



Facultad de Ciencias Exactas y Naturales

**Instituto de Biología
Propuesta de Trabajo de Grado
*Modalidad: Investigación***

Nombre del estudiante: Janis Zuñiga Ortega

Número de identificación: 1063308146

Asesor:

Guillermo L. Rúa-Uribe, Entomólogo Médico. Profesor Titular Facultad de Medicina,
Universidad de Antioquia

Asesor externo:

Marco Julio Cañas Campillo, Docente ocasional. Dirección de Regionalización. Campus
Caucasia, Universidad de Antioquia

**Caucasia
Septiembre, 2025**

1. Título del proyecto

Análisis de la fluctuación temporal del número de casos de dengue y su relación con variables climáticas en Caucasia, Antioquia.

2. Línea o agenda de investigación

Grupo de Entomología Médica (GEM)

3. Planteamiento del problema

El dengue es una grave enfermedad viral causada por el virus dengue (DENV), que se transmite a los humanos a través de la picadura de mosquitos, actuando como vectores del patógeno (Gubler, 1998; WHO, 2024a). Su transmisión está influenciada por múltiples factores, no solo ambientales y climáticos, sino también socioeconómicos, políticos-administrativos, la introducción de nuevos serotipos virales y la resistencia a insecticidas, lo que ha favorecido su expansión en diversas partes del mundo (Dusfour et al., 2019; Morgan et al., 2021; Nakase et al., 2024). En los últimos años, la incidencia global del dengue ha aumentado de manera alarmante, con brotes en Asia, América Latina y África. En 2024, se registraron más de 14 millones de casos a nivel mundial y más de 10,000 muertes (ECDC, 2024).

Colombia, no es ajena a dicha problemática. Es un país hiperendémico no solo para el dengue, sino también para otras arbovirosis trasmitidas por el mismo vector, como zika, chikungunya y fiebre amarilla (WHO, 2024b). En los últimos años ha experimentado un incremento significativo en el número de casos de la enfermedad. En 2024, el Instituto Nacional de Salud (INS) reportó 320,982 casos, lo que representa un aumento preocupante en comparación con los 131,784 casos registrados en 2023 (INS, 2023, 2024). Esta tendencia ascendente refleja la influencia de diversos factores, entre ellos, posiblemente, el fenómeno de El Niño, que genera condiciones climáticas propicias para la proliferación del vector, favoreciendo su reproducción y aumentando el riesgo de transmisión de la enfermedad (Acosta et al., 2014).

A pesar del significativo impacto del dengue en Colombia, persisten limitaciones en las investigaciones que exploran la relación entre las variables climáticas y la dinámica temporal de los casos, particularmente a escala local. En Caucasia, municipio del Bajo Cauca Antioqueño (BCA), se ha observado un incremento sostenido en la incidencia de la enfermedad en los últimos años. No obstante, aún no existen estudios específicos que analicen cómo las condiciones climáticas determinan las fluctuaciones temporales en los casos de dengue, lo que resalta la necesidad de investigaciones focalizadas en esta región.

En este contexto, los modelos derivados de ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) han demostrado ser herramientas eficaces para analizar series temporales y predecir la incidencia de enfermedades infecciosas (Hasan et al., 2024). No obstante, en Colombia, los estudios que han aplicado estos modelos al dengue son escasos, lo que resalta la necesidad de investigaciones que contribuyan a mejorar la vigilancia epidemiológica y la planificación de estrategias de control. Por ello, el presente estudio busca analizar la variabilidad temporal de los casos de dengue en Caucasia, evaluando, mediante modelos estadísticos de la categoría ARIMA, la influencia de variables climáticas en la transmisión de la enfermedad, con lo cual se pretende proporcionar información valiosa para apoyar la toma de decisiones por parte de las autoridades de salud local.

4. Marco conceptual o estado del arte

El dengue es una enfermedad viral causada por el virus dengue (DENV), que se transmite a los humanos a través de la picadura de mosquitos del género *Aedes*, principalmente *Ae. aegypti* y *Ae. albopictus* (WHO, 2024a).

