

Aplicación del modelo Prophet para la predicción de brotes explosivos de dengue en regiones críticas de Perú: un estudio de series temporales 2000–2024

Application of the Prophet Model for Predicting Explosive Dengue Outbreaks in Critical Regions of Peru: A Time Series Study, 2000–2024

Wildon Rojas-Paucar^{1*} <https://orcid.org/0000-0001-6590-3225>

Alberto Octavio Carranza López² <https://orcid.org/0000-0002-5147-2134>

Edgar Joselito Francia-Candiotti¹ <https://orcid.org/0009-0004-2507-2948>

Elvis Alberto Pareja-Granda¹ <https://orcid.org/0000-0002-1266-7115>

Elizabeth Luisa Medina Soto³ <https://orcid.org/0009-0005-5812-7842>

¹Universidad Nacional de Moquegua, Perú

²Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Perú

³Universidad Nacional Jorge Basadre Grohmann Tacna, Perú

*Correo para la correspondencia: wrojasp@unam.edu.pe

RESUMEN

Objetivo: El objetivo de la presente investigación fue predecir el avance de casos de dengue en Perú, en los departamentos categorizados como “brote explosivo”, para el periodo 2025–2027, mediante el uso del algoritmo Prophet.

Métodos: El presente trabajo analizó y desarrolló predicciones utilizando datos del Ministerio de Salud (MINSA) del 2000 al 2024. Se utilizó el modelo Prophet,

entrenado con datos del 2000 hasta 2023, y luego probado con casos reales del año 2024. A fin de determinar su funcionamiento se utilizaron medidas de error RMSE, MAE y MAPE. Las predicciones se hicieron para los años 2025 hasta 2027, analizando los comportamientos de cada departamento.

Resultado: El modelo funcionó bien en algunos departamentos peruanos como Lambayeque, Callao y Tumbes, pero en otros, como La Libertad y Lima, realizó predicciones con valores menores de lo real (error > 16,000 casos). Por otra parte, mostró un aumento constante con sobreestimaciones, a partir de cifras muy altas de casos extremos, en los departamentos de Madre de Dios y Ucayali. Las predicciones para los años 2025 hasta 2027 esperan un aumento moderado del 10 % hasta el 20 % por cada año en la mayoría de los departamentos, pero se requiere cautela en las zonas con muchos casos de contagio.

Conclusiones: El modelo mostró utilidad cuando los casos desarrollan tendencias estables, pero no funciona bien cuando existen brotes repentinos o extremos, debido a que utilizan datos históricos univariados; por ello, las predicciones deben tomarse con cuidado, especialmente en departamentos cuyos casos cambian de forma repentina.

Palabras clave: dengue; brote explosivo; Prophet; predicción epidemiológica.

ABSTRACT

Objective: To predict the progression of dengue cases in Peru, specifically in departments categorized as “explosive outbreak” areas, for the period 2025–2027 using the Prophet algorithm.

Methods: Data from the Ministry of Health of Peru (MINSA) covering 2000–2024 were analyzed to develop forecasts. The Prophet model was trained with data from

2000 to 2023 and subsequently tested against real cases from 2024. Model performance was evaluated using RMSE, MAE, and MAPE error metrics. Forecasts were generated for 2025–2027, analyzing trends in each department.

Results: The model performed well in departments such as Lambayeque, Callao, and Tumbes, but underestimated cases in La Libertad and Lima (errors > 16,000 cases). Conversely, in Madre de Dios and Ucayali, it showed persistent overestimations based on extremely high case values. Forecasts for 2025–2027 suggest a moderate annual increase of 10% to 20% in most departments, although caution is required in areas with high transmission rates.

Conclusions: The model proved useful when cases followed stable trends but underperformed in sudden or extreme outbreaks, as it relies on univariate historical data. Therefore, predictions should be interpreted with caution, especially in departments where case numbers change abruptly.

Keywords: dengue; explosive outbreak; Prophet; epidemiological forecasting.

Recibido: 29/06/2025

Aprobado: 12/08/2025

Introducción

Los casos de contagio del dengue en Perú se han convertido en un gran problema para la salud pública; el incremento de la frecuencia de contagios desarrollada en el tiempo por el mosquito *Aedes aegypti* en los diferentes departamentos del país

preocupa a las autoridades sanitarias. El mosquito ha demostrado una notable capacidad de adaptación en diferentes escenarios ecológicos,⁽¹⁾ evidencia de la propagación en zonas urbanizadas como la costa, sierra y selva; por tanto, la complejidad de la propagación del virus requiere de herramientas tecnológicas de vigilancia y predictivas, especialmente en las zonas territoriales con alta exposición de contagios.

La presencia de contagios en casi todos los departamentos de Perú varía significativamente, según los análisis destacaron diez departamentos: Ancash, Callao, Ica, La Libertad, Lambayeque, Lima, Madre de Dios, Piura, Tumbes y Ucayali. En ello se mostraron comportamientos epidemiológicos similares, con “brotes explosivos” cuyas características presentaron picos esporádicos de alta intensidad (miles de casos), seguidos de largos períodos de aparente calma, alta variabilidad interanual y una alta sensibilidad a factores de diferentes zonas geográficas y sociodemográficos.

Por tanto, la importancia predictiva no solo permitirá anticipar futuros escenarios críticos, sino que también permitirá optimizar los recursos públicos orientados a la prevención, control vectorial y atención médica preventiva. Considerando los brotes severos producidos en el periodo 2023 en los departamentos de Piura, La Libertad, Lambayeque y Lima, resulta imperativo el desarrollo de modelos robustos que apoyen oportunamente la planificación sanitaria.

Los registros muestran que los efectos del Niño sobre el riesgo de brotes del dengue son de especial relevancia para la salud pública en Perú.⁽²⁾ Los registros históricos evidencian que el dengue ha sufrido un aumento drástico en los casos de contagio, sobre todo en el periodo 2023. ⁽³⁾ Asimismo, la situación del dengue en este país evoluciona constantemente y está impulsada por una compleja

interacción de factores climáticos, socioeconómicos y biológicos, por lo que se precisa de la incorporación de tecnologías avanzadas para el control de la enfermedad.⁽⁴⁾ A nivel regional, específicamente en Brasil, también los datos evidencian que la epidemia del dengue entre 2000 y 2024 incrementó los números de casos de contagio y muertes, llegando a cuadruplicarse en comparación con 2023.^{(5),(6)} Esto confirma que en 2024 los casos de dengue en Sudamérica se han reportado antes de lo esperado, con cifras récord que han llevado a América Latina en el peor brote de dengue registrado en lo que va de año.⁽⁷⁾ A nivel internacional, en 2023 se notificaron más de cinco millones de casos de dengue en más de 80 países y territorios en todo el mundo, potenciado por un pico imprevisto de casos.⁽⁸⁾

Los hechos determinan la gravedad de los contagios, por ello, cobra mucha relevancia el uso de herramientas innovadoras que permitan predecir dichos casos. A nivel internacional se han aplicado modelos de series temporales y algoritmos de aprendizaje automático para predecir el comportamiento del dengue,⁽⁹⁾ así también el uso del modelo SARIMA, con buenos resultados;⁽¹⁰⁾ por su parte, en México los algoritmos Random Forest modificado y el modelo LSTM (Memoria a Largo y Corto Plazo) demostraron un buen desempeño predictivo. En Perú existe una escasa información sobre la aplicación de modelos predictivos regionalizados con inteligencia artificial en función de los registros históricos disponibles; por ello, la presente investigación busca cubrir dicho vacío mediante el algoritmo Prophet de Facebook, conforme a los datos históricos oficiales de MINSA correspondientes a los periodos desde el año 2000 hasta el 2024, con el propósito de generar predicciones para los periodos 2025 hasta 2027, exclusivamente en los departamentos clasificados como de Brote Explosivo.

