



Pontificia Universidad  
**JAVERIANA**  
Bogotá



INSTITUTO DE  
**Salud Pública**

**Factores asociados al comportamiento del dengue a nivel regional y departamental en Colombia, periodo 2018 - 2023.**

**Natalia Carolina Bonilla Lizarazo**

Pontificia Universidad Javeriana  
Instituto de Salud Pública  
Bogotá, Colombia  
2025

**Factores asociados al comportamiento del dengue a nivel regional y departamental en Colombia, periodo 2018 - 2023.**

**Natalia Carolina Bonilla Lizarazo**

**Directora**

Jeannette Liliana Amaya Lara

Trabajo de grado para optar al título de Magistra en Salud Pública

Pontificia Universidad Javeriana  
Instituto de Salud Pública  
Bogotá, Colombia  
2025

**Dedicatoria**

*“Este trabajo lleva mi nombre, pero está hecho del amor incondicional de mis padres, del apoyo constante de mi madrina, de la complicidad de mi hermano y de la apacible compañía de Oreo.”*

## **Agradecimientos**

No suelo detenerme a agradecer en voz alta, pero esta vez es distinto. Esta tesis no habría sido posible sin dos personas que creyeron en mí incluso cuando yo misma no lo hacía.

A la profesora Liliana Amaya, gracias por mostrarme que la salud pública también se construye desde la estadística. Fuiste un faro en el camino de la salubrista que quiero llegar a ser. Creíste en este trabajo desde su idea más abstracta y supiste orientarme incluso cuando yo no sabía por dónde empezar. Tus palabras y tu confianza fueron un motor constante, y por eso te agradezco con todo el corazón.

A la profesora Gina Polo, gracias por estar, por leer, por corregir y, sobre todo, por alentarme cuando sentía que esto no tenía sentido. Tus indicaciones siempre sumaron y tus comentarios llegaron justo cuando más los necesitaba. Me ayudaste a ver lo que yo no podía y, en esa compañía silenciosa pero firme, me recordaste que sí podía seguir adelante.

A ambas, gracias por mostrarme que los docentes no solo enseñan contenidos; también marcan caminos, inspiran decisiones y dejan una huella que trasciende lo académico. Su legado no solo está presente en esta tesis, sino en mi manera de entender y hacer salud pública.



## Lista de tablas

<b>Tabla 1.</b> Definición y operacionalización de variables. ....	22
<b>Tabla 2.</b> Número de estaciones por departamento con datos de temperatura media incluidos en el análisis.....	29
<b>Tabla 3.</b> Número de estaciones por departamento con datos de humedad relativa incluidos en el análisis.....	30
<b>Tabla 4.</b> Número de estaciones por departamento con datos de precipitación total incluidos en el análisis.....	31
<b>Tabla 5.</b> Número de casos y tasa de incidencia acumulada de dengue por departamento (2018 - 2023).....	37
<b>Tabla 6.</b> Número de casos y tasa de incidencia acumulada de dengue por región en Colombia (2018 - 2023).....	42
<b>Tabla 7.</b> Estadísticas descriptivas anuales (mediana, mínimo y máximo) de variables socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales por departamento en Colombia (2018 - 2023).....	49
<b>Tabla 8.</b> Medianas de variables socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales según cuartiles de incidencia de dengue en departamentos de Colombia (2018 - 2023).....	50
<b>Tabla 9.</b> Hiperparámetros y medidas de desempeño del modelado <i>Random Forest</i> a nivel nacional y regional, en la predicción de la incidencia de dengue en Colombia (2018 - 2023).....	55

## Lista de figuras

<b>Figura 1.</b> Tendencia de la tasa de incidencia acumulada anual de dengue en Colombia (2018 - 2023).....	15
<b>Figura 2.</b> Tabla de calor de las incidencias anuales de dengue por departamento de procedencia en Colombia (2018 - 2023).....	18
<b>Figura 3.</b> Esquema del funcionamiento de un modelo <i>Random Forest</i> .....	34
<b>Figura 4.</b> Validación cruzada de pliegues .....	35
<b>Figura 5.</b> Incidencia acumulada anual de dengue por cada 100.000 habitantes en riesgo, según departamento, Colombia (2018 – 2023).....	41
<b>Figura 6.</b> Tendencia regional de la temperatura media anual (mediana) en Colombia (2018 - 2023).....	46
<b>Figura 7.</b> Tendencia regional de la humedad relativa anual (mediana) en Colombia (2018 - 2023).....	47
<b>Figura 8.</b> Tendencia regional de la precipitación total anual (mediana) en Colombia (2018 - 2023).....	48
<b>Figura 9.</b> Matriz de correlación de Spearman entre la incidencia de dengue y las variables socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales. ....	53
<b>Figura 10.</b> Importancia de las variables en el modelo <i>Random Forest</i> inicial .....	54
<b>Figura 11.</b> Importancia de las variables en modelos <i>Random Forest</i> de dengue: nacional y regionales.....	58

### Listado de acrónimos y siglas

DANE	Departamento Administrativo Nacional de Estadística
DSS	Determinantes Sociales de la Salud
DHIME	Sistema de Información para la Gestión de Datos Hidrológicos y Meteorológicos
DNP	Departamento Nacional de Planeación
EGI ETV-Zoonosis	Estrategia de Gestión Integral de las ETV y Zoonosis
ETD	Enfermedades Tropicales Desatendidas
ETV	Enfermedades Transmitidas por Vectores
HR	Humedad relativa
IDEAM	Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales
IEC	Información, Educación y Comunicación
IGAC	Instituto Geográfico Agustín Codazzi
INS	Instituto Nacional de Salud
IPM	Índice de Pobreza Multidimensional
IPS	Institución Prestadora de Servicios de Salud
MAE	Error Absoluto Medio
msnm	Metros sobre el nivel del mar
MSPS	Ministerio de Salud y Protección Social
<i>Mtry</i>	Número de variables seleccionadas aleatoriamente como candidatas en cada división
<i>Ntree</i>	Número de árboles
ODS	Objetivos de Desarrollo Sostenible
OMS	Organización Mundial de la Salud
OPS	Organización Panamericana de la Salud
PND	Plan Nacional de Desarrollo
PT	Precipitación total
$R^2$	Coefficiente de determinación
<i>Rho</i>	Coefficiente de correlación
RID	Repositorio Institucional Digital
RMSE	Raíz del Error Cuadrático Medio
SIVIGILA	Sistema Nacional de Vigilancia en Salud Pública
TD	Tasa de desocupación
TerriData	Sistema de Estadísticas Territoriales
TM	Temperatura media
TO	Tasa de ocupación
%IncMSE	Porcentaje de Incremento del Error Cuadrático Medio

## Resumen

**Introducción:** El dengue es una de las enfermedades transmitidas por vectores con mayor incidencia en el mundo. En Colombia, la incidencia de dengue mostró un incremento constante de 2018 a 2023. Estudios previos en Latinoamérica y a nivel nacional han evidenciado la asociación de factores socioeconómicos, demográficos, geográficos y ambientales con una mayor incidencia y riesgo de transmisión del virus, siendo importante identificar los factores específicos más relevantes asociados a la incidencia de la enfermedad en Colombia a nivel regional y departamental.

**Objetivo general:** Identificar los factores socioeconómicos, demográficos, geográficos y ambientales más relevantes asociados a la incidencia del dengue en Colombia para el periodo 2018 a 2023.

**Materiales y métodos:** Se realizó un estudio ecológico mixto con los casos de dengue clásico y grave probables y confirmados en Colombia entre 2018 y 2023, notificados al Sistema Nacional de Vigilancia en Salud Pública (SIVIGILA) y variables específicas de tipo socioeconómico, demográfico, geográfico y ambiental, utilizando datos de fuentes secundarias como el Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE), el Departamento Nacional de Planeación (DNP), la Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios, el Ministerio de Salud y Protección Social (MSPS), el Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC) y el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM). El análisis se dividió en tres fases: primero, se realizó un análisis descriptivo de las variables de interés; en segundo lugar, se llevó a cabo un análisis de correlación entre la incidencia de dengue y las variables socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales, así como entre estas variables entre sí; y finalmente, se aplicó la técnica de modelado *Random Forest* con el fin de identificar los factores que tienen mayor influencia en la incidencia del dengue a nivel nacional y en las distintas regiones del país.

**Resultados:** Se observó un comportamiento espaciotemporal variable del dengue en Colombia, con picos de incidencia en 2019 y 2023, y una mayor carga relativa en las regiones Pacífica y Amazónica. El modelo *Random Forest* identificó como factores más relevantes la afiliación al régimen subsidiado, la proporción de hombres, la altitud, la densidad poblacional y la precipitación total (PT). A nivel regional, se evidenciaron patrones específicos que resaltan la importancia de un abordaje territorial diferenciado.

**Conclusiones:** Este estudio identificó los principales factores asociados al comportamiento del dengue en Colombia entre 2018 y 2023, destacando la influencia de condiciones socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales. Los hallazgos respaldan la necesidad de diseñar estrategias de prevención y control, fortalecer la vigilancia epidemiológica y avanzar en la inclusión de datos más desagregados, fenómenos climáticos y acciones institucionales en futuros análisis. Se resalta el potencial de modelos como *Random Forest* para explorar y comprender las dinámicas multicausales que influyen en el comportamiento del dengue en el país.

**Palabras clave:** dengue, socioeconomic factors, environment, epidemiology, machine learning, random forest, Colombia.

## 1. Introducción

Las Enfermedades Transmitidas por Vectores (ETV) son enfermedades causadas por virus, bacterias o parásitos que se transmiten de una persona a otra, o de animales a humanos, a través de vectores, organismos vivos como mosquitos, garrapatas o piojos. Debido a su alta capacidad de diseminación, las ETV representan un grave problema de salud pública y provocan más de 700.000 muertes al año en el mundo (OMS, 2024b). Dentro de las enfermedades con esta forma de transmisión se encuentra el dengue. El dengue es una enfermedad vírica aguda emergente y reemergente de gran importancia a nivel mundial, que afecta a las personas expuestas al vector sin discriminación de raza, sexo o curso de vida. Es considerada un grave problema de salud pública en Latinoamérica y Colombia debido a su potencial epidémico, a la circulación simultánea de sus cuatro serotipos (DENV-1, DENV-2, DENV-3 y DENV-4), a la presencia del vector responsable en aproximadamente el 70% del territorio nacional, sumado al impacto epidemiológico, social y económico que genera en la población expuesta (INS, 2024; OPS, s.f.,b).

Las ETV se encuentran determinadas por macro y microfactores que influyen y contribuyen en la dinámica de reproducción del vector y transmisión del virus (OMS, 2024b; Padilla *et al.*, 2012).

Desde 2014, se han presentado importantes brotes de ETV en varias regiones endémicas, incluyendo Colombia, por lo que, la Agenda Mundial 2030, en sus Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS), específicamente en el número 3: “salud y bienestar”, contempla como una de sus metas la erradicación de las Enfermedades Tropicales Desatendidas (ETD). En respuesta a esta preocupación, la Organización Mundial de la Salud (OMS) y la Organización Panamericana de la Salud (OPS) han desarrollado agendas, estrategias y proyectos destinados a la prevención, control y respuesta a los brotes y transmisión de las ETV (OMS, 2020; OMS, 2024b; ONU, s.f.; OPS, s.f., a). En Colombia, el Ministerio de Salud y Protección Social (MSPS) y el Instituto Nacional de Salud (INS) han adoptado la Estrategia de Gestión Integral de las ETV y Zoonosis (EGI ETV-Zoonosis) para la vigilancia y control de la enfermedad, estableciendo acciones y responsabilidades a diferentes entes, con el fin de intensificar las acciones de gerencia de programas, vigilancia, promoción de la salud, prevención de la transmisión, atención a brotes y detección y tratamiento oportuno (INS, 2024).

A pesar de conocer la dinámica de transmisión y los factores determinantes para contraer el dengue, las estrategias implementadas en el país no han logrado la erradicación o disminución de la población del mosquito y/o la intervención efectiva de sus causas subyacentes, viéndose reflejado en el continuo aumento de la incidencia nacional de casos de dengue entre los años 2018 y 2023 (INS, 2018a, 2019a, 2020a, 2021a, 2022a, 2023a). Por lo anterior, este trabajo busca, a partir de un estudio ecológico, identificar los factores socioeconómicos, demográficos, geográficos y ambientales más

influyentes en el comportamiento de la enfermedad a nivel regional y departamental, durante el periodo 2018 - 2023.

## 2. Antecedentes

El dengue es una enfermedad de transmisión vectorial, causada por un virus que se transmite a los humanos a través de la picadura de mosquitos del género *Aedes*, principalmente, *Aedes aegypti* y, en menor medida, *Aedes albopictus*. *Aedes aegypti* es el vector predominante en zonas urbanas, ya que vive en cercanía con los humanos, principalmente en áreas urbanas con condiciones propicias para su desarrollo, crecimiento y transmisión, mientras que *Aedes albopictus* suele habitar zonas rurales o periurbanas (García *et al.*, 2019; Lounibos, 2011; OMS, 2024a; OPS, s.f.,b). Se ha documentado que la supervivencia del *Aedes aegypti* y el desarrollo de la enfermedad en las comunidades se debe a la adhesión de unas condiciones ambientales con un contexto social y económico específico, presentándose principalmente en países con altos niveles de desigualdad social, analfabetismo y déficit en el acceso a agua y saneamiento (García *et al.*, 2019).

Para contrarrestar este problema de salud, en Colombia se han implementado distintas estrategias que incluyen la vigilancia epidemiológica, el control vectorial, el diagnóstico temprano, el manejo adecuado de los casos y acciones de Información, Educación y Comunicación (IEC). Estas estrategias se enmarcan en un enfoque clásico basado en una perspectiva epidemiológica biomédica de riesgo, limitando el alcance de las medidas a un control efectivo, y suscitando continuos y periódicos brotes de la enfermedad (García *et al.*, 2019; INS, 2024). Este panorama refleja la desarticulación entre las acciones y el contexto social-histórico del problema del dengue en las comunidades, destacando la necesidad de enfoques más integrados, integrales y sostenibles en el manejo de la enfermedad (García *et al.*, 2019).

La OMS define los Determinantes Sociales de la Salud (DSS) como “las circunstancias en que las personas nacen, crecen, trabajan, viven y envejecen, incluido el conjunto más amplio de fuerzas y sistemas que influyen sobre las condiciones de la vida cotidiana” (OPS, s.f.c). Estas condiciones se presentan de forma diferencial en los grupos poblacionales, lo cual se evidencia en las denominadas inequidades en salud, que son diferencias injustas y evitables (OPS, s.f.,c).

“One Health” es un enfoque integral y unificador, que reconoce la interconexión entre la salud humana, ambiental y animal, subrayando que los cambios en estas relaciones pueden incrementar el riesgo de aparición y propagación de nuevas enfermedades en humanos y animales. Las actividades humanas y situaciones de “estrés ambiental”, como el cambio climático, la urbanización y el uso indiscriminado de plaguicidas, han favorecido la transmisión del virus del dengue y el aumento exponencial de la incidencia mundial de casos de la enfermedad, debido a su impacto en la resistencia

del mosquito vector a los insecticidas, el crecimiento de la población de mosquitos y su expansión geográfica (OMS, 2023; Pampa *et al.*, 2023, Procopio *et al.*, 2024).

Al integrar las perspectivas de los DSS y el enfoque "One Health" en el abordaje de los problemas de salud pública, y específicamente del dengue, se fomenta el desarrollo de estrategias más integradas y sostenibles para el control de la enfermedad, que no solo se centren en la eliminación del vector, sino que también consideren las condiciones de vida de las comunidades afectadas, las interacciones entre humanos, animales y el medio ambiente, así como la reducción de las desigualdades sociales; todos los cuales tienen un impacto significativo en el bienestar de la población y la propagación de la enfermedad.

## 2.1 Estado del Arte

Debido al aumento exponencial de la incidencia del dengue a nivel mundial, la evidencia científica se ha centrado en documentar la asociación y los efectos que tienen ciertos factores socioeconómicos, demográficos, geográficos y ambientales específicos en el comportamiento y la predicción del dengue, a nivel de las Américas, el Caribe y específicamente Colombia.

Estudios en países de las Américas, coincidieron en que la urbanización, crecimiento y densidad poblacional contribuyen a la presencia del virus y proliferación del vector (Delmelle *et al.*, 2016; do Carmo *et al.*, 2020; Otero *et al.*, 2024; Rufasto *et al.*, 2025; Sáez *et al.*, 2011; Sajib *et al.*, 2024; Salim *et al.*, 2024; Santos *et al.*, 2023; Vásquez, 2019; Watts *et al.*, 2020). También se ha encontrado asociación entre la incidencia del virus y condiciones de vulnerabilidad socioeconómica tales como precarias condiciones de vivienda, hacinamiento en los hogares, bajos ingresos e inadecuado suministro de agua potable y manejo de los residuos, en los estudios realizados por Alvarado-Prado & Nieto (2019), Bohm *et al.* (2023), Chuc *et al.* (2013), Delmelle *et al.* (2016), Díaz-Quijano & Waldman (2012), do Carmo *et al.* (2020), Otero *et al.* (2024); Peña *et al.* (2021), Rey & García (2023), Rufasto *et al.* (2025), Sáez *et al.* (2011), Salim *et al.* (2024), Santos *et al.* (2023), Varela & Mateo (2004), Watts *et al.* (2020).

Respecto a factores de tipo demográfico, los autores que han investigado su asociación con la dinámica del virus no tienen un consenso en sus resultados y tipo de asociación. Santos *et al.* (2023) encontraron que, en América Latina y el Caribe entre los años 2000 - 2020, un mayor riesgo de infección se presentó en niños y ancianos, la infección fue más frecuente en hombres, y la enfermedad tuvo una gravedad mayor en mujeres. Peña-Galeana *et al.* (2021), coincidieron en su estudio en que la población con mayor riesgo de infección eran los niños y ancianos, pero en la población de México analizada por el autor, la mayor incidencia se presentó en mujeres. En una revisión y análisis retrospectivo realizado en Colombia en el periodo 2004 - 2013, se encontró un mayor número de casos de dengue clásico en la población entre los 15 a 45 años y un

mayor porcentaje de casos de dengue hemorrágico en población infantil, concluyendo que la población más susceptible a la infección eran los niños, adolescentes y adultos jóvenes (Castrillón *et al.*, 2015). Otero y colaboradores (2024) en su estudio en Ibagué (Colombia), encontraron que el porcentaje de mujeres y niños tenía un efecto significativo en la incidencia de dengue. En Brasil, Bohm *et al.* (2023) incluyeron en su análisis de modelación espacial la variable raza encontrando que las tasas más altas de dengue se presentaron en mujeres y adultos jóvenes de piel morena, y la tasa de letalidad fue mayor en hombres y ancianos de raza negra.

Otros factores demográficos analizados en estudios previos fueron el nivel educativo y aseguramiento. Alam *et al.* (2025), Chuc *et al.* (2013), do Carmo *et al.* (2020), Ortiz *et al.* (2018), Otero *et al.* (2024), Santos *et al.* (2023), identificaron una correlación positiva del analfabetismo y del bajo nivel educativo con una mayor incidencia y vulnerabilidad al dengue. Ortiz *et al.* (2018), en su estudio en Medellín (Colombia) encontró que el pertenecer al régimen subsidiado se asoció significativamente con vivir en un barrio de alta incidencia del virus. En dos estudios realizados en Colombia, específicamente en Medellín y Barranquilla, se encontró como hallazgo importante que, aunque la comunidad cuente con conocimiento sobre el virus y el vector, esto no representa la adopción de buenas actitudes y prácticas en torno al almacenamiento del agua, propiciando condiciones óptimas para la reproducción del vector (Benavides *et al.*, 2022; Ortiz *et al.*, 2018).

Algunos autores coinciden en la existencia de asociación entre la dinámica de transmisión del dengue y variables geográficas y ambientales. do Carmo *et al.* (2020), Sajib *et al.*, 2024; Santos *et al.* (2023), Watts *et al.* (2020), mostraron que los casos de dengue se concentran en zonas tropicales y subtropicales, especialmente con climas secos semiáridos, concluyendo que, a mayor temperatura, mayor circulación del virus y su vector, el *Aedes aegypti*.

Se ha documentado la altitud como un factor geográfico condicionante de la presencia del vector. Aunque generalmente no se encuentra por encima de los 1.000 msnm, en Colombia numerosos estudios han reportado su presencia en los 2.200 msnm y más (INS, 2024). Suárez & Nelson (1981) establecieron el rango de distribución del vector en el país de 1.600 a 2.200 metros sobre el nivel del mar (msnm), sin embargo, en 2016 Ruiz y colaboradores documentaron la presencia del vector a una altitud de 2.302 msnm en un municipio de Antioquia. En concordancia, Vásquez (2019) en su estudio en Cundinamarca, encontró una correlación negativa entre la ocurrencia del dengue y la altitud, y Arévalo (2023) corroboró la influencia de la altitud en la ocurrencia de casos en zonas endémicas del país.

Otras investigaciones realizadas en Colombia (Arévalo, 2023; Gómez-Vargas *et al.*, 2024; González *et al.*, 2023; Márquez *et al.*, 2019; Moreno, 2024; Otero *et al.*, 2024; Rey & García, 2023; Rúa-Uribe *et al.*, 2013; Salazar & Álvarez, 2020; Vásquez, 2019),

han identificado relaciones entre la dinámica del dengue y variables ambientales como la humedad relativa, precipitaciones, y temperatura; reconociendo que estos factores están asociados al desarrollo y comportamiento biológico reproductivo del mosquito *Aedes aegypti*; sin embargo, aún no existe un consenso claro sobre los resultados. Es importante destacar que los patrones de asociación entre las variables ambientales y el comportamiento del virus pueden variar cuando se analizan de forma estratificada y multivariada junto con otras variables, como se observó en el estudio de Vásquez (2019). Paralelamente, Castrillón *et al.* (2015), en su revisión y análisis retrospectivo de casos en Colombia: “*Dengue en Colombia: diez años de evolución*”, no encontró relación estadística entre el comportamiento del virus y variables como la humedad relativa, temperatura y precipitaciones; no obstante, para el año 2007 observó una alta incidencia de dengue en departamentos con precipitaciones mayores a 3.000 milímetros (mm) de agua al año y en aquellos con temperaturas promedio sobre los 25°C.

Esta asociación entre factores ambientales y el comportamiento del dengue se ha fortalecido por las variaciones climatológicas relacionadas con fenómenos como “El Niño” y a la problemática del cambio climático, provocando la expansión geográfica del vector, así como su adaptación y supervivencia a diferentes espacios y condiciones (Britos, 2022; Henry & Mendonça, 2020; Procopio *et al.*, 2024; Rúa-Uribe *et al.*, 2012, 2013; Rufasto *et al.*, 2025, Salim *et al.*, 2024).

