



INSTITUTO  
NACIONAL DE  
SALUD

**Análisis de series de tiempo y  
espacial de eventos de interés en  
salud pública y su relación con las  
variables climáticas**

**2022**

Análisis de series de tiempo y espacial de eventos de interés en salud pública y su relación con las variables climáticas /Oscar Eduardo Pacheco García, Paola Elena León Velasco, Claudia Marcela Muñoz Lozada, Luis Carlos Gómez Ortega, Fabian Camilo Salgado Escobar, Milena Edith Borbón Ramos, Milciades Romero Tautiva, Oscar Alberto Rojas-Sánchez, María Nathalia Muñoz Guerrero, Claudia Marcela Huguet Aragón, Luis Reinaldo Barreto Pedraza, Isabel Cristina Hoyos, Sonia Mireya Díaz Criollo y Jorge Alberto Gamarra Cuellar. Editores: Bogotá -- Instituto Nacional de Salud/2022.

98p. Análisis de series de tiempo y espacial de eventos de interés en salud pública y su relación con las variables climáticas / INS.

DOI: <https://doi.org/10.33610/9789581301829>

ISBN: 978-958-13-0182-9

Avenida calle 26 N.º 51-20, Zona 6, CAN  
Bogotá, D. C., Colombia  
Teléfono: (+601) 2207700

[www.ins.gov.co](http://www.ins.gov.co)

*Los derechos de autor de esta publicación son del Instituto Nacional de Salud, por lo que se prohíbe su reproducción o publicación no autorizada*



# Edición

**Paola Elena León Velasco,**  
Gestión editorial - Corrección de estilo  
Grupo de epidemiología aplicada, INS

**Oscar Eduardo Pacheco García**  
Gestión editorial  
Grupo de epidemiología aplicada, INS

**Fabian Camilo Salgado Escobar**  
Gestión editorial  
Grupo de epidemiología aplicada, INS

# Autores

**Grupo de Investigación en Epidemiología Aplicada –GEA, Instituto Nacional de Salud – INS.**

**Oscar Eduardo Pacheco García.** Médico cirujano, Especialista en Gerencia en salud, Especialista en Epidemiología, Epidemiólogo de Campo, Docente e Investigador.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5939-6407>;  
Email: [opacheco@ins.gov.co](mailto:opacheco@ins.gov.co)

**Paola Elena León Velasco.** Profesional en Enfermería y Estudios literarios Pontificia Universidad Javeriana, Magister en Epidemiología Universidad de Antioquia. Docente e Investigadora.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9653-8643>;  
Email: [leon.epidemiologia@gmail.com](mailto:leon.epidemiologia@gmail.com);  
[pleon@ins.gov.co](mailto:pleon@ins.gov.co)

**Claudia Marcela Muñoz Lozada.** Odontóloga, Epidemióloga de Campo. Gerente en Salud Pública. Estudiante de Maestría en Salud Pública Docente e Investigadora.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-1601-4621>;  
Email: [cmunoz@ins.gov.co](mailto:cmunoz@ins.gov.co)

**Luis Carlos Gómez Ortega.** Médico Veterinario, Epidemiólogo general, Epidemiólogo de campo, MSc en Gestión y Auditorías Ambientales, MSc en Cambio Climático, Tutor e investigador.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1697-5083>;  
Email: [lcgomez@ins.gov.co](mailto:lcgomez@ins.gov.co)

**Fabian Camilo Salgado Escobar.** Profesional en Bacteriología y Laboratorio Clínico, Especialista en Epidemiología, Magíster en Big Data y Analytics, Investigador. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3974-6235>;  
Email: [fabian06s@gmail.com](mailto:fabian06s@gmail.com)

**Milena Edith Borbón Ramos.** Ingeniera Ambiental y Sanitaria, Especialista en Gerencia de Recursos Naturales y Epidemiología, MSc. Desarrollo Sustentable y Gestión Ambiental. Epidemióloga de Campo.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-8231-9167>;  
Email: [mborbon@ins.gov.co](mailto:mborbon@ins.gov.co)

**Milciades Romero Tautiva.** Ingeniero catastral y Geodesta y Especialista en Sistemas de Información Geográfica. Estudiante en Maestría en Sistemas de Información geográfica  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1013-4056>;  
Email: [c1mromero@gmail.com](mailto:c1mromero@gmail.com)