El enfoque de la presente investigación no solo aporta evidencia científica para la toma de decisiones sanitarias, sino que también proporciona información

estratégica que puede ser utilizada por el Ministerio de Salud en Perú (MINSA) a fin de implementar medias de prevención, respuestas oportunas y asignación de recursos. La combinación de los datos históricos confiables, con técnicas de inteligencia artificial robustas, permitirá avanzar hacia un modelo de vigilancia epidemiológica predictiva, alineado a los desafíos de salud pública en Perú. Ante ello, el *objetivo de la presente investigación* es predecir el avance de casos de dengue en Perú en los departamentos categorizados como “brote explosivo”, para el periodo 2025–2027, mediante el uso del algoritmo Prophet.

El dengue es causado por cuatro serotipos del virus DEN-1, DEN-2, DEN-3 y DEN-4, transmitidos principalmente por *Aedes aegypti*.⁽¹¹⁾ Su transmisión está influenciada por factores ambientales, especialmente en zonas tropicales y subtropicales (temperatura, humedad, precipitación).^{(12),(13)} La Organización Mundial de la Salud ha reportado un incremento sostenido de casos a nivel global, destacando a la región de las Américas como una de las más afectadas.⁽¹⁴⁾

En Perú, durante las últimas décadas el comportamiento del dengue ha mostrado una evolución irregular con una tendencia al aumento, especialmente en regiones de la costa norte y la amazonia peruana;⁽¹⁵⁾ asimismo, las condiciones medioambientales favorecen la proliferación del vector.⁽¹⁶⁾ En la *Figura 1* se puede observar que en el año 2023 se desarrollaron los contagios de alta magnitud crítica, con 258,664 casos a nivel nacional.

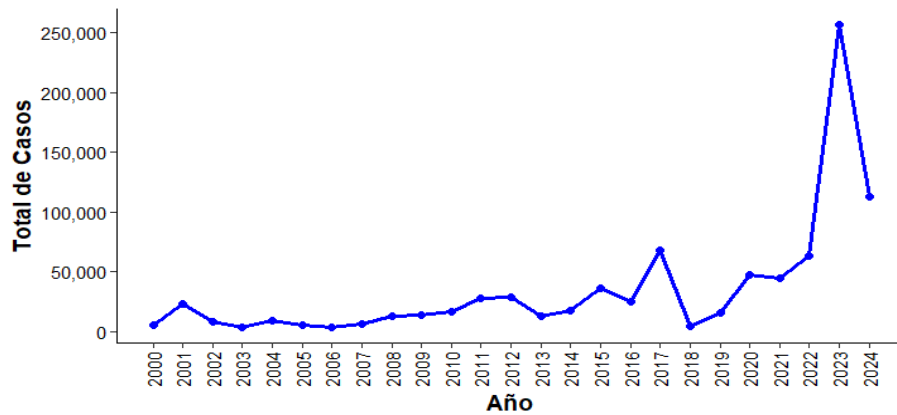


Fig. 1. Comportamiento del dengue a nivel nacional.

El dengue es una enfermedad con un comportamiento dinámico y heterogéneo en distintos entornos geográficos.⁽¹⁷⁾ Diversos estudios han demostrado que su comportamiento epidémico no es homogéneo; por ejemplo, en Indonesia,⁽¹⁸⁾ en Brasil,⁽¹⁹⁾ y en Colombia.⁽²⁰⁾ En ese sentido, dada su diversidad, la presente investigación ha clasificado el comportamiento del dengue en tres grupos de departamentos:

- a. Brote Explosivo: departamentos donde los contagios presentan picos de alta intensidad y abrupta aparición, con gran variabilidad interanual.
- b. Onda Epidémica: con ciclos más predecibles y crecimiento gradual.
- c. Estabilidad Endémica Baja: regiones con una tasa de contagio baja y estable.

La selección del grupo “Brote Explosivo” para la presente investigación se basa en la necesidad de predecir escenarios de alta complejidad e impacto sanitario. Los hechos destacan características de una alta tasa de contagios en departamentos ubicados mayoritariamente en las zonas de la costa y un poco en zonas de la selva,

los cuales representan una mayor amenaza a los sistemas de salud y requieren intervenciones anticipadas urgentes.⁽²¹⁾

En cuanto a los modelos predictivos aplicados en salud pública, se trata de una metodología compleja que implica aprovechar técnicas matemáticas y computacionales avanzadas para pronosticar ocurrencias o resultados futuros;⁽²²⁾ su componente principal son los datos, que aportan el valor significativo al pronóstico.⁽²³⁾

Inicialmente la predicción epidemiológica del dengue ha sido abordada con métodos matemáticos y estadísticos;⁽²⁴⁾ sin embargo, al modelar patrones con comportamientos dinámicos no lineales o datos influenciados en el tiempo se mostraron limitaciones respecto a su efectividad. El avance de la inteligencia artificial y el aprendizaje automático representan una oportunidad transformadora para mejorar la prevención, control y gestión del dengue a través de la toma de decisiones basada en datos,⁽²⁵⁾ y que contribuyan a responder preguntas relacionadas con la respuesta inmune, así como a la identificación de nuevas terapias y al desarrollo avanzado de vacunas.⁽²⁶⁾ Entre los modelos utilizados para las predicciones de la tasa de contagios se distinguen: métodos de serie con LSTM, ARIMA, redes neuronales (NN),⁽²⁷⁾ SARIMAX,⁽²⁸⁾ algoritmo de la máquina vectorial de soporte (SVM),⁽²⁹⁾ modelo memoria a largo plazo (LSTM) y modelo regresor CatBoost.⁽³⁰⁾

Respecto a los fundamentos teóricos del algoritmo Prophet: fue desarrollado por Facebook en 2017, elabora pronósticos precisos a partir del análisis de datos temporales, en el tiempo incorpora tendencias no lineales, patrones estacionales recurrentes, manejo inteligente de datos faltantes y una sólida resistencia frente a valores atípicos,⁽³¹⁾ logrando así predicciones más precisas y estables.⁽³²⁾ Sus

aplicaciones demostraron la eficacia en la velocidad de la computación y en la predicción de la tendencia general;⁽³³⁾ se aplicaron en la predicción de concentraciones horarias de dióxido de nitrógeno [NO₂] durante un período de 2 años,⁽³⁴⁾ así también en el campo de la salud, fundamentalmente en estudios sobre Covid y Sida.⁽³⁵⁾

En el modelo Prophet la serie temporal se descompone en tres componentes principales:⁽³⁶⁾

$$y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \epsilon_t$$

Donde:

- $g(t)$: Tendencia (crecimiento o decrecimiento a largo plazo)
- $s(t)$: Estacionalidad (patrones periódicos, como días de la semana o años)
- $h(t)$: Efectos de eventos especiales (feriados o anomalías)
- ϵ_t : Término de error (ruido no modelado)

Métodos

Diseño de la investigación

El diseño de la presente investigación adoptó un diseño no experimental, longitudinal y explicativo-predictivo, el cual estuvo orientado al análisis histórico de los datos de contagio del dengue en los departamentos del Perú. Asimismo, se empleó un enfoque cuantitativo y técnicas de aprendizaje automático supervisado para modelar y predecir contagios futuros.