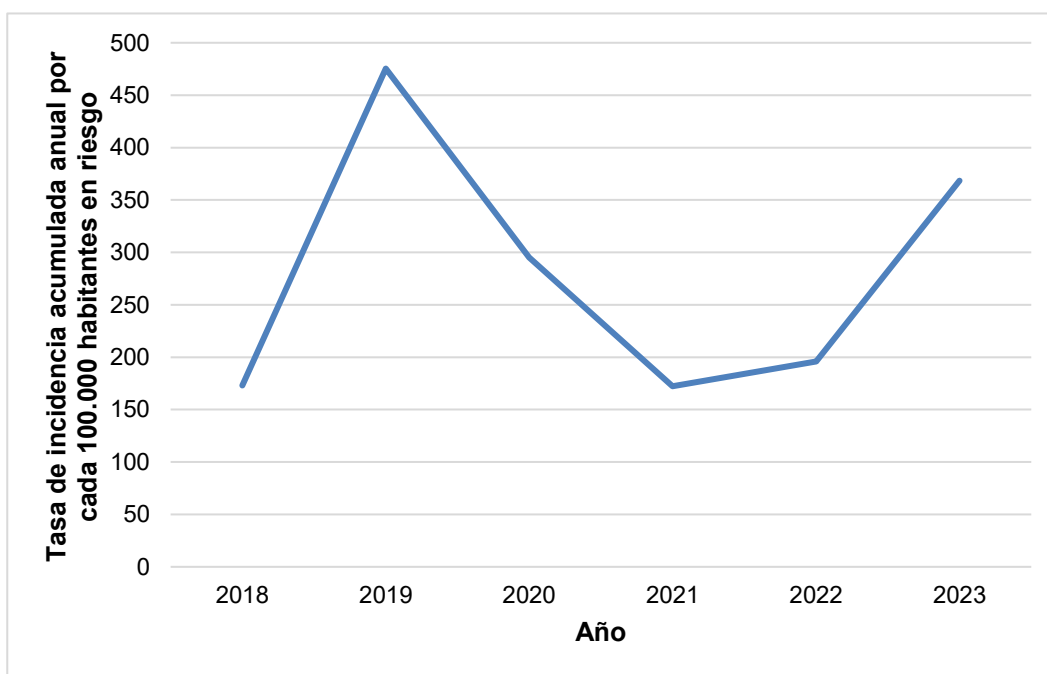
### 3. Problema

El dengue es una de las principales infecciones virales agudas transmitidas por mosquitos en el mundo. La infección por el virus del dengue suele ser asintomática en el 65 al 90% de los casos. En los casos con sintomatología aparente, los síntomas pueden ir desde un cuadro febril leve, cefalea, dolor articular y sarpullido, hasta un dengue grave que puede llegar a ser mortal por complicaciones como la dificultad respiratoria, hemorragias importantes y choque (Díaz-Quijano & Waldman, 2012; OPS, s.f.,b).

Según la OMS, se estima que cada año en el mundo se registran 40.000 muertes por dengue, 96 millones de casos sintomáticos y 3.900 millones de personas expuestas al virus en más de 132 países (OMS, 2024b). Dicho panorama no suele mejorar en las Américas, la incidencia de dengue en la región ha aumentado en los últimos 30 años y cerca de 500 millones de personas están actualmente en riesgo de contraer la infección (OPS, s.f.,b). En Colombia, según el INS, la tasa de incidencia de dengue ha sido fluctuante desde 1978, con tendencia al incremento a través del tiempo (INS, 2024). A la semana epidemiológica 52 del 2023, el boletín epidemiológico del INS reportó una notificación de dengue por encima de lo esperado comparado con su comportamiento histórico, con un total de 131.784 casos acumulados a corte del 30 de diciembre de 2023, de los cuales el 54,9% no presentaron signos de alarma, 43,8% con signos de alarma y 1,3% de dengue grave (INS, 2023a). Así mismo, al corte de dicha semana se reportó una incidencia nacional de dengue de 368,6 casos por cada 100.000 habitantes en riesgo

(INS, 2023a): este valor corresponde a un ciclo epidémico y representa más del doble de la tasa registrada 5 años atrás que, al corte de la semana 52 de 2018 (29 de diciembre de 2018), fue de 172,9 casos por 100.000 habitantes en riesgo (INS, 2018a) (*Figura 1*). En 2019 se registraron un total de 127.553 casos y una incidencia de 475,4 casos por 100.000 habitantes en riesgo (INS, 2019a), en concordancia con el inicio de una fase epidémica en las Américas y como parte de un nuevo ciclo epidémico del dengue, caracterizado por repuntes cada tres a cinco años (INS, 2024).

**Figura 1.** Tendencia de la tasa de incidencia acumulada anual de dengue en Colombia (2018 - 2023).



**Fuente:** Elaboración propia basada en la información de los boletines epidemiológicos del INS correspondientes a la última semana epidemiológica de los años de estudio.

El vector *Aedes aegypti* es el principal responsable de la transmisión del dengue, encontrándose ampliamente distribuido en los países de las Américas, incluido Colombia (OMS, 2024b; OPS, s.f.,b). El dengue se transmite principalmente en las zonas tropicales y subtropicales, en espacios físicos que tienen ciertas características geográficas y ambientales, que, en interacción con factores sociales, demográficos y económicos de la población, llegan a favorecer aún más la transmisión del virus (do Carmo *et al.*, 2020; Padilla *et al.*, 2017).

Existen factores que pueden acelerar o ralentizar el proceso de transmisión del dengue, el cual es complejo y depende de múltiples variables como el virus, el huésped y el vector (Watts *et al.*, 2020). Numerosos estudios, han evidenciado la asociación entre factores socioeconómicos, demográficos, geográficos y ambientales y el riesgo de propagación, incidencia y gravedad del dengue.

Los factores asociados al comportamiento del dengue pueden ser clasificados en macrofactores y microfactores determinantes. Los macrofactores son definidos como aquellos factores de tipo socioeconómico, geográfico y ambiental que influyen en la transmisión del virus en zonas endémicas, y los microfactores son factores relacionados con la dinámica de transmisión del dengue, dentro de los cuales, se contemplarán aquellos relacionados con el huésped, es decir, los de tipo demográfico (Padilla *et al.*, 2012).

En Latinoamérica se han realizado estudios de enfoque ecológico sobre la problemática señalada (Alvarado-Prado & Nieto, 2019; Bohm *et al.*, 2023; Díaz-Quijano & Waldman, 2012; do Carmo *et al.*, 2020; Rufasto *et al.*, 2025; Sáez *et al.*, 2011; Sajib *et al.*, 2024; Salim *et al.*, 2024); sin embargo, las investigaciones realizadas en Colombia (Arévalo, 2023; González *et al.*, 2023; Moreno, 2024; Ortega-Lenis *et al.*, 2024; Otero *et al.*, 2024; Rey & García, 2023; Varela & Mateo, 2004; Vásquez, 2019) se limitan a espacios geográficos reducidos, municipios y departamentos específicos, lo cual no permite identificar diferencias en el comportamiento de los factores entre entidades territoriales, así como su contribución en la dinámica de transmisión del virus.

Este estudio plantea la siguiente hipótesis: los cambios en el comportamiento del dengue están vinculados a una serie de factores socioeconómicos, demográficos, geográficos, ambientales y, se sugiere que las variaciones en estos pueden reflejar las diferencias en la frecuencia de la enfermedad, observadas en las altas y bajas tasas de incidencia que se presentan en las distintas entidades territoriales del país. Por consiguiente, el objetivo es identificar los factores más relevantes en el comportamiento del dengue a nivel regional y departamental en Colombia durante el periodo 2018 - 2023. En este sentido, la pregunta de investigación planteada es: ¿Cuáles son los factores socioeconómicos, demográficos, geográficos y ambientales más relevantes asociados a la incidencia de dengue a nivel regional y departamental en Colombia durante el periodo 2018 - 2023?

#### **4. Justificación y Propósitos**

Las ETV provocan más de 700.000 muertes cada año y representan más del 17% de las enfermedades infecciosas. Estas, en los últimos años, se han distribuido ampliamente por el territorio gracias a los factores que las propician, y a la capacidad de adaptación del mosquito transmisor; llegando a afectar en gran medida a poblaciones pobres de zonas tropicales y subtropicales (OMS, 2024b).

Desde 2014, el mundo ha experimentado un aumento significativo en los brotes de ETV como el dengue. Esta situación ha generado un impacto considerable en la salud pública, causando muertes y sobrecargando los sistemas de salud en muchos países, incluido Colombia. En respuesta a esta problemática, los ODS, específicamente el objetivo 3: "salud y bienestar", establece como una de sus metas poner fin a las ETD. En respuesta a dicho objetivo, la OPS desarrolló la *Agenda de Salud Sostenible para las Américas 2018-2030 (ASSA2030)*, que busca controlar la transmisión de las ETV. Dando continuidad a dicho esfuerzo, la OPS en 2016 creó la *Estrategia para la prevención y el control de las enfermedades arbovirales*, y en 2017 la OMS lanza el proyecto *Respuesta mundial para el control de vectores 2017 - 2030*, estableciendo directrices para la prevención de dichas enfermedades y el fortalecimiento de la capacidad de respuesta a posibles brotes (OMS, 2020; OMS, 2024b; ONU, s.f.; OPS, s.f., a).

La prevención de las ETV en la salud pública es de carácter prioritario en Colombia. En este sentido, el Plan Decenal de Salud Pública 2022 - 2031, en sus ejes estratégicos: "Determinantes Sociales de la Salud" y "cambio climático, emergencias, desastres y pandemias", destaca la estrecha relación entre los DSS y las marcadas disparidades en el comportamiento de las ETV. Así mismo, subraya el impacto del cambio climático en los patrones de transmisión de estas enfermedades, y por consiguiente, su efecto negativo en la salud de las comunidades. Por tanto, el Plan enfatiza la necesidad de formular políticas, planes, estrategias, lineamientos y guías que orienten las acciones hacia una transformación positiva de los DSS y promuevan la capacidad de adaptación y mitigación al cambio climático, ayudando a prevenir la propagación del vector y, por ende, su infección (MSPS, 2023). En consonancia, el actual gobierno nacional, dentro de su Plan Nacional de Desarrollo (PND) 2022 - 2026, resalta la importancia de llevar a cabo políticas que promuevan acciones de interés en salud pública según el perfil epidemiológico y las necesidades demográficas, con el fin de reducir las ETD, entre las cuales se encuentra el dengue (DNP, 2023; OMS, 2020).

El dengue es una de las enfermedades emergentes y reemergentes de mayor magnitud e importancia tanto a nivel nacional como en las Américas, considerándose un grave problema de salud pública por la carga e impacto que produce su morbilidad, complicaciones y mortalidad, afectando aproximadamente a la mitad de la población colombiana (Padilla *et al.*, 2012).

Colombia se encuentra ubicada en un área tropical, definida por sus límites de latitud y longitud, concediéndole un porcentaje importante de áreas de transmisión endémica del dengue (Padilla *et al.*, 2012). Factores como la altitud y temperatura del territorio llegan a ser determinantes en la supervivencia del vector. A nivel nacional, la presencia de los mosquitos *Aedes aegypti* y *Aedes albopictus* ha aumentado en los últimos años, registrándose en 2023 su presencia en el 67,6% de los municipios del país (INS, 2024).

Hay que tener en cuenta que, a nivel municipal y departamental, son evidentes las diferencias en la incidencia del dengue (INS, 2018a, 2019a, 2020a, 2021a, 2022a, 2023a). En la *Figura 2* se observan los departamentos con mayor incidencia para el periodo 2018 - 2023 reflejando, más allá de las tasas, la disparidad en la distribución del virus. Se destacan departamentos como Amazonas, Casanare, Meta, Putumayo y Tolima, que han presentado valores constantemente por encima del percentil 75 nacional, mientras otros como Caldas, Risaralda, Antioquia y Quindío han mantenido una incidencia relativamente baja. Esta heterogeneidad en el comportamiento de la enfermedad puede estar asociada con factores socioeconómicos, demográficos, geográficos y ambientales propios de cada territorio. Por esto, resulta pertinente analizar la asociación entre estos factores y la incidencia de dengue, por medio de un estudio de enfoque ecológico a nivel regional y departamental.

**Figura 2.** Tabla de calor de las incidencias anuales de dengue por departamento de procedencia en Colombia (2018 - 2023).

Entidad territorial	Incidencia (casos por 100.000 habitantes en riesgo)						
	Año	2018	2019	2020	2021	2022	2023
Colombia		172.9	475.4	295.2	172.3	195.8	368.6
Amazonas		165.5	5809.2	688.5	729.7	990.3	2107.7
Antioquia		83.1	119.6	46.7	24.7	38.9	97.7
Arauca		308.1	1134.7	207.5	117.3	474.1	434.4
Archipiélago de San Andrés		33.6	54.4	129.9	389.4	184.9	188.8
Atlántico		134.1	179.0	117.7	230.3	289.4	174.9
Bolívar		120.4	500.3	192.4	267.2	365.6	596.6
Boyacá		192.6	816.3	637.3	101.2	101.6	175.7
Caldas		25.0	182.1	184.8	23.2	19.5	22.0
Caquetá		69.0	399.7	624.8	129.9	270.3	470.6
Casanare		459.5	1986.3	417.5	286.3	962.5	373.5
Cauca		67.3	78.8	232.1	66.2	51.4	164.7
Cesar		256.3	887.8	283.3	231.3	280.2	382.1
Chocó		35.6	90.1	278.6	135.0	221.8	418.4
Córdoba		404.2	484.2	172.3	265.8	208.8	224.3
Cundinamarca		320.2	793.6	820.7	205.8	88.8	466.0
Guainía		122.2	1218.3	310.3	84.2	309.7	215.5
Guajira		265.7	179.9	69.9	156.4	477.4	407.6
Guaviare		1242.1	830.4	172.5	72.5	879.4	967.6
Huila		167.7	1556.1	952.9	127.9	123.6	457.2
Magdalena		241.4	611.3	129.4	208.0	107.7	260.5
Meta		575.1	2187.3	357.6	156.6	659.2	1560.3
Nariño		83.2	202.0	175.4	125.0	161.7	554.4
Norte de Santander		472.8	632.9	124.1	221.9	216.9	379.4
Putumayo		523.8	1159.6	723.1	342.5	208.5	441.6
Quindío		98.0	100.5	109.3	32.9	26.5	90.5
Risaralda		26.4	63.4	75.5	16.2	14.3	28.2
Santander		173.6	622.4	237.3	55.8	88.9	515.0
Sucre		121.7	1101.4	275.8	268.7	526.5	360.2
Tolima		339.9	1525.8	701.4	133.9	272.6	1050.7
Valle del Cauca		65.1	188.4	1090.2	129.3	60.7	535.1
Vaupés		33.9	1147.0	356.3	33.5	90.0	2751.9
Vichada		55.6	1078.8	173.2	205.7	75.1	176.2

■ P75 (alta incidencia)  
■ P25 - P75 (P50 = Incidencia nacional anual)  
■ P25 (baja incidencia)

**Fuente:** Elaboración propia basada en la información de los boletines epidemiológicos del INS correspondientes a la última semana epidemiológica de los años de estudio.

En Colombia se cuenta con estudios que, a partir de información detallada a nivel municipal y departamental, han evaluado simultáneamente múltiples factores asociados a la incidencia de casos de dengue (Arévalo, 2023; Benavides *et al.*, 2022; Castrillón *et al.*, 2015; Delmelle *et al.*, 2016; Gómez-Vargas *et al.*, 2024; González *et al.*, 2023; Moreno, 2024; Ordoñez *et al.*, 2021; Ortega-Lenis *et al.*, 2024; Ortiz *et al.*, 2018; Otero *et al.*, 2024; Padilla *et al.*, 2012, 2017; Páez *et al.*, 2021; Rey & García, 2023; Salazar & Álvarez, 2020; Tuesca *et al.*, 2018; Varela & Mateo, 2004; Vásquez, 2019). Los estudios de esta naturaleza con información más reciente fueron publicados en 2023. Uno de ellos, con enfoque ecológico exploratorio, se realizó en la ciudad de Medellín utilizando información proveniente de fuentes secundarias de datos abiertos de 2018 a 2020 (Rey & García, 2023). El otro, de tipo cuantitativo descriptivo, se llevó a cabo en siete municipios con datos abiertos disponibles entre 2019 y 2020 (Arévalo, 2023). Si bien estos estudios aportan información valiosa, esta presenta un rezago de tres años y se limita a un número reducido de entidades geográficas del país.

Teniendo en cuenta el aumento del número de casos de dengue en los últimos seis años, es esencial actualizar la información al año 2023 y analizar su comportamiento a la luz de un grupo de factores que podrían explicar las variaciones en la distribución del virus a nivel nacional. Esta investigación proporcionará evidencia que permita la formulación de políticas públicas y el fortalecimiento o reformulación de las acciones de vigilancia para el control de la transmisión y la mitigación de las causas subyacentes que determinan y se asocian con la incidencia de casos y la supervivencia del vector.

## **5. Objetivos**

### **5.1 General**

Identificar los factores socioeconómicos, demográficos, geográficos y ambientales más relevantes asociados a la incidencia del dengue en Colombia para el periodo 2018 a 2023.

### **5.2 Específicos**

Describir el comportamiento temporal y espacial de la incidencia del dengue y de los factores socioeconómicos, demográficos, geográficos y ambientales a nivel regional y departamental en Colombia entre 2018 y 2023.

Explorar y comparar la relevancia de los factores potencialmente asociados a la incidencia del dengue a nivel regional y departamental durante el periodo de estudio.

Proporcionar evidencia estadística sobre los factores que influyen en el comportamiento del dengue, la cual permita proponer acciones de mejora para la

vigilancia, control del vector y prevención de condiciones que propicien el desarrollo de la enfermedad.

## **6. Metodología**

### **6.1 Tipo de estudio**

Estudio ecológico mixto, basado en datos retrospectivos de los casos de dengue clásico y grave (probables y confirmados) reportados entre 2018 y 2023 en Colombia. Se calcularon las tasas de incidencia anual por departamento ajustadas por población para el análisis.

### **6.2 Fuentes de información**

Para el desarrollo del presente estudio se utilizaron las siguientes fuentes secundarias, que contienen bases de datos disponibles en línea:

- a. SIVIGILA.
- b. MSPS.
- c. Departamento Administrativo Nacional de Estadística (DANE).
- d. Departamento Nacional de Planeación (DNP).
- e. Superintendencia de Servicios Públicos Domiciliarios.
- f. Instituto Geográfico Agustín Codazzi (IGAC).
- g. Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM).

### **6.3 Población y unidad de análisis**

El estudio se desarrolló sobre el universo de casos reportados en el SIVIGILA de dengue clásico y grave desde el año 2018 a 2023 en Colombia; la unidad de análisis se configura como la tasa de incidencia acumulada anual para cada departamento, que fue calculada a partir de los casos de dengue y las estimaciones de población en riesgo para dengue durante el periodo de interés.

### **6.4 Plan de recolección de la información**

Los datos correspondientes a los casos probables y confirmados de dengue clásico y grave para el periodo 2018 - 2023, se encuentran disponibles y de libre acceso en el portal web de SIVIGILA del INS.

Las estimaciones de población en riesgo para dengue en Colombia correspondientes a los años de estudio 2018 - 2023 se encuentran disponibles y de libre acceso en el Repositorio Institucional Digital (RID) del MSPS.

Los datos correspondientes a las variables poblacionales y de condiciones de vida (proyecciones poblacionales, incidencia de pobreza multidimensional, tasa de ocupación, tasa de desocupación), para el periodo en estudio, se encuentran disponibles y de libre acceso en el portal web del DANE.

Los datos sobre la cobertura de aseguramiento en salud, tanto general como por régimen, para el periodo en estudio, se encuentran disponibles y de libre acceso en el portal web del MSPS.

Los datos de densidad poblacional y coberturas de acueducto, alcantarillado y aseo, para el periodo 2018 - 2023, se encuentran disponibles y de libre acceso en el Sistema de Estadísticas Territoriales (TerriData) del DNP.

Los datos correspondientes a las altitudes de los municipios del país fueron solicitados al IGAC por medio de su canal de atención al ciudadano.

Los datos correspondientes a las variables de tipo ambiental como la temperatura media y la humedad relativa, para el periodo 2018 a 2023, se encuentran disponibles y de libre acceso en la Plataforma Nacional de Datos Abiertos de Colombia.

Los datos correspondientes a las precipitaciones, para el periodo 2018 a 2023, se encuentran disponibles y de libre acceso en el Sistema de Información para la Gestión de Datos Hidrológicos y Meteorológicos (DHIME).

### **6.5 Definición, operacionalización y construcción de variables**

Las variables utilizadas en este estudio y su operacionalización se presentan en la *Tabla 1*.

**Tabla 1.** Definición y operacionalización de variables.

Variable	Descripción/Operacionalización	Naturaleza	Nivel de medición
<b>Variable de resultado</b>			
Incidencia de dengue	Relación entre el número de casos anuales reportados por departamento y la población en riesgo de contraer dengue durante el mismo año por departamento.  $\text{Tasa de incidencia} = \frac{\text{Número casos nuevos anuales de dengue por departamento}}{\text{Población en riesgo de dengue para el mismo año y departamento}} \times 100.000$	Cuantitativa continua.	De razón.
<b>Variables socioeconómicas</b>			
Urbanización	Porcentaje de población que habita en zona urbana (cabecera municipal), según proyecciones poblacionales de cada año por departamento.  $\text{Urbanización (\%)} = \frac{\text{Población en cabecera municipal}}{\text{Población total del departamento}} \times 100$	Cuantitativa continua.	De razón.
Densidad poblacional	Relación cuantitativa entre la cantidad de población y la superficie territorial que habita, expresada como habitantes por kilómetro cuadrado hab./km <sup>2</sup> por departamento.  $\text{Densidad poblacional (hab/km}^2\text{)} = \frac{\text{Población total del departamento}}{\text{Área del departamento (km}^2\text{)}}$	Cuantitativa continua.	De razón.
Incidencia de pobreza multidimensional	Porcentaje de la población que se encuentra en situación de pobreza según el Índice de pobreza multidimensional (IPM <sup>a</sup> ); desagregado por departamento y estimado para cada año (DANE, 2025).  $\text{Incidencia de pobreza multidimensional (\%)} = \frac{\text{Número de personas en pobreza multidimensional}}{\text{Población total del departamento}} \times 100$	Cuantitativa continua.	De razón.

Condiciones de vivienda	Acceso a acueducto	<p>Porcentaje anual de la población total del departamento (urbana y rural) que tiene acceso al servicio de acueducto.</p> $\text{Acceso a acueducto (\%)} = \frac{\text{Población con acceso a acueducto}}{\text{Población total del departamento}} \times 100$	Cuantitativa continua.	De razón.
	Acceso a alcantarillado	<p>Porcentaje anual de la población total del departamento (urbana y rural) que tiene acceso al servicio de alcantarillado.</p> $\text{Acceso a alcantarillado (\%)} = \frac{\text{Población con acceso a alcantarillado}}{\text{Población total del departamento}} \times 100$	Cuantitativa continua.	De razón.
	Acceso a servicio de recolección de basuras	<p>Porcentaje anual de la población total del departamento (urbana y rural) que tiene acceso al servicio de aseo.</p> $\text{Acceso a aseo (\%)} = \frac{\text{Población con acceso al servicio de recolección de basuras}}{\text{Población total del departamento}} \times 100$	Cuantitativa continua.	De razón.
<b>Variables demográficas</b>				
Sexo	<p>Distribución porcentual de la población por sexo (masculino, femenino), según proyecciones poblacionales anuales por departamento.</p> $\text{Proporción hombres (\%)} = \frac{\text{Población masculina}}{\text{Población total del departamento}} \times 100$ $\text{Proporción mujeres (\%)} = \frac{\text{Población femenina}}{\text{Población total del departamento}} \times 100$	Cuantitativa continua	De razón.	
Edad	<p>Distribución porcentual de la población por rangos de edad, (0-19 años, 20-59 años, &gt;=60 años), según proyecciones poblacionales anuales por departamento.</p> $\text{Proporción 0 – 19 años (\%)} = \frac{\text{Población 0 – 19 años}}{\text{Población total del departamento}} \times 100$	Cuantitativa continua	De razón.	