**Oscar Alberto Rojas-Sánchez.** Profesional en Enfermería, Magíster en Epidemiología. Docente-Investigador. Profesional especializado del Equipo Banco de Proyectos, Dirección de Investigación en Salud Pública INS. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4981-1037>

**María Nathalia Muñoz Guerrero.** Ingeniera Sanitaria y Ambiental, Epidemióloga, MSc Salud Pública, Epidemióloga de campo, Tutora e investigadora.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3998-859X>;  
Email: [natamunozg@gmail.com](mailto:natamunozg@gmail.com)

**Claudia Marcella Huguett Aragón.** Bacterióloga y laboratorista clínica, Especialista en epidemiología. Epidemióloga de campo, MSc en Salud pública, Tutora e investigadora.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-9814-2386>;  
Email: [chugett@ins.gov.co](mailto:chugett@ins.gov.co)

**Luis Reinaldo Barreto Pedraza.** Ingeniero químico, MSc en Meteorología, Estudiante del Doctorado en Geociencias. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4591-2404>;  
Email: [lbarreto@ideam.gov.co](mailto:lbarreto@ideam.gov.co)

**Isabel Cristina Hoyos (Isabel Hoyos).** Profesional en Física, Msc Física, PhD Ingeniería Ambiental. Profesora Asistente e Investigadora de la Universidad del Quindío.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5178-0447>;  
Email: [ichoyos@uniquindio.edu.co](mailto:ichoyos@uniquindio.edu.co)

**Sonia Mireya Díaz Criollo (Sonia Díaz).** Microbióloga industrial, especialista en epidemiología, Epidemióloga de campo, MSc en Diseño, Gestión y Dirección de proyectos, MSc en Salud Pública, estudiante de Doctorado en Salud Pública, Consultora e investigadora.  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-8272-0025>;  
Email: [sdiaz21@gmail.com](mailto:sdiaz21@gmail.com)

**Jorge Alberto Gamarra Cuellar.** Bacteriólogo y Laboratorista Clínico, MSc Ciencias Básicas Biomédicas (c), Investigador  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-0964-6441>;  
Email: [jgamarra@ins.gov.co](mailto:jgamarra@ins.gov.co)

# Créditos Institucionales

## Instituto Nacional de Salud

Martha Lucía Ospina Martínez  
Directora General

Franklyn Edwin Prieto Alvarado  
Director de Vigilancia y Análisis del Riesgo en Salud Pública

Diana Marcela Walteros Acero  
Subdirectora de Prevención, Vigilancia y Control en Salud Pública

Hernán Quijada Bonilla  
Subdirector de Análisis del Riesgo y Respuesta Inmediata

Maritza Adegnis González Duarte  
Coordinadora Grupo de Formación de Talento Humano para la Vigilancia en Salud Pública

El libro *Análisis de series de tiempo y espacial de eventos de interés en salud pública y su relación con las variables climáticas*, fue realizado bajo un acuerdo de trabajo colaborativo entre el Instituto Nacional de Salud de Colombia (INS) y el Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales del país (IDEAM).

## Financiación

El marco general en el que se produjo este libro fue a través del proyecto de investigación titulado **“Influencia de las variables meteorológicas (temperatura y precipitación) en la casuística de eventos de interés en salud pública en las regiones Andina y Caribe, Colombia 2018”** financiado por el Ministerio de Ciencia Tecnología e Innovación de Colombia (MinCiencias) a través de la convocatoria No. 777 de 2017 para proyectos de ciencia, tecnología e innovación en salud.

Número de proyecto en Minciencias: 210477758410.