Se estima que cada año alrededor de 390 millones de personas se infectan con el virus, de las cuales 96 millones desarrollan síntomas clínicos (Bhatt et al., 2013). En particular, la región de las Américas ha sido una de las áreas más afectadas. Según la Organización Panamericana de la Salud (OPS), en 2024 se reportaron más de 13 millones de casos, cifra que triplica los casos notificados en 2023 (OPS/OMS, 2025).

Varios factores han influido en la expansión e incremento del dengue, entre ellos el cambio climático, el crecimiento urbano descontrolado, la globalización, la introducción de nuevos serotipos virales, la resistencia a insecticidas y desafíos sociopolíticos, que han favorecido la proliferación del vector (Messina et al., 2019). Un estudio recientemente publicado en Nature (Nakase et al., 2024), resalta que, debido a estas condiciones, la población en riesgo de contraer dengue podría incrementarse considerablemente en el futuro.

Situación del dengue en Colombia

Colombia es un país hiperendémico para el dengue, con transmisión activa en diversas regiones, especialmente en zonas cálidas y húmedas. En los últimos años, la incidencia de la enfermedad ha tenido un aumento progresivo. A nivel regional, Antioquia ha mostrado un incremento notable en el número de casos: mientras que en 2023 se reportaron 5,689 casos, para 2024 la cifra ascendió a 19,596, lo que representa un aumento considerable en la incidencia de la enfermedad (INS, 2023, 2024).

En Antioquia, Caucasia ha sido uno de los municipios más afectados, evidenciando un patrón de aumento progresivo en el número de casos. De acuerdo con los registros de la Secretaría de Salud, en 2020, se reportaron 33 casos, mientras que en 2021 la cifra ascendió a 151 y en 2022 alcanzó los 659 casos. Sin embargo, el incremento más significativo se presentó en 2023, cuando se notificaron 1,481 casos, y en 2024, con un alarmante total de 3,198 casos. No obstante, debido a las condiciones socioculturales y climáticas de Caucasia, es posible que el número de casos reales sea mucho mayor del que se notificó.

El crecimiento exponencial de los casos de dengue puede ser reflejo de diversos factores ambientales, sociales, políticos y biológicos que favorecen la proliferación del vector. Entre estos factores, las condiciones climáticas juegan un papel clave, especialmente la influencia del fenómeno de El Niño, el cual se ha asociado con el aumento de casos de dengue en Colombia y otras regiones tropicales. Investigaciones previas han demostrado que los períodos de El Niño generan condiciones más cálidas y secas en algunas zonas del país, lo que favorece la reproducción y actividad del mosquito vector, además de afectar la dinámica de transmisión del virus (Acosta et al., 2014). Estudios en Medellín, capital del departamento de Antioquia, han encontrado una correlación significativa entre la incidencia del dengue y los cambios en la temperatura superficial del mar, evidenciando el impacto de El Niño en la transmisión de la enfermedad (Rúa-Uribe et al., 2012).

Modelos ARIMA en el entendimiento de los factores que afectan la transmisión de dengue

Los modelos ARIMA son ampliamente utilizados en epidemiología para predecir la incidencia de enfermedades con patrones temporales definidos (Cortes et al., 2018). Investigaciones en diferentes países han demostrado su utilidad para predecir brotes de dengue y evaluar la influencia de factores climáticos en su propagación (Luz et al., 2008). Por ejemplo, Siva y Nayak (2019) aplicaron un modelo ARIMA estacional para predecir la incidencia del dengue en India, obteniendo un ajuste adecuado con un R^2 estacionario de 0,815 y un valor de la prueba de 0,792. Destacaron que este modelo es útil para la planificación de salud pública. También Ali et al. (2021) identificaron que el modelo ARIMA

(1,1,2) fue el más adecuado para predecir casos de dengue en Selangor, Malasia, ya que presentó los valores más bajos de error de MSE.

Recientemente, Zaw et al. (2023) evaluaron la correlación entre la incidencia del dengue y diversos factores climáticos en Myanmar empleando modelos ARIMA. Los investigadores observaron que la relación varía según la región, por lo que resaltan la necesidad de realizar estudios a nivel local. Por su parte, Sutriyawan et al. (2024) emplearon ARIMA para pronosticar la incidencia del dengue en Bandung, Indonesia, y predijeron un pico de casos en un mes particular del año, lo que alertó a las autoridades de salud a implementar medidas de control del vector.