	$\text{Proporción } 20 - 59 \text{ años } (\%) = \frac{\text{Población } 20 - 59 \text{ años}}{\text{Población total del departamento}} \times 100$ $\text{Proporción } \geq 60 \text{ años } (\%) = \frac{\text{Población } \geq 60 \text{ años}}{\text{Población total del departamento}} \times 100$		
Ocupación	<p>Medida del empleo y desempleo en la población anual a nivel departamental.</p> $\text{Tasa de ocupación } (TO, \%) = \frac{\text{Población ocupada}^b}{\text{Población en edad para trabajar}^c} \times 100$ $\text{Tasa de desocupación } (TD, \%) = \frac{\text{Población desocupada}^d}{\text{Fuerza de trabajo}^e} \times 100$	Cuantitativa continua	De razón.
Aseguramiento	<p>Distribución porcentual de la población afiliada al Sistema General de Seguridad Social en Salud (SGSSS) por departamento y año, incluyendo el porcentaje de afiliación total respecto a la población general, y la distribución según régimen (contributivo, subsidiado).</p> $\text{Afiliación total } (\%) = \frac{\text{Población afiliada al SGSSS}}{\text{Población total del departamento}} \times 100$ $\text{Afiliación contributivo } (\%) = \frac{\text{Afiliados régimen contributivo}}{\text{Población afiliada al SGSSS}} \times 100$ $\text{Afiliación subsidiado } (\%) = \frac{\text{Afiliados régimen subsidiado}}{\text{Población afiliada al SGSSS}} \times 100$	Cuantitativa continua.	De razón.
<b>Variables geográficas</b>			
Altitud	Promedio de la altitud (en msnm) de los municipios con presencia de la enfermedad en cada departamento durante el periodo de estudio.	Cuantitativa continua.	De razón.

	$\text{Altitud promedio departamental (msnm)} = \frac{\sum \text{altitudes de municipios con casos de dengue}}{\text{Número de municipios con casos}}$		
<b>Variables ambientales</b>			
<p><b>Temperatura media (TM)</b> Medida del estado térmico del aire con respecto a su habilidad de comunicar calor a su alrededor (IDEAM, 2025b).</p>	<p>Promedio anual de la temperatura (°C) registrada por las estaciones meteorológicas ubicadas en cada departamento. Se calcula promediando la temperatura anual por estación, luego entre estaciones del departamento para cada año, considerando únicamente aquellas estaciones que hayan reportado datos de temperatura durante todos los años de estudio.</p>	<p>Cuantitativa continua.</p>	<p>De intervalo.</p>
<p><b>Humedad relativa (HR)</b> Vapor de agua que existe en una masa de aire, expresado como un porcentaje de la cantidad total que existiría si el aire estuviese saturado a esta temperatura. Se expresa en porcentaje que va desde cero (0%) hasta cien (100%), donde 0 significa sequedad absoluta y 100 estado de saturación (IDEAM, 2024).</p>	<p>Promedio anual del porcentaje (%) de HR reportado por las estaciones meteorológicas de cada departamento. Se calcula promediando los valores anuales por estación, luego entre estaciones para cada departamento y año, considerando únicamente estaciones que hayan reportado mediciones de HR durante todos los años de estudio.</p>	<p>Cuantitativa continua.</p>	<p>De razón.</p>
<p><b>Precipitación total (PT)</b> Fenómeno meteorológico por el cual el vapor de agua se condensa y llega al suelo en forma de nieve, granizo, rocío y principalmente agua lluvia (IDEAM, 2025a).</p>	<p>Promedio anual de las precipitaciones (mm) registradas por las estaciones meteorológicas ubicadas en cada departamento. Se calcula sumando la precipitación anual de cada estación y luego promediando los valores de todas las estaciones del departamento para cada año, incluyendo únicamente aquellas que hayan reportado datos completos durante todos los años del estudio.</p>	<p>Cuantitativa continua.</p>	<p>De razón.</p>

**Fuente:** Elaboración propia.

*Nota.* <sup>a</sup> IPM: indicador que determina el número de pobres a través de la identificación de las privaciones de las personas en términos de educación, salud, trabajo, niñez y condiciones de vida (DANE, 2024).

<sup>b</sup> Población Ocupada (OC): corresponde a las personas de 15 años y más que, durante el período de referencia: trabajaron por lo menos una hora remunerada en la semana de referencia; no trabajaron la semana de referencia, pero tenían un trabajo o negocio, y trabajaron en la semana de referencia por lo menos una hora sin remuneración (DANE, 2025).

<sup>c</sup> Población en Edad de Trabajar (PET): población constituida por todas las personas de 15 años y más. Se divide en fuerza de trabajo y población fuera de la fuerza de trabajo (DANE, 2025).

<sup>d</sup> Población desocupada (DS): corresponde a las personas de 15 años y más que durante el período de referencia estuvieron simultáneamente: "sin empleo", es decir, que no tenían un empleo asalariado o un trabajo independiente ni se desempeñaron como trabajador(a) familiar sin remuneración; "buscando empleo", es decir que habían tomado medidas concretas para buscar un empleo asalariado o independiente en las últimas 4 semanas; y "actualmente disponibles para trabajar", es decir, disponibles para trabajar en empleo asalariado o en empleo independiente durante el período de referencia (DANE, 2025).

<sup>e</sup> Fuerza de Trabajo (FT): comprende a las personas en edad de trabajar que trabajan o están buscando trabajo y están disponibles. Se divide en población ocupada y desocupada (DANE, 2025).

### 6.5.1 Construcción de la variable de resultado

Las bases de datos correspondientes a los casos de dengue notificados dentro del periodo de estudio se encuentran previamente anonimizadas y depuradas de casos descartados, duplicados y notificados erróneamente por el INS. Se omitieron del análisis los casos en que el municipio de ocurrencia se desconocía o estaba fuera del territorio nacional. Los casos fueron agrupados por departamento y año de ocurrencia. Para la descarga, manipulación y agregación de los datos de casos se utilizó el paquete “*sivirep 1.0.2*” del lenguaje de programación *R*, el cual proporciona funciones para trabajar con bases de datos individualizadas de casos de SIVIGILA y generar reportes automatizados (Gómez *et al.*, 2025).

A partir de estas agrupaciones, y utilizando las cifras de población en riesgo para arbovirosis reportadas por el MSPS, se calculó la tasa de incidencia por departamento y año, aplicando un factor de estandarización de 100.000 habitantes.

### 6.5.2 Construcción de las variables socioeconómicas

Para la variable de urbanización, se utilizaron las proyecciones poblacionales departamentales por área, a partir de las cuales se estimó el porcentaje de población urbana. Esto se calculó dividiendo la población residente en cabeceras municipales entre la población total proyectada del departamento, y multiplicando el resultado por 100.

La base de datos de densidad poblacional contenía el valor de este indicador previamente calculado y desagregado por departamento y año, con base en información del DANE y el IGAC.

La incidencia de pobreza multidimensional fue obtenida directamente de la base del DANE, donde ya se encontraba previamente calculada y desagregada por departamento y año.

En cuanto a las variables de cobertura de servicios públicos (acueducto, alcantarillado y aseo), las bases de datos se encontraban previamente desagregadas por departamento y año. Sin embargo, presentaban información incompleta: los datos de acueducto y alcantarillado estaban disponibles hasta el 2022, mientras que los del servicio de aseo solo hasta 2021. Para completar los valores de los años faltantes, se realizó una imputación mediante regresión lineal<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> La regresión lineal por mínimos cuadrados es una técnica estadística que modela la relación entre una variable dependiente continua y una o más variables independientes numéricas, ajustando una recta cuya pendiente e intercepto se estiman minimizando la suma de los cuadrados de los errores entre los valores observados y los estimados por el modelo, con el objetivo de describir una tendencia lineal o realizar predicciones. (Montgomery *et al.*, 2012).

En el caso particular del departamento de Guainía, los valores correspondientes a 2020 y 2021 para acueducto y alcantarillado figuraban en 0, debido a la ausencia de reporte de los prestadores del servicio, por lo que fue necesario realizar una interpolación lineal para su imputación<sup>2</sup>.

### **6.5.3 Construcción de las variables demográficas**

Para la variable sexo, se utilizaron las proyecciones poblacionales departamentales por sexo correspondientes a los años de estudio. Con base en la población total de cada departamento, se estimaron las proporciones de hombres y mujeres, y se multiplicaron por 100 para expresarlas en porcentaje.

En el caso de variable la edad, las proyecciones se encontraban desagregadas por año, por lo que fue necesario agrupar los datos según los rangos definidos en la *Tabla 1*. Posteriormente, se calculó la proporción de cada grupo etario respecto a la población total departamental y se multiplicó por 100 para obtener el porcentaje.

La base de datos del Reporte de Afiliados del SGSSS contenía las cifras totales anuales de personas afiliadas al sistema y a los regímenes contributivo y subsidiado, desagregadas a nivel departamental. A partir de estas cifras y de las proyecciones poblacionales departamentales, se estimaron las proporciones de afiliados al SGSSS y, para el caso de cada régimen de interés, se calculó la proporción de afiliación contributiva y subsidiada teniendo en cuenta el número de personas afiliadas a cada régimen como numerador y la población total de afiliados como denominador. En todos los casos, los resultados se multiplicaron por 100 para expresarlos como porcentajes. En algunos departamentos, las coberturas de afiliación al SGSSS superaron el 100% debido a que se basan en proyecciones poblacionales; por esta razón, dichos valores fueron truncados a un valor máximo de 100%.

Las TO y TD utilizadas fueron estimadas por el DANE. No obstante, para los departamentos de las regiones Insular, Amazónica y de la Orinoquía, la información no está disponible a nivel departamental, por lo que se utilizaron los datos correspondientes a sus respectivas ciudades capitales. Aun así, estos registros se encontraban incompletos: en las capitales de la Amazonia y Orinoquia los datos solo estaban disponibles de 2018 a 2021, y en San Andrés, únicamente de 2021 a 2023. Para completar los años faltantes, se aplicó una imputación mediante regresión lineal.

### **6.5.4 Construcción de las variables geográficas y ambientales**

La base de datos de altitud presentaba la información para todos los municipios del país. Para la construcción de un indicador departamental, se calculó un promedio de

---

<sup>2</sup> La interpolación lineal es un método numérico que estima el valor intermedio de una función entre dos puntos extremos conocidos, asumiendo que la variación entre ellos es lineal (Chapra & Canale, 2006).

altitud únicamente entre los municipios de cada departamento que presentaron casos de dengue durante el periodo de estudio.

Las bases de datos de TM del aire a 2 metros y HR a 2 metros contenían mediciones horarias y/o diarias por estación meteorológica. Dado que la unidad de análisis fue el departamento, se procedió a calcular primero un promedio anual de las mediciones para cada estación meteorológica; luego, se obtuvo un promedio departamental a partir de los valores anuales de todas las estaciones ubicadas en cada territorio que contaran con información completa durante todos los años de interés del estudio. El número total de estaciones consideradas por departamento se presenta en la *Tabla 2* y 3; los nombres de las estaciones por departamento se encuentran en la *Tabla A1* y *A2* del *Anexo 1*.

**Tabla 2.** Número de estaciones por departamento con datos de temperatura media incluidos en el análisis.

Departamento	Número de estaciones utilizadas
Amazonas	1
Antioquia	9
Arauca	1
Atlántico	5
Bolívar	3
Boyacá	16
Caldas	13
Caquetá	2
Casanare	4
Cauca	7
Cesar	3
Chocó	6
Córdoba	1
Cundinamarca	41
Guainía	1
Guaviare	2
Huila	11
La Guajira	4
Magdalena	3
Meta	4
Nariño	8
Norte de Santander	7
Putumayo	1
Quindío	6
Risaralda	9
San Andrés	1
Santander	15
Sucre	2

Tolima	10
Valle del Cauca	12
Vaupés	1
Vichada	1

**Fuente:** Elaboración propia.

**Tabla 3.** Número de estaciones por departamento con datos de humedad relativa incluidos en el análisis.

Departamento	Número de estaciones utilizadas
Amazonas	1
Antioquia	7
Arauca	1
Atlántico	4
Bolívar	3
Boyacá	14
Caldas	13
Caquetá	2
Casanare	3
Cauca	3
Cesar	3
Chocó	5
Córdoba	1
Cundinamarca	27
Guainía	1
Huila	11
La Guajira	4
Magdalena	3
Meta	4
Nariño	6
Norte de Santander	7
Putumayo	1
Quindío	5
Risaralda	6
San Andrés	1
Santander	11
Sucre	2
Tolima	7
Valle del Cauca	10
Vichada	1

**Fuente:** Elaboración propia.

Dado que estas mediciones eran la única fuente de información disponible y no todos los departamentos contaban con datos completos para todos los años de interés,

fue necesario llevar a cabo un proceso de imputación. Para la variable TM, se estimaron mediante regresión lineal los datos de los años 2022 y 2023 para el departamento de Arauca, así como el dato de 2023 para Vaupés y Guaviare.

En el caso de la HR, se interpolaron mediante regresión lineal los datos correspondientes al año 2023 para los departamentos de Amazonas y Putumayo. Por su parte, Guaviare y Vaupés no contaban con mediciones de esta variable en ninguno de los años de interés del estudio, por lo que fue necesario estimar los valores mediante un promedio ponderado a partir de datos de departamentos geográficamente cercanos: para Vaupés se utilizaron los datos de Amazonas, Guainía y Caquetá; y para Guaviare, los de Vaupés, Guainía y Caquetá.

Las PT ya se encontraban previamente agregadas por año y por estación, por lo que únicamente fue necesario calcular un promedio anual de estos valores para las estaciones ubicadas en cada departamento y que contaran con mediciones durante el periodo 2018 - 2023 (*Tabla 4*). Los nombres de las estaciones por departamento se encuentran en la *Tabla A3* del *Anexo 1*. Solo fue necesario realizar una interpolación lineal para estimar el valor correspondiente al año 2019 en el departamento de San Andrés.

**Tabla 4.** Número de estaciones por departamento con datos de precipitación total incluidos en el análisis.

Departamento	Número de estaciones utilizadas
Amazonas	3
Antioquia	101
Arauca	6
Atlántico	18
Bolívar	56
Boyacá	64
Caldas	20
Caquetá	5
Casanare	13
Cauca	45
Cesar	37
Chocó	23
Córdoba	42
Cundinamarca	60
Guainía	4
Guaviare	3
Huila	62
La Guajira	17
Magdalena	33
Meta	38
Nariño	49

Norte de Santander	44
Putumayo	16
Quindío	3
Risaralda	12
San Andrés	1
Santander	85
Sucre	31
Tolima	66
Valle del Cauca	37
Vaupés	4
Vichada	8

**Fuente:** Elaboración propia.

Finalmente, se consolidó una única base de datos tipo panel, donde se organizaron las variables en columnas y las unidades de observación en filas (*Anexo 2*). Las columnas representan las variables contenidas en la *Tabla 1*, mientras que las filas corresponden a las unidades de observación, definidas en este estudio como los departamentos que hayan registrado casos de dengue clásico y/o grave durante el periodo de interés del estudio.

## 7. Procesamiento y análisis de la información

### 7.1 Métodos estadísticos

El análisis se dividió en tres fases: primero, se realizó un análisis descriptivo de las variables de interés; en segundo lugar, se llevó a cabo un análisis de correlación entre las variables socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales y la tasa de incidencia de dengue; y finalmente, se aplicó una técnica de modelado de aprendizaje automático *Random Forest*.

En primera instancia, se realizó un análisis descriptivo inicial que consistió en describir el comportamiento del dengue, así como de los factores asociados a su comportamiento, identificando tendencias temporales, distribución y variabilidad en los departamentos analizados, dicho análisis se realizó por medio del software *Microsoft Excel* y del software *RStudio* (versión 2025.05.0+496).

En segundo lugar, se realizó un análisis de correlación de Spearman, para evaluar el grado de asociación entre la incidencia de dengue y los factores predictores contenidos en la *Tabla 1*. Además, se realizó un análisis de correlación entre estos factores para determinar cuáles presentan una alta correlación entre sí. Se calculó la correlación de Spearman debido a la ausencia de distribución normal de las variables, según los resultados de la prueba de Shapiro-Wilk.

El grado de asociación entre dos variables, se evalúa mediante el coeficiente de correlación ( $\rho$ ), que oscila entre -1 y 1, donde valores cercanos a 1 indican una fuerte correlación positiva, valores cercanos a -1 reflejan una fuerte correlación negativa, y valores próximos a 0 sugieren una baja o nula correlación entre variables (Martínez *et al.*, 2009; Mendivelso, 2022). Para este análisis, se empleó el software *RStudio* (versión 2025.05.0+496), utilizando las funciones '`shapiro.test()`' para evaluar la normalidad de las variables y '`cor()`' para calcular la correlación de Spearman.

Finalmente, se empleó la técnica de modelado *Random Forest* (Bosque Aleatorio), un método de aprendizaje automático, para determinar el grado en que las variables explicativas (*Tabla 1*) inciden en el comportamiento del dengue, en términos de su tasa de incidencia durante el periodo de estudio.

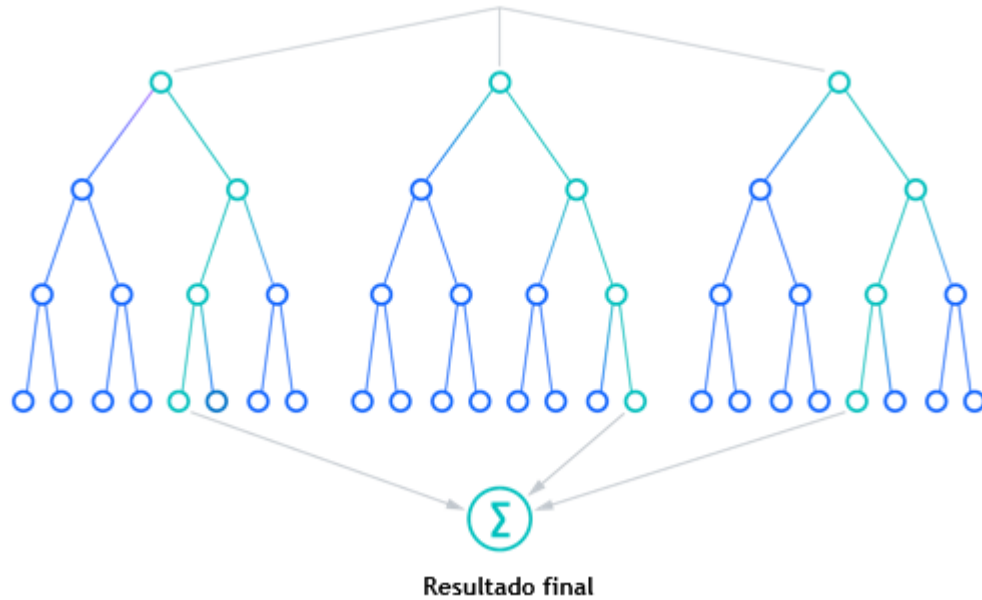
Esta técnica ha sido ampliamente utilizada en el ámbito de la salud pública para abordar problemas complejos como las ETV, ya que representa una alternativa a los modelos tradicionales para identificar factores relevantes en el comportamiento de la enfermedad; esto se debe a su capacidad para manejar grandes conjuntos de datos con múltiples variables explicativas, su buen desempeño en problemas no lineales y su robustez frente al sobreajuste (Carvajal *et al.*, 2018; Chen & Moraga, 2025; Huang *et al.*, 2020; Kuo *et al.*, 2024, Ong *et al.*, 2018; Rocha & Giesbrecht, 2022).

En estudios previos sobre dengue, *Random Forest* ha mostrado un rendimiento superior incluso frente modelos estadísticos clásicos como la regresión de Poisson (Carvajal *et al.*, 2018; Kuo *et al.*, 2024).

Chen & Moraga (2025), en un estudio comparativo sobre distintos enfoques estadísticos y técnicas de aprendizaje automático en la predicción del dengue, resaltaron que la inclusión de variables ambientales como la temperatura, la HR y la PT mejora notablemente el desempeño del modelo; además, dentro de sus limitaciones señalaron la importancia de incorporar factores sociodemográficos como la densidad poblacional, así como la necesidad de aplicar estos modelos en distintas regiones y no limitarlos a una sola área geográfica.

*Random Forest* es un algoritmo basado en el ensamblaje de múltiples árboles de decisión independientes, donde cada árbol se compone de una muestra aleatoria de datos/predictores extraída de un conjunto de entrenamiento. Su funcionamiento combina dos ideas clave: bagging (bootstrapping) y aleatoriedad en la selección de variables (IBM, s.f.; James *et al.*, 2021) (*Figura 3*).

**Figura 3.** Esquema del funcionamiento de un modelo *Random Forest*.



**Fuente:** Traducido de IBM, s.f.

Durante el entrenamiento, el algoritmo construye un número determinado de árboles de decisión (hiperparámetro *ntree*). Cada árbol se entrena con una muestra aleatoria con reemplazo del conjunto de entrenamiento original (*bootstrap*). Adicionalmente, en cada nodo del árbol, en lugar de considerar todas las variables disponibles para buscar la mejor división, el algoritmo selecciona aleatoriamente un subconjunto de predictores (hiperparámetro *mtry*). Esta doble fuente de aleatoriedad (en los datos y en los predictores) permite reducir la correlación entre los árboles, lo que mejora la estabilidad y precisión del modelo final (IBM, s.f.; James *et al.*, 2021).

En problemas de regresión, la predicción de *Random Forest* se obtiene como el promedio de las predicciones individuales de todos los árboles. (IBM, s.f.; James *et al.*, 2021).

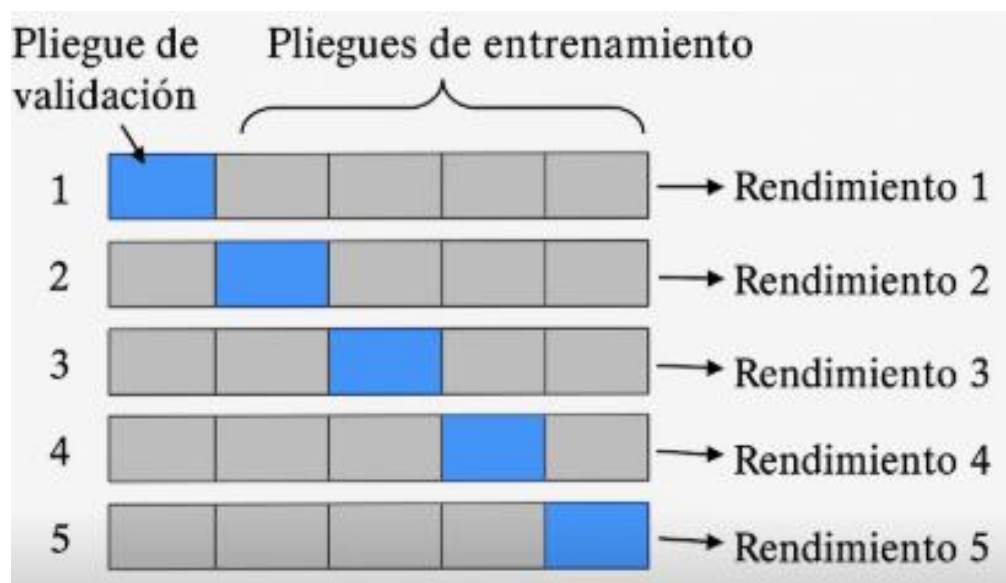
Este algoritmo cuenta con varios hiperparámetros, tanto predeterminados como ajustables, que deben considerarse durante el entrenamiento:

**ntree:** El número de árboles en el modelo, el cual debe ser lo suficientemente grande para estabilizar la tasa de error (Boehmke & Greenwell, 2019).