## Tabla de contenido

Lista de figuras .....	5
Lista de tablas.....	5
Lista de mapas.....	6
Introducción.....	7
<b>Capítulo 1. Importancia del clima en la salud humana .....</b>	<b>11</b>
<b>Generalidades sobre el contexto mundial, de las Américas y nacional .....</b>	<b>11</b>
Importancia del clima en la salud humana .....	14
Enfermedades respiratorias y alergias .....	15
Enfermedades cardiovasculares y cerebrovasculares .....	16
Enfermedades transmitidas por alimentos y agua .....	17
Enfermedades transmitidas por vectores.....	18
<b>Capítulo 2. Generalidades de las series de tiempo, metodología paso a paso .....</b>	<b>19</b>
Introducción .....	19
Ventajas y desventajas .....	20
Series de tiempo y salud .....	20
Metodología para el análisis de series de tiempo.....	21
Relación y análisis de datos de clima y salud en series temporales .....	23
Análisis de Tendencia.....	25
Análisis de Ciclicidad .....	28
Análisis de Estacionalidad .....	30
Variación irregular.....	37
<b>Resultados análisis de series de tiempo .....</b>	<b>38</b>
Tendencia.....	39
Ciclicidad.....	40
Resultados relación temperatura y eventos de salud.....	41
Resultados análisis de series de tiempo: relación precipitación y eventos de salud.....	42
Resultados por evento de interés en salud .....	42
Discusión .....	45
Recomendaciones.....	47
<b>Capítulo 3. Epidemiología espacial para el análisis del clima y la salud .....</b>	<b>49</b>
Materiales y métodos.....	51
Resultados .....	57
Discusión .....	66
<b>Capítulo 4. Modelación matemática para el sistema salud-clima: introducción a los modelos matemáticos.....</b>	<b>71</b>
Introducción a los modelos matemáticos .....	71
Modelos y dinámica .....	72
Relaciones dinámicas: causalidad y determinismo .....	74
<b>Anexos.....</b>	<b>79</b>

## Lista de figuras

<b>Figura 1.</b> Evaluación de la tendencia como componente temporal en una serie de tiempo .....	21
<b>Figura 2.</b> Ejemplo de fluctuación cíclica en una serie temporal .....	22
<b>Figura 3.</b> Ejemplo de la variación estacional en una serie temporal .....	22
<b>Figura 4.</b> Ejemplo componente irregular en una serie de tiempo .....	23
<b>Figura 5.</b> Ejemplo de estandarización de casos y variables climáticas para el análisis de series temporales .....	24
<b>Figura 6.</b> Registro de casos por semana epidemiológica .....	25
<b>Figura 7.</b> Selección de datos eje X .....	26
<b>Figura 8.</b> Gráfico de barras por número de casos por semana epidemiológica .....	26
<b>Figura 9.</b> Inclusión de fórmula en gráfico de barras .....	27
<b>Figura 10.</b> Selección de inclusión de fórmula en gráfico de barras .....	27
<b>Figura 11.</b> Gráfico de tendencia de casos .....	28
<b>Figura 12.</b> Reemplazo de la y prima ( $\hat{Y}$ ) de acuerdo con las observaciones .....	29
<b>Figura 13.</b> Porcentaje de tendencia .....	29
<b>Figura 14.</b> Gráfico de barras a partir de residuos cíclicos .....	30
<b>Figura 15.</b> Determinación de promedio móvil .....	31
<b>Figura 16.</b> Cálculo del promedio móvil centrado .....	32
<b>Figura 17.</b> Cálculo del índice estacional .....	33
<b>Figura 18.</b> Orden del índice estacional .....	34
<b>Figura 19.</b> Cálculo de la media modificada .....	35
<b>Figura 20.</b> Cálculo del factor de ajuste .....	35
<b>Figura 21.</b> Gráfico del índice estacional de casos .....	36
<b>Figura 22.</b> Índice estacional vs factor de ajuste promedio .....	36
<b>Figura 23.</b> Cálculo casos desestacionalizados .....	37
<b>Figura 24.</b> Distribución tendencia por evento regiones Andina y Caribe .....	40
<b>Figura 25.</b> Distribución cíclica por evento de interés en salud Colombia, 2008-2018 .....	41
<b>Figura 26.</b> Análisis de autocorrelación y linealidad para los residuales .....	56
<b>Figura 27.</b> Clasificación y grupos de los modelos matemáticos .....	74
<b>Figura 28.</b> Representación matemática de la dinámica de un sistema .....	76

## Lista de tablas

<b>Tabla 1.</b> Frecuencia por municipios de la tendencia secular por eventos de interés en salud pública analizados en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018 .....	39
<b>Tabla 2.</b> Frecuencia de ciclicidad por eventos de interés en salud pública analizados en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018 .....	40
<b>Tabla 3.</b> Frecuencia por municipios de la relación entre temperatura y los eventos de interés en salud pública analizados en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018 .....	41
<b>Tabla 4.</b> Frecuencia por municipios de la relación entre precipitación y los eventos de interés en salud pública analizados en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018 .....	42