En una línea similar de investigación, Altassan et al. (2024) encontraron que la temperatura y la humedad fueron las variables más fuertemente asociadas con la incidencia del dengue en Arabia Saudita, mientras que las precipitaciones mostraron poca o nula relación. Además, el modelo ARIMA empleado presentó la mayor capacidad predictiva del 78% superando al modelo Random Forest, que obtuvo un valor del 62%.

También Hasan et al., (2024) aplicaron modelos ARIMA y SARIMA para predecir la prevalencia mensual del dengue en Bangladesh. Los resultados mostraron que los modelos ARIMA (1,1,1) y SARIMA (1,2,2) (1,1,2), ofrecieron los mejores ajustes. Sin embargo, mientras que el modelo ARIMA reflejó una tendencia relativamente estable en los casos, el modelo SARIMA logró captar variaciones estacionales más marcadas, lo que resalta su potencial como herramienta para anticipar cambios en la dinámica del dengue y orientar estrategias de intervención en salud pública.

En Colombia, varias investigaciones han aplicado modelos ARIMA para evaluar la relación entre factores climáticos y la incidencia del dengue. Por ejemplo, Rúa-Uribe et al. (2013) modelaron el efecto de la variabilidad climática en Medellín, encontrando que la temperatura y la precipitación fueron predictores clave en la transmisión de dengue. Por otro lado, López-Montenegro et al. (2019) emplearon modelos ARIMA para pronosticar casos de dengue en Colombia entre 2018 y 2022, identificando patrones estacionales y tendencias epidemiológicas. Medina et al., (2024) desarrollaron un modelo SARIMAX para pronosticar la tasa de incidencia de dengue en Córdoba, incorporando variables exógenas como la precipitación y la humedad relativa, y encontrando que sus hallazgos respaldan la influencia directa de estas variables en la transmisión del virus. Sin embargo, indican que el desempeño del modelo mejora significativamente cuando se ajustan previamente las series climáticas.

Las anteriores investigaciones evidencian el potencial de los modelos estructurados bajo el enfoque ARIMA como herramienta útil para comprender la dinámica del dengue en distintos contextos climáticos del país, contribuyendo a mejorar la toma de decisiones en salud pública. No obstante, existe la necesidad de fortalecer este tipo de análisis a nivel local. En este marco, se plantea la siguiente pregunta de investigación que orienta el presente estudio: ¿Cómo influyen las variables climáticas en la variabilidad temporal del número de casos de dengue en Caucasia?

5. Hipótesis

Las variables climáticas influyen significativamente en la fluctuación temporal del número de casos de dengue en Caucasia, siendo posible, mediante modelos tipo ARIMA, identificar patrones en la relación de estas variables con el número de casos de la enfermedad.

6. Objetivos

6.1 General:

Identificar patrones temporales en el número de casos de dengue en Caucasia (Antioquia) y su relación con variables climáticas mediante modelos basados en series ARIMA.

6.2 Específicos:

- 1) Identificar una serie de tiempo consolidada y validada a partir de datos epidemiológicos y climáticos de Caucasia, que permita caracterizar las condiciones ambientales asociadas a los casos de dengue.
- 2) Analizar la dinámica temporal del dengue mediante el ajuste de modelos tipo ARIMA, identificando patrones como tendencias, estacionalidades y fluctuaciones relevantes.
- 3) Cuantificar la relación entre las variables climáticas y la incidencia del dengue, evaluando su influencia en la dinámica de transmisión de la enfermedad a partir de los resultados del modelo ajustado.

7. Métodos

Área y diseño de estudio: Este trabajo se desarrolla con base en datos del municipio de Caucasia ($7^{\circ} 58' 04''\text{N}$ $75^{\circ} 20' 54''\text{E}$), ubicado en la subregión del BCA (Colombia).

Caucasia se encuentra a una altitud aproximada de 50 metros sobre el nivel del mar y cuenta con una población estimada de 98.000 habitantes. Este estudio se enmarca en un enfoque cuantitativo, con un diseño no experimental, longitudinal y correlacional.

Recolección y organización de datos: Se utilizarán registros históricos de casos de dengue confirmados, proporcionados por la Secretaría de Salud de Caucasia, correspondientes a la zona urbana del municipio entre los años 2021 a 2025. Los datos serán organizados por semana epidemiológica, conforme a los calendarios establecidos por el Instituto Nacional de Salud de Colombia, con el objetivo de generar una serie temporal semanal de casos.