**mtry**: número de variables muestreadas aleatoriamente como candidatas en cada división. Para problemas de regresión, el valor predeterminado es  $mtry = \frac{p}{3}$ , donde  $p$  representa el número total de variables explicativas (Boehmke & Greenwell, 2019).

Para el presente estudio, se realizó un proceso de ajuste y selección de hiperparámetros, evaluando distintas combinaciones de *mtry* y *ntree*. Para comparar el desempeño de los modelos, se utilizó validación cruzada *k*-fold, una técnica de remuestreo que divide el conjunto de datos en *k* partes, utilizando *k*-1 partes para entrenar y el restante para validar, repitiendo este proceso hasta que cada pliegue haya sido utilizado como conjunto de validación (Figura 4). Esto permite obtener una estimación más robusta y generalizable del error del modelo, reduciendo el riesgo de sobreajuste (IBM, 2025; James *et al.*, 2021; Rocha & Giesbrecht, 2022).

**Figura 4.** Validación cruzada de pliegues.



**Fuente:** Traducido de Yang *et al.*, 2022.

Si bien el objetivo principal del modelado *Random Forest* en este estudio fue explorar el grado de influencia de las variables explicativas sobre la incidencia del dengue, el modelo también genera métricas de desempeño útiles para evaluarlo en términos predictivos, las cuales se tuvieron en cuenta a la hora de seleccionar los modelos definitivos. Estas métricas son: **RMSE** (Raíz del Error Cuadrático Medio) y el **MAE** (Error Absoluto Medio), que cuantifican la precisión del modelo (valores bajos indican mejor desempeño) y **R<sup>2</sup>** (coeficiente de determinación), que indica que tanto el comportamiento de la variable se explica en el modelo, tomando valores entre 0 y 1, siendo los cercanos a 1 los más deseables (James *et al.*, 2021).

A partir de esta evaluación se seleccionó la combinación de hiperparámetros con el menor RMSE como la óptima. Finalmente, se entrenó el modelo definitivo con el total de los datos y los hiperparámetros seleccionados, con el objetivo de estimar la importancia relativa de cada variable explicativa (los hiperparámetros *mtry*, *ntree* y los pliegues de validación cruzada, seleccionados para cada modelo se describen a detalle en los resultados, *Tabla 9*).

*Random Forest* no estima los coeficientes de las variables explicativas de la misma manera que los modelos clásicos: para evaluar la importancia de las variables explicativas dentro del modelo utiliza la métrica **%IncMSE** (Porcentaje de Incremento del Error Cuadrático Medio), que mide la magnitud del error de predicción cuando las variables explicativas se seleccionan aleatoriamente. Cuanto mayor sea el error de predicción, mayor será la importancia de la variable en el modelo (Kumagai & Jakovljević, 2024).

Para la implementación del modelo se utilizó el software *RStudio* (versión 2025.05.0+496), utilizando su paquete *caret*, que proporciona funciones para facilitar el entrenamiento de modelos de regresión. En particular, se usaron las funciones `train()`, `trainControl()` y `defaultSummary`, las cuales permiten entrenar modelos con diferentes combinaciones de hiperparámetros, aplicar validación cruzada y calcular métricas de evaluación como RMSE, MAE y  $R^2$ . Asimismo, se utilizó el paquete *randomForest* para entrenar el modelo final con los hiperparámetros óptimos y obtener la evaluación de la importancia de las variables.

## 8. Aspectos éticos

La búsqueda, manejo y análisis de la información, tanto de la notificación de los casos de dengue como de las demás variables tratadas en el presente estudio, no representa ningún riesgo para la población estudiada debido a que es proveniente de fuentes secundarias, se encuentra previamente anonimizada, es de libre acceso y no requirió de contacto directo con la población.

La investigación se enmarca en las consideraciones éticas establecidas por la Declaración de Helsinki (2013), así como a los lineamientos de la Resolución 8430 de 1993 del Ministerio de Salud de Colombia, la cual establece las normas científicas, técnicas y administrativas para la investigación en salud.

Acorde a los criterios dispuestos en el Artículo 11 de dicha resolución, según las características de la presente investigación, esta se define como Investigación sin riesgo: “son estudios que emplean técnicas y métodos de investigación documental retrospectivos y aquellos en los que no se realiza ninguna intervención o modificación intencionada de las variables biológicas, fisiológicas, psicológicas o sociales de los individuos que participan en el estudio, entre los que se consideran: revisión de historias

clínicas, entrevistas, cuestionarios y otros en los que no se le identifique ni se traten aspectos sensitivos de su conducta”.

El componente ético de esta investigación incluyó la aplicación rigurosa de las normas vigentes de propiedad intelectual para todas las fuentes citadas.

## 9. Resultados

### 9.1 Análisis descriptivo del comportamiento temporal y espacial del dengue a nivel nacional, departamental y regional en Colombia entre 2018 y 2023.

Entre 2018 y 2023, el dengue en Colombia mostró un comportamiento fluctuante. En términos absolutos, 2018 fue el año con menor número de casos ( $n= 43.827$ ), en 2019 se presentó un primer pico, con 124.451 casos reportados a nivel nacional, seguido por una disminución importante en 2020 ( $n= 77.150$ ) y 2021 ( $n= 50.179$ ); sin embargo, en 2023 se presenta una nueva alza de casos, incluso superando la cifra presentada en 2019, llegando a los 127.999 casos notificados (*Tabla 5*).

Por otro lado, al considerar la tasa de incidencia acumulada anual, se observa un patrón similar. En 2019, el país alcanzó la mayor tasa registrada en el periodo de estudio, con 366,5 casos por cada 100.000 habitantes en riesgo. Tras un descenso sostenido en los tres años siguientes, la tasa volvió a aumentar llegando en 2023 a 358,7 casos por cada 100.000 habitantes en riesgo (*Tabla 5*).

**Tabla 5.** Número de casos y tasa de incidencia acumulada de dengue por departamento (2018 - 2023).

Departamento	Casos					
	Incidencia acumulada anual por cada 100.000 habitantes					
	2018	2019	2020	2021	2022	2023
<b>Nacional</b>	43.827	124.451	77.150	50.179	66.840	127.999
	132,0	366,5	223,7	143,5	189,1	358,7
<b>Amazonas</b>	48	1.719	202	317	475	1.009
	109,8	3.846,8	441,3	675,1	984,1	2.078,9
<b>Antioquia</b>	3.737	5.026	2.159	1.263	2.059	5.330
	69,8	91,6	39,1	22,4	36,0	91,5
<b>Arauca</b>	544	1.976	350	263	1.421	1.210
	209,6	712,5	120,1	88,1	470,5	396,3
<b>Atlántico</b>	3.298	3.975	2.660	7.860	10.489	5.473
	130,3	150,9	97,9	284,2	374,7	193,9
<b>Bolívar</b>	1.395	5.374	2.521	8.403	7.079	8.773
	70,2	262,9	120,5	396,1	330,3	405,5
<b>Boyacá</b>	96	834	505	287	195	335
	47,2	406,7	244,1	135,2	90,9	155,3

<b>Caldas</b>	47	436	499	74	182	180
	4,9	44,9	51,4	7,5	18,2	17,8
<b>Caquetá</b>	191	1.219	1.818	394	1.054	1.871
	48,0	303,3	447,5	96,0	254,0	450,8
<b>Casanare</b>	1.222	5.635	1.095	1.118	3.911	1.451
	315,0	1.422,7	271,9	274,8	954,2	351,7
<b>Cauca</b>	177	420	1.269	646	551	1.806
	16,8	39,6	118,9	60,1	50,9	165,7
<b>Cesar</b>	2.103	7.211	2.247	2.047	3.246	5.067
	175,2	575,8	173,5	154,8	241,9	372,7
<b>Chocó</b>	84	204	690	472	917	1.681
	21,5	51,9	169,9	118,5	229,0	419,9
<b>Córdoba</b>	3.931	4.856	1.689	2.647	3.938	4.244
	220,3	268,5	92,3	143,5	212,1	227,2
<b>Cundinamarca</b>	1.279	3.450	3.753	951	740	4.158
	169,9	440,5	462,2	112,0	84,3	460,1
<b>Guainía</b>	16	153	41	40	125	102
	37,8	352,0	92,2	88,4	272,6	219,8
<b>Guaviare</b>	892	547	117	29	658	760
	1.173,7	702,9	147,0	35,7	792,7	875,5
<b>Huila</b>	1.110	10.944	6.734	1.099	1.181	4.717
	109,6	1.069,5	666,1	107,9	115,0	456,1
<b>La Guajira</b>	1.528	1.005	394	1.234	3.242	2.837
	259,3	162,1	61,1	186,3	481,0	414,3
<b>Magdalena</b>	2.144	3.679	1.110	1.952	1.486	3.467
	159,8	264,9	77,8	134,7	101,5	234,8
<b>Meta</b>	4.541	17.037	2.717	1.501	5.369	12.654
	572,1	2.124,6	335,7	184,1	654,2	1.541,9
<b>Nariño</b>	171	532	484	679	638	2.228
	43,9	135,6	123,0	172,6	161,9	564,6
<b>Norte de Santander</b>	4.869	6.406	1.237	2.907	2.553	4.400
	434,4	542,9	101,0	233,5	203,8	351,2
<b>Putumayo</b>	798	1.797	1.116	1.096	662	1.430
	253,4	561,2	343,1	332,4	198,1	422,1
<b>Quindío</b>	457	473	528	146	88	454
	88,3	90,0	99,0	27,0	16,1	81,8
<b>Risaralda</b>	167	455	551	120	102	253
	18,7	50,3	60,2	13,0	10,9	26,8
<b>San Andrés</b>	16	28	71	189	109	124
	27,7	47,5	118,0	309,2	176,8	188,8
<b>Santander</b>	2.650	9.699	3.443	942	1.903	11.435

	127,4	454,8	158,3	42,8	85,8	512,2
Sucre	698	6.370	1.635	1.419	4.815	3.419
	77,1	685,7	172,2	147,4	495,2	350,0
Tolima	3.304	14.941	6.826	1.500	3.292	12.420
	271,4	1.221,6	555,8	121,7	266,5	1.002,8
Valle del Cauca	2.295	7.461	28.570	8.529	4.264	24.216
	51,8	167,4	637,2	189,2	93,9	529,4
Vaupés	4	205	65	3	12	297
	41,0	2.035,3	625,1	27,9	107,9	2.586,4
Vichada	15	384	54	52	84	198
	13,9	347,2	47,8	45,4	72,6	169,3

■ P75 (alta incidencia)   
■ P25 - P75 (P50= incidencia nacional anual)   
■ P25 (baja incidencia)

**Fuente:** Elaboración propia.

A nivel departamental, se destacan algunos departamentos que además de registrar un número elevado de casos, mantuvieron una contribución sostenida de estos a lo largo del periodo analizado. Valle del Cauca, por ejemplo, se mantuvo entre los departamentos con mayor número de casos notificados durante todos los años del periodo de estudio, encabezando el listado durante los años 2020 (n= 28.570), 2021 (n= 8.529) y 2023 (n= 24.216). Le siguieron Meta, Tolima, Atlántico, Bolívar y Santander, departamentos que, cada uno acumula más de 30.000 casos en el periodo de estudio y que presentan una participación constante en el listado de departamentos con mayor número de casos en cada uno de los años analizados (*Tabla 5*).

Al observar año por año, algunos territorios emergen como focos de transmisión en momentos específicos: 2018 fue el año con menor número de casos reportados durante todo el periodo de estudio, aunque Norte de Santander (n= 4.869) y Meta (n= 4.541) presentaron cifras destacadas; en 2019, Meta encabezó el listado con más de 17.000 casos, seguido de Tolima (n= 14.941) y Huila (n= 10.944); en 2020, a pesar de la disminución general de casos, Tolima (n= 6.826) y Huila (n= 6.734) continuaron registrando cifras elevadas, posicionándose entre los departamentos con mayor número de notificaciones ese año; en 2021, Bolívar ocupó el segundo lugar en número de casos (n= 8.403); mientras que en 2022 y 2023, nuevamente Valle del Cauca, Meta, Tolima y Bolívar concentraron una proporción importante de las notificaciones (*Tabla 5*).

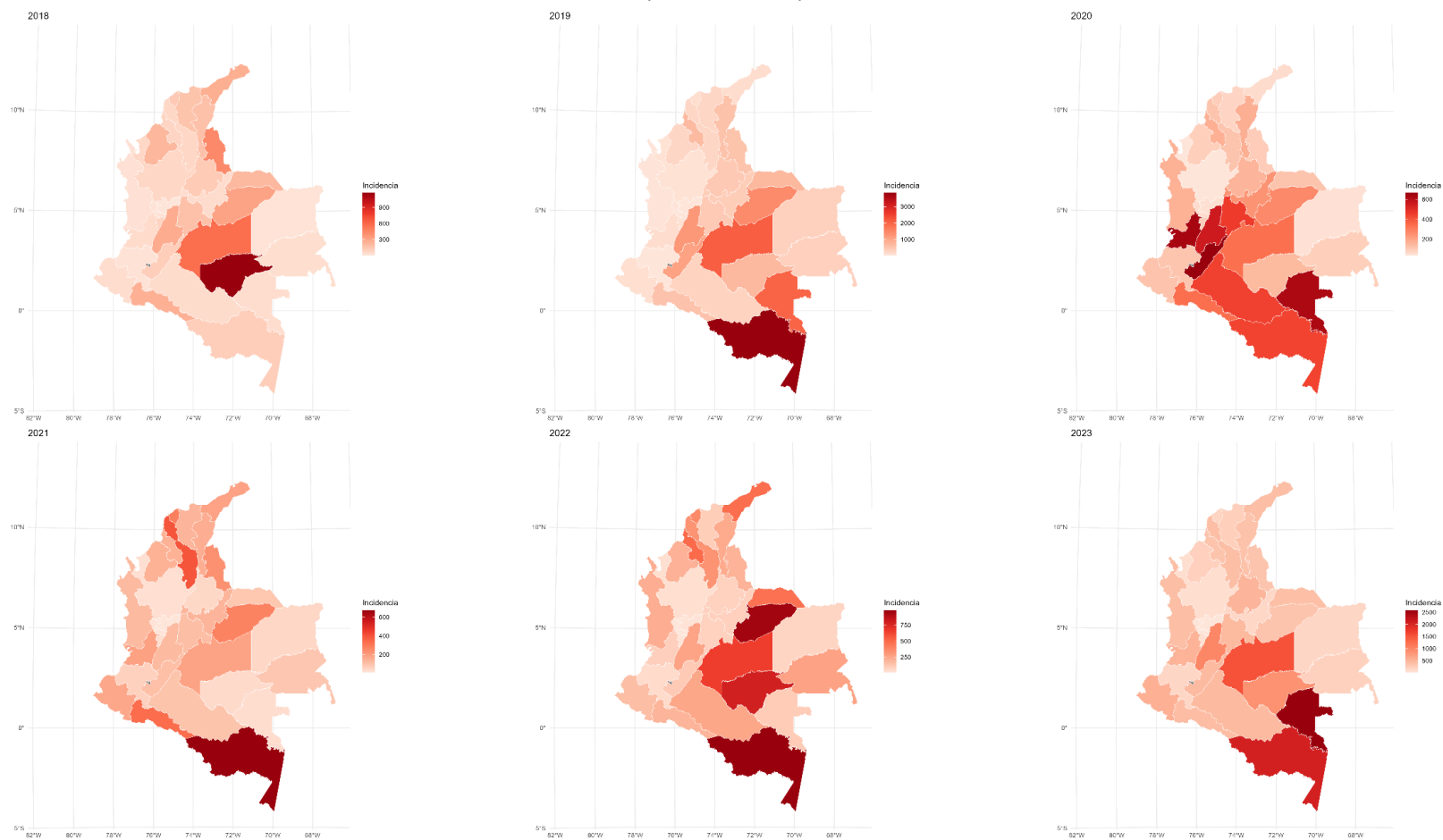
En contraste, departamentos como Vaupés, Vichada, Guainía, San Andrés, Caldas y Risaralda se mantuvieron de manera sostenida entre los que registraron las cifras más bajas de casos anualmente durante todo el periodo analizado (*Tabla 5*).

En términos de incidencia acumulada, el panorama cambia y permite identificar grandes brotes en departamentos que, aunque pequeños en términos absolutos, enfrentaron un impacto proporcional muy alto. Es el caso de Amazonas y Vaupés, que presentaron las incidencias más altas del periodo; en 2019, Amazonas alcanzó una tasa de 3.846,8 casos por cada 100.000 habitantes en riesgo, mientras que Vaupés, en 2023, registró 2.586,4. Estos departamentos, junto con Meta, Tolima, Huila, Guaviare y Casanare forman un grupo que presenta constantemente altas tasas de incidencia a lo largo de los seis años analizados.

Al observar los valores extremos de incidencia por año, se evidencian patrones geográficos marcados a lo largo del periodo, tal como se muestra en la *Figura 5*. En 2018, a pesar del comportamiento moderado a nivel nacional, algunos departamentos presentaron incidencias preocupantes, liderados por Guaviare (1.173,7), seguido de Meta (572,1) y Norte de Santander (434,4); en 2019, sobresalió la tasa de Amazonas, acompañada nuevamente por Meta (2.124,6) y Vaupés (2.035,3); en 2020, Huila, Valle del Cauca y Vaupés presentaron tasas superiores a 600 por 100.000 habitantes en riesgo; en 2021, aunque la incidencia general fue menor, destacaron las presentadas en Amazonas (675,1), Bolívar (396,1) y Putumayo (332,4); en 2022, las tasas más altas se concentraron en Amazonas (984,1), Casanare (954,2) y Guaviare (792,7); mientras que en 2023, Vaupés, seguido de Amazonas (2.078,9) y Meta (1.541,9) volvieron a ocupar las primeras posiciones.

Por otro lado, departamentos como Caldas, Risaralda y Quindío presentaron tasas de incidencia consistentemente bajas a lo largo de todo el periodo, con varios años por debajo de los 100 casos por cada 100.000 habitantes en riesgo.

**Figura 5.** Incidencia acumulada anual de dengue por cada 100.000 habitantes en riesgo, según departamento, Colombia (2018 – 2023).



**Fuente:** Elaboración propia, utilizando los paquetes 'ggplot2' y 'magick' del software *RStudio*.

Al analizar el comportamiento regional del dengue entre 2018 y 2023, se identifica que la región Andina concentró el mayor número de casos acumulados durante todo el periodo, con más de 160.000 casos notificados. El pico más alto se presentó en 2019, año en el que superó los 52.000 casos, probablemente debido a que esta región reúne los departamentos más densamente poblados del país y alberga varias de las ciudades principales (*Tabla 6*).

En segundo lugar, la región Caribe registró 153.497 casos acumulados, con cifras elevadas en 2019 (n= 32.498), 2022 (n= 34.404) y 2023 (n= 33.404). Por su parte, la región Pacífica, a pesar de registrar incidencias moderadas, muestra un aumento en el número de casos totales en 2023 (n= 29.931) y 2020 (n= 31.013), el más alto de todo el periodo para esa zona (*Tabla 6*).

La región Orinoquía, presentó un número considerable de casos absolutos, especialmente en 2019 (n= 25.032) y 2023 (n= 15.513), impulsado principalmente por el alto número de casos notificados en departamentos como Meta. Por último, aunque la región Amazónica registró un número absoluto de casos relativamente bajo en comparación con las demás regiones durante todo el periodo analizado, también alcanzó sus mayores cifras en 2019 (n= 5.640) y 2023 (n= 5.469) (*Tabla 6*).

**Tabla 6.** Número de casos y tasa de incidencia acumulada de dengue por región en Colombia (2018 - 2023).

Región	Casos					
	Incidencia acumulada anual por cada 100.000 habitantes en riesgo					
	2018	2019	2020	2021	2022	2023
<b>Nacional</b>	43.827	124.451	77.150	50.179	66.840	127.999
	132,0	366,5	223,7	143,5	189,1	358,7
<b>Amazónica</b>	1.949	5.640	3.359	1.879	2.986	5.469
(Caquetá, Putumayo, Amazonas, Guainía, Guaviare, Vaupés)	220,4	628,0	368,4	203,2	318,5	577,5
<b>Andina</b>	17.716	52.664	26.235	9.289	12.295	43.682
(Antioquia, Boyacá, Caldas, Cundinamarca, Huila, Norte de Santander, Quindío, Risaralda, Santander, Tolima)	125,5	364,8	179,7	62,6	81,8	287,3
<b>Caribe</b>	15.113	32.498	12.327	25.751	34.404	33.404
(Atlántico, Bolívar, Cesar, Córdoba, La Guajira, Magdalena, Sucre, San Andrés)	145,4	302,7	111,9	230,1	304,1	292,6
<b>Orinoquía</b>	6.322	25.032	4.216	2.934	10.785	15.513

(Meta, Arauca, Casanare, Vichada)	408,1	1.578,4	260,8	179,5	654,3	937,1
<b>Pacífica</b>	2.727	8.617	31.013	10.326	6.370	29.931
(Cauca, Chocó, Nariño, Valle)	43,6	136,7	488,4	162,0	99,3	463,4

■ P75 (alta incidencia)   
■ P25 - P75 (P50= incidencia nacional anual)   
■ P25 (baja incidencia)

**Fuente:** Elaboración propia.

Cuando se analiza la incidencia acumulada anual, se evidencian diferencias aún más marcadas entre las regiones, con tasas que en varios casos superan la incidencia acumulada nacional. La Orinoquía fue la región con las mayores tasas en 4 de los 6 años analizados (2018, 2019, 2022, 2023); en 2019 alcanzó una incidencia de 1.578,4 casos por cada 100.000 habitantes en riesgo, y en 2023 volvió a superar los 900 casos (*Tabla 6*).

La región Amazónica también mostró un comportamiento especialmente preocupante en términos relativos. A pesar de registrar un bajo número de casos, su incidencia ha sido consistentemente elevada, con picos en 2019 (628,0) y 2023 (577,5 casos por cada 100.000 habitantes en riesgo) (*Tabla 6*). Estas cifras se explican por los brotes reportados en algunos de los departamentos que la conforman, como Amazonas y Vaupés (*Tabla 5*).

En la región Andina, la incidencia ha mostrado un comportamiento relativamente estable, aunque no exento de picos. En 2019 y 2023, registró sus tasas más altas: 364,8 y 287,3 por cada 100.000 habitantes en riesgo, respectivamente. Por su parte, la región Caribe presentó tasas más bajas pero sostenidas a lo largo del tiempo, con valores que oscilaron entre los 200 y 300 casos en varios años; sin embargo, en 2021, registró la incidencia más alta entre todas las regiones, con 230,1 casos por cada 100.000 habitantes en riesgo (*Tabla 6*).

En la región Pacífica, el comportamiento fue más irregular. A pesar de tener una incidencia baja en 2018 (43,6), en 2020 alcanzó la tasa más elevada (488,4) comparada con las demás regiones, y volvió a repuntar en 2023, con 463,4 casos por cada 100.000 habitantes en riesgo (*Tabla 6*).

## **9.2 Análisis descriptivo de las variables explicativas a nivel departamental y regional en Colombia entre 2018 y 2023.**

### **9.2.1 Variables socioeconómicas**

La proporción de población urbana se mantuvo relativamente estable durante el periodo analizado, con una mediana departamental nacional cercana al 67% y una leve tendencia

al descenso; no obstante, se observaron marcadas diferencias entre departamentos, con valores que oscilaron entre ~23-25% hasta un ~94%. Un patrón contrario se evidenció en la densidad poblacional, cuya mediana nacional ronda los 53-58 hab/km<sup>2</sup>, con una leve tendencia al crecimiento, aún así, los valores mínimos y máximos reflejan una marcada heterogeneidad territorial: desde zonas prácticamente despobladas (0,67 hab/km<sup>2</sup>) hasta centros urbanos con elevada densidad (1.420,05 hab/km<sup>2</sup>) (*Tabla 7*).

