-19 in the City of São Paulo, Brazil," Revista Ibero-americana de Ciências Ambientais, vol. 11, no. 5, pp. 249-260, 2020. Available: ResearchGate PDF. <https://www.researchgate.net/publication/344890851_Meteorological_variables_associations_and_the_occurrence_of_covid-19_in_the_city_of_Sao_Paulo_Brazil>

[30] F. L. da Silva, A. Gomes, M. D. A. Gomes, A. P. L. da Silva, S. C. de Sousa, M. F. Serafim de Souza, and G. L. P. da Silva, "Correlation between meteorological factors and COVID-19 infection in the Belem Metropolitan Region," medRxiv, Jun. 10, 2020. <https://doi.org/10.1101/2020.06.10.20127506>

[31] V. E. da Silveira Grellert, L. K. V. Brandão, M. A. Ferraz, and S. V. Saturnino, "Influência das mudanças climáticas nas Infecções Respiratórias Agudas em crianças," Brazilian Journal of Health Review, vol. 8, no. 1, pp. 2859-2871, 2025. <https://doi.org/10.34119/bjhrv8n1-216>

[32] E. Vega, A. Ruiz-Olivares, Y. Miquelajauregui, R. Rentería-Campos, L. Bramwell, and A. Namdeo, et al., "Association between daily variations in the levels of atmospheric O3, PM2.5, and NO2 and the frequency of hospital visits due to respiratory diseases and hypertension in Mexico City using Generalized Additive Mixed Models," Frontiers in Public Health, vol. 13, 2025. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2025.1593285>

[33] Y. Linares-Vega, P. L. Ortiz-Bultó, S. Borroto-Gutiérrez, B. Acosta-Herrera, O. Valdés-Ramírez, and M. Guzmán, "Modeling and Predicting the Impact of Climate Variability on Influenza Virus Spread in Cuba," Open Access Journal of Mathematical and Statistical Analysis, vol. 3, no. 1, 2020. <https://doi.org/10.23880/OAJMMS-16000130>

[34] S. Borroto-Gutiérrez, Y. Linares-Vega, P. Ortiz-Bultó, O. Valdés-Ramírez, and B. Acosta-Herrera, "Influence of climatic variability and respiratory viruses on the burden of medically attended acute respiratory infections in Cuba," Journal of Respiratory Disease and Medicine, vol. 2, no. 1, 2020. <https://doi.org/10.15761/JRDM.1000107>

[35] L. Sánchez-González, T. M. Quandelacy, M. Johansson, B. Torres-Velásquez, O. Lorenzi, M. Tavarez, S. Torres, L. I. Alvarado, and G. Paz-Bailey, "Viral etiology and seasonal trends of pediatric acute febrile illness in southern Puerto Rico; a seven-year review," PLOS ONE, vol. 16, no. 2, 2021. <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0247481>

[36] M. Grunberg, R. Sno, and M. R. Adhin, "Epidemiology of respiratory viruses in patients with severe acute respiratory infections and influenza-like illness in Suriname," Influenza and Other Respiratory Viruses, vol. 15, no. 1, pp. 72-80, 2021. <https://doi.org/10.1111/irv.12791>

[37] A. E. Juliana, M.-J. Tang, L. Kemps, A. C. Noort, S. Hermelijn, F. B. Plötz, R. Zonneveld, and J. C. Wilschut, "Viral causes of severe acute respiratory infection in hospitalized children and association with outcomes: A two-year prospective surveillance study in Suriname," PLOS ONE, vol. 16, no. 2, 2021. <https://doi.org/10.1371/JOURNAL.PONE.0247000>

[38] M. Suryadevara and J. B. Domachowske, "Epidemiology and seasonality of childhood respiratory syncytial virus infections in the tropics," Viruses, vol. 13, no. 4, 2021. <https://doi.org/10.3390/V13040696>

[39] V. Núñez-Samudio and I. Landires, "Epidemiology of viral respiratory infections in a pediatric reference hospital in Central Panama," BMC Infectious Diseases, vol. 21, 2021. <https://doi.org/10.1186/s12879-020-05720-1>