De forma paralela, se recopilarán datos climáticos diarios (temperatura, precipitación, humedad, etc.) provenientes de fuentes oficiales como el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM), la estación meteorológica FACom ubicada en el Campus Caucasia de la Universidad de Antioquia y plataformas satelitales como WORLDCLIM y NASA POWER. Estos registros también serán transformados a formato semanal, para asegurar la homogeneidad temporal entre las series epidemiológicas y climáticas.

Modelos para emplear: El modelo ARIMA fue descrito por primera vez por Jenkins & Box, (1976), quienes desarrollaron una metodología sistemática para el análisis y pronóstico de series temporales mediante componentes autorregresivos, de diferenciación e inclusión de errores pasados. Posteriormente, el modelo SARIMA (Seasonal ARIMA) fue introducido por Wang et al., (2008) como una extensión del modelo ARIMA que incorpora patrones estacionales explícitos en los datos. Por su parte, el modelo ARIMAX, que integra variables exógenas en la estructura ARIMA, fue desarrollado inicialmente en el marco de estudios econométricos por Tiao & Box, (1981), quienes propusieron la inclusión de regresores externos para mejorar la capacidad explicativa y predictiva del modelo.

En esta investigación se emplearán estos tres enfoques principales de modelado estadístico de series temporales (ARIMA, SARIMA, ARIMAX). Estos modelos han demostrado ser útiles en el análisis de la incidencia del dengue y su relación con factores climáticos, tanto en contextos nacionales como internacionales (Altassan et al., 2024; Medina et al., 2024; Rúa-Uribe et al., 2013).

El modelo ARIMA permite modelar una serie temporal en función de sus propios valores pasados (autoregresivos), la tendencia (diferenciación) y los errores pasados (promedios móviles). Se representa como ARIMA (p, d, q), donde " p " es el orden autorregresivo, " d " el

número de diferencias necesarias para hacer la serie estacionaria, y “q” el orden del promedio móvil. Matemáticamente, este modelo se expresa como:

$$y_t = c + \phi_1 y_{t-1} + \cdots + \phi_p y_{t-p} + \theta_1 \varepsilon_{t-q} + \varepsilon_t$$

Donde y_t es el valor de la serie en el tiempo t , ϕ representan los coeficientes autorregresivos, θ los coeficientes del promedio móvil y ε_t el término de error aleatorio. El modelo SARIMA (Seasonal ARIMA) extiende el modelo ARIMA al incorporar componentes estacionales. Se representa como ARIMA (p, d, q) (P, D, Q, s), donde los parámetros estacionales P, D, Q y s capturan la estructura estacional de la serie. La forma general del modelo SARIMA es:

$$\Phi_P = \phi_p(L)(1 - L)^d(1 - L^s)^D y_t = \Theta_Q(L^s)\theta_q(L)\varepsilon_t$$

Aquí, L es el operador de rezago, $\phi_p(L)$ y $\theta_q(L)$ son los polinomios autoregresivos y de promedios móviles no estacionales, y $\Phi_P(L^s), \Theta_Q(L^s)$ son los correspondientes polinomios estacionales.

Por su parte, el modelo ARIMAX (ARIMA with exogenous variables) permite incluir variables externas explicativas, en este caso, las variables climáticas y se expresa como:

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \sum_{k=1}^r \beta_k x_{k,t} + \varepsilon_t$$

Donde $x_{k,t}$ representan las variables exógenas (por ejemplo, temperatura, humedad, precipitación), y β_k sus respectivos coeficientes de regresión. Esta estructura permite evaluar el impacto específico de los factores climáticos en la incidencia del dengue.

Análisis de datos: El procesamiento y análisis de las series temporales se realizará en Python 3.13.2, empleando Visual Studio Code como entorno de desarrollo. Para la manipulación, limpieza y estructuración de los datos se utilizarán las librerías pandas y numpy, mientras que la visualización exploratoria se llevará a cabo mediante matplotlib y seaborn (McKinney, 2022).

Como parte del análisis exploratorio inicial, se realizará una evaluación de correlaciones entre las variables climáticas y el número de casos de dengue, utilizando coeficientes de Pearson o Spearman según la distribución de los datos (Schrober & Schwarte, 2018).