## Lista de mapas

<b>Mapa 1.</b> Área de estudio: regiones Andina y Caribe colombianas - representación de la altitud en msnm .....	57
<b>Mapa 2.</b> Estaciones meteorológicas y municipios priorizados por departamento; ejemplos La Guajira, Bolívar, Bogotá D.C. y Tolima .....	58
<b>Mapa 3.</b> Análisis de tendencia de eventos de vigilancia en salud pública. Casos notificados, regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008 -2018.....	59
<b>Mapa 4.</b> Análisis de ciclicidad de eventos (casos confirmados) de vigilancia en salud pública, regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018.....	60
<b>Mapa 5.</b> Análisis de ciclicidad de eventos crónicos, regiones Andina y Caribe, colombiana, 2008 -2018 .....	61
<b>Mapa 6.</b> Ejemplo mapa ráster obtenido por la herramienta Kriging de la variable precipitación, Antioquia, 2008-2018 .....	63
<b>Mapa 7.</b> Ejemplo Mapa de riesgo dengue Vs precipitación, región Caribe, 2008-2018.....	63
<b>Mapa 8.</b> Mapa predictivo de riesgo de dengue por temperatura mínima total, regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018 .....	64
<b>Mapa 9.</b> Mapa predictivo de riesgo de dengue por temperatura máxima total, regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018 .....	65
<b>Mapa 10.</b> Mapa predictivo de riesgo de dengue por precipitación, regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018 .....	66

## Introducción

*Sonia M. Díaz, María Nathalia Muñoz Guerrero, Paola Elena León Velasco*

Para comprender la importancia de la salud ambiental en la salud humana, y aportar a la difusión y generación de conocimiento en esta materia, presentamos el libro: *Análisis de series de tiempo y espacial de eventos de interés en salud pública y su relación con las variables climáticas*. Este ejercicio de investigación en salud pública y salud ambiental, constituye un esfuerzo organizado de profesionales e investigadores del Instituto Nacional de Salud (INS) y del Instituto de Hidrología, Meteorología y Estudios Ambientales (IDEAM), con la financiación del Ministerio de Ciencia Tecnología e Innovación de Colombia (MinCiencias).

El cambio climático afecta directamente la salud de los seres vivos; existe evidencia científica de que en las últimas décadas el clima del planeta ha cambiado drásticamente; ha aumentado la temperatura media superficial, se han presentado cambios en la frecuencia e intensidad de las precipitaciones y se incrementa el derretimiento de los hielos polares y glaciares. Esto es resultado de la concentración de emisiones de gases de efecto invernadero por el deterioro ambiental producido por los seres humanos. Esta problemática es de gran complejidad y afecta las dimensiones sociales y biológicas del ser humano en escalas que van de lo local a lo global, generando efectos que impactan progresivamente la salud pública (1).

El cambio climático influye sobre los determinantes medioambientales y sociales de la salud, afecta el agua potable, deteriora la calidad del aire, dificulta la producción de alimentos suficientes y disminuye la posibilidad de una vivienda segura (2). Otros efectos en la salud están relacionados con el incremento de la contaminación atmosférica por dióxido de carbono, los gases de efecto invernadero, el ozono troposférico, así como otros contaminantes del aire que aumentan las enfermedades cardiovasculares y respiratorias que afectan principalmente a los adultos mayores (3,4).

Los cambios drásticos del clima, representados en olas de calor, sequías, cambios en el nivel del mar, precipitaciones, tormentas, huracanes; entre otros, causan repercusiones indirectas a corto, mediano y largo plazo, favoreciendo el aumento de enfermedades transmitidas por vectores, enfermedades respiratorias, enfermedades transmitidas o vehiculizadas por agua, inseguridad alimentaria, desnutrición y desplazamiento forzado, lo que contribuye al aumento en la frecuencia e intensidad de las condiciones climáticas extremas que causan catástrofes como incendios forestales e inundaciones (5).

La Organización Mundial de la Salud (OMS) en su última evaluación sobre los posibles efectos en la salud relacionados con condiciones ambientales, mencionó que el cambio



climático causará aproximadamente 250 000 defunciones adicionales entre 2030 y 2050: 38 000 por exposición de adultos mayores al calor, 48 000 por diarrea, 60 000 por paludismo y 95 000 por desnutrición infantil (5).

Es importante sensibilizarnos sobre la influencia del cambio climático en la propagación de enfermedades transmitidas por vectores (ETV) como dengue, chikungunya y zika, que se adaptan mejor al clima cálido y húmedo, así como respiratorias y gastrointestinales que están relacionadas con la deforestación, la contaminación del aire y del agua; entre otros aspectos que llevan a los seres humanos y a otras especies a sobrevivir y adaptarse a condiciones extremas. A causa de esto, también se han documentado efectos sobre la salud mental como ansiedad, estrés y depresión en condiciones adversas de supervivencia, consecuencia de fenómenos meteorológicos extremos o situaciones de emergencia ambiental (6, 7).

Esta problemática requiere políticas de sostenibilidad ambiental, así como la implementación de medidas de prevención y respuesta que contribuyan a garantizar la salud pública y el fortalecimiento de metodologías de análisis de información meteorológica respecto al comportamiento de los eventos de interés en salud pública para comprender el riesgo asociado al impacto ambiental por el aumento de la carga de enfermedad en las comunidades (8).

Los efectos del cambio climático sobre la salud no se distribuyen homogéneamente, existe variabilidad climática y temporal que afecta a las regiones en diferentes momentos; la vulnerabilidad de las poblaciones depende de una variedad compleja de factores geográficos y demográficos; entre otros (9). En Colombia, existen zonas con una vulnerabilidad específica a las repercusiones negativas sobre la salud secundarias al cambio climático. La urbanización no planificada y acelerada en áreas de riesgo, aumenta la probabilidad de que la población sea víctima de catástrofes o situaciones de emergencia asociadas a fenómenos meteorológicos extremos como inundaciones, incendios y deslizamientos de tierra.

Este libro, tiene el propósito de suministrar evidencia del impacto de los fenómenos ambientales sobre la salud humana, constituyéndose en un insumo de consulta para que tomadores de decisiones y formuladores de políticas públicas amplíen el panorama respecto a esta materia, al mismo tiempo, se presenta a los investigadores para proporcionar alternativas de análisis de datos, relacionados con el estudio simultáneo de datos meteorológicos y de salud pública desde la perspectiva de clima, variabilidad climática, salud pública, salud ambiental, vulnerabilidad social asociada a factores ambientales; entre otras temáticas de interés, que contribuyen al desarrollo sustentable y la salud ambiental.

El libro consta de cuatro capítulos, en el primero se abordan los conceptos y las generalidades del clima y la salud desde el contexto de la vigilancia en salud pública. En el segundo y tercero se presenta la metodología de análisis de series de tiempo y a

partir de los sistemas de información geográfica. En el cuarto capítulo, se presentan conceptos y alternativas de modelación.

A lo largo del documento se presentan hallazgos y herramientas utilizadas en el proyecto *Influencia de las variables meteorológicas (temperatura y precipitación) en la casuística de eventos de interés en salud pública en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008 – 2018*, desarrollado por el Grupo de investigación en Epidemiología Aplicada (GEA), el Grupo de factores de riesgo ambiental del INS y el IDEAM.



## Capítulo 1. Importancia del clima en la salud humana

*Sonia M. Díaz, María Nathalia Muñoz Guerrero, Claudia Huguett, Jorge A. Gamarra*

### Generalidades sobre el contexto mundial, de las Américas y nacional

La OMS ha determinado el cambio climático como “una amenaza emergente considerable para la salud pública que transforma la manera en que debemos considerar la protección de las poblaciones vulnerables” (10). Esta es una realidad desconocida, que se presenta como una amenaza para la sociedad y para el medio ambiente, pero no como un hecho con influencia sobre la salud humana. El Grupo intergubernamental de expertos sobre cambio climático (IPCC – *por sus siglas en inglés*) de las Naciones Unidas prevé que para el 2100 aumentará la temperatura promedio del planeta entre 1,8°C y 4,0°C generando aumento en el nivel del mar e incrementando fenómenos hidrológicos extremos como inundaciones y sequías a nivel mundial (11).

El cambio climático es considerado un riesgo ambiental complejo y de gran magnitud para la salud pública mundial; diversos estudios y análisis realizados por expertos contribuyen a la toma de decisiones para la preparación y respuesta ante emergencias ambientales, así como la formulación de políticas públicas dirigidas a reducir el impacto del clima sobre la salud pública (6).

A nivel mundial, cambios drásticos como las olas de calor, las sequías, las tormentas, los huracanes y los cambios en el nivel del mar pueden generar efectos inmediatos sobre la salud humana, repercuten indirectamente a largo plazo con el aumento de enfermedades transmitidas por vectores, enfermedades respiratorias, transmitidas o vehiculizadas por agua contaminada, inseguridad alimentaria, desnutrición y desplazamientos forzados.

Entre las zonas más afectadas por el cambio climático se identifican las naciones insulares del pacífico, donde aumenta la vulnerabilidad de la salud humana inducida por diversos impactos que crean una carga adicional para los sistemas de salud; esto es consecuente con los vínculos entre las variaciones climáticas y la aparición de enfermedades infecciosas sensibles al clima, ETV tales como dengue, zika y chikungunya que se ven afectadas por las dinámicas migratorias, donde es común la importación de casos de otras regiones y la falta de identificación temprana (12). Para estos territorios, y especialmente cuando se carece de vigilancia epidemiológica centinela y sistemas de alerta temprana, los expertos recomiendan fortalecer la comprensión de los diversos impactos del cambio climático en la salud humana para orientar las medidas de adaptación adecuadas y mejorar la capacidad de preparación y respuesta en salud pública, con priorización de territorios en mayor riesgo (13).

A nivel mundial, *The Lancet Countdown on Health and Climate Change* realizó un esfuerzo colaborativo entre universidades y agencias internacionales para el monitoreo de un conjunto de indicadores sobre salud y cambio climático en cinco áreas temáticas: 1. Impactos, exposiciones y vulnerabilidad del cambio climático; 2. Adaptación, planificación y resiliencia para la salud; 3. Acciones de mitigación y co-beneficios para la salud; 4. Finanzas y economía y 5. Participación pública y política. El reto propone realizar el seguimiento del progreso mundial frente a la respuesta sanitaria al cambio climático, ya que las tendencias mundiales, incluidos los riesgos emergentes relacionados con el calor extremo, la vulnerabilidad de los sistemas de salud, el progreso hacia una transición con bajas emisiones de carbono y la prioridad de garantizar la salud pública, son fundamentales para respuestas oportunas al cambio climático. Desde esta perspectiva, los indicadores lancet influirán en el tiempo en la configuración de los sistemas de seguimiento de las agencias de salud pública nacionales y locales (14).

Los Centros para el Control y la Prevención de Enfermedades (CDC) han proporcionado fondos y asistencia técnica en el marco de la adaptación, para ayudar a los territorios con la planificación ante las condiciones climáticas. Se han desarrollado diferentes procesos en estados, ciudades y tribus para implementar planes de adaptación con un enfoque de estudios de caso en diferentes niveles jurisdiccionales (un estado, una ciudad y una tribu soberana) (15). Estos recursos han fortalecido la respuesta a emergencias en salud causadas por efectos climáticos en varios países de la región, con la adquisición técnica y tecnológica de comités operativos de emergencia.

En los Estados Unidos el impacto y el costo de las condiciones ambientales sobre la salud es alto; en 2012 un estudio examinó diez eventos relacionados con el clima, desde los incendios forestales hasta las inundaciones, estimando 917 muertes, 20 568 hospitalizaciones y 17 857 servicios de emergencia, con una carga financiera entre \$ 2,7 y \$ 24,6 mil millones (16).

Los efectos en la salud resultantes del cambio climático no se distribuyen equitativamente, varían entre regiones y escalas de tiempo, la vulnerabilidad de la salud local depende de una variedad compleja de factores que incluyen la exposición, la geografía, la demografía, las sensibilidades inherentes y la capacidad de adaptación local. Ciertas poblaciones, incluidos los niños, los adultos mayores, las comunidades de bajos ingresos y algunas comunidades étnicas, corren mayor riesgo de impactos negativos en la salud por el cambio climático (15).

Para las Américas, el *Acuerdo de París*, después de su aceptación por 189 países parte de la Convención Marco de las Naciones Unidas sobre el Cambio Climático (CMNUCC), establece la meta de limitar el calentamiento del planeta entre 1,5°C y 2°C; este acuerdo solicita a cada país que prepare, comunique y mantenga contribuciones determinadas a nivel nacional NDC, *por su sigla en inglés*, en las que se describan los objetivos propuestos y se divulguen los adelantos obtenidos respecto a las medidas para hacer frente al cambio climático (11).

Las NDC componen el núcleo del *Acuerdo de París* y aúnan los esfuerzos de los países para disminuir las emisiones de gases de efecto invernadero y contribuir en la mitigación y adaptación frente a las repercusiones del cambio climático. En septiembre del 2019, la *Cumbre sobre la Acción Climática de las Naciones Unidas*, solicitó a los países proponer y dar cumplimiento a metas más ambiciosas en esta materia, y que presentaran NDC actualizadas o nuevas en la CMNUCC (11).

Los 35 países de la región de las Américas presentaron sus primeras NDC en el período comprendido entre septiembre del 2015 y marzo del 2019, que incluyeron consideraciones sobre los impactos del cambio climático en diferentes sectores determinantes de la salud como el agua, el saneamiento ambiental y la actividad agropecuaria. La mayoría de los países determinaron que la salud era un sector prioritario incluyendo por lo menos una medida dirigida a la salud (11).

El proyecto *Perfiles de países sobre la salud y el cambio climático* de la Organización Panamericana de la salud (OPS), la OMS y la CMNUCC, evidenció los efectos del cambio climático en la salud humana y los progresos en la creación de sistemas de salud resistentes al clima. El proyecto proporciona una serie de indicadores nacionales de salud y cambio climático, para realizar seguimiento a los efectos, a corto, mediano, y largo plazo, del clima sobre el comportamiento de las enfermedades y la respuesta del sistema de salud (12).

Las poblaciones y las economías del Caribe han sufrido de manera reiterada los efectos de fenómenos meteorológicos y climáticos extremos; tales como huracanes, inundaciones, sequías y tormentas, que han cobrado vidas, perjudicado las condiciones de salud, los medios de subsistencia y los ecosistemas, retrasando el desarrollo y la calidad de vida. Aunque la carga por emisiones globales de los gases de efecto invernadero ha sido poca, los pequeños estados insulares del Caribe sufren desproporcionadamente las repercusiones del cambio climático en materia de alimentos, agua y seguridad nutricional, incremento de casos de enfermedades transmitidas por vectores y de enfermedades no transmisibles. El cambio climático pondrá en riesgo la existencia física de algunas islas a causa de la elevación del nivel del mar (17).

La OPS/OMS apoya iniciativas y acciones regionales en materia del cambio climático y salud, como se reflejó en los Objetivos de Desarrollo del Milenio (ODM) (14). En colaboración con otros organismos técnicos regionales, la OPS ha contribuido a las capacidades con apoyo técnico para los sistemas de alerta anticipada ante diversas amenazas (por ejemplo; los desastres afines con el clima, como las olas de calor, las enfermedades sensibles al clima, y los eventos extremos como las sequías e incluso las inundaciones), así como en fortalecer la capacidad de respuesta, las evaluaciones de riesgo y los planes nacionales de adaptación al cambio climático. En relación con la mitigación, la OPS colabora con el sector salud para “liderar con el ejemplo” en la disminución de la emisión de gases de efecto invernadero al fomentar sistemas de compras sostenibles y la puesta en marcha de establecimientos de atención de salud

“inteligentes” orientados a aumentar la resiliencia ante los desastres, a la vez que se reduce su huella de carbono y sus efectos ambientales (18).

En los últimos años, los fenómenos climáticos y meteorológicos han generado repercusiones reales y desastrosas en el Caribe, se han presentado huracanes que azotan la región causando devastación y pérdidas catastróficas. Se han experimentado días anormalmente calurosos, inundaciones y sequías repetidas y prolongadas (19).

Entre 1966 y 2015, el 60 % de las catástrofes climáticas en los pequeños estados insulares en desarrollo se han presentado en el Caribe. Esta región ha padecido cerca del 90 % de las defunciones, ha aportado el 79 % de la población afectada y cargado el 90 % de los costos por daños consecuentes a las catástrofes presentadas en este periodo. Cabe mencionar que las emisiones de estas islas son bajas, así como la huella de carbono (20).

El cambio climático es más que una amenaza ambiental, afecta principalmente la salud y el bienestar de poblaciones vulnerables, así como sus medios de subsistencia, su economía y su cultura. Esta problemática mundial continuará afectando negativamente a los océanos, la agricultura, la ganadería, la producción de alimentos, los recursos hídricos, entre otros aspectos que repercuten en la salud de los seres humanos y los animales. El cambio climático actúa como un multiplicador de los riesgos y aumenta la carga de las enfermedades sensibles a los efectos del clima, por lo que puede considerarse como el principal desafío en la actualidad (17).

La OMS estima que entre 2030 y 2050 se presentarán 250 000 muertes adicionales al año como resultado de las repercusiones del cambio climático sobre la nutrición y el aumento del número de casos de malaria, diarrea y agotamiento por calor (17). El cambio climático no es un problema de las generaciones futuras, es un problema actual y progresivo. En la actualidad se están registrando temperaturas medias más altas cada año y cada día se ven poblaciones más afectadas por desastres y eventos sensibles al clima. La carga por esta problemática es de mayor magnitud, si se considerara el aumento de las cifras de casos relacionados con salud mental evidenciado en estrés emocional y deterioro del bienestar a consecuencia de pérdida de vidas humanas, daños materiales, económicos, de reubicación o migración, pérdida de los medios de subsistencia, daño a los recursos hídricos y de alimentación, menor prestación de servicios públicos, daños del ecosistema y deterioro de los niveles de saneamiento e higiene ocasionados por desastres naturales o ambientales.

## **Importancia del clima en la salud humana**

El cambio climático es progresivo por las emisiones antropogénicas, lo que hace que cada vez sea más imprevisible la variabilidad climática y tenga un impacto nocivo en la salud humana, aumentando la morbi-mortalidad de diferentes enfermedades y generando enfermedades emergentes (21).

Las sequías generan mayor riesgo de transmisión de enfermedades vehiculizadas por agua, mayor probabilidad de incendios o tormentas de polvo, que incrementan las enfermedades respiratorias y cardiovasculares, aumentan la carga química y patógena de los caudales fluviales donde se han acrecentado las floraciones de algas nocivas como las cianobacterias, abriendo una puerta al aumento de la incidencia de intoxicaciones. Los incendios alteran los hábitats de los animales y exacerbando los reservorios de agentes patógenos, con afectación a los humanos (22).

En cuanto a las inundaciones, estas generan lesiones por enfermedades infecciosas de la piel y los ojos, aumento de ETV, mordeduras de serpientes, desplazamientos, problemas de salud mental, defunciones, contaminación biológica y química por metales pesados y pesticidas en el agua, desbordamientos de los sistemas de alcantarillado y contaminación del agua potable (23).

La escasez de alimentos es otra de las consecuencias del cambio climático, esto se debe a la disminución de la producción agrícola en algunas zonas del mundo, lo que aumenta los precios dificultando el acceso a comestibles, lo que puede generar malnutrición y mortalidad a corto o mediano plazo (22).

A continuación, se mencionan las principales enfermedades que han sido asociadas con el cambio climático.

### **Enfermedades respiratorias y alergias**

Estas enfermedades son causadas en gran medida por la quema de combustibles fósiles, seguido por la deforestación y la agricultura; estas actividades contribuyen en la formación de gases de efecto invernadero y a la contaminación del aire, generando efectos sobre la vía respiratoria. La OPS estimó que, en el 2010, el costo económico de los años de vida saludable perdidos debido a la contaminación por partículas en el aire fue de 1,9 billones de dólares (24). Se han ocasionado 500 000 muertes por cáncer de pulmón y 1,6 millones de fallecimientos por Enfermedad Pulmonar Obstructiva Crónica (EPOC) (25).

Aunque se conoce que la susceptibilidad es individual y depende de la genética, las personas pueden desarrollar enfermedades con diferente gravedad de acuerdo con la exposición y la vulnerabilidad. La contaminación del aire afecta a personas de todas las regiones, edades y grupos sociales, pero se ha documentado que estos efectos adversos afectan a las personas con ingresos económicos más bajos (21) y que los menores de cinco años presentan mayor mortalidad por esta causa (18).

El cambio climático evidenciado a través de inundaciones, sequías, huracanes, incendios forestales y olas de calor, se ha relacionado con variaciones en la incidencia de infecciones respiratorias como la