[40] P. Couto, H. Campbell, et al., "Characterisation of the respiratory syncytial virus seasonality and its environmental factors in the Americas—a multi-country observational study using routine surveillance data," The Lancet Regional Health – Americas, vol. 48, p. 101166, 2025. <https://www.thelancet.com/journals/lanam/article/PIIS2667-193X(25)00176-0/fulltext>

[41] Secretaría Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación, Plan Estratégico Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación 2025–2029: Cuadernos sectoriales. Sistema de Salud público de Panamá," SENACYT, 2025. <https://www.senacyt.gob.pa/wp-content/uploads/2025/04/1-PENCYT-2025-2029_Cuaderno-salud.pdf>

[42] Ministerio de Salud de Panamá, "Protocolo para la atención de las infecciones respiratorias agudas y graves asociadas al virus de la influenza en pacientes menores de 19 años, embarazadas y adultos," Dirección General de Salud Pública, 2023. <https://www.minsa.gob.pa/sites/default/files/programas/protocolo_para_las_infecciones_agudas_leves_y_graves_asociadas_al_virus_de_influenza_2023.pdf>

[43] Ministerio de Salud de Panamá and Caja de Seguro Social, "Guías para la atención integrada de niños y niñas, desde el nacimiento hasta los 9 años de edad," MINSA/CSS, 2013. <https://www.minsa.gob.pa/normatividad/guias-para-la-atencion-integrada-de-ninos-y-ninas-desde-el-nacimiento-hasta-los-9-anos>

[44] Asamblea Nacional de Panamá, "Ley 462 de 18 de marzo de 2025. Que modifica, adiciona y deroga artículos de la Ley 51 de 2005, que reforma la Ley orgánica de la Caja de Seguro Social," Gaceta Oficial, no. 30,238, 2025. <https://www.gacetaoficial.gob.pa/pdfTemp/30238/GacetaNo_30238_20250318.pdf>

[45] Organización Panamericana de la Salud, "Estudio nacional de equidad en salud sostenible: Panamá 2019," OPS/OMS, 2019. <https://www.paho.org/sites/default/files/2021-08/Estudio_Nacional_de_Equidad_en_Salud_Sostenible_Panama_2019.pdf>

[46] Instituto Nacional de Estadística y Censo, República de Panamá, “Camas en las instalaciones de salud de la República, según provincia y comarca indígena: Años 2018 y 2022,” Estadísticas de Salud, INEC, Panamá, 2022.

[47] Mentor de Ceos, "Las 5 Fuerzas de Porter: en qué consisten y cómo aplicarlas," Mentor de Ceos - Estrategia Empresarial, 2023. <https://mentordeceos.com/5-fuerzas-de-porter/>

[48] Asamblea Nacional de Panamá, "Ley 22 de 27 de junio de 2006. Que regula la contratación pública," Gaceta Oficial, no. 25,576, 2006. <https://ministeriopublico.gob.pa/wp-content/uploads/LIBRO_TEXTO_UNICO_LEY22_2006.pdf>

[49] Programa de Cadena de Suministros de Salud Mundial de la USAID, "Estrategias de recuperación para cadenas de suministro de salud pública después de eventos “cisne negro”," GHSC-PSM, 2020. <https://www.ghsupplychain.org/sites/default/files/2021-04/Spanish-Black%20Swan%20Guide.pdf>

[50] L. Noriega-Aguirre, M. Alvear, O. Villarreal, E. Rueda, R. Rodríguez-Osorio, R. Arroyo, and E. Hevia, "Características clínicas de pacientes con COVID-19 al momento de su ingreso hospitalario en los primeros cinco meses de pandemia en la República de Panamá," Respirar, vol. 13, no. 3, pp. 117-126, 2021. <https://respirar.alatorax.org/index.php/respirar/article/view/82>

[51] D. Haro-Tene, A. Aldás-Páez, A. Santana-Aray, E. Torres-Ponce, L. Aranha-Uguña, L. Gómez-Lara, and L. Calderón-Mora, "Prevalencia de Enfermedades Respiratorias y Comportamiento Epidemiológico de COVID-19 en Pacientes del Centro de Salud," Resonancia, vol. 2, no. 1, pp. 26-33, 2020. <https://revistas.uees.edu.ec/index.php/IRR/article/view/485/448>