También se realizarán modelos de regresión para cuantificar la relación preliminar entre las variables climáticas y la incidencia de dengue (Draper & Smith, 1998).

Antes de ajustar los modelos, se evaluará si las series temporales son estacionarias aplicando la prueba de Dickey-Fuller aumentada (ADF). Esta prueba permite identificar si las propiedades estadísticas de la serie se mantienen constantes en el tiempo. En caso de que la serie no sea estacionaria, se procederá a diferenciarla, lo cual es un paso fundamental para garantizar la validez de los modelos tipo ARIMA (Said & Dickey, 1984). El ajuste de los modelos de series temporales, específicamente ARIMA, SARIMA y ARIMAX, se efectuará con la librería statsmodels, ampliamente utilizada en análisis estadístico (McKinney et al., 2011). Asimismo, se utilizará pmdarima para facilitar la automatización en la identificación de parámetros óptimos de los modelos (Ostrovskaya & Skulkin, 2022). Adicionalmente, se incorporará scikit-learn (Lazzeri, 2020), para la validación cruzada de los modelos y la implementación de métricas de desempeños en clasificación binaria, como la predicción de semanas epidémicas. Para la comparación de los modelos, se emplearán enfoques de Machine Learning (ML), como Random Forest (RF) y Máquina de Soporte Vectorial (SVM), así como técnicas de Deep Learning (DL) con redes neuronales (NN).

La evaluación del ajuste y desempeño de los modelos tipo ARIMA se realizará mediante dos enfoques complementarios: el análisis de residuos y la aplicación de métricas estadísticas de ajuste y predicción. Para ello, primero, se aplicará la prueba de Ljung-Box para evaluar la independencia de los residuos del modelo. Esta prueba permite verificar si los residuos presentan autocorrelación significativa, lo que indicaría un mal ajuste (Ljung & Box, 1978). En el caso del modelo ARIMAX, además se examinará la significancia

estadística de los coeficientes de las variables exógenas, con el fin de identificar su aporte explicativo en la incidencia del dengue. Posteriormente, se emplearán varios criterios de evaluación estadística que permiten medir la precisión del modelo y penalizar su complejidad, como: 1. Akaike Information Criterion (AIC), el cual penaliza la complejidad del modelo. 2. Bayesian Information Criterion (BIC), similar al AIC, pero con penalización más fuerte por número de parámetros. 3. Root Mean Square Error (RMSE). 4 Mean Absolute Error (MAE). 5. Mean Absolute Percentage Error (MAPE). Y en caso de aplicar una predicción binaria (epidemia vs. no epidemia), se evaluará la capacidad clasificadora del modelo mediante métricas como: 1. Precisión (accuracy). 2. Sensibilidad (recall), 3. F1-score y 4. Área bajo la curva ROC (AUC), que evalúa el desempeño general del modelo en distintas probabilidades de clasificación.

8. Impactos y resultados esperados

Se espera que con la aplicación de los modelos ARIMA sea posible describir de manera precisa la dinámica temporal del dengue en Caucasia, identificando patrones como tendencias, estacionalidades y fluctuaciones en la incidencia semanal de casos. Con base en estos modelos, se anticipa establecer predicciones confiables a corto plazo sobre el comportamiento futuro del dengue, lo que facilitará la detección temprana de posibles brotes.

Asimismo, se prevé encontrar una asociación significativa entre determinadas variables climáticas como la temperatura, la precipitación y la humedad relativa, con el número de casos de dengue. Esta relación permitirá identificar cuáles condiciones ambientales favorecen la transmisión del virus en el contexto local de Caucasia.

Finalmente, se espera que este estudio genere un insumo técnico y metodológico que pueda ser empleado por las autoridades de salud de Caucasia en el diseño oportuno de estrategias de prevención y control de dengue, y pueda ser replicado en otros municipios del BCA, y demás sitios en Colombia con características climáticas y epidemiológicas similares, contribuyendo al diseño de estrategias más eficaces para la vigilancia, prevención y control del dengue a nivel local, regional y nacional.