Fuente y tratamiento de datos

Los datos fueron recopilados de la Plataforma Nacional de Datos Abiertos y Datos del Hospital de Tarapoto MINSA, ^{(21), (37)} en donde se cuantificaron casos confirmados de dengue del periodo 2000 hasta 2024. La base de datos incluyó registros de afectaciones por el virus de 22 departamentos, en función al periodo.

El tratamiento de los datos se desarrolló de la siguiente manera:

1. Limpieza y estructuración de los registros históricos.
2. Clasificación de los departamentos en tres grupos epidemiológicos, según el comportamiento observado:
 - a. Brote Explosivo: Ancash, Callao, Ica, La Libertad, Lambayeque, Lima, Madre de Dios, Piura, Tumbes y Ucayali.
 - b. Onda Epidémica: Amazonas, Ayacucho, Cajamarca, Cusco, Huánuco, Junín, Pasco, San Martín, Loreto.
 - c. Estabilidad Endémica Baja: Arequipa, Moquegua y Puno.

Dada la gravedad y aceleración de los contagios en los territorios con Brote Explosivo, la presente investigación se enfocó exclusivamente en los 10 departamentos pertenecientes a esta categoría, por su alta prioridad para la salud pública.

Población y muestra

La población total involucró a 22 departamentos afectados con registros de dengue en el Perú entre los años 2000 y 2024. Para la presente investigación se aplicó un muestreo intencional y crítico, en donde se seleccionaron los

departamentos del grupo “Brote Explosivo ($n = 10$)”, que muestran picos sostenidos y tendencias crecientes de contagio.

Modelo predictivo Prophet

El modelo analizó la tendencia histórica (2020-2024) y realizó predicciones para los años 2025, 2026 y 2027.

Proceso de modelado

La metodología de implementación del proceso predictivo se desarrolló de la siguiente manera:

- a. Preparación del dataset: Se elaboró una matriz con registros del total de contagios anuales de cada departamento (2000-2024).
- b. Clasificación epidemiológica: Se determinó conforme a los criterios de comportamiento acumulado y aceleración de contagios históricos en los departamentos afectados, el cual se denominó grupo “Brote Explosivo”.
- c. Entrenamiento del modelo:
 - Datos de entrenamiento: 2000–2023
 - Datos de validación: 2024
 - Predicción: 2025–2027
- d. Evaluación del rendimiento: El modelo se evaluó con las siguientes métricas:
 - MAE (Error absoluto medio): mide el promedio de errores absolutos.
 - RMSE (Raíz del error cuadrático medio): penaliza errores grandes.
 - MAPE (%) (Porcentaje de error absoluto medio): permite interpretar el error en términos relativos.

Herramientas de análisis: El análisis fue desarrollado en el entorno Python 3.11 y Rstudio.

Consideraciones éticas: La investigación utilizó datos públicos oficiales del gobierno peruano. No se requirió aprobación ética formal por tratarse de fuentes secundarias abiertas.

Resultados

Es importante destacar que los resultados se han desarrollado en función de los departamentos con alta variabilidad y picos extremos de casos de infección por el dengue, a los cuales se han denominado grupo Brote Explosivo (Prophet).

Entrenamiento y validación del Modelo

Luego de los ajustes se inició el entrenamiento del modelo en función de los años 2000-2023, siendo el periodo 2024 el dato de validación; asimismo, se consideraron métricas de validación: MAE (Error absoluto medio), para medir el promedio de errores absolutos, RMSE (Raíz del error cuadrático medio) encargado del valor de penalización de errores grandes y MAPE (%) (Porcentaje de error absoluto medio), para la interpretación del error en términos relativos. Los valores se muestran en la Figura 2 y Tabla 1.

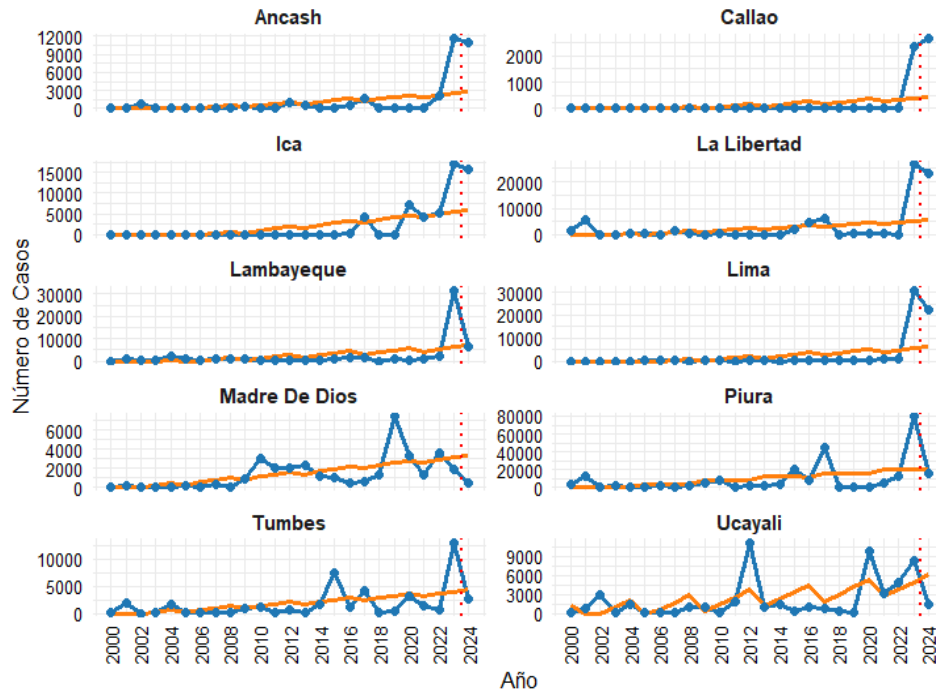


Fig. 2. Entrenamiento y validación del Modelo.