En cuanto a la incidencia de pobreza multidimensional, se observa una tendencia descendente: la mediana pasó de 23,15% en 2018 a 16,20% en 2023, lo que indica una mejora general en las condiciones de vida, aunque persisten departamentos con valores superiores al 60% de población en situación de pobreza (*Tabla 7*).

Las coberturas de servicios básicos como acueducto, alcantarillado y aseo presentan un comportamiento fluctuante, con una disminución en la mediana de cobertura de 2018 a 2023. La mediana de cobertura de acueducto pasó de 66,90% en 2018 a 63,55% en 2023; no obstante, se presentaron diferencias notables entre departamentos: mientras que algunos alcanzaron coberturas cercanas al 100%, otros no superaron el 10% (*Tabla 7*).

La cobertura de alcantarillado, aunque inferior a la de acueducto, siguió un patrón similar: descendió desde una mediana de 55,97% en 2018 hasta un mínimo de 50,58% en 2019, para luego aumentar nuevamente a 54,51% en 2023. Sin embargo, más allá del valor mediano, los valores mínimos y máximos revelan brechas significativas entre departamentos, con algunos presentando coberturas inferiores al 3%, y otros con coberturas que superan el 90%. Cabe resaltar que, mientras la cobertura de acueducto y aseo logra alcanzar en muchos departamentos niveles cercanos al 100%, el alcantarillado se mantiene como el servicio con menor cobertura de acceso (*Tabla 7*).

Por su parte, la cobertura de recolección de residuos sólidos (aseo), aunque más alta en términos generales (valor mediano de 70,65% en 2018), también mostró una disminución progresiva hasta alcanzar una mediana de 46,22% en 2023, su nivel más bajo del periodo. Además, los valores extremos muestran la profundidad de las brechas territoriales: mientras algunos departamentos alcanzaron coberturas superiores al 90%, otros presentaron niveles por debajo del 10% en varios años. En 2023, por ejemplo, hubo territorios con apenas 0,17% de cobertura, evidenciando que, en ciertos departamentos, el servicio de recolección de basuras es prácticamente inexistente (*Tabla 7*).

### **9.2.2 Variables demográficas**

La estructura por edad se mantuvo estable a lo largo del periodo analizado. A nivel departamental, la mediana de la proporción poblacional indicó que las personas entre 20 y 59 años concentraron entre el ~52-53% de la población, seguidas por el grupo de 0 a 19

años (~33-36%) y los mayores de 60 años (~11-13%), sin variaciones relevantes. En cuanto al sexo, la mediana departamental también evidenció una distribución equilibrada y estable, con una ligera mayoría femenina que no superó el ~51% en ningún año (*Tabla 7*).

Respecto a los indicadores laborales, la TO mostró una leve tendencia a la baja, pasando de una mediana de 58,36% en 2018 a 53,99% en 2023, siendo 2020 el año con menor TO (49,13%). Aun así, se identifican durante el periodo de estudio departamentos con TO inferiores al 40% entre 2021 y 2023, así como valores máximos de hasta 83,50%, observados en 2018. En contraste, la TD presentó una tendencia al aumento, pasando de una mediana de 9,76% en 2018 a 11,47% en 2023, aunque con un pico en 2020 (16,24%); asimismo, se identifican departamentos con TD muy bajas (menores al 1% en 2018) y otras de hasta 40,02% en 2023 (*Tabla 7*).

En relación con la afiliación al SGSSS, la cobertura se mantuvo elevada durante todo el periodo, con medianas superiores al 92%. Si bien durante todos los años se observaron departamentos con una cobertura del 100%, también se identificaron otros con coberturas cercanas al 60%, y en 2023, uno con apenas 40,55%, la más baja de todo el periodo analizado (*Tabla 7*).

En cuanto al régimen de afiliación, la proporción de afiliados al régimen subsidiado fue consistentemente mayor que la del contributivo, con una mediana departamental que oscila alrededor del ~68-73% frente al ~24-28% durante todo el periodo de estudio. No obstante, se observó un leve aumento en la afiliación al régimen subsidiado, pasando de un valor mediano de 69,47% en 2018 a 73,74% en 2023; en contraste, la afiliación al régimen contributivo disminuyó, pasando de 28,28% en 2018 a 24,02% en 2023 (*Tabla 7*).

### **9.2.3 Variables ambientales**

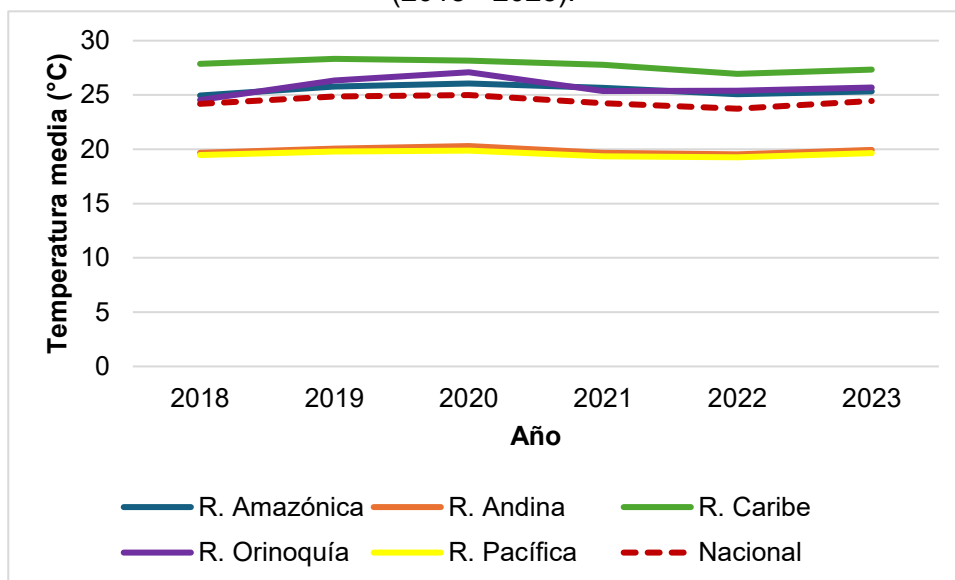
Las variables estructurales como la altitud se mantuvieron constantes durante los seis años analizados, como era de esperarse. Esta presentó una mediana de 361,53 msnm, con unos valores mínimos y máximos que oscilan entre los 12,50 msnm y los 1.744,08 msnm, lo cual refleja la diversidad geográfica del país (*Tabla 7*).

Respecto a las variables climatológicas, la mediana de la TM anual osciló levemente entre 23,73 °C (2022) y 24,99 °C (2020), sin mostrar una tendencia definida. Se identificaron departamentos con TM cercanas a los ~13-14°C y otros con valores entre ~28-31°C (*Tabla 7*) durante el periodo analizado. En la *Figura 6* se representa la tendencia de la mediana anual de la TM a nivel nacional y regional durante el periodo de estudio, donde se observan variaciones leves entre años y diferencias consistentes entre regiones.

La región Caribe fue la más cálida durante todo el periodo, con medianas cercanas a los 28°C. Le siguieron las regiones Orinoquía y Amazónica, ambas con valores medianos superiores al nacional en todos los años, las cuales oscilaron en los ~25-26°C

En contraste, las regiones Pacífica y Andina presentaron medianas más bajas: la región Pacífica registró los valores más reducidos, con TM alrededor de los 19°C, mientras que la Andina se mantuvo en torno a los 20°C; ambas por debajo del promedio nacional.

**Figura 6.** Tendencia regional de la temperatura media anual (mediana) en Colombia (2018 - 2023).



**Fuente:** Elaboración propia.

La HR también se mantuvo estable, con valores medianos cercanos al 70%-90% y rangos entre 62,60% y 94,18%, lo que evidencia condiciones climáticas relativamente constantes a nivel departamental (*Tabla 7*). Aun así, en la *Figura 7* se observa la tendencia de la mediana anual por regiones, donde se evidencian diferencias notables.

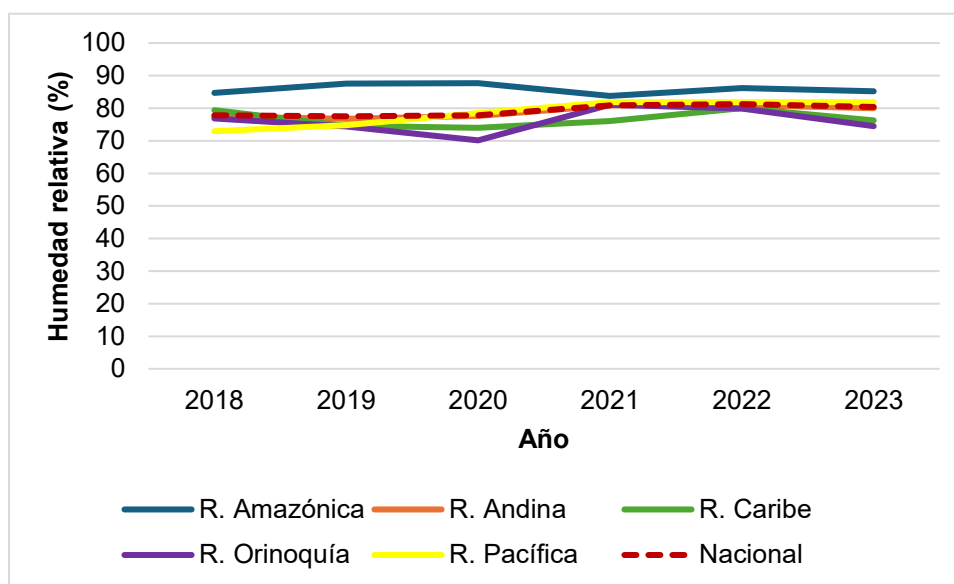
La región Amazónica mantuvo de forma constante los valores medianos más altos de HR durante todo el periodo analizado. Desde 2018 superó el 84%, alcanzando un máximo cercano al 87% entre 2019 y 2020. Aunque en 2021 se registró una leve disminución (83,76%), en los años siguientes volvió a incrementarse, manteniéndose por encima de la mediana nacional.

En contraste, la Orinoquía presentó los niveles más bajos de HR, especialmente entre 2019 y 2020, cuando se ubicó por debajo del 75%. No obstante, hacia 2021 mostró un aumento progresivo, alcanzando su valor máximo (81,06%), antes de descender nuevamente en 2022 y 2023.

La región Pacífica presentó un comportamiento particular: inició con valores medianos bajos en 2018 y 2019, pero experimentó un aumento sostenido que la llevó a superar a otras regiones y a la mediana nacional en 2021, manteniéndose en el ~81,8% durante los 2 años siguientes.

Por su parte, la región Andina mostró una tendencia creciente y más estable. Aunque sus niveles de HR fueron similares a la mediana nacional durante la mayor parte del periodo, logró superarla ligeramente en 2021. La región Caribe, en cambio, mantuvo medianas intermedias (~74-79%), con ligeras fluctuaciones, presentando un ascenso moderado hasta 2022 (80,00%), seguido de una caída en 2023 (76,22%).

**Figura 7.** Tendencia regional de la humedad relativa anual (mediana) en Colombia (2018 - 2023).



**Fuente:** Elaboración propia.

En cuanto a la PT anual, si bien la mediana nacional no presentó una tendencia clara durante el periodo analizado, se observaron picos en 2020 y 2021, con valores de 2.475,66 mm y 2.698,61 mm, respectivamente. Esta variable mostró una alta dispersión, con mínimos cercanos a 770 mm y máximos que superaron los 6.000 mm (*Tabla 7*).

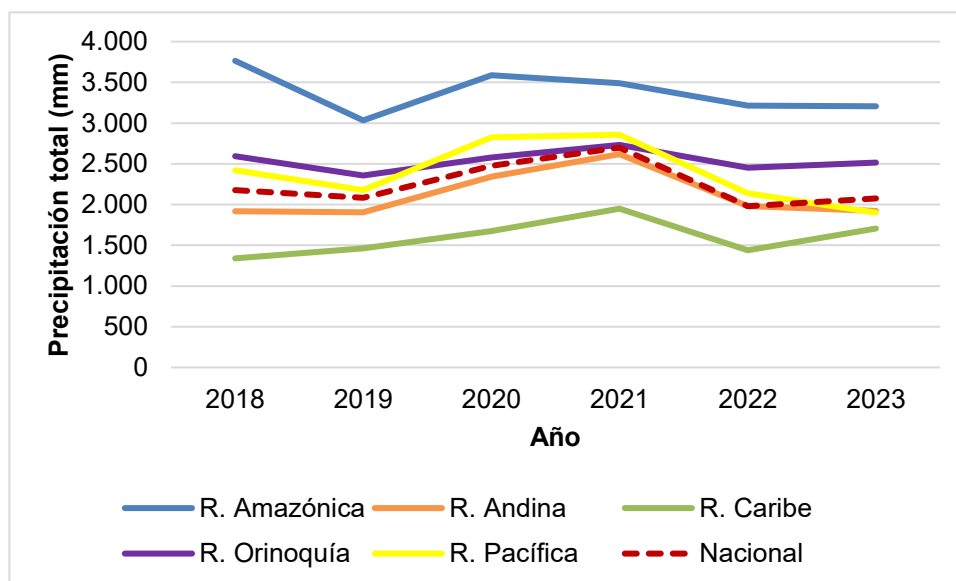
En la *Figura 8* se evidencian diferencias claras entre regiones. La región Amazónica sobresalió como una de las más lluviosas del país, con valores medianos superiores a los 3.000 mm anuales. No obstante, presentó una disminución en 2019 y una reducción progresiva desde 2021. Por su parte, la región Orinoquía fue la segunda más lluviosa, manteniendo niveles elevados durante cuatro de los seis años de estudio. Registró su valor

mas alto en 2021 (2732,09 mm), y una disminución posterior en 2022 y 2023, alcanzando una mediana de 2.513,94 mm para este último año.

La región Pacífica presentó valores intermedios, con una ligera tendencia decreciente en los años más recientes. En contraste, la región Andina mostró un comportamiento más variable: experimentó un aumento sostenido entre 2018 y 2021, alcanzando su punto máximo en este último año (2.618,41 mm), seguido de una disminución moderada que la llevó a registrar una mediana de 1.919,95 mm en 2023.

Finalmente, la región Caribe se consolidó como la más seca del país, con valores medianos que oscilaron entre los 1.300 y 1.900 mm anuales. No obstante, en 2021 presentó un incremento significativo (1.949,12 mm), seguido de una caída en 2022 (1.439,63 mm) y una leve recuperación en 2023 (1.704,64 mm).

**Figura 8.** Tendencia regional de la precipitación total anual (mediana) en Colombia (2018 - 2023).



**Fuente:** Elaboración propia.

**Tabla 7.** Estadísticas descriptivas anuales (mediana, mínimo y máximo) de variables socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales por departamento en Colombia (2018 - 2023).

Variable	2018			2019			2020			2021			2022			2023		
	Mediana	Min.	Max.	Mediana	Min.	Max.	Mediana	Min.	Max.	Mediana	Min.	Max.	Mediana	Min.	Max.	Mediana	Min.	Max.
Urbanización	67,04	23,96	94,85	67,03	24,33	94,86	66,61	25,27	94,90	66,85	24,77	94,92	66,98	24,56	94,95	66,88	24,28	94,97
Densidad poblacional	53,91	0,67	1.392,73	55,29	0,68	1.420,05	56,76	0,72	1.406,77	57,77	0,74	1.412,70	58,30	0,76	1.414,89	58,79	0,78	1.415,20
Incidencia de pobreza multidimensional	23,15	8,50	68,50	23,15	5,00	72,20	25,75	7,60	75,60	22,45	7,00	64,80	18,40	7,30	75,40	16,20	5,00	65,40
Cobertura de acueducto (%)	66,90	16,80	100	64,32	15,92	99,56	65,19	9,77	91,34	57,59	6,81	91,76	69,27	25,98	100	63,55	27,64	90,13
Cobertura de alcantarillado (%)	55,97	3,00	93,37	50,58	1,14	99,56	54,01	0,29	84,90	50,91	0,19	84,86	56,16	2,86	98,37	54,51	1,13	90,80
Cobertura de aseo (%)	70,65	35,70	97,11	51,78	32,32	99,56	58,55	9,83	85,40	56,11	6,61	85,36	49,34	3,39	88,09	46,22	0,17	95,37
% Hombres	49,54	47,51	53,48	49,51	47,46	53,17	49,51	47,53	52,95	49,47	47,51	52,74	49,44	47,48	52,51	49,43	47,47	52,28
% Mujeres	50,46	46,52	52,49	50,49	46,83	52,54	50,49	47,05	52,47	50,53	47,26	52,49	50,56	47,49	52,52	50,57	47,72	52,53
% Personas 0-19 años	36,39	26,08	60,13	36,01	25,77	58,85	35,26	25,26	58,12	34,72	24,86	57,09	34,17	24,51	55,95	33,64	24,19	54,82
% Personas 20-59 años	52,27	34,14	58,15	52,49	35,25	57,49	52,94	36,07	57,27	53,23	37,03	56,95	53,39	38,10	57,05	53,49	39,16	57,07
% Personas ≥ 60 años	11,78	5,39	18,17	11,86	5,59	18,66	12,40	5,78	18,95	12,61	5,88	19,33	12,85	5,95	19,71	13,14	6,02	20,14
Tasa de ocupación	58,36	48,11	83,50	56,08	48,81	79,09	49,13	40,48	69,35	52,18	36,73	69,17	54,17	37,76	70,20	53,99	33,15	71,37
Tasa de desocupación	9,76	0,93	24,89	10,98	3,15	26,42	16,24	5,38	31,49	13,24	5,19	33,60	11,21	6,20	36,90	11,47	6,89	40,02
% Afiliación salud	92,92	68,30	100	93,16	67,23	100	94,60	62,84	100	95,00	65,58	100	95,65	68,57	100	92,51	40,55	100
% Afiliados R. Contributivo	28,28	10,10	75,10	28,69	9,16	76,18	28,35	11,45	68,70	29,65	11,93	73,38	27,66	11,24	68,28	24,02	11,57	66,44
% Afiliados R. Subsidiado	69,47	23,14	88,02	69,31	22,16	88,65	69,73	29,79	86,25	68,38	25,14	86,27	70,42	30,21	86,92	73,74	31,70	86,48
Altitud	361,53	12,50	1.744,08	361,53	12,50	1.744,08	361,53	12,50	1.744,08	361,53	12,50	1.744,08	361,53	12,50	1.744,08	361,53	12,50	1.744,08
Temperatura media	24,17	13,95	28,38	24,87	13,91	30,57	24,99	14,04	31,49	24,24	13,67	31,05	23,73	13,65	30,08	24,45	14,15	29,11
Humedad relativa	77,82	64,20	90,39	77,51	62,60	91,13	77,88	64,69	91,45	80,83	68,19	94,18	81,27	68,48	89,96	80,42	69,96	90,85
Precipitación total	2.178,65	770,26	5.969,84	2.082,10	1.066,36	6.110,03	2.475,66	901,32	6.300,37	2.698,62	1.400,71	6.428,98	1.979,68	1.038,08	5.322,34	2.075,79	1.113,66	6.136,10

Fuente: Elaboración propia.

**Tabla 8.** Medianas de variables socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales según cuartiles de incidencia de dengue en departamentos de Colombia (2018 - 2023).

Cuartiles de incidencia (Q)*	Urbanización	Densidad poblacional	Incidencia de pobreza multidimensional	% Cobertura de acueducto	% Cobertura de alcantarillado	% Cobertura de aseo	% Hombres	% Mujeres	% Personas 0-19 años	% Personas 20-59 años	% Personas ≥ 60 años	Tasa de ocupación	Tasa de desocupación	% Afiliación salud	% Afiliados R. contributivo	% Afiliados R. subsidiado	Altitud	Temperatura media	Humedad relativa	Precipitación total
<b>Q1 - Incidencia baja*</b> Antioquia, Caldas, Cauca, Chocó, Quindío, Risaralda, Santander, Vichada.	76,28	88,96	14,25	71,54	62,23	69,36	48,69	51,31	28,85	55,16	14,79	52,16	12,30	92,25	51,65	45,88	1.418,81	20,49	79,93	2.627,53
<b>Q2 - Incidencia media-baja*</b> Atlántico, Boyacá, Cesar, Guainía, Magdalena, Nariño, San Andrés, Valle.	70,52	59,40	18,05	67,49	44,29	51,42	49,09	50,91	32,10	53,16	12,84	55,03	10,98	94,34	31,35	67,07	172,00	26,55	79,35	1.719,73
<b>Q3 - Incidencia media-alta*</b> Arauca, Bolívar, Caquetá, Córdoba, Huila, La Guajira, Norte de Santander, Sucre.	63,57	64,06	25,70	64,77	56,77	59,00	49,76	50,24	36,01	52,02	12,12	54,23	11,17	99,27	18,70	78,73	162,58	26,05	79,69	1.860,60
<b>Q4 - Incidencia alta*</b> Amazonas, Casanare, Cundinamarca, Guaviare, Meta, Putumayo, Tolima, Vaupés.	62,15	11,31	20,20	56,39	53,19	50,45	50,43	49,57	35,97	53,11	9,51	56,75	12,91	91,29	32,00	65,74	483,98	25,23	81,14	3.116,26

**Nota.** Los cuartiles fueron definidos con base en la mediana anual de la incidencia de dengue por departamento entre 2018 y 2023, para reducir el impacto de valores atípicos. Los intervalos son: Q1: ≤ 145,00, Q2: 145,01 - 212,36, Q3: 212,37 - 303,55, Q4: ≥ 303,56

**Fuente:** Elaboración propia

Con el fin de explorar diferencias estructurales entre los departamentos con distinta carga de enfermedad, se dividieron los 32 departamentos de Colombia en cuartiles según la mediana de la incidencia acumulada de dengue entre 2018 y 2023. Posteriormente, se calcularon las medianas de las variables independientes dentro de cada cuartil, con el objetivo de identificar patrones o contrastes entre grupos. Los valores se presentan en la *Tabla 8*.

Las diferencias más marcadas se observaron entre los extremos, particularmente entre los cuartiles Q1 (menor incidencia) y Q4 (mayor incidencia). En los departamentos con menor carga de dengue (Q1), la población tiende a concentrarse en áreas urbanas (76,28%), la mediana más alta entre todos los cuartiles. Además, este grupo presentó la mayor densidad poblacional (88,96 hab/km<sup>2</sup>), en contraste con el valor más bajo registrado en el Q4 (11,31 hab/km<sup>2</sup>). Q1 también mostró la menor proporción de pobreza (Incidencia de pobreza multidimensional: 14,25%), la mayor cobertura de afiliados al régimen contributivo (51,65%) y la menor al régimen subsidiado (45,88%). No obstante, llama la atención que este grupo presentó la mediana más baja de TO (52,16%).

En cuanto a los servicios públicos, el Q1 reportó las medianas más altas en cobertura de acueducto (71,54%), alcantarillado (62,23%) y aseo (69,36%). A nivel demográfico, destaca por tener la mayor proporción de adultos mayores (14,79%, frente a 9,51% en Q4) y la menor proporción de población entre 0 y 19 años (28,85%, comparado con 36,01% en Q3 y 35,97% en Q4). Además, presenta un leve predominio femenino (51,31%), el más alto entre los cuartiles. En cuanto a las variables ambientales, Q1 reportó la mediana más baja de TM (20,49°C) y la altitud más elevada (2.627,53 msnm).