9. Potencial de innovación

El uso de modelos ARIMA y ARIMAX para analizar la serie temporal de casos de dengue integra métodos cuantitativos robustos a la vigilancia epidemiológica municipal, algo que aún es incipiente en muchas regiones de Colombia. Esta aproximación permite convertir datos históricos en herramientas predictivas para la gestión del riesgo sanitario. Además, al incluir variables como temperatura, precipitación y humedad relativa en los modelos ARIMAX, el estudio vincula el comportamiento del dengue con factores ambientales concretos, lo cual permite anticipar brotes con base en condiciones climáticas. Esto ofrece una ventaja frente a los sistemas tradicionales de vigilancia que suelen ser reactivos.

El estudio no solo ofrece un análisis específico para Caucasia, sino que genera una metodología replicable en otros municipios con características similares. Esto puede contribuir a crear una red de vigilancia más inteligente y preventiva, apoyando el diseño de sistemas de alerta temprana basados en ciencia de datos a nivel regional y nacional.

10. Cronograma

Actividades	Meses											
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Revisión bibliográfica	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	
Recolección y organización de datos	X	X	X	X	X	X						
Análisis exploratorio y pruebas				X	X	X						
Ajuste de modelos				X	X	X	X	X	X			
Evaluación de desempeño							X	X	X			
Interpretación y resultados							X	X	X	X	X	X
Redacción final y entrega del trabajo							X	X	X	X	X	X

11. Compromisos

Este trabajo se desarrollará con responsabilidad, cumpliendo con las etapas definidas en el cronograma y garantizando la veracidad, calidad y confidencialidad de los datos utilizados, especialmente aquellos relacionados con salud pública. Se entregarán informes parciales y finales en los tiempos establecidos por el tutor y la institución.

Además, se contribuirá con el equipo de investigación del proyecto “Sistema de Alerta Temprana para Dengue en el Bajo Cauca Antioqueño”, específicamente en el componente de modelación climática y epidemiológica. Los resultados obtenidos serán divulgados en espacios académicos y científicos, con el propósito de fomentar el uso de herramientas estadísticas en la toma de decisiones en salud pública.

12. Presupuesto

RUBROS	FONDO PARA APOYAR LOS PROGRAMAS DE GRADO EN LOS PROGRAMAS DE PREGRADO				
	FUENTES		ENTIDAD		TOTAL
	CODI	UDEA	Recursos Frescos	Recursos en especie	
Gasto de personal	\$ 5.024.475				
Computador			\$ 4.300.000		
Disco duro			\$ 250.000		
Publicaciones y divulgación	\$ 1.000.000				
Viajes	\$ 2.000.000				
Acceso a internet	\$ 600.000				
Bibliografía	\$ 500.000				
TOTAL	\$ 9.124.475	\$ -	\$ 4.550.000	\$ -	\$ 0 \$ 13.674.475

13. Consideraciones éticas

El estudio empleará datos secundarios, agregados y sin información personal, provenientes de fuentes oficiales como la Secretaría de Salud, IDEAM, WORLDCLIM y NASA POWER, por lo que no implica riesgos para la privacidad. No se realizarán intervenciones con humanos ni animales. Se garantizará un manejo ético conforme a la Ley 1581 de 2012 y la Resolución 8430 de 1993.

14. Bibliografía

- Acosta, L., Poveda, G., & Acosta, L. A. (2014). *Strong Statistical Association Between Dengue Incidence in Colombia and El Niño/Southern Oscillation (ENSO) at National and Regional Scales*. <https://www.researchgate.net/publication/261551246>
- Ali, N. A., Muhammat Pazil, N. S., Mahmud, N., & Jamaluddin, S. H. (2021). Forecasting Dengue Outbreak Data Using ARIMA Model. *International Journal of Academic Research in Business and Social Sciences*, 11(6). <https://doi.org/10.6007/ijarbss/v11-i6/10106>
- Altassan, K. K., Morin, C. W., & Hess, J. J. (2024). Modeling the Role of Weather and Pilgrimage Variables on Dengue Fever Incidence in Saudi Arabia. *Pathogens*, 13(3). <https://doi.org/10.3390/pathogens13030214>