Tabla 1. Métricas de validación del modelo del grupo Brote Explosivo

Departamento	Real_2024	Pred_2024	RMSE	MAE
Ancash	10,847	2,721.58	8,125.42	8,125.42
Callao	2,662	458.72	2,203.28	2,203.28
Ica	15,541	5,995.01	9,545.99	9,545.99
La Libertad	23,115	5,652.87	17,462.13	17,462.13
Lambayeque	6,229	7,089.13	860.13	860.13
Lima	22,360	6,240.11	16,119.89	16,119.89
Madre De Dios	478	3,324.06	2,846.06	2,846.06
Piura	15,515	20,104.00	4,589.00	4,589.00
Tumbes	2,720	4,375.11	1,655.11	1,655.11
Ucayali	1,431	6,082.68	4,651.68	4,651.68

Departamento Lambayeque: RMSE = 860.13, MAE = 860.13. La predicción (7,089.13) es muy cercana al valor real (6,229), indicando alta precisión en este departamento. / Departamento Callao: RMSE = 2,203.28, MAE = 2,203.28. La

predicción (458.72) subestima el valor real (2,662), pero el error es moderado considerando la escala de casos. / Departamento Tumbes: RMSE = 1,655.11, MAE = 1,655.11. La predicción (4,375.11) sobreestima el valor real (2,720), con un error moderado. / Departamento Madre De Dios: RMSE = 2,846.06, MAE = 2,846.06. La predicción (3,324.06) sobreestima significativamente el valor real (478), indicando un error considerable en un departamento con casos bajos. / Departamento Piura: RMSE = 4,589.00, MAE = 4,589.00. La predicción (20,104.00) sobreestima el valor real (15,515), con un error moderado en un departamento con alta variabilidad. / Departamento Ucayali: RMSE = 4,651.68, MAE = 4,651.68. La predicción (6,082.68) sobreestima significativamente el valor real (1,431), mostrando un error notable. / Departamento Ancash: RMSE = 8,125.42, MAE = 8,125.42. La predicción (2,721.58) subestima el valor real (10,847), con un error alto. / Departamento Ica: RMSE = 9,545.99, MAE = 9,545.99. La predicción (5,995.01) subestima el valor real (15,541), con un error alto. / Departamento Lima: RMSE = 16,119.89, MAE = 16,119.89. La predicción (6,240.11) subestima severamente el valor real (22,360), con un error muy alto. / Departamento La Libertad: RMSE = 17,462.13, MAE = 17,462.13. La predicción (5,652.87) subestima severamente el valor real (23,115), con el error más alto del grupo.

a) Promedio:

- RMSE promedio: ~7,305.9
- MAE promedio: ~7,305.9

El promedio refleja una combinación de errores bajos (Lambayeque, Callao, Tumbes) y errores altos (La Libertad, Lima, Ica, Ancash), con errores moderados en Piura, Ucayali y Madre de Dios.

Evaluación de los resultados

Estabilidad: Se considera moderada. El modelo Prophet muestra estabilidad en departamentos con patrones más consistentes o descensos moderados, como Lambayeque, donde la predicción (7,089.13) está muy cerca del valor real (6,229), capturando bien la tendencia tras un descenso desde 2023 (31,460). En Callao y Tumbes los errores son moderados ($RMSE < 2,300$), indicando capacidad para modelar casos en rangos bajos a medios. Sin embargo, la estabilidad disminuye en departamentos con picos moderados o estables como La Libertad (23,115) y Lima (22,360), donde las predicciones (5,652.87 y 6,240.11) subestiman severamente, y en Piura, Madre de Dios y Ucayali, donde sobreestiman (e.g., 3,324.06 vs. 478 en Madre de Dios). Esto sugiere que Prophet no captura adecuadamente fluctuaciones extremas (picos altos o descensos abruptos).

Consistencia: También es considerada moderada. Prophet es consistente en Lambayeque (error bajo, 860.13) y razonablemente consistente en Callao y Tumbes (errores $< 2,300$), indicando buena precisión en departamentos con patrones más predecibles. Sin embargo, la consistencia se ve comprometida en La Libertad, Lima, Ica y Ancash, donde los errores altos ($RMSE > 8,000$) reflejan dificultad para modelar picos moderados o estables. Las sobreestimaciones en Madre de Dios, Ucayali y Piura ($RMSE > 2,800$) indican problemas con valores bajos o descensos abruptos (e.g., Piura: 79,304 en 2023 a 15,515 en 2024). La variabilidad de los errores entre departamentos muestra una consistencia limitada.

Aceptabilidad: Se puede considerar aceptable con reservas. Específicamente el modelo Prophet es aceptable para Lambayeque ($RMSE = 860.13$), Callao ($RMSE = 2,203.28$) y Tumbes ($RMSE = 1,655.11$), donde los errores son bajos o moderados, indicando predicciones confiables. Para Piura ($RMSE = 4,589.00$), Madre de Dios ($RMSE = 2,846.06$) y Ucayali ($RMSE = 4,651.68$) los errores son moderados, pero las sobreestimaciones sugieren cautela. Sin embargo, no es aceptable para La

Libertad (RMSE = 17,462.13), Lima (RMSE = 16,119.89), Ica (RMSE = 9,545.99) y Ancash (RMSE = 8,125.42), donde los errores altos indican subestimaciones severas. Para que el modelo sea aceptable globalmente los errores en estos departamentos deberían reducirse significativamente (idealmente <10,000); especialmente en La Libertad y Lima, que tienen los mayores casos.

Implicaciones para 2025-2027: Los pronósticos para 2025-2027 serán más confiables en Lambayeque, Callao, y Tumbes, donde las predicciones para 2024 son precisas o tienen errores moderados. En Piura, Madre de Dios y Ucayali las sobreestimaciones en 2024 sugieren que los pronósticos podrían inflarse, especialmente en Madre de Dios y Ucayali, donde los valores reales son bajos. En La Libertad, Lima, Ica y Ancash las subestimaciones severas en 2024 indican que los pronósticos podrían ser demasiado conservadores, subestimando posibles picos futuros. La variabilidad en la precisión entre departamentos sugiere que los pronósticos a largo plazo deben interpretarse con cautela, especialmente en departamentos con errores altos.

Predicciones 2025 hasta 2027

Los pronósticos describieron un incremento gradual en la mayoría de los departamentos. La validación del modelo predictivo destaca ciclos históricos de repuntes cada 3-5 años, pero con moderación, debido a los descensos observados en 2024.

El grupo de departamentos con Brotes Explosivos destacaron alta variabilidad histórica, por tanto, el modelo Prophet realizó una predicción con repunte moderado para el periodo 2025-2027, con incrementos anuales del ~10-20% en promedio, asumiendo ciclos similares a los de 2015-2017 o 2020-2023. A continuación, se detallan en la *Figura 3 y Tabla 2* los pronósticos:

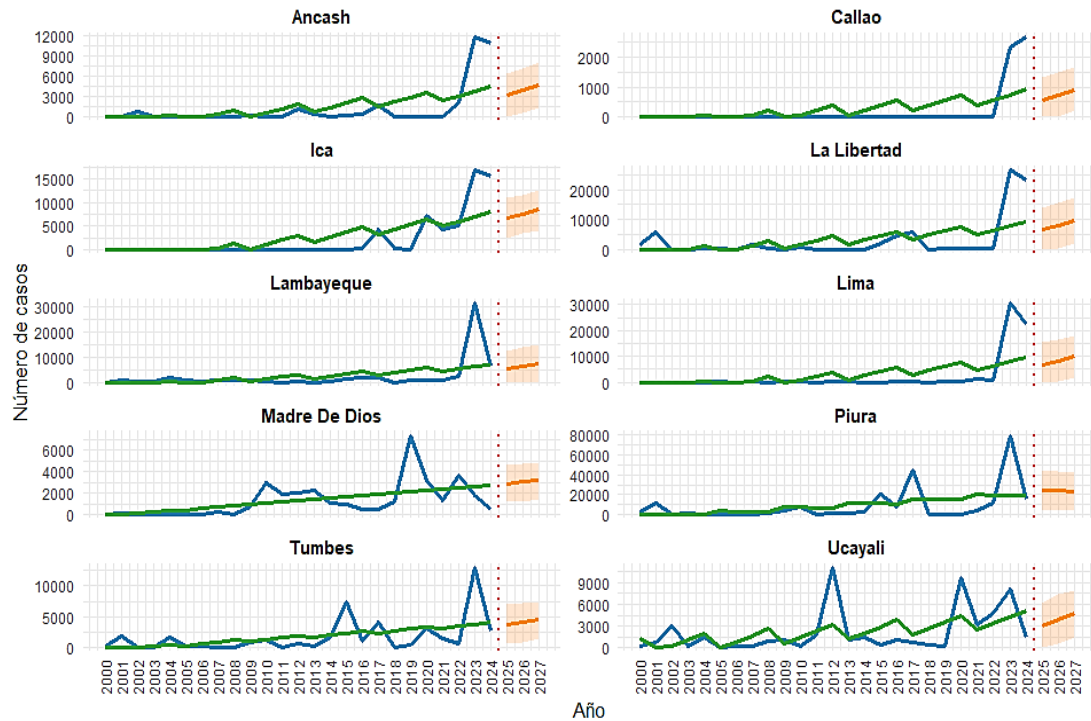


Fig. 3. Pronósticos del grupo Brote Explosivo.

Tabla 2. Predicciones del grupo Brote Explosivo

Departamento	Predicción			Observación
	2025	2026	2027	
Áncash	3,221.20	3,897.30	4,577.50	El RMSE y MAE (8,125) muestran alta desviación, el modelo subestimó fuertemente en 2024, la proyección carece de confiabilidad.
Callao	562.40	738.10	915.90	Error alto (RMSE y MAE de 2,203) y subestimación pronunciada en 2024; proyección poco representativa.
Ica	6,596.20	7,554.40	8,564.70	Gran error en 2024 (MAE de 9,545) y tendencia probablemente inflada.
La Libertad	6,673.20	8,038.10	9,447.30	Diferencia muy alta en validación (MAE de 17,462), el modelo no captó el valor real.
Lambayeque	5,504.20	6,523.40	7,434.30	Error bajo (MAE de 860) y predicción consistente con validación aceptable.
Lima	6,625.70	8,262.50	9,881.50	Alta desviación (MAE de 16,119) indica que el modelo no representa bien el comportamiento real.
Madre de Dios	2,871.00	3,044.50	3,168.30	Error alto (MAE de 2,846) y fuerte sobreestimación en validación.

Piura	24,219.40	24,028.80	23,719.70	Aunque el error es moderado (MAE de 4,589), la tendencia descendente concuerda con la validación.
Tumbes	3,755.20	4,113.20	4,439.30	Error moderado (MAE de 1,655), proyección alineada con validación.
Ucayali	3,061.90	3,923.00	4,817.30	Error alto (MAE de 4,651) y sobreestimación evidente en validación.

Características de los resultados

Estabilidad: El comportamiento predictivo del grupo mostró variaciones moderadas y sin cambios bruscos en los periodos 2025–2027; se observaron predicciones estables, como los departamentos de Lambayeque, Tumbes y Piura, a pesar de mostrar una tendencia decreciente, mostrando variaciones anuales suaves. Sin embargo, también se observaron predicciones inestables en los departamentos de Ancash, Callao, Ica, La Libertad, Lima, Madre de Dios y Ucayali debido a que mostraron incrementos muy pronunciados que no guardan coherencia con la validación del modelo; ante ello, la estabilidad y no estabilidad de las proyecciones están en función del entrenamiento y validación desarrollado en el modelo.

Consistencia: Según la coherencia entre el patrón de validación 2024 (Tabla 1) y la trayectoria proyectada puede considerarse que se encontró consistencia en los departamentos de Lambayeque y Tumbes, los cuales mantuvieron niveles similares respecto a los valores de la validación. Por otro lado, la inconsistencia en los departamentos de Ancash, Callao, Ica, La Libertad, Lima, Madre de Dios y Ucayali mostró holguras muy pronunciadas entre el valor real del año 2024 y las proyecciones 2025-2027, lo cual significa incoherencia. Finalmente, el departamento de Piura es un caso especial, debido a que el modelo lo declara consistente en la dirección descendente. Por tanto, se reitera que la consistencia e inconsistencia están en función de la validación del modelo.

Aceptabilidad: En esta etapa crucial pueden considerarse como altamente aceptables los departamentos de Lambayeque, debido a que presentó un bajo error y proyección coherente; luego el departamento de Tumbes, que presentó error moderado y proyección coherente. El departamento de Piura se consideró aceptable, pero con cautela, debido a que el error fue moderado, con proyección decreciente congruente.

Se declararon no aceptables al resto de los departamentos, debido a los errores altos y, sobre todo, porque las predicciones difieren de la realidad validada.

Implicaciones para 2025-2027

Las implicaciones más relevantes destacan a los departamentos de Lambayeque, Tumbes y Piura, debido a las predicciones estables y validadas por el modelo; ello requiere una prioridad urgente de atención.

Discusión

En la presente investigación se analizaron los datos históricos de los departamentos cuyos contagios tuvieron comportamientos con “Brotos Explosivos” durante los periodos 2000 al 2024, con el fin de predecir longitudinalmente los años 2025-2027 a través de la utilización del algoritmo o modelo Prophet. Dentro del grupo las evidencias mostraron resultados diferentes entre los departamentos, coincidiendo con la naturaleza heterogénea del comportamiento epidemiológico del dengue.^{(17),(19)}

El desempeño obtuvo un MAE (error absoluto medio) promedio de 7,305.9 casos, cuyo rango se manifestó entre los departamentos de Lambayeque (860.13 casos)

y La Libertad (17,462.13 casos), estableciendo que el modelo Prophet se declare aceptable de precisión, cuando la variabilidad de los casos de contagio no fue extrema, como en los departamentos de Lambayeque, Tumbes y Callao y confirmando lo manifestado por ^{(17),(31),(32)}. Sin embargo, en los departamentos de La Libertad, Lima, Ica y Ancash el modelo presentó errores importantes, al predecir valores más bajos de los reales, que evidenciaron subestimaciones severas; mientras que en los departamentos de Madre de Dios y Ucayali se pudieron detectar sobreestimaciones muy notorias, las cuales determinaron debilidades del modelo cuando los picos extremos se concentraron en años específicos. Tal es el caso del año 2023 (Tabla 1), el cual se describe dentro de los componentes del modelo, especialmente cuando las series presentan eventos atípicos ϵ_t ; el otro caso refiere lo sucedido en el departamento de Madre de Dios, en donde tras analizar los escasos 478 casos reportados en el periodo 2024, el modelo tiende a exagerar los patrones estacionales, debido a que no suma diferentes partes (tendencia, estacionalidad y ruido), y cuando los valores son bajos la parte estacional $s(t)$ tiende a ser más importante de lo real. ⁽³⁶⁾