[52] J. Gómez Jiménez, P. Ramón-Pardo, and C. J. Rua Moncada, "Manual para la implementación de un sistema de triaje para los cuartos de urgencias," Organización Panamericana de la Salud, 2011. <https://www3.paho.org/hq/dmdocuments/2011/HSS_IS_Manual_Sistema_Tiraje_CuartosUrgencias2011.pdf>

[53] World Health Organization, "Natural ventilation for infection control in health-care settings," WHO Guidelines, 2009. <https://www.who.int/publications/i/item/9789241547857>

[54] Ministerio de Salud de Panamá, "Política Nacional de Salud y lineamientos estratégicos 2016-2025," MINSA, 2015. <https://hn.sld.pa/wp-content/uploads/2020/05/Plan_de_Accion_Frente_a_Brote_Respiratorio_HN.pdf>

[55] Ministerio de Salud de Panamá and Iniciativa Salud Mesoamérica, "Manual de procesos de compra de medicamentos e insumos sanitarios," ISM/BID, 2016. <https://www.saludmesoamerica.org/sites/default/files/toolkits/documents/3.%20Manual%20de%20Procesos%20de%20comprar%20medicamentos%20e%20insumos%20sanitarios_0.pdf>

[56] Secretaría Nacional de Ciencia, Tecnología e Innovación, "Agenda de innovación del sector salud de Panamá," SENACYT, 2021. <https://www.senacyt.gob.pa/wp-content/uploads/2021/06/AGENDA_SECTOR_SALUD.pdf>

[57] Hospital del Niño Dr. José Renán Esquivel, "Plan de acción frente a brotes respiratorios (COVID-19)," Protocolos Hospitalarios, Revisión No. 4, 2020. <https://hn.gob.pa/transparencia/planes-de-accion-covid19/>

[58] Ministerio de Salud de Panamá, Caja de Seguro Social, ICGES, and IMELCF, "Sistema nacional de vigilancia epidemiológica del síndrome gripal o gripe o influenza y de las infecciones respiratorias agudas graves: Normas y procedimientos," MINSA, 2017. <https://minsa.gob.pa/sites/default/files/programas/protocolo_de_atencion_de_influenza_01.07.2016.pdf>

[59] Instituto Nacional de Estadística y Censo (INEC), Casos reportados de enfermedades respiratorias en la República, según tipo, provincia y comarca indígena: Años 2019-2023, Contraloría General de la República de Panamá, Panamá. [Online]. Available: <https://www.inec.gob.pa/archivos/P02895625202512181132236.pdf>

[60] Ministerio de Salud de la República de Panamá, Anuario Estadístico del 2022, Panamá: MINSA, 2022. [Online]. Available: https://www.minsa.gob.pa/contenido/anuario-estadistico-del-2022.

[61] H. Hersbach et al., “ERA5 monthly averaged data on single levels from 1940 to present,” Copernicus Climate Change Service (C3S), Climate Data Store (CDS), 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.24381/cds.f17050d7>.

[62] Copernicus Atmosphere Monitoring Service (CAMS), Global Reanalysis (EAC4) Monthly Data, European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, Reading, UK, 2024. [Online]. Available: https://ads.atmosphere.copernicus.eu/datasets/cams-global-reanalysis-eac4-monthly

[63] Dirección General de Contrataciones Públicas (DGCP), *PanamaCompra en Cifras: Descargas de Datos Abiertos*, Gobierno de Panamá, Panamá, 2020. [Online]. Available: <https://v2.panamacompraencifras.gob.pa/descargas>]

[64] J. Pearl, *Probabilistic Reasoning in Intelligent Systems: Networks of Plausible Inference*. San Mateo, CA, USA: Morgan Kaufmann, 1988. [Online]. Available: <https://archive.org/details/probabilisticrea00pear>

[65] D. Koller and N. Friedman, *Probabilistic Graphical Models: Principles and Techniques*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2009. [Online]. Available: <https://mitpress.mit.edu/9780262013192/probabilistic-graphical-models/>