- Bhatt, S., Gething, P. W., Brady, O. J., Messina, J. P., Farlow, A. W., Moyes, C. L., Drake, J. M., Brownstein, J. S., Hoen, A. G., Sankoh, O., Myers, M. F., George, D. B., Jaenisch, T., William Wint, G. R., Simmons, C. P., Scott, T. W., Farrar, J. J., & Hay, S. I. (2013). The global distribution and burden of dengue. *Nature*, 496(7446), 504–507. <https://doi.org/10.1038/nature12060>
- Cortes, F., Turchi Martelli, C. M., Arraes de Alencar Ximenes, R., Montarroyos, U. R., Siqueira Junior, J. B., Gonçalves Cruz, O., Alexander, N., & Vieira de Souza, W. (2018). Time series analysis of dengue surveillance data in two Brazilian cities. *Acta Tropica*, 182, 190–197. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2018.03.006>
- Draper, N. R., & Smith, H. (1998). *Applied regression analysis* (Vol. 326). John Wiley & Sons.
- Dusfour, I., Vontas, J., David, J. P., Weetman, D., Fonseca, D. M., Corbel, V., Raghavendra, K., Coulibaly, M. B., Martins, A. J., Kasai, S., & Chandre, F. (2019). Management of insecticide resistance in the major Aedes vectors of arboviruses: Advances and challenges. In *PLoS Neglected Tropical Diseases* (Vol. 13, Issue 10). Public Library of Science. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0007615>
- ECDC. (2024). *12-month dengue virus disease case notification rate per 100 000 population, November 2023 to October 2024*. European Centre for Disease Prevention and Control (ECDC). <https://www.ecdc.europa.eu/en/publications-data/12-month-dengue-virus-disease-case-notification-rate-100-000-population-1>
- Gubler, D. J. (1998). Dengue and Dengue Hemorrhagic Fever. In *CLINICAL MICROBIOLOGY REVIEWS* (Vol. 11, Issue 3). <https://journals.asm.org/journal/cmr>
- Hasan, P., Khan, T. D., Alam, I., & Haque, M. E. (2024). Dengue in Tomorrow: Predictive Insights From ARIMA and SARIMA Models in Bangladesh: A Time Series Analysis. *Health Science Reports*, 7(12). <https://doi.org/10.1002/hsr2.70276>
- INS. (2023). *Boletín epidemiológico semana 52 24 al 30 de diciembre de 2023*. Instituto Nacional de Salud (INS).
- INS. (2024). *Boletín epidemiológico semana 52 22 al 28 de diciembre de 2024*. Instituto Nacional de Salud (INS).
- Jenkins, G. M., & Box, G. E. P. (1976). Time series analysis: forecasting and control. (*No Title*).
- Lazzeri, F. (2020). *Machine learning for time series forecasting with Python*. John Wiley & Sons.
- Ljung, G. M., & Box, G. E. P. (1978). On a measure of lack of fit in time series models. In *Biometrika* (Vol. 68, Issue 2). <http://biomet.oxfordjournals.org/>
- López-Montenegro, L. E., Pulecio-Montoya, A. M., & Marcillo-Hernández, A. (2019). Dengue Cases in Colombia: Mathematical Forecasts for 2018-2022. In *MEDICC Review* (Vol. 21, Issue 3).
- Luz, P. M., Mendes, B. V. M., Codeço, C. T., Struchiner, C. J., & Galvani, A. P. (2008). Time series analysis of dengue incidence in Rio de Janeiro, Brazil. *American Journal of Tropical Medicine and Hygiene*, 79(6), 933–939. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.2008.79.933>
- McKinney, W. (2022). *Python for data analysis: Data wrangling with pandas, numpy, and jupyter*. “O'Reilly Media, Inc.”
- McKinney, W., Perktold, J., & Seabold, S. (2011). Time Series Analysis in Python with statsmodels. *Proceedings of the 10th Python in Science Conference*, 107–113. <https://doi.org/10.25080/majora-ebaa42b7-012>
- Medina, E., Cogollo, M. R., & González-Parra, G. (2024). Prescriptive temporal modeling approach using climate variables to forecast dengue incidence in Córdoba, Colombia. *Mathematical Biosciences and Engineering*, 21(12), 7760–7782. <https://doi.org/10.3934/mbe.2024341>