El Q2 (incidencia media-baja) se caracterizó por registrar la mediana más baja en cobertura de alcantarillado (44,29%) y en TD (10,98%). Ambientalmente, presentó un comportamiento llamativo: fue el cuartil con las medianas más bajas de HR (79,35%) y PT (1.719,73 mm), y, al mismo tiempo, la mediana más alta de TM (26,55°C).

En el Q3 (incidencia media-alta) se observó la mediana más alta de pobreza (Incidencia de pobreza multidimensional: 25,70%). Geográficamente, este cuartil presentó la altitud más baja (162,58 msnm). En cuanto a afiliación al sistema de salud, mostró la mayor proporción de afiliados al régimen subsidiado (78,73%) y la menor al contributivo (18,70%).

Finalmente, en los departamentos con mayor incidencia (Q4), se registraron valores extremos en sentidos opuestos: se observaron las medianas más bajas de urbanización (62,15%), cobertura de acueducto (56,39%) y aseo (50,45%), mientras que la TO (56,75%) y la TD (12,91%) alcanzaron sus valores medianos más altos. Además, este grupo

presentó las medianas más elevadas de HR (81,14%) y PT (3.116,26 mm), condiciones ambientales que favorecen la reproducción y transmisión del vector.

### **9.3 Análisis de correlación entre variables socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales, y la incidencia de dengue a nivel departamental (2018 - 2023).**

En la *Figura 9* se presenta el análisis de correlación de Spearman entre la incidencia de dengue y las variables socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales a nivel departamental, considerando todo el periodo de estudio. En primer lugar, se observó que la variable incidencia no presentó correlaciones fuertes (es decir, *rhos* mayores a 0,5 o inferiores a -0,5) con ninguna de las variables independientes. No obstante, se identificaron algunas asociaciones débiles a moderadas: la incidencia mostró una leve correlación negativa con el porcentaje de mujeres (-0,35), la densidad poblacional (-0,29) y el porcentaje de personas mayores de 60 años (-0,28), mientras que su correlación con la proporción de hombres (0,35) y la de personas entre 0 y 19 años (0,28) fue ligeramente positiva.

Por otra parte, al examinar las correlaciones entre las variables independientes, se encontraron múltiples correlaciones altas. Destaca la correlación negativa perfecta entre el porcentaje de hombres y mujeres (-1,0), lo cual es esperable dado que ambas variables reflejan la distribución de la población por sexo. Asimismo, se observó una alta correlación entre el porcentaje de hombres y el porcentaje de personas de 0 a 19 años (0,79), así como entre los porcentajes de hombres y mujeres con el de personas mayores de 60 años (-0,77 y 0,77, respectivamente).

También se evidenciaron correlaciones fuertes entre el nivel de urbanización y el porcentaje de afiliados al régimen contributivo (0,79), así como una correlación negativa importante con el porcentaje de afiliados al régimen subsidiado (-0,79). La densidad poblacional presentó fuertes correlaciones con el porcentaje de mujeres (0,81), el de hombres (-0,81) y el de personas de 0 a 19 años (-0,80).

La incidencia de pobreza multidimensional también mostró fuertes correlaciones con otras variables sociodemográficas, como el porcentaje de personas de 0 a 19 años (0,81), el porcentaje de afiliados al régimen contributivo (-0,81) y el de afiliados al régimen subsidiado (0,82).

La cobertura de acueducto también presentó una fuerte correlación con la cobertura de alcantarillado (0,84).

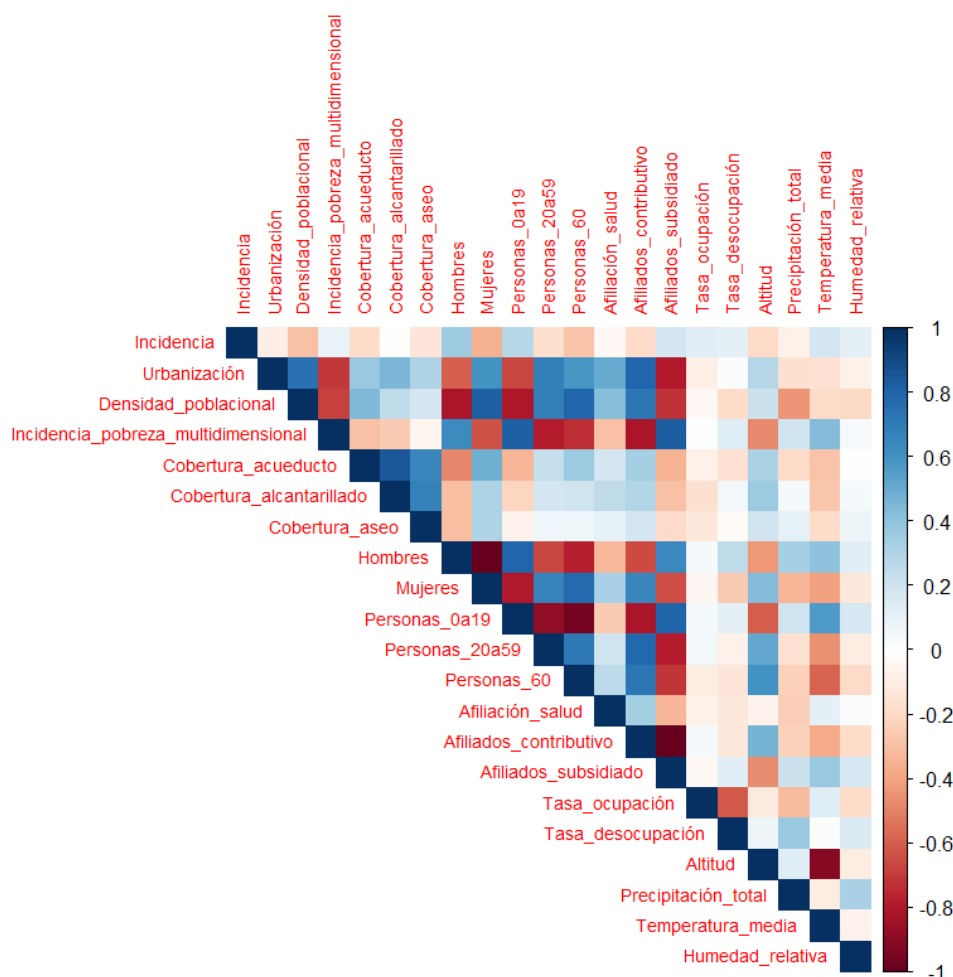
El porcentaje de personas entre 0 a 19 años se correlacionó fuertemente con el porcentaje de personas entre 20 a 59 años (-0,88), el de personas mayores de 60 años (-

0,95) y las coberturas de afiliación al régimen contributivo (-0,81) y subsidiado (0,80). A su vez, el porcentaje de personas entre 20 y 59 años mostró correlaciones elevadas con los afiliados a ambos regímenes (subsidiado: -0,78, y contributivo: 0,78).

Como era de esperarse, las coberturas de afiliación al régimen contributivo y subsidiado presentaron una correlación negativa casi perfecta (-0,99).

En el componente ambiental, se destaca una correlación negativa muy fuerte entre la TM y la altitud (-0,92), lo cual es consistente con el comportamiento climático del país: a mayor altitud, menor TM.

**Figura 9.** Matriz de correlación de Spearman entre la incidencia de dengue y las variables socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales.

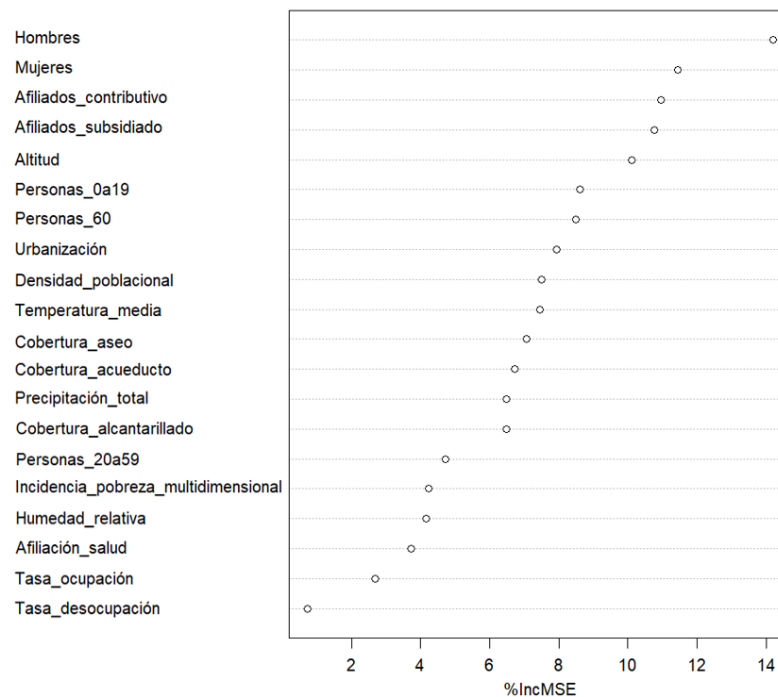


**Fuente:** Elaboración propia, utilizando el paquete 'corrplot' del software *RStudio*.

### 9.4 Modelado *Random Forest*.

Inicialmente, se entrenó un modelo *Random Forest* utilizando las 20 variables explicativas disponibles. La mejor combinación de hiperparámetros obtenida durante su entrenamiento ( $mtry=5$ ,  $ntree=1.000$ ) resultó en un rendimiento con un RMSE de 404,05, MAE de 251,36 y un  $R^2$  de 0,18.

**Figura 10.** Importancia de las variables en el modelo *Random Forest* inicial.



**Fuente:** Elaboración propia, utilizando las funciones `varImpPlot()` e `importance()` del paquete `randomForest()`.

Posteriormente, con el objetivo de identificar los factores más relevantes en el comportamiento del dengue y construir un modelo parsimonioso y explicativo, se entrenaron múltiples configuraciones del modelo de *Random Forest* con distintas combinaciones de variables, seleccionadas a partir de las más relevantes según la métrica de importancia %IncMSE del modelo inicial (*Figura 10*) y excluyendo aquellas que presentaban alta correlación con variables previamente identificadas como importantes.

El mejor desempeño se observó con un modelo reducido que incluyó 10 variables: densidad poblacional, incidencia de pobreza multidimensional, cobertura de alcantarillado, proporción de hombres, proporción de personas mayores de 60 años, proporción de

afiliados al régimen subsidiado, altitud, TM, HR y PT. Los hiperparámetros utilizados se detallan en la *Tabla 9*. Este modelo alcanzó un RMSE de 401,51, un MAE de 245,89 un  $R^2$  de 0,28, lo que representa una ligera mejora en la capacidad predictiva (menor error) y una ganancia en la explicación de la variabilidad de los casos de dengue en comparación al modelo inicial. Dado que el modelo reducido mejora las métricas de desempeño y al mismo tiempo ofrece mayor simplicidad e interpretabilidad, se seleccionó como modelo final para el análisis de los factores con mayor peso relativo en el comportamiento del dengue (*Figura 11*).

De forma exploratoria, se decidió aplicar modelos independientes con el mismo conjunto de variables explicativas en cada una de las regiones del país, con el fin de explorar las diferencias en la influencia relativa de los factores socioeconómicos, demográficos, geográficos y ambientales en el comportamiento del dengue por región; para mantener una consistencia en el análisis y facilitar la comparación entre regiones, se empleó en cada uno de estos modelos el mismo conjunto de variables seleccionadas en el modelo final nacional, para así determinar si dicho modelo es aplicable en la universalidad de entidades geográficas del país o se requieren modelos regionalizados.

Dada la división por regiones, el número de datos disponibles para cada una de ellas fue mucho menor a las disponibles para el modelo nacional, razón por la cual cada uno fue entrenado con un número menor de particiones en la validación cruzada e hiperparámetros específicos; las particiones, así como las métricas de los modelos (seleccionados según su RMSE) para cada región se encuentran contenidos en la *Tabla 9*.

**Tabla 9.** Hiperparámetros y medidas de desempeño del modelado *Random Forest* a nivel nacional y regional, en la predicción de la incidencia de dengue en Colombia (2018 - 2023).

	Nacional	R. Andina	R. Caribe	R. Amazónica	R. Orinoquía	R. Pacífica
<b>Fold cross-validation</b>	10	10	6	6	4	4
<b>ntree</b>	500	500	300	200	200	200
<b>mtry</b>	3	3	3	3	3	3
<b>RMSE</b>	401,51	206,00	137,13	676,42	471,98	156,54
<b>MAE</b>	245,89	150,81	107,85	491,48	369,43	119,89
<b><math>R^2</math></b>	0,28	0,44	0,13	0,29	0,30	0,20

**Fuente:** Elaboración propia.

Al aplicar el modelo de *Random Forest* a nivel nacional y luego replicarlo con las mismas variables en cada una de las regiones del país, se evidenciaron diferencias importantes en el comportamiento del modelo. Para facilitar la interpretación, el análisis se realizó a partir del valor del coeficiente de determinación ( $R^2$ ), dado que esta métrica permite comparar de forma equiparable la capacidad explicativa del modelo entre regiones con diferentes niveles de incidencia.

La región Andina presentó el mejor desempeño ( $R^2= 0,44$ ), lo que indica que el modelo logró explicar casi la mitad de la variabilidad de la incidencia de dengue en esta zona. En el grupo intermedio se ubicaron el modelo de la región Orinoquía ( $R^2= 0,30$ ), seguido del modelo de la región Amazónica ( $R^2= 0,29$ ) y el modelo nacional ( $R^2= 0,28$ ). Finalmente, las regiones Pacífica ( $R^2= 0,20$ ) y Caribe ( $R^2= 0,13$ ) se ubicaron en el grupo con menor desempeño, lo que sugiere que el modelo no logra captar adecuadamente la dinámica de la enfermedad en estos territorios.

Aunque las métricas de error como el RMSE y el MAE también permiten valorar el desempeño del modelo, estas métricas son sensibles a la escala de la variable dependiente; es decir, regiones con mayores incidencias pueden presentar errores más altos, sin que esto implique necesariamente un peor ajuste del modelo.

En este sentido, si bien las regiones Orinoquía y Amazónica obtuvieron el segundo y tercer mejor  $R^2$  (0,30 y 0,29, respectivamente), fueron también las que presentaron los mayores errores (RMSE= 471,98 y 676,42, y un MAE= 369,43 y 491,48), lo cual se relaciona con la magnitud de los valores de incidencia registrados en los departamentos que conforman dichas regiones. Por el contrario, la región Caribe, con un  $R^2$  bajo (0,13), registró el RMSE y MAE más bajos (137,13 y 107,85 respectivamente), lo que indica que, aunque el modelo no explica gran parte de la variabilidad, las predicciones se aproximan en promedio a los valores observados.

En cuanto a la estratificación de las variables según su grado de importancia en el modelo (*Figura 11*), el *Random Forest* nacional revela que la cobertura de afiliados al régimen subsidiado es el factor que más contribuye a explicar la variación en la incidencia del dengue (8,69%), seguida la proporción de hombres, la altitud, la densidad poblacional y la PT; la HR y la cobertura de alcantarillado ejercen apenas un aporte positivo mínimo (~1-2%).

Al trasladar el análisis a las regiones, destaca la heterogeneidad del comportamiento del dengue en el territorio nacional, la importancia de considerar las particularidades de cada territorio y, por ende, la necesidad de aplicar modelos específicos para cada región. En la Región Andina, las PT se ubican como la variable más influyente (7,85%), relegando a niveles más bajos factores geográficos y sociodemográficos que fueron importantes a nivel nacional. De hecho, la incidencia de pobreza multidimensional

llega a mostrar una importancia negativa, lo que indica que su importancia es nula en dicha región e introduce ruido en el modelo.

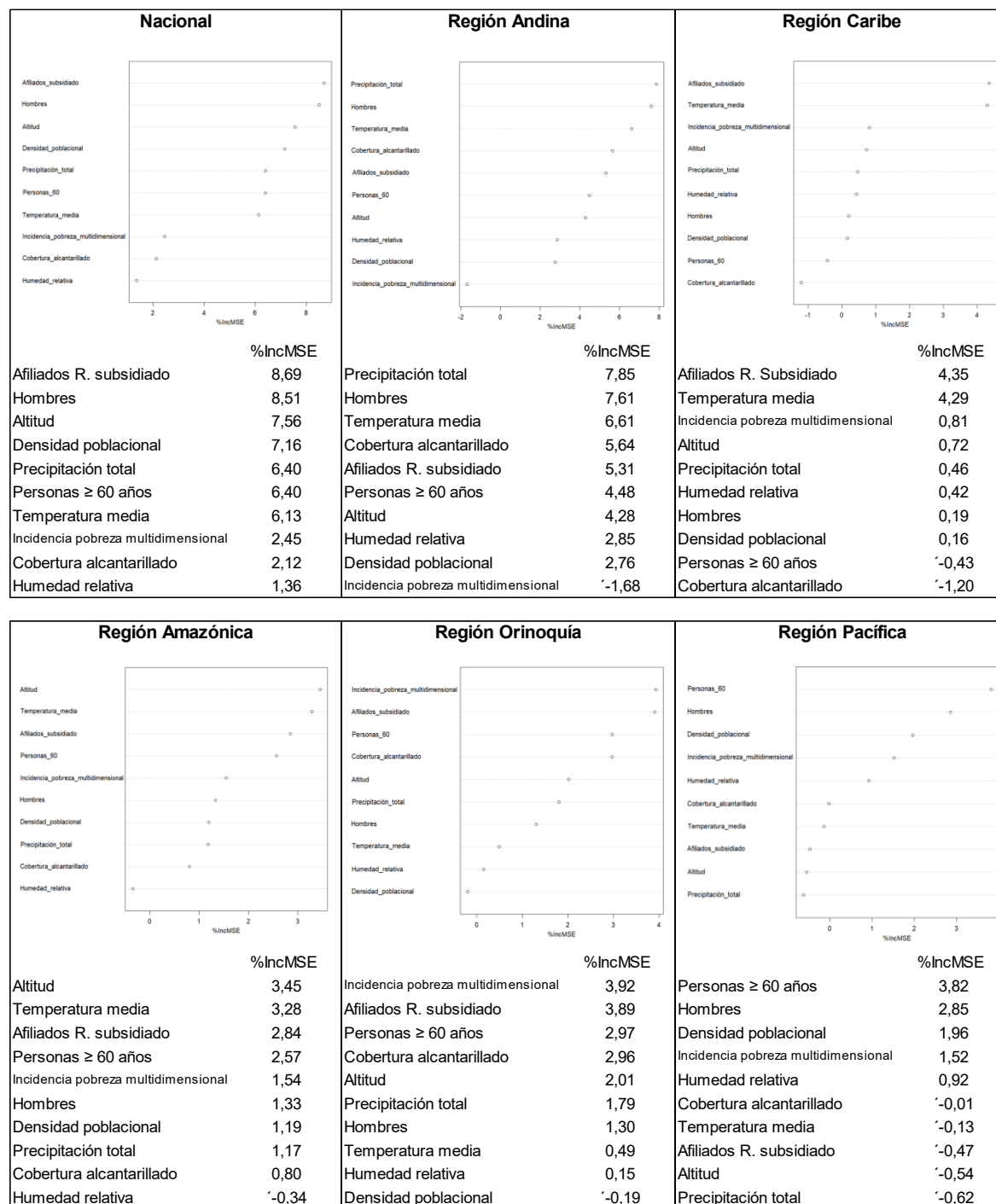
En la Región Caribe, el régimen subsidiado mantiene relevancia, aunque con un peso inferior al nacional (4,35%), mientras que la TM y la incidencia de pobreza multidimensional ocupan el segundo y tercer lugar. Aun así, en este modelo más de la mitad de las variables presenta importancias inferiores al 1% y, la proporción de personas mayores de 60 años presenta una importancia negativa, así como la cobertura de alcantarillado, sugiriendo que en esta región su variación no se asocia de forma consistente con el comportamiento del dengue.

La Región Amazónica, tuvo en su modelo como variables más importantes la altitud (3,45%), seguida de la TM (3,28%) y la proporción de afiliados al régimen subsidiado (2,84%). La HR presentó un valor negativo (-0,34).

En la Región Orinoquía, la incidencia de pobreza multidimensional y el porcentaje de afiliados al régimen subsidiado se ubican como las variables más importantes (3,92% y 3,89%, respectivamente), mientras que la densidad poblacional pasa a tener un valor negativo, contrastando con el modelo nacional, donde esta fue la cuarta variable más fuerte.

Por último, en la Región Pacífica, la proporción de personas mayores de 60 años y la de hombres vuelven a liderar (3,81% y 2,85%), seguidas por la densidad poblacional y la incidencia de pobreza multidimensional. No obstante, variables que a nivel nacional fueron muy importantes (como los afiliados al régimen subsidiado, la altitud y las PT) aparecen con importancias negativas, afectando el desempeño del modelo.

**Figura 11.** Importancia de las variables en modelos *Random Forest* de dengue: nacional y regionales.



**Fuente:** Elaboración propia, utilizando las funciones `varImpPlot()` e `importance()` del paquete `randomForest()`

## 10. Discusión

Este estudio ofrece un análisis exhaustivo que permitió identificar y examinar los factores socioeconómicos, demográficos, geográficos y ambientales más relevantes asociados a la incidencia del dengue en Colombia durante el periodo 2018 - 2023. El análisis se desarrolló en tres fases: una primera fase descriptiva, orientada a caracterizar el comportamiento temporal y espacial de la incidencia del dengue y de las variables explicativas a nivel departamental; una segunda fase bivariada, mediante correlación de Spearman, para explorar relaciones preliminares entre variables; y una tercera fase de modelamiento, utilizando *Random Forest* a nivel nacional y regional, con el fin de identificar la jerarquía de importancia de los factores y reconocer posibles patrones, diferencias o similitudes en la clasificación de estas variables entre regiones del país.

El análisis descriptivo reveló una marcada variación anual y geográfica en la incidencia del dengue, con brotes más notorios en regiones como la Andina y la Caribe. Esto concuerda con lo reportado por Portilla & Selvaraj (2019) y León *et al.* (2024), quienes identifican que estas regiones presentan mayor riesgo por sus condiciones climatológicas. No obstante, aunque estas regiones concentraron el mayor número absoluto de casos, en términos relativos las mayores tasas de incidencia se registraron en las regiones Amazónica, Orinoquía y Pacífica. Se observó un comportamiento fluctuante de la enfermedad, siendo 2019 y 2023 los años con mayor número de casos y las tasas más altas de incidencia acumulada. Estos hallazgos son consistentes con los datos globales, que señalan al año 2023 como el de mayor número de casos registrados de dengue a nivel mundial, y confirman que ambos años hicieron parte de dos de los cinco ciclos epidémicos documentados en los últimos 15 años en Colombia (INS, 2024).

Posteriormente, se llevó a cabo un análisis de correlación de Spearman con el propósito de identificar relaciones bivariadas entre la incidencia del dengue y las variables socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales incluidas en el estudio. Aunque no se identificaron correlaciones fuertes, los *rho* más altos se observaron en la relación con la densidad poblacional, la proporción por sexo, la proporción de personas entre 0 y 19 años, la de adultos mayores, la afiliación a los regímenes del sistema de salud, la cobertura de acueducto y la TM, respectivamente.