[66] N. A. Sánchez Trujillo, "La regresión logística frente a una red bayesiana divergente," *Medwave*, vol. 15, no. 1, e6075, 2015. [Online]. Available: <https://www.medwave.cl/series/TyCEstadistica/6075.html>

[67] D. A. Belsley, E. Kuh, and R. E. Welsch, Regression Diagnostics: Identifying Influential Data and Sources of Collinearity. New York, NY, USA: Wiley, 1980. [Online]. Available: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/book/10.1002/0471725153>

[68] R. M. O'Brien, "A Caution Regarding Rules of Thumb for Variance Inflation Factors," Quality & Quantity, vol. 41, no. 5, pp. 673–690, 2007. [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/226005307>

[69] Fotheringham, A. S., et al. "Exploring Spatial Context: A Comprehensive Bibliography of GWR and MGWR." *arXiv preprint*, 2024. doi: 10.48550/arxiv.2404.16209

[70] Maiti, A., et al. "Spatiotemporal effects of the causal factors on COVID‑19 incidences in the contiguous United States." *Sustainable Cities and Society*, 2021. doi: 10.1016/J.SCS.2021.102784

[71] Oshan, T. M., et al. "MGWR: A Python Implementation of Multiscale Geographically Weighted Regression." *Journal of Open Source Software*, 2019. doi: 10.21105/joss.01928

[72] Comber, A., et al. "Encapsulating Spatially Varying Relationships with a Generalized Additive Model." *Preprint*, 2024. doi: 10.20944/preprints202411.0375.v1

[73] S. N. Wood, Y. Li, G. Shaddick, and N. H. Augustin, “Generalized Additive Models for Gigadata: Modeling the U.K. Black Smoke Network Daily Data,” *Journal of the American Statistical Association*, vol. 112, no. 519, pp. 1199–1210, 2017. https://doi.org/10.1080/01621459.2016.119574

[74] M. de B. Braga, R. da S. Fernandes, G. N. de Souza Jr, J. E. C. da Rocha, C. J. F. Dolácio, I. da S. Tavares Jr, et al., "Artificial neural networks for short-term forecasting of cases, deaths, and hospital beds occupancy in the COVID-19 pandemic at the Brazilian Amazon," *PLoS ONE*, vol. 16, no. 3, e0248161, Mar. 2021. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0248161>

[75] Z. Ding, Q. Wang, X. Guan, F. Chen, and Y. Wei, "Biology-informed recurrent neural network for pandemic prediction using multimodal data," *Biomimetics*, vol. 8, no. 2, p. 158, Apr. 2023. [Online]. Available: <https://doi.org/10.3390/biomimetics8020158>

[76] T. Chen and C. Guestrin, "XGBoost: A scalable tree boosting system," in Proc. 22nd ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining, San Francisco, CA, USA, Aug. 2016, pp. 785–794. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1145/2939672.2939785>

[77] H. A. Chipman, E. I. George, and R. E. McCulloch, "BART: Bayesian additive regression trees," Ann. Appl. Stat., vol. 4, no. 1, pp. 266–298, 2010. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1214/09-AOAS285>

[78] A. E. Hoerl and R. W. Kennard, "Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems," Technometrics, vol. 12, no. 1, pp. 55–67, 1970. [Online]. Available: <https://doi.org/10.1080/00401706.1970.10488634>

[79] A. Gelman et al., Bayesian Data Analysis, 3rd ed. Boca Raton, FL, USA: CRC Press, 2013. [Online]. Available: <https://www.stat.columbia.edu/~gelman/book/>

**ANEXOS**

Este apartado no es obligatorio. Se usa para incluir cualquier tipo de material importante para justificar los resultados del trabajo, pero que no pueda presentarse en el desarrollo continuo del artículo.

**Número ORCID ID:**

0000-0002-4681-9471 Fabiola M. Montero-González

0009-0003-1265-364X Luis A. Muñoz-Morales

0009-0004-3796-9453 Samuel A. Rodríguez-Rodríguez

0009-0000-0197-5799 Antonio Melillo-Acevedo

[incluir ORCID] Juan Castillo