- Messina, J. P., Brady, O. J., Golding, N., Kraemer, M. U. G., Wint, G. R. W., Ray, S. E., Pigott, D. M., Shearer, F. M., Johnson, K., Earl, L., Marczak, L. B., Shirude, S., Davis Weaver, N., Gilbert, M., Velayudhan, R., Jones, P., Jaenisch, T., Scott, T. W., Reiner, R. C., & Hay, S. I. (2019). The current and future global distribution and population at risk of dengue. *Nature Microbiology*, 4(9), 1508–1515. <https://doi.org/10.1038/S41564-019-0476-8>
- Morgan, J., Strode, C., & Salcedo-Sora, J. E. (2021). Climatic and socio-economic factors supporting the co-circulation of dengue, zika and chikungunya in three different ecosystems in Colombia. *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 15(3). <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0009259>
- Nakase, T., Giovanetti, M., Obolski, U., & Lourenço, J. (2024). Population at risk of dengue virus transmission has increased due to coupled climate factors and population growth. *Communications Earth & Environment* 2024 5:1, 5(1), 1–11. <https://doi.org/10.1038/s43247-024-01639-6>
- OPS/OMS. (2025). *Alerta Epidemiológica Riesgo de brotes de dengue por la mayor circulación de DENV-3 en la Región de las Américas*. <https://www3.paho.org/data/index.php/es/temas/indicadores-dengue.html>.
- Ostrovskaya, Svetlana., & Skulkin, Oleg. (2022). *Practical memory forensics : jumpstart effective forensic analysis of volatile memory*. Packt Publishing, Limited.
- Rúa Uribe, G. L., Calle Londoño, D. A., Rojo Ospina, R. A., Henao Correa, E. A., Sanabria González, W. H., & Suárez Acosta, C. del R. (2012). Influencia del evento climático El Niño sobre la dinámica de transmisión de dengue en Medellín, Antioquia, Colombia. In *octubre-IATREIA* (Vol. 25, Issue 4).
- Rúa-Uribe, G. L., Suárez-Acosta, C., Chauca, J., Ventosilla, P., & Almanza, R. (2013). Modelado del efecto de la variabilidad climática local sobre la transmisión de dengue en Medellín (Colombia) mediante análisis de series temporales. *Biomedica*, 33(SUPPL.1), 142–152. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v33i0.1444>
- Said, S. E., & Dickey, D. A. (1984). Testing for unit roots in autoregressive-moving average models of unknown order. In *Source: Biometrika* (Vol. 71, Issue 3).
- Schober, P., & Schwarte, L. A. (2018). Correlation coefficients: Appropriate use and interpretation. *Anesthesia and Analgesia*, 126(5), 1763–1768. <https://doi.org/10.1213/ANE.0000000000002864>
- Siva, M., & Nayak, D. P. (2019). The Landscape and Demographic Features Associated with Ferret Badger Rabies in Taiwan East Area. In *Article in International Journal of Collaborative Research on Internal Medicine and Public Health*. <https://www.researchgate.net/publication/336675917>
- Sutriyawan, A., Martini, M., Sutiningsih, D., Agushybana, F., Wahyuningsih, N. E., Adamu, V. E., Akbar, H., & Aba, M. (2024). Time series analysis of dengue incidence in Bandung City, Indonesia using a ARIMA model. *Zhurnal Mikrobiologii Epidemiologii i Immunobiologii*, 101(6), 803–811. <https://doi.org/10.36233/0372-9311-570>
- Tiao, G. C., & Box, G. E. P. (1981). Modeling Multiple Times Series with Applications. *Journal of the American Statistical Association*, 76(376), 802–816. <https://doi.org/10.2307/2287575>
- Wang, J., Du, Y. H., & Zhang, X. T. (2008). Theory and application with seasonal time series. *Nankai University Press, China*.
- WHO. (2024a). *Dengue y dengue grave*. World Health Organization (WHO). <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/dengue-and-severe-dengue>
- WHO. (2024b, September 26). *Vector-borne diseases*. World Health Organization (WHO). <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/vector-borne-diseases>
- Zaw, W., Lin, Z., Ko, J. K., Rotejanaprasert, C., Pantanilla, N., Ebener, S., & Maude, R. J. (2023). Dengue in Myanmar: Spatiotemporal epidemiology, association with climate and short-term prediction. *PLoS Neglected Tropical Diseases*, 17(6 June). <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0011331>