Las evidencias han demostrado que el dengue presenta un comportamiento heterogéneo, debido a que los departamentos del Perú están ubicados en diferentes zonas geográficas: en la *Costa* (zona cálida) se encuentran Callao, Ica, Tumbes y Lambayeque; en la *Costa-Sierra* (zona cálida, lluvias, friaje) se encuentran los departamentos de La Libertad, Lima y Piura; y en la *Selva* (zona cálida, lluvias, las temperaturas son constantes y altas) los departamentos de Madre de Dios y Ucayali. A partir de ello puede confirmarse la dinámica del comportamiento del dengue manifestado por ^{(18),(19)}

Internacionalmente se han aplicado otros métodos de serie con LSTM, ARIMA, redes neuronales (NN),⁽²⁷⁾ SARIMAX,⁽²⁸⁾ algoritmo de la máquina vectorial de

soporte (SVM),⁽²⁹⁾ modelo memoria a largo plazo (LSTM) y modelo regresor CatBoost.⁽³⁰⁾ En ese sentido, el Modelo Prophet ha demostrado ser eficaz en contextos con patrones estacionales definidos y con tendencias suaves.

Según las predicciones de la presente investigación indican que habrá un incremento del 10 hasta 20 % anual en los departamentos de Ancash, Ica, La Libertad, Lima y con una tendencia decreciente en el departamento de Piura; pero, debido a que las proyecciones del modelo subestimó dichos brotes la planificación sanitaria debe evaluarse con cautela.

En los departamentos de Lambayeque y Tumbes, en donde el modelo demostró un buen ajuste en el periodo 2024, las predicciones posteriores pueden considerarse confiables para desarrollar una planificación anticipada con la asignación responsable de recursos, fortalecer el control sanitario y desarrollar campañas de prevención. En cambio, en los departamentos de La Libertad, Lima e Ica, donde el modelo subestimó en miles de casos, las predicciones entre 6,000 y 9,000 casos hasta el año 2027 (ver Tabla 2) podrían subestimar gravemente los brotes, especialmente como lo ocurrido en el año 2023, donde los casos fueron de 258,664 a nivel nacional. Asimismo, los departamentos de Madre de Dios y Ucayali mostraron un crecimiento sostenido en las predicciones, pero hay que considerar que dicho crecimiento es elevado en comparación con lo real, lo cual puede inducir a una sobre alarma innecesaria que motive una gestión de recursos.

Fortalezas, limitaciones y líneas futuras

El uso oficial de los datos estructurados del Ministerio de Salud destaca una fortaleza, así también la fácil aplicación e implementación del modelo Prophet en los departamentos con “brote explosivo” responde a una necesidad real de prioridad en la salud pública peruana, con la finalidad de mitigar el impacto de los

casos de contagio del dengue. Sin embargo, también existen limitaciones respecto a la temporalización de los datos anuales, debido a que se pierde conocimiento de la información estacional como, por ejemplo, los detalles de los ciclos de calidez; así también la ausencia de datos exógenos que influyen en los contagios.

Respecto a las futuras investigaciones se recomienda incorporar variables climáticas y socioeconómicas en modelos Prophet. Asimismo, utilizar datos semanales o mensuales para un mejor conocimiento estacional. También se recomienda utilizar modelos híbridos que sean capaces de ampliar el conocimiento predictivo de los modelos inteligentes.

Conclusiones

En la presente investigación se aplicó el modelo Prophet desarrollado por la empresa Meta, con la finalidad de predecir la dinámica de casos de dengue en 10 departamentos del Perú, los cuales fueron clasificados por tener casos con “brotes explosivos” durante el periodo 2025 hasta 2027, utilizando datos oficiales del Ministerio de Salud (MINSA) entre los años 2000 hasta 2024:

El desempeño del modelo Prophet se ha desarrollado de manera diferente según la situación, y su rendimiento ha dependido del contexto de la epidemia. En ese sentido, la validación desarrollada reveló que el modelo no es efectivo en su integridad en todos los departamentos, debido a la sensibilidad en los patrones históricos de los contagios por dengue. En los departamentos de Lambayeque, Tumbes y Callado el modelo demostró una precisión aceptable, debido a que pudo capturar adecuadamente las tendencias estables. Sin embargo, en los departamentos con casos extremos de contagios recientes, como en los departamentos de La Libertad (23,115 casos) y Lima (22,360 casos), el modelo subestimó gravemente los casos reales debido a los errores superiores a 16,000

casos, demostrando incapacidad para predecir casos con repentinos brotes explosivos. Asimismo, en los departamentos con pocos casos el modelo realizó predicciones con casos altos cercanos al 500% de diferencia, confirmando que el modelo no se adaptó a los cambios bruscos.

Las predicciones 2025–2027 deben analizarse con mucho cuidado debido a las diferencias existentes por departamento. Las predicciones revelaron que en la mayoría de los departamentos los casos aumentarán entre el 10 % hasta el 20 %. Algunos departamentos como Ancash, Ica, La Libertad, Lima, Madre de Dios y Ucayali muestran tendencias de incremento de casos, mientras en el departamento de Piura se espera un descenso de estos. Sin embargo, la confianza del modelo estableció variabilidad en el contexto.

En los departamentos de Lambayeque, Tumbes y Piura las proyecciones coincidieron con los datos reales, por tanto, se pueden planificar acciones preventivas, como las asignaciones de requerimientos del personal de salud y campañas en contra del mosquito transmisor, según lo requiera el caso.

En los departamentos de La Libertad, Lima, Ica y Ancash las predicciones mostraron casos menores de 6,000 hasta 9,500 casos respecto a los periodos 2023 y 2024, subestimando los riegos reales. Asimismo, en los departamentos de Madre de Dios y Ucayali el modelo mostró un aumento constante, pero partiendo de cifras muy altas. Esto podría llevar al gasto innecesario de recursos en zonas de pocos casos de contagios, por tanto, las predicciones no deben tomarse como certezas absolutas, debido a que muestran escenarios posibles en función de los datos históricos.

En la presente investigación el modelo Prophet ha demostrado ser accesible, pero no suficiente para la vigilancia predictiva del dengue en Perú, especialmente en

lugares con brotes de contagios cambiantes, cuando los brotes de contagios son altos y su capacidad se ve limitada, como los ocurridos en el periodo 2023 y 2024.

Este estudio confirma que las predicciones epidemiológicas de éxito no pueden depender de un solo modelo o algoritmo, para ello es importante desarrollar un sistema de vigilancia predictiva híbrida que integre modelos multivariados como SARIMAX, Prophet, Random Forest o LSTM para comportamientos similares por departamentos, así como otras variables influyentes en el caso de estudio. Se precisa también que los datos sean de mayor especificación como días, semanas y/o mensuales. Finalmente, es necesario integrar nuevos métodos de validación para modelos inteligentes.

A pesar de ciertas limitaciones el presente trabajo constituye un avance importante en la aplicación de la inteligencia artificial aplicada a la salud pública en Perú. Es una iniciación que se aplicó a un modelo de series temporales avanzado a nivel regional, con datos oficiales y actualizados. Su aporte no es la precisión absoluta de las predicciones sino demostrar la viabilidad técnica, así como la urgente necesidad de incorporar herramientas de predicción en la planificación sanitaria.