Finalmente, el modelamiento mediante *Random Forest* permitió identificar las variables más relevantes asociadas con la incidencia del dengue, tanto a nivel nacional como regional. A nivel nacional, se destacaron como factores más importantes la afiliación al régimen subsidiado, la proporción de hombres, la altitud, la densidad poblacional y la PT. Varias de estas variables fueron también relevantes en los modelos específicos por región, lo que sugiere la existencia de patrones comunes en distintos territorios del país. En particular, la afiliación al régimen subsidiado se ubicó entre las cinco variables más importantes en todos los modelos, excepto en una de las regiones, y ocupó el primer lugar

en importancia tanto a nivel nacional como en la región Caribe. Este régimen, que cubre principalmente a personas de bajos ingresos y en situación de vulnerabilidad, ha sido asociado en otros estudios con una mayor incidencia de dengue en comparación con otros regímenes de afiliación y niveles socioeconómicos más altos. En el estudio de Carabali *et al.* (2021) se estableció que la pertenencia al régimen subsidiado, junto con un bajo nivel socioeconómico, se relaciona con mayores tasas generales de dengue y con mayor gravedad de la enfermedad en población afrocolombiana. De igual forma, Ortiz *et al.* (2018) encontraron que, en barrios de alta incidencia de dengue en Medellín, la mayoría de los participantes pertenecían al régimen subsidiado o no estaban afiliados al sistema de salud.

La incidencia de pobreza multidimensional también se encontró entre las variables más importantes en los modelos de todas las regiones, a excepción de la región Andina y el modelo nacional. La pobreza ha sido ampliamente estudiada en relación con el comportamiento del dengue, ya que actúa como un factor transversal asociado a condiciones precarias de vivienda, bajos niveles educativos, ingresos limitados y otras carencias estructurales que favorecen tanto la proliferación del vector como la vulnerabilidad de las personas a la enfermedad. Todos estos aspectos están contemplados dentro del IPM y explican su relevancia en la modelación realizada (Carabali *et al.*, 2021; Delmelle *et al.*, 2016; Valencia-Jiménez *et al.*, 2022).

En cuanto a las variables geográficas y climáticas, la altitud fue un factor importante tanto a nivel nacional como en las regiones Caribe, Amazónica y Orinoquía. León *et al.* (2024), en su modelo de regresión, encontraron que la altitud fue significativa en el comportamiento de la enfermedad en dos regiones del país, incluida la región Caribe. Si bien en el modelo de la región Andina esta variable ocupó un lugar intermedio (séptimo de diez), estudios en municipios de Cundinamarca han evidenciado que a mayor altitud disminuye el riesgo de dengue entre un 60% y 89%, además de actuar como modulador de variables climáticas (Vásquez, 2019). Esta relación también ha sido abordada desde la entomología: Mantilla-Granados *et al.* (2025), en un estudio en municipios del Cauca, encontraron presencia de *Aedes aegypti* hasta los 2.100 msnm, mientras que Portilla & Selvaraj (2019) evidenciaron que este vector presenta una mayor distribución en altitudes menores a 1.000 msnm, lo que reafirma la importancia de considerar la altitud como un modulador ecológico clave.

Respecto a la TM, esta no se ubicó entre las variables más relevantes a nivel nacional, pero sí lo hizo en los modelos de las regiones Andina, Caribe y Amazónica. Nuestros resultados son coherentes con los hallazgos de Vásquez (2019), Ortega-Lenis *et al.* (2024) y León *et al.* (2024), quienes documentaron una relación positiva entre la temperatura y la incidencia de dengue, señalando que temperaturas más altas incrementan tanto el riesgo como el número de casos. Portilla & Selvaraj (2019) reportaron que *Aedes aegypti* se desarrolla óptimamente en TM anuales entre 28°C y 32,5°C, aunque Peña-García *et al.* (2017) advierten que temperaturas superiores a este rango podrían invertir

dicha relación, disminuyendo la transmisión. Además, Moreno (2024), en su estudio en tres ciudades del Caribe colombiano, encontró una relación temporal entre la TM y los casos notificados.

La PT también fue una de las variables más importantes a nivel nacional, así como en los modelos de las regiones Andina y Caribe. Estudios realizados en Colombia por Moreno (2024) y Ortega-Lenis *et al.* (2024), en el Caribe y el Valle del Cauca, encontraron asociaciones temporales entre las lluvias y el incremento de casos, con efectos retardados. Por su parte, Cadavid *et al.* (2014) observaron que la relación entre la PT y la incidencia de dengue no es lineal, ya que tanto el exceso como el déficit de lluvias pueden influir en el riesgo, dependiendo de otros factores locales.

Las variables demográficas, como la proporción de hombres y la proporción de adultos mayores, también presentaron porcentajes de importancia significativos en varios modelos. La proporción de hombres fue la segunda variable más relevante a nivel nacional y se mantuvo entre las más importantes en las regiones Andina y Pacífica. Diversos estudios en Colombia y América Latina respaldan este hallazgo, al evidenciar que los hombres presentan una mayor incidencia de dengue en comparación con las mujeres, posiblemente por mayores niveles de exposición relacionados con patrones de movilidad, actividades laborales o conductas de riesgo (Rufasto *et al.*, 2025; Warnes *et al.*, 2021).

En cuanto a la proporción de adultos mayores, si bien no figuró entre las variables más importantes a nivel nacional, sí lo hizo en las regiones Amazónica, Orinoquía y Pacífica, siendo esta última donde alcanzó el mayor grado de relevancia. La edad avanzada ha sido señalada como un factor que incrementa el riesgo de infección, la aparición de complicaciones clínicas y la mortalidad, debido a la presencia de comorbilidades asociadas (Macías *et al.*, 2021; Rojas *et al.*, 2019). Además de representar un grupo con mayor vulnerabilidad clínica, la proporción de adultos mayores en una población podría influir en la dinámica de transmisión del dengue en interacción con otros factores de exposición.

La densidad poblacional también se comportó como un factor importante en el análisis, especialmente en el modelo nacional y en el de la región Pacífica. Otero *et al.* (2024), en su estudio en Ibagué (Colombia), encontraron que la densidad poblacional es un factor clave en la ocurrencia de brotes de dengue, posicionándose como un predictor relevante de la enfermedad. Delmelle *et al.* (2016), en su investigación en un barrio de Cali, también señalaron a la densidad como un factor clave en la distribución de casos.

En cuanto a los factores estructurales, la cobertura de alcantarillado destacó en los modelos de las regiones Andina y Orinoquía. Delmelle *et al.* (2016), en su estudio sobre los determinantes del dengue en Cali, identificaron que la presencia de sistemas de alcantarillado es un determinante clave en el comportamiento del dengue. En Córdoba, un

estudio centrado en la relación entre características socioeconómicas y riesgo de dengue encontró que las familias con acceso precario a servicios básicos, como el alcantarillado y el acueducto, estaban más expuestas a condiciones que favorecen la transmisión (Valencia-Jiménez *et al.*, 2022). De igual manera, un estudio en dos municipios de Cundinamarca mostró que la ausencia de servicio de alcantarillado aumentaba la probabilidad de infección en niños, al facilitar la acumulación de agua estancada en recipientes, condición propicia para la proliferación del vector (Castro-Bonilla *et al.*, 2018).

Finalmente, en el modelo de la región Pacífica apareció, por primera y única vez, la HR, una variable climatológica que en otros estudios ha mostrado asociaciones importantes con la transmisión del dengue. Gómez-Vargas *et al.* (2024), en municipios de Antioquia, encontraron una correlación significativa entre la HR y la densidad del mosquito, apoyando la hipótesis de que altos niveles de HR favorecen su proliferación. Asimismo, Ortega-Lenis *et al.* (2024) identificaron que, en el Valle del Cauca, la HR puede mantener un riesgo constante de dengue con un desfase de hasta seis meses, al favorecer tanto la supervivencia como la actividad del vector.

De esta manera, aunque los factores geográficos y ambientales como la altitud, la TM, la PT y la HR mostraron relevancia en algunos modelos regionales, fueron los factores de tipo socioeconómico, en especial la afiliación al régimen subsidiado, la pobreza multidimensional y la cobertura de servicios públicos, los que consistentemente ocuparon los primeros lugares en importancia en las regiones con mayor incidencia de dengue. Esto refuerza la idea de que las condiciones estructurales de desigualdad y vulnerabilidad social desempeñan un papel más determinante que las condiciones ambientales en la propagación de la enfermedad.

En definitiva, los resultados de este estudio contribuyen a enriquecer la comprensión del comportamiento del dengue en Colombia, ofreciendo evidencia útil para orientar políticas públicas focalizadas, fortalecer la capacidad de respuesta local y construir intervenciones integrales que mejoren la salud y el bienestar de las comunidades más vulnerables.

## 11. Limitaciones

Si bien este estudio proporciona información valiosa sobre el comportamiento del dengue y sus factores relacionados, si se identificaron unas limitaciones importantes.

Uno de los principales desafíos de este estudio radicó en las limitaciones propias del enfoque ecológico utilizado, el cual conlleva un riesgo inherente de incurrir en falacias ecológicas al intentar inferir asociaciones a nivel individual a partir de datos agregados (Borja-Aburto, 2000), en este caso por departamento y región. Si bien esta forma de agrupación territorial facilita el análisis nacional, puede también ocultar importantes

diferencias entre entidades territoriales y reducir la sensibilidad para captar variaciones locales en factores clave. A esta limitación se suma que muchos de los datos empleados, aunque provenientes de fuentes oficiales, son secundarios y no fueron recolectados con fines investigativos, lo que introduce restricciones tanto en la precisión como en la completitud de la información disponible.

Por ejemplo, las bases de datos sobre servicios públicos se construyen a partir de autorreportes de las empresas prestadoras, lo que puede comprometer la veracidad de las cifras reportadas. En el mismo sentido, los datos ambientales provienen de estaciones de monitoreo, por lo que las mediciones están sujetas a errores y omisiones, y en este estudio no habían sido previamente revisadas ni depuradas por la entidad responsable antes de su uso. Además, se identificó una centralización en la medición de algunas variables, particularmente en las de tipo ambiental, lo que afectó la calidad del análisis en los territorios menos cubiertos, que paradójicamente presentaron las tasas más altas de incidencia. Adicionalmente, algunas variables socioeconómicas no se encontraban actualizadas o disponibles con la desagregación requerida, por lo que fue necesario aplicar técnicas de imputación que, si bien permitieron estimar valores para ciertos factores, implican el riesgo de no reflejar fielmente la situación real y de afectar tanto el desempeño como los resultados de los modelos aplicados.

La información sobre casos de dengue, por su parte, se basa en los registros del sistema de vigilancia epidemiológica del país (SIVIGILA), los cuales dependen en su mayoría de la vigilancia pasiva, es decir, de la notificación rutinaria y obligatoria realizada por las Instituciones Prestadoras de Servicios de Salud (IPS) (INS, 2024). Esta dependencia introduce una alta probabilidad de subregistro en zonas rurales y con acceso limitado a la atención médica, así como una considerable variabilidad en la calidad del dato. En particular, más del 40% de los casos notificados corresponden a registros sin confirmación por laboratorio, ya sea porque fueron clasificados como probables o porque fueron confirmados únicamente por nexo epidemiológico (INS, 2018b, 2019b, 2020b, 2021b, 2022b, 2023b, 2024). Esta situación compromete la confiabilidad de la variable dependiente central en este análisis y puede generar distorsiones en los resultados, dado que el modelo es entrenado con los mismos datos, haciéndolo susceptible a la baja calidad de estos.

Otro aspecto relevante es el carácter anual de la información empleada, que, si bien permite explorar tendencias generales, limita el análisis de la relación entre las variables y la dinámica del dengue, pues impide capturar con precisión desfases temporales (*lags*) que pueden existir, principalmente entre factores ambientales y la aparición de casos, aspecto documentado como relevante en otros estudios (Carvajal *et al.*, 2018; Chen & Moraga, 2025; Moreno, 2024; Ortega-Lenis *et al.*, 2024). Además, fenómenos climáticos como El Niño o La Niña, que inciden de forma marcada en las condiciones ambientales del país, no fueron modelados de manera específica en este estudio, aunque su influencia pudo haber

afectado significativamente los resultados, tal como lo han señalado investigaciones previas (Muñoz *et al.*, 2021). Estas limitaciones, tanto en la escala temporal como en el abordaje climático, restringen la posibilidad de establecer relaciones causales más claras.

Finalmente, aunque el uso de modelos de aprendizaje automático como *Random Forest* permitió identificar la importancia relativa de distintas variables en la incidencia del dengue, estos modelos no proporcionan información sobre la dirección de las asociaciones, lo que impide establecer con claridad si una variable determinada actúa como factor de riesgo o como factor protector. Esta limitación se suma a la imposibilidad de incorporar en el modelo las estrategias locales implementadas por alcaldías y autoridades territoriales en materia de control vectorial y prevención, como la introducción de la bacteria *Wolbachia* en el departamento de Antioquia (Rey & García, 2023), lo cual restringe la comprensión integral del fenómeno, ya que excluye factores institucionales que también pueden desempeñar un papel clave en la modulación del comportamiento del dengue a nivel departamental y regional.

## 12. Conclusiones

Este estudio permitió identificar los principales factores que influyen en el comportamiento del dengue en Colombia entre 2018 y 2023, revelando que la enfermedad no se distribuye de manera uniforme en el país y que su incidencia está determinada por una combinación de condiciones socioeconómicas, demográficas, geográficas y ambientales. Variables como la pobreza, la afiliación al régimen subsidiado, la altitud, la proporción por sexo, la densidad poblacional, la proporción de adultos mayores, la cobertura de alcantarillado y factores climáticos como la TM, las PT y la HR, demostraron ser relevantes a nivel nacional y regional.

Los resultados de este estudio evidencian la necesidad de diseñar estrategias de prevención y control del dengue diferenciadas por región, considerando las particularidades de cada territorio. En zonas como la Amazonia y la Orinoquía, donde se registraron altas tasas de incidencia, se destaca no solo el papel de las variables geográficas y ambientales en la dinámica de la enfermedad, sino también la influencia de condiciones de vulnerabilidad social, como la pobreza multidimensional, la afiliación al régimen subsidiado y las dificultades de acceso a servicios básicos. En este contexto, se recomienda priorizar intervenciones orientadas a mejorar el acceso y la cobertura de acueducto y saneamiento básico, así como las condiciones físicas de las viviendas. Además, resulta fundamental fortalecer programas dirigidos a la infancia y las juventudes, implementar estrategias para reducir la informalidad y el desempleo, promover el acceso a la educación y eliminar las barreras de aseguramiento y acceso al sistema de salud, permitiendo así un abordaje integral que no solo contribuya a reducir la transmisión del dengue, sino que también favorezca la mejora de la calidad de vida de las poblaciones más afectadas.

Asimismo, resalta la importancia de fortalecer la vigilancia epidemiológica, especialmente en zonas con acceso limitado a los servicios de salud, con el fin de mejorar la calidad de la información y la capacidad de respuesta ante posibles brotes.

Se recomienda que futuras investigaciones incorporen datos con mayor nivel de desagregación temporal y geográfica, aprovechando la capacidad de modelos como *Random Forest* para manejar grandes volúmenes de información. También resulta clave incluir variables relacionadas con las acciones institucionales de control vectorial, así como incorporar desfases temporales (*lags*) y fenómenos climáticos como El Niño y La Niña, que pueden tener una influencia significativa en el comportamiento del dengue. Además, sería valioso complementar los enfoques cuantitativos con metodologías cualitativas que permitan capturar prácticas locales, percepciones comunitarias, barreras en el acceso a la atención y dinámicas socioculturales asociadas a la prevención del dengue, logrando tener una visión integral del comportamiento de la enfermedad.

Finalmente, este estudio demuestra la utilidad de los modelos de aprendizaje automático, como *Random Forest*, en el análisis de ETV; sin embargo, se sugiere combinarlos con enfoques que permitan comprender no solo qué factores están asociados, sino cómo y por qué se relacionan con la enfermedad, de modo que los hallazgos puedan traducirse en políticas públicas informadas y contextualizadas.

### Bibliografía

- Alam, U., Agarwal, A., Deval, H., Beniwal, R., Srivastava, N., Pandey, A. K., Mishra, A., Dhiman, B., Mishra, T., Misra, B. R., Kumar, N., Srivastava, V. K., Singh, A., Kant, R., & Murhekar, M. (2025). Socioeconomic, Demographic, and Behavioral Factors Associated with Dengue Outbreak: An Observational Study from Eastern Uttar Pradesh, India. *Vector borne and zoonotic diseases* (Larchmont, N.Y.), 25(3), 195–204. <https://doi.org/10.1089/vbz.2024.0064>
- Alvarado-Prado, Rebeca, & Nieto López, Emmanuel. (2019). Factores socioeconómicos y ambientales asociados a la incidencia de dengue: estudio ecológico en Costa Rica, 2016. *Revista Costarricense de Salud Pública*, 28(2), 227-238. Retrieved February 24, 2024, from [http://www.scielo.sa.cr/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1409-14292019000200227&lng=en&tlng=es](http://www.scielo.sa.cr/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1409-14292019000200227&lng=en&tlng=es).
- Arévalo Bernal, O. E. (2023). Dengue y Vulnerabilidad Socio-Ambiental en Colombia, Periodo 2019-2020.
- Benavides-Céspedes, I., Linero Barrios, J. D., Herrera Cabrera, L., & Ardila Chávez, M. M. (2022). Conocimientos y factores de riesgo socioambientales en relación con arbovirosis urbanas en Barranquilla (Colombia). *Revista Científica Salud Uninorte*, 38(3), 693–710. <https://doi.org/10.14482/sun.38.3.614.58>

- Boehmke, B., & Greenwell, B. M. (2019). *Hands-On Machine Learning with R* (1.<sup>a</sup> ed.). Chapman & Hall/CRC. <https://doi.org/10.1201/9780367816377>
- Bohm, B. C., Morais, M. H. F., Cunha, M. D. C. M., Bruhn, N. C. P., Caiaffa, W. T., & Bruhn, F. R. P. (2023). Determining the relationship between dengue and vulnerability in a Brazilian city: a spatial modeling analysis. *Pathogens and global health*, 1–11. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/20477724.2023.2247273>
- Borja-Aburto, V. H. (2000). Estudios ecológicos. *Salud Pública de México*, 42(6), 533–538. Recuperado de <https://www.scielosp.org/pdf/spm/2000.v42n6/533-538>
- Britos, Milena. (2022). Implicancia del cambio climático en la aparición del riesgo de transmisión de dengue por *Aedes aegypti* y su adaptación a las condiciones ambientales locales. Una revision sistemática. *Revista de la Sociedad Científica del Paraguay*, 27(1), 120-137. <https://doi.org/10.32480/rscp.2022.27.1.120>
- Cadavid, A., Baker, P., & Clements, A. C. (2014). National spatial and temporal patterns of notified dengue cases, Colombia 2007-2010. *Tropical medicine & international health : TM & IH*, 19(7), 863–871. <https://doi.org/10.1111/tmi.12325>
- Carabali, M., Maheu-Giroux, M., & Kaufman, J. S. (2021). Dengue, Severity Paradox, and Socioeconomic Distribution Among Afro-Colombians. *Epidemiology (Cambridge, Mass.)*, 32(4), 541–550. <https://doi.org/10.1097/EDE.0000000000001353>
- Carvajal, T. M., Viacrusis, K. M., Hernandez, L. F. T., Ho, H. T., Amalin, D. M., & Watanabe, K. (2018). Machine learning methods reveal the temporal pattern of dengue incidence using meteorological factors in metropolitan Manila, Philippines. *BMC infectious diseases*, 18(1), 183. <https://doi.org/10.1186/s12879-018-3066-0>
- Castrillón, Juan Camilo, Castaño, Jhon Carlos, & Urcuqui, Silvio. (2015). Dengue in Colombia: ten years of database records. *Revista chilena de infectología*, 32(2), 142-149. <https://dx.doi.org/10.4067/S0716-10182015000300002>
- Castro-Bonilla, L., Coronel-Ruiz, C., Parra-Alvarez, S., Castellanos, J. E., Porras-Ramírez, A., & Velandia-Romero, M. L. (2018). Factors Associated with Dengue Virus Infection and Reinfection in Asymptomatic Children in Two Colombian Municipalities. *The American journal of tropical medicine and hygiene*, 99(6), 1422–1429. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.17-0617>
- Chapra, S. C., & Canale, R. P. (2006). *Métodos numéricos para ingenieros* (5th ed.). Mc Graw Hill.
- Chen, X., & Moraga, P. (2025). Assessing dengue forecasting methods: a comparative study of statistical models and machine learning techniques in Rio de Janeiro, Brazil. *Tropical medicine and health*, 53(1), 52. <https://doi.org/10.1186/s41182-025-00723-7>

- Chuc, Silvia, Hurtado-Díaz, Magali, Schilmann, Astrid, Riojas-Rodríguez, Horacio, Rangel, Hilda, & González-Fernández, Mariana Irina. (2013). Condiciones locales de vulnerabilidad asociadas con dengue en dos comunidades de Morelos. *Salud Pública de México*, 55(2), 170-178. [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0036-36342013000200008&lng=es&tlng=es](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0036-36342013000200008&lng=es&tlng=es).
- Departamento Nacional de Estadística. (2024). Boletín técnico pobreza multidimensional en Colombia, año 2024. <https://www.dane.gov.co/files/operaciones/PM/bol-PMultidimensional-2024.pdf>
- Departamento Nacional de Estadística. (2025). Principales indicadores del mercado laboral, junio de 2025. <https://www.dane.gov.co/files/operaciones/GEIH/bol-GEIH-jun2025.pdf>
- Delmelle, E., Hagenlocher, M., Kienberger, S., & Casas, I. (2016). A spatial model of socioeconomic and environmental determinants of dengue fever in Cali, Colombia. *Acta tropica*, 164, 169–176. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2016.08.028>.
- Departamento Nacional de Planeación. (2023). Colombia potencia mundial de la vida: Plan Nacional de Desarrollo 2022-2026.
- Díaz-Quijano, F. A., & Waldman, E. A. (2012). Factors associated with dengue mortality in Latin America and the Caribbean, 1995-2009: an ecological study. *The American journal of tropical medicine and hygiene*, 86(2), 328–334. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.2012.11-0074>.
- do Carmo, R. F., Silva Júnior, J. V. J., Pastor, A. F., & de Souza, C. D. F. (2020). Spatiotemporal dynamics, risk areas and social determinants of dengue in Northeastern Brazil, 2014-2017: an ecological study. *Infectious diseases of poverty*, 9(1), 153. <https://doi.org/10.1186/s40249-020-00772-6>
- García, C., Betanzos Reyes, A.F, Arenas Monreal, M. L., Tenahua Quitl, I. & De Ávila Arroyo, M. L. (2019). Descripción del problema de dengue con enfoque de la determinación social de la salud en una comunidad: estudio de campo. *Memorias del Instituto de Investigaciones en Ciencias de la Salud*, 17(2), 6-15. <https://doi.org/10.18004/mem.iics/1812-9528/2019.017.02.06-015>
- Gómez-Millán G, Cucunubá Z, Mendez-Romero J, Huguett-Aragón C (2025). sivirep: Data Wrangling and Automated Reports from 'SIVIGILA' Source. R package version 1.0.2, <https://epiverse-trace.github.io/sivirep/>.
- Gómez-Vargas, W., Ríos-Tapias, P. A., Marin-Velásquez, K., Giraldo-Gallo, E., Segura-Cardona, A., & Arboleda, M. (2024). Density of *Aedes aegypti* and dengue virus transmission risk in two municipalities of Northwestern Antioquia, Colombia. *PLoS one*, 19(1), e0295317. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0295317>