Referencias bibliográficas

1. Fifer JE, Amoa-Bosompem M, Nelson D, Turner ER, Clifford AJ, Tan S, et al. Genomics of urban adaptation and exaptation in mosquitoes and consequences for vectorial capacity. *Curr Opin Insect Sci.* 2025 [citado 17 de marzo de 2025];70:101384. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.cois.2025.101384>
2. Dostal T, Meisner J, Munayco C, García PJ, Cárcamo C, Lu JEP, et al. The effect of weather and climate on dengue outbreak risk in Peru, 2000-2018: A

- time-series analysis. PLoS Negl Trop Dis. 2022 [citado 18 de marzo de 2025];16(6):e0010479. Disponible en:
<https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0010479>
3. Ashfaq H, Ashraf H, Butt M, Ashfaq A. Dengue Crisis Escalates in Peru in 2024: A Call for Immediate Action. Disaster Med Public Health Prep. 2025/04/08. 2025 [citado 19 de marzo de 2025];19:e84. Disponible en:
<https://doi.org/10.1017/dmp.2025.50>
 4. Rufasto Goche KS, Lizarbe Castro MV, Lozano Zanelly GA, Lira Camargo WM, Ascayo Velasquez EY, Murillo Carrasco AG, et al. Epidemiological dynamics of dengue in Peru: Temporal and spatial drivers between 2000 and 2022. PLoS One. 2025 [citado 20 de marzo de 2025];20(3):e0319708. Disponible en: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0319708>
 5. Teixeira de Almeida M, Salustiano Merighi DG, Biazola Visnardi A, Boneto Gonçalves CA, Martins de Freitas Amorim V, de Almeida Ferrari AS, et al. Latin America's Dengue Outbreak Poses a Global Health Threat. Viruses. 2025 [citado 20 de marzo de 2025];17(1):1–32. Disponible en:
<https://doi.org/10.3390/v17010057>
 6. Gurgel-Gonçalves R, de Oliveira WK, Croda J. The greatest Dengue epidemic in Brazil: Surveillance, Prevention, and Control. Rev Soc Bras Med Trop. 2024 [citado 20 de marzo de 2025];57:e002032024. Disponible en:
<https://doi.org/10.1590/0037-8682-0113-2024>
 7. Ly H. Dengue fever in the Americas. Virulence. 2024 [citado 19 de marzo de 2025];15(1):1–3. Disponible en:
<https://doi.org/10.1080/21505594.2024.2375551>

8. Akinsulie OC, Idris I. Global re-emergence of dengue fever: The need for a rapid response and surveillanc. The Microbe. 2024 [citado 20 de marzo de 2025];4:100107. Disponible en:
<https://doi.org/10.1016/j.microb.2024.100107>
9. Akter T, Islam MdT, Hossain MdF, Ullah MS. A Comparative Study between Time Series and Machine Learning Technique to Predict Dengue Fever in Dhaka City. Discrete Dyn Nat Soc. 2024 [citado 18 de marzo de 2025];2024(1):1–12. Disponible en: <https://doi.org/10.1155/2024/2757381>
10. Othman M, Indawati R, Suleiman AA, Qomaruddin MB, Sokkalingam R. Model Forecasting Development for Dengue Fever Incidence in Surabaya City Using Time Series Analysis. Processes. 2022 [citado 20 de marzo de 2025];10(11):1–17. Disponible en: <https://doi.org/10.3390/pr10112454>
11. Bonilla-Aldana DK, Jimenez-Diaz SD, Arango-Duque JS, Aguirre-Florez M, Balbin-Ramon GJ, Paniz-Mondolfi A, et al. Bats in ecosystems and their Wide spectrum of viral infectious potential threats: SARS-CoV-2 and other emerging viruses. International Journal of Infectious Diseases. 2021 [citado 20 de marzo de 2025];102:87–96. Disponible en:
<https://doi.org/10.1016/j.ijid.2020.08.050>
12. Nakase T, Giovanetti M, Obolski U, Lourenço J. Population at risk of dengue virus transmission has increased due to coupled climate factors and population growth. Commun Earth Environ. 2024 [citado 20 de marzo de 2025];5(1):475. Disponible en: <https://doi.org/10.1038/s43247-024-01639-6>
13. Xu C, Xu J, Wang L. Long-term effects of climate factors on dengue fever over a 40-year period. BMC Public Health. 2024 [citado 16 de marzo de

2025];24(1):1451. Disponible en: <https://doi.org/10.1186/s12889-024-18869-0>

14. Organización Mundial de la Salud. Dengue - Global situation. 2024 [citado 16 de marzo de 2025]. Disponible en: <https://www.who.int/emergencies/disease-outbreak-news/item/2024-DON518>
15. Cabezas Sánchez C. Dengue en el Perú: crónica de epidemias recurrentes (1990 -2023), el virus, el Aedes aegypti y sus determinantes, ¿a dónde vamos? Anales de la Facultad de Medicina. 2023 [citado 16 de marzo de 2025];84(2):145–8. Disponible en: <https://doi.org/10.15381/anales.v84i2.25721>
16. Kamal ASMM, Al-Montakim MdN, Hasan MdA, Mitu MstMP, Gazi MdY, Uddin MdM, et al. Relationship between Urban Environmental Components and Dengue Prevalence in Dhaka City—An Approach of Spatial Analysis of Satellite Remote Sensing, Hydro-Climatic, and Census Dengue Data. Int J Environ Res Public Health. 2023 [citado 17 de marzo de 2025];20(5):1–18. Disponible en: <https://doi.org/10.3390/ijerph20053858>
17. Kong L, Wang J, Li Z, Lai S, Liu Q, Wu H, et al. Modeling the Heterogeneity of Dengue Transmission in a City. Int J Environ Res Public Health. 2018 [citado 16 de marzo de 2025];15(6):1–21. Disponible en: <https://doi.org/10.3390/ijerph15061128>
18. Garjito TA, Widiarti W, Hidajat MC, Handayani SW, Mujiyono M, Prihatin MT, et al. Homogeneity and Possible Replacement of Populations of the Dengue Vectors Aedes aegypti and Aedes albopictus in Indonesia. Front Cell Infect

Microbiol. 2021 [citado 19 de marzo de 2025];11:1–12. Disponible en:

<https://doi.org/10.3389/fcimb.2021.705129>

19. dos Santos Hage R, Conrad Bohm B, Perez Casagrande C, Silva SCM, Talaska Soares A, Vieira Lima J, et al. Spatiotemporal expansion of dengue in Brazilian Amazon between 2001 and 2021. Sci Rep. 2025 [citado 20 de marzo de 2025];15(1):1032. Disponible en: <https://doi.org/10.1038/s41598-024-84119-3>
20. Marcillo G, Munoz A, Tost GO. Probabilistic Model of Dengue. Applied Mathematics & Information Sciences. 2018 [citado 16 de marzo de 2025];12(4):851–9. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.18576/amis/120420>
21. Gobierno del Perú. Vigilancia Epidemiológica de dengue. 2024 [citado 16 de marzo de 2025]. Disponible en: <https://datosabiertos.gob.pe/dataset/vigilancia-epidemiol%C3%B3gica-de-dengue>
22. Toma M, Wei OC. Predictive Modeling in Medicine. Encyclopedia. 2023 [citado 16 de marzo de 2025];3(2):590–601. Disponible en: <https://doi.org/10.3390/encyclopedia3020042>
23. Rojas Paucar W, Carranza López AO, Chávez Garcés EM, Medina Soto EL. Patrones oncológicos en el Sistema Integral de Salud de Perú: Ciencia de Datos con K-Medias. Revista Cubana de Investigaciones Biomedicas. 2025 [citado 16 de marzo de 2025];44:e3777. Disponible en: <https://revibiomedica.sld.cu/index.php/ibi/article/view/3777>
24. Vásquez P, Sanchez F, Barboza LA, García YE, Calvo JG, Chou-Chen SW, et al. Mathematical and statistical models for the control of mosquito-borne

- diseases: the experience of Costa Rica. Rev Panam Salud Publica;46, ago 2022. 2022 [citado 16 de marzo de 2025];46:1–5. Disponible en: <https://doi.org/10.26633/RPSP.2022.113>
25. Sutanto H, Ansharullah BA. The role of artificial intelligence for dengue prevention, control, and management: A technical narrative review. Acta Trop. 2025 [citado 16 de marzo de 2025];268:107741. Disponible en: <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2025.107741>
26. Natali EN, Babrak LM, Miho E. Prospective Artificial Intelligence to Dissect the Dengue Immune Response and Discover Therapeutics. Front Immunol. 2021 [citado 19 de marzo de 2025];12:1–13. Disponible en: <https://doi.org/10.3389/fimmu.2021.574411>
27. Maquen-Niño GLE, Bravo J, Alarcón R, Adrianzén-Olano I, Vega-Huerta H. Una revisión sistemática de Modelos de clasificación de dengue utilizando machine learning. RISTI - Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologias de Informação. 2023 [citado 20 de marzo de 2025];(50):5–27. Disponible en: <https://doi.org/10.17013/risti.50.5-27>
28. Chen X, Moraga P. Assessing dengue forecasting methods: a comparative study of statistical models and machine learning techniques in Rio de Janeiro, Brazil. Trop Med Health. 2025 [citado 20 de marzo de 2025];53(1):52. Disponible en: <https://doi.org/10.1186/s41182-025-00723-7>
29. Andrade Girón DC, Marín Rodríguez WJ, Lioo-Jordan F de M, Ausejo Sánchez JL. Machine Learning and Deep Learning Models for Dengue Diagnosis Prediction: A Systematic Review. Informatics. 2025 [citado 20 de

marzo de 2025];12(1):15. Disponible en:

<https://doi.org/10.3390/informatics12010015>

30. Ningrum DNA, Li YC (Jack), Hsu CY, Muhtar MS, Suhito HP. Artificial Intelligence Approach for Severe Dengue Early Warning System. En: Proceedings of the 19th World Congress on Medical and Health Informatics Series Studies in Health Technology and Informatics. IOS Press; 2024 [citado 16 de marzo de 2025]. Disponible en:
<https://doi.org/10.3233/shti231091>
31. Toharudin T, Septiani Pontoh R, Eko Caraka R, Zahroh S, Lee Y, Ching Chen R. Employing long short-term memory and Facebook prophet model in air temperature forecasting. Commun Stat Simul Comput. 2023 [citado 20 de marzo de 2025];52(2):279–90. Disponible en:
<https://doi.org/10.1080/03610918.2020.1854302>
32. Huang C, Zhao T, Huang D, Cen B, Zhou Q, Chen W. Artificial intelligence-based power market price prediction in smart renewable energy systems: Combining prophet and transformer models. Heliyon. 2024 [citado 16 de marzo de 2025];10(20):e38227. Disponible en:
<https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e38227>
33. Kim J, Kim TJ. Application of Facebook's Prophet Model for Forecasting Meteorological Data. Journal of the Korean Society of Hazard Mitigation. 2021 [citado 20 de marzo de 2025];21(2):53–8. Disponible en:
<https://doi.org/10.9798/KOSHAM.2021.21.2.53>
34. Topping D, Watts D, Coe H, Evans J, Bannan TJ, Lowe D, et al. Evaluating the use of Facebook's Prophet model v0.6 in forecasting concentrations of NO₂

- at single sites across the UK and in response to the COVID-19 lockdown in Manchester, England. Geosci Model Dev Discuss. 2020 [citado 20 de marzo de 2025];1–22. Disponible en: <https://doi.org/10.5194/gmd-2020-270>
35. Luo Z, Jia X, Bao J, Song Z, Zhu H, Liu M, et al. A Combined Model of SARIMA and Prophet Models in Forecasting AIDS Incidence in Henan Province, China. Int J Environ Res Public Health. 2022 [citado 16 de marzo de 2025];19(10):1–12. Disponible en: <https://doi.org/10.3390/ijerph19105910>
36. Arslan S. A hybrid forecasting model using LSTM and Prophet for energy consumption with decomposition of time series data. PeerJ Comput Sci. 2022 [citado 18 de marzo de 2025];8:e1001. Disponible en: <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.1001>
37. MINSA HI. Analisis de la Situación de Salud Dengue. Tarapoto; 2024 [citado 16 de marzo de 2025]. Disponible en: https://www.hospitaltarapoto.gob.pe/nuevo/wp-content/uploads/sala_situacional/dengue/2024/SALA%20SITUACIONAL%20DENGUE%20-%20SE%2016-2024.pdf

Conflicto de intereses

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses.

Contribución de los autores

Conceptualización: Wildon Rojas-Paucar, Alberto Octavio Carranza López, Edgar Joselito Francia-Candiotti, Elvis Alberto Pareja-Granda, Elizabeth Luisa Medina Soto

Curación de datos: Wildon Rojas-Paucar, Alberto Octavio Carranza López

Análisis formal: Wildon Rojas-Paucar, Edgar Joselito Francia-Candiotti, Elvis Alberto Pareja-Granda

Investigación: Wildon Rojas-Paucar, Alberto Octavio Carranza López, Edgar Joselito Francia-Candiotti, Elvis Alberto Pareja-Granda, Elizabeth Luisa Medina Soto

Adquisición de fondos: Wildon Rojas-Paucar

Metodología: Wildon Rojas-Paucar, Alberto Octavio Carranza López, Edgar Joselito Francia-Candiotti, Elvis Alberto Pareja-Granda

Investigación: Wildon Rojas-Paucar, Alberto Octavio Carranza López, Edgar Joselito Francia-Candiotti, Elvis Alberto Pareja-Granda, Elizabeth Luisa Medina Soto

Redacción - borrador original: Wildon Rojas-Paucar, Alberto Octavio Carranza López, Edgar Joselito Francia-Candiotti, Elvis Alberto Pareja-Granda, Elizabeth Luisa Medina Soto

Aprobación de la versión final: Wildon Rojas-Paucar, Alberto Octavio Carranza López, Edgar Joselito Francia-Candiotti, Elvis Alberto Pareja-Granda, Elizabeth Luisa Medina Soto