- González, A. F., Maury, S., Jiménez, A. C., Mercado, C. A. & Osorio, G. D. (2023). Factores sociodemográficos y ambientales asociados al dengue en Barranquilla entre los años 2017-2021. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/10584/12939>
- Henry, S., & Mendonça, A. F. A. (2020). Past, Present, and Future Vulnerability to Dengue in Jamaica: A Spatial Analysis of Monthly Variations. *International journal of environmental research and public health*, 17(9), 3156. <https://doi.org/10.3390/ijerph17093156>
- Huang, S. W., Tsai, H. P., Hung, S. J., Ko, W. C., & Wang, J. R. (2020). Assessing the risk of dengue severity using demographic information and laboratory test results with machine learning. *PLoS neglected tropical diseases*, 14(12), e0008960. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0008960>
- IBM. (s.f.). ¿Qué es Random Forest? IBM Think. Recuperado el 3 de junio de 2025, de <https://www.ibm.com/mx-es/think/topics/random-forest>
- IBM. (2025). Validación. IBM Documentation. Recuperado el 3 de junio de 2025, de <https://www.ibm.com/docs/es/spss-statistics/30.0.0?topic=trees-validation>
- Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (2024). Hoja metodológica - promedio de la humedad relativa. [https://bart.ideam.gov.co/indiecosistemas/ind/clima/hm/HM\\_humedad\\_relativa.pdf](https://bart.ideam.gov.co/indiecosistemas/ind/clima/hm/HM_humedad_relativa.pdf)
- Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (2025a). Hoja metodológica – precipitación total. [https://bart.ideam.gov.co/indiecosistemas/ind/clima/hm/HM\\_precipitacion.pdf](https://bart.ideam.gov.co/indiecosistemas/ind/clima/hm/HM_precipitacion.pdf)
- Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (2025b). Hoja metodológica - promedio de temperatura media del aire. [https://bart.ideam.gov.co/indiecosistemas/ind/clima/hm/HM\\_temperatura\\_media\\_aire.pdf](https://bart.ideam.gov.co/indiecosistemas/ind/clima/hm/HM_temperatura_media_aire.pdf)
- Instituto Nacional de Salud (2018a). Boletín epidemiológico, semana 52 de 2018: Dengue. Recuperado el 18 de febrero de 2024. <https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2018%20Bolet%C3%ADn%20epidemiol%C3%B3gico%20semana%2052.pdf>
- Instituto Nacional de Salud (2019a). Boletín epidemiológico, semana 52 de 2019: Dengue. Recuperado el 18 de febrero de 2024. [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2019\\_Boletin\\_epidemiologico\\_semana\\_52.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2019_Boletin_epidemiologico_semana_52.pdf)
- Instituto Nacional de Salud (2020a). Boletín epidemiológico, semana 53 de 2020: Dengue. Recuperado el 18 de febrero de 2024. [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2020\\_Boletin\\_epidemiologico\\_semana\\_53.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2020_Boletin_epidemiologico_semana_53.pdf)

- Instituto Nacional de Salud (2021a). Boletín epidemiológico, semana 52 de 2021: Dengue. Recuperado el 18 de febrero de 2024. [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2021 Boletin epidemiologico semana 52.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2021%20Boletin%20epidemiologico%20semana%2052.pdf)
- Instituto Nacional de Salud (2022a). Boletín epidemiológico, semana 52 de 2022: Dengue. Recuperado el 18 de febrero de 2024. [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2022 Bolet%C3%ADn epidemiologico semana 5 2.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2022%20Bolet%C3%ADn%20epidemiologico%20semana%2052.pdf)
- Instituto Nacional de Salud (2023a). Boletín epidemiológico, semana 52 de 2023: Dengue. Recuperado el 19 de mayo de 2025. [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2023 Bolet%C3%ADn epidemiologico semana 5 2.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/BoletinEpidemiologico/2023%20Bolet%C3%ADn%20epidemiologico%20semana%2052.pdf)
- Instituto Nacional de Salud (2018b). Informe de evento Dengue 2018. Recuperado el 13 de julio de 2025. [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Informesdeevento/DENGUE 2018.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Informesdeevento/DENGUE%202018.pdf)
- Instituto Nacional de Salud (2019b). Informe de evento Dengue 2019. Recuperado el 13 de julio de 2025. [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Informesdeevento/DENGUE 2019.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Informesdeevento/DENGUE%202019.pdf)
- Instituto Nacional de Salud (2020b). Informe de evento Dengue 2020. Recuperado el 13 de julio de 2025. [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Informesdeevento/DENGUE 2020.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Informesdeevento/DENGUE%202020.pdf)
- Instituto Nacional de Salud (2021b). Informe de evento Dengue 2021. Recuperado el 13 de julio de 2025. <https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Informesdeevento/DENGUE%20INFORME%202021.pdf>
- Instituto Nacional de Salud (2022b). Informe de evento Dengue 2022. Recuperado el 13 de julio de 2025. [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Informesdeevento/DENGUE%20INFORME%20DE%20EVENTO%202022 2.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Informesdeevento/DENGUE%20INFORME%20DE%20EVENTO%202022.pdf)
- Instituto Nacional de Salud (2023b). Informe de evento Dengue 2023. Recuperado el 13 de julio de 2025. [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Informesdeevento/DENGUE%20INFORME%20DE%20EVENTO%202023 3.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Informesdeevento/DENGUE%20INFORME%20DE%20EVENTO%202023.pdf)
- Instituto Nacional de Salud. (2024). Protocolo de vigilancia en salud pública Dengue. Recuperado el 19 de mayo de 2025. [https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Lineamientos/Pro Dengue.pdf](https://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Lineamientos/Pro%20Dengue.pdf)
- James, G., Witten, D., Hastie, T., & Tibshirani, R. (2021). Tree-Based Methods. In *An introduction to statistical learning: With applications in R* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-1-0716-1418-1>

- Kuhn, M. (2008). Building Predictive Models in R Using the caret Package. *Journal of Statistical Software*, 28(5), 1–26. <https://doi.org/10.18637/jss.v028.i05>
- Kumagai, N., & Jakovljević, M. (2024). Random forest model used to predict the medical out-of-pocket costs of hypertensive patients. *Frontiers in public health*, 12, 1382354. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2024.1382354>
- Kuo, C. Y., Yang, W. W., & Su, E. C. (2024). Improving dengue fever predictions in Taiwan based on feature selection and random forests. *BMC infectious diseases*, 24(Suppl 2), 334. <https://doi.org/10.1186/s12879-024-09220-4>
- León Velasco, P. E., Romero, M., Salgado Escobar, F. C., Muñoz Lozada, C. M., Gómez Ortega, L. C., Hoyos, I. C., ... Rojas, O. A. (2024). Análisis de series temporales y geoespacial del dengue en el área Andina y Caribe colombiana. *Reporte Epidemiológico Nacional*, 6(4), 49–62. <https://doi.org/10.33610/28059611.170>
- Liaw A, Wiener M (2002). "Classification and Regression by randomForest." *\_R News\_*, \*2\*(3), 18-22. <https://CRAN.R-project.org/doc/Rnews/>
- Lounibos L. P. (2011). Ecoepidemiología del dengue: relevancia de dos vectores invasores. *Biomédica: revista del Instituto Nacional de Salud*, 31(Sup 3), 50–59.
- Macias, A. E., Werneck, G. L., Castro, R., Mascareñas, C., Coudeville, L., Morley, D., Recamier, V., Guergova-Kuras, M., Etcheto, A., Puentes-Rosas, E., Baurin, N., & Toh, M. L. (2021). Mortality among Hospitalized Dengue Patients with Comorbidities in Mexico, Brazil, and Colombia. *The American journal of tropical medicine and hygiene*, 105(1), 102–109. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.20-1163>
- Mantilla-Granados, J. S., Montilla-López, K., Sarmiento-Senior, D., Chapal-Arcos, E., Velandia-Romero, M. L., Calvo, E., Morales, C. A., & Castellanos, J. E. (2025). Environmental and anthropic factors influencing *Aedes aegypti* and *Aedes albopictus* (Diptera: Culicidae), with emphasis on natural infection and dissemination: Implications for an emerging vector in Colombia. *PLoS neglected tropical diseases*, 19(4), e0012605. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0012605>
- Márquez Benítez, Yussely, Monroy Cortés, Katherine Johana, Martínez Montenegro, Edna Geraldine, Peña García, Víctor Hugo, & Monroy Díaz, Ángela Liliana. (2019). Influencia de la temperatura ambiental en el mosquito *Aedes* spp y la transmisión del virus del dengue. *CES Medicina*, 33(1), 42-50. <https://doi.org/10.21615/cesmedicina.33.1.5>
- Martínez Ortega, Rosa María, Tuya Pendás, Leonel C, Martínez Ortega, Mercedes, Pérez Abreu, Alberto, & Cánovas, Ana María. (2009). EL COEFICIENTE DE CORRELACION DE LOS RANGOS DE SPEARMAN CARACTERIZACION. *Revista Habanera de Ciencias Médicas*, 8(2) Recuperado en 07 de julio de 2025, de [http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1729-519X2009000200017&lng=es&tlng=es](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1729-519X2009000200017&lng=es&tlng=es).

- Mendivelso, F. (2022). Prueba no paramétrica de correlación de Spearman. *Revista Médica Sanitas*, 24(1). <https://doi.org/10.26852/01234250.578>
- Ministerio de Salud y Protección Social. (2023). Resolución 2367 de 2023. Por la cual se modifican los artículos 1, 2 y 3 de la Resolución 1035 de 2022 y los capítulos 3, 4, 5, 6, 8, 9, 10 y 11 del anexo técnico "Plan Decenal de Salud Pública 2022-2031". [https://www.minsalud.gov.co/Normatividad Nuevo/Resoluci%C3%B3n%20No%202367%20de%202023.pdf](https://www.minsalud.gov.co/Normatividad%20Nuevo/Resoluci%C3%B3n%20No%202367%20de%202023.pdf)
- Montgomery, D. C., Peck, E. A., & Vining, G. G. (2012). *Introduction to Linear Regression Analysis* (5th ed.). Wiley.
- Moreno, D. (2024). Relación temporal entre las variables de temperatura, precipitación y humedad y la ocurrencia de dengue en las ciudades de Barranquilla, Cartagena y Santa Marta, Colombia entre 2009 y 2022. Recuperado de: <http://hdl.handle.net/10554/68337>
- Muñoz, E., Poveda, G., Arbeláez, M. P., & Vélez, I. D. (2021). Spatiotemporal dynamics of dengue in Colombia in relation to the combined effects of local climate and ENSO. *Acta tropica*, 224, 106136. <https://doi.org/10.1016/j.actatropica.2021.106136>
- Ong, J., Liu, X., Rajarethinam, J., Kok, S. Y., Liang, S., Tang, C. S., Cook, A. R., Ng, L. C., & Yap, G. (2018). Mapping dengue risk in Singapore using Random Forest. *PLoS neglected tropical diseases*, 12(6), e0006587. <https://doi.org/10.1371/journal.pntd.0006587>
- Ooms, J. (2025). *\_magick: Advanced Graphics and Image-Processing in R* (R package version 2.8.7). <https://CRAN.R-project.org/package=magick>
- Ordoñez-Sierra, G., Sarmiento-Senior, D., Jaramillo Gomez, J. F., Giraldo, P., Porras Ramírez, A., & Olano, V. A. (2021). Multilevel analysis of social, climatic and entomological factors that influenced dengue occurrence in three municipalities in Colombia. *One health* (Amsterdam, Netherlands), 12, 100234. <https://doi.org/10.1016/j.onehlt.2021.100234>
- Organización de las Naciones Unidas. (s.f.). *Objetivos de Desarrollo Sostenible - Objetivo 3*. Recuperado el 19 de mayo de 2025. <https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/health/>.
- Organización Mundial de la Salud. (2024a). *Dengue y dengue grave*. Recuperado el 28 de julio de 2025. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/dengue-and-severe-dengue>
- Organización Mundial de la Salud. (2020). *Ending the neglect to attain the Sustainable Development Goals: a road map for neglected tropical diseases 2021–2030*. <https://www.who.int/publications/i/item/9789240010352>

- Organización Mundial de la Salud. (2024b). Enfermedades transmitidas por vectores. Recuperado el 19 de mayo de 2025. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/vector-borne-diseases>.
- Organización Mundial de la Salud. (2023). One Health. Recuperado el 19 de mayo de 2025. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/one-health>
- Organización Panamericana de la Salud. (s.f.,a). Agenda de Salud Sostenible para las Américas 2018-2030 - Objetivo 10: Enfermedades Transmisibles. Recuperado el 19 de mayo de 2025. <https://www.paho.org/es/assa2030-objetivo-10>.
- Organización Panamericana de la Salud. (s.f.,b). Dengue. Recuperado el 19 de mayo de 2025. <https://www.paho.org/es/temas/dengue>.
- Organización Panamericana de la Salud. (s.f.,c). Determinantes Sociales de la Salud. Recuperado el 19 de mayo de 2025. <https://www.paho.org/es/temas/determinantes-sociales-salud>.
- Ortega-Lenis, D., Arango-Londoño, D., Hernández, F., & Moraga, P. (2024). Effects of climate variability on the spatio-temporal distribution of Dengue in Valle del Cauca, Colombia, from 2001 to 2019. *PloS one*, 19(10), e0311607. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0311607>
- Ortiz, C., Rúa-Urbe, G. L., & Rojas, C. A. (2018). Conocimientos, prácticas y aspectos entomológicos del dengue en Medellín, Colombia: un estudio comparativo entre barrios con alta y baja incidencia. *Biomédica*, 38(Sup. 2), 106–116. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v38i0.3957>
- Otero, J., Tabares, A., & Santos-Vega, M. (2024). Exploring Dengue Dynamics: A Multi-Scale Analysis of Spatio-Temporal Trends in Ibagué, Colombia. *Viruses*, 16(6), 906. <https://doi.org/10.3390/v16060906>
- Padilla, J. C., Lizarazo, F. E., Murillo, O. L., Mendigaña, F. A., Pachón, E., & Vera, M. J. (2017). Transmission scenarios of major vector-borne diseases in Colombia, 1990-2016. *Epidemiología de las principales enfermedades transmitidas por vectores en Colombia, 1990-2016. Biomedica : revista del Instituto Nacional de Salud*, 37(0), 27–40. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v37i0.3769>
- Padilla J., Rojas D., Sáenz-Gómez R. (2012). Dengue en Colombia: epidemiología de la reemergencia a la hiperendemia. Primera edición.
- Páez Castillo, K., Burgos Botia, V. (2021). Relación entre los casos de dengue y las variables climatológicas y sociodemográficas del municipio de Aguazul, Casanare (Periodo 2015 -2020).
- Pampa-Espinoza, Luis, Espinoza-Venegas, Luis, & Yagui Moscoso, Martin. (2023). Necesidad de acciones multisectoriales para el control del dengue en el Perú: Aproximación con el enfoque de Una Salud. *Anales de la Facultad de Medicina*,

84(4), 482-484. Epub 30 de diciembre de 2023. <https://dx.doi.org/10.15381/anales.v84i4.26087>

Peña-Galeana, Norma Ivone, Peña-Galeana, Ricardo, & Tello-Almaguer, Pedro Vidal. (2021). Vulnerabilidad de la población de Guerrero, México, ante las epidemias de COVID-19 y dengue. *Revista Geográfica de América Central*, (67), 194-220. <https://dx.doi.org/10.15359/rqac.67-2.8>

Peña-García, V. H., Triana-Chávez, O., & Arboleda-Sánchez, S. (2017). Estimating Effects of Temperature on Dengue Transmission in Colombian Cities. *Annals of global health*, 83(3-4), 509–518. <https://doi.org/10.1016/j.aogh.2017.10.011>

Peña León, Yissel, Herrera López, Maritza, & García Orta, Esperanza. (2021). Factores socioambientales que facilitan la propagación del dengue. *Revista Cubana de Higiene y Epidemiología*, 58, e1098. Epub 01 de diciembre de 2021. [http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1561-30032021000100014&lng=es&tlng=es](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1561-30032021000100014&lng=es&tlng=es).

Portilla Cabrera, C. V., & Selvaraj, J. J. (2019). Geographic shifts in the bioclimatic suitability for *Aedes aegypti* under climate change scenarios in Colombia. *Heliyon*, 6(1), e03101. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2019.e03101>

Posit team (2025). RStudio: Integrated Development Environment for R. Posit Software, PBC, Boston, MA. <http://www.posit.co/>.

Procopio, A. C., Colletta, S., Laratta, E., Mellace, M., Tilocca, B., Ceniti, C., Urbani, A. & Roncada, P. (2024). Integrated one health strategies in Dengue. *One Health*, 100684.

Rey Ardmirola G., García Morales J. P. (2023). Incidencia de dengue y su relación con indicadores sociodemográficos y ambientales durante la implementación de la estrategia Wolbachia en las comunas de Medellín: Estudio Ecológico Exploratorio 2018 – 2020. <https://hdl.handle.net/10495/33883>

Rocha, F. P., & Giesbrecht, M. (2022). Machine learning algorithms for dengue risk assessment: a case study for São Luís do Maranhão. *Computational and Applied Mathematics*, 41(8), 393. <https://doi.org/10.1007/s40314-022-02101-z>

Rojas, E. M., Herrera, V. M., Miranda, M. C., Rojas, D. P., Gómez, A. M., Pallares, C., Cobos, S. M., Pardo, L., Gévez, M., Páez, A., Mantilla, J. C., Bonelo, A., Parra, E., & Villar, L. A. (2019). Clinical Indicators of Fatal Dengue in Two Endemic Areas of Colombia: A Hospital-Based Case-Control Study. *The American journal of tropical medicine and hygiene*, 100(2), 411–419. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.17-0323>

Rúa Uribe, G. L., Calle Londoño, D. A., Rojo Ospina, R. A., Henao Correa, E. A., Sanabria González, W. H., & Suárez Acosta, C. D. (2012). Influencia del evento climático El Niño sobre la dinámica de transmisión de dengue en Medellín, Antioquia, Colombia. *Iatreia*, 25(4), 314-322.

- Rúa-Urbe, Guillermo L, Suárez-Acosta, Carolina, Chauca, José, Ventosilla, Palmira, & Almanza, Rita. (2013). Modelado del efecto de la variabilidad climática local sobre la transmisión de dengue en Medellín (Colombia) mediante análisis de series temporales. *Biomédica*, 33(Suppl. 1), 142-152. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v33i0.1444>
- Rufasto Goche, K. S., Lizarbe Castro, M. V., Lozano Zanelly, G. A., Lira Camargo, W. M., Ascayo Velasquez, E. Y., Murillo Carrasco, A. G., & Diaz-Obregón, D. (2025). Epidemiological dynamics of dengue in Peru: Temporal and spatial drivers between 2000 and 2022. *PloS one*, 20(3), e0319708. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0319708>
- Ruiz-López, Freddy, González-Mazo, Ana, Vélez-Mira, Andrés, Gómez, Giovan F., Zuleta, Luisa, Uribe, Sandra, & Vélez-Bernal, Iván Darío. (2016). Presencia de *Aedes (Stegomyia) aegypti* (Linnaeus, 1762) y su infección natural con el virus del dengue en alturas no registradas para Colombia. *Biomédica*, 36(2), 303-308. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v36i2.3301>
- Sáez-Sáez, Vidal, Cuberos, David, & Bethencourt, David. (2011). Regionalización del dengue en los estados Lara y Falcón, Venezuela: Período 2001-2007. *Terra*, 27(42), 123-144. [http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S1012-70892011000200006&lng=es&tlng=es](http://ve.scielo.org/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1012-70892011000200006&lng=es&tlng=es).
- Sajib, A. H., Akter, S., Saha, G., & Hossain, Z. (2024). Demographic-environmental effect on dengue outbreaks in 11 countries. *PloS one*, 19(9), e0305854. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0305854>
- Salazar Ceballos, A. & Álvarez Miño, L. (2020). Asociación entre factores climatológicos y tasa de incidencia del dengue en Santa Marta, Colombia, 2007-2013. *Revista Ciencias Biomédicas*, 5(1), 41–47. <https://doi.org/10.32997/rcb-2014-2886>
- Salim, K. U., Álvarez, F. S., Chan-Golston, A. M., Naughton, C. C., Cisneros, R., & Joyce, A. (2024). Socioeconomic and environmental factors associated with dengue fever incidence in Guatemala: Rising temperatures increase dengue risk. *PloS one*, 19(8), e0308271. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0308271>
- Santos, L. L. M., de Aquino, E. C., Fernandes, S. M., Ternes, Y. M. F., & Feres, V. C. R. (2023). Dengue, chikungunya, and Zika virus infections in Latin America and the Caribbean: a systematic review. *Revista panamericana de salud publica = Pan American journal of public health*, 47, e34. <https://doi.org/10.26633/RPSP.2023.34>
- Silva, FD, Santos, AM dos ., Corrêa, R. da GCF, & Caldas, A. de JM. (2016). Relación temporal entre precipitaciones, temperatura y ocurrencia de casos de dengue en São Luís, Maranhão, Brasil. *Ciência & Saúde Coletiva* , 21 (2), 641–646. <https://doi.org/10.1590/1413-81232015212.09592015>
- Suárez, M. F., & Nelson, M. J. (1981). Registro de altitud del *Aedes Aegypti* en Colombia. *Biomédica*, 1(4), 225. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v1i4.1809>

- Taiyun Wei and Viliam Simko (2024). R package 'corrplot': Visualization of a Correlation Matrix (Version 0.95). Available from <https://github.com/taiyun/corrplot>
- Tuesca-Molina, Rafael de Jesús, Navarro-Lechuga, Edgar, Goenaga-Jiménez, Eloína del Carmen, Martínez-Garcés, Juan Carlos, & Acosta-Reyes, Jorge. (2018). Seroprevalencia en una zona de hiperendemia por dengue, Barranquilla, Colombia. *Aquichan*, 18(1), 95-109. <https://doi.org/10.5294/aqui.2018.18.1.9>
- Valencia-Jiménez, N. N., Ortega-Montes, J. E., & Puello-Alcocer, E. C. (2022). Tipologías familiares para la prevención del dengue en Colombia [Family typologies for dengue prevention in Colombia]. *Cadernos de saude publica*, 38(10), e00038622. <https://doi.org/10.1590/0102-311XES038622>
- Varela, S.M., & Mateo, M.M. (2004). Estudio ecológico de la fiebre del dengue y el dengue hemorrágico en el municipio de Girardot, Colombia.
- Vásquez Rodríguez, A. (2019). Factores geográficos, ecológicos y sociodemográficos en la ocurrencia de dengue en Cundinamarca. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/76319>
- Warnes, C. M., Santacruz-Sanmartín, E., Bustos Carrillo, F., & Vélez, I. D. (2021). Surveillance and Epidemiology of Dengue in Medellín, Colombia from 2009 to 2017. *The American journal of tropical medicine and hygiene*, 104(5), 1719–1728. <https://doi.org/10.4269/ajtmh.19-0728>
- Watts, M. J., Kotsila, P., Mortyn, P. G., Sarto I Monteys, V., & Urzi Brancati, C. (2020). Influence of socio-economic, demographic and climate factors on the regional distribution of dengue in the United States and Mexico. *International journal of health geographics*, 19(1), 44. <https://doi.org/10.1186/s12942-020-00241-1>.
- Wickham, H. (2016). *ggplot2: Elegant Graphics for Data Analysis*. Springer-Verlag. <https://ggplot2.tidyverse.org>
- Yang, X., Zhang, N., & Schrader, P. (2022). A study of brain networks for autism spectrum disorder classification using resting-state functional connectivity. *Machine Learning with Applications*, 8, 100290. <https://doi.org/10.1016/j.mlwa.2022.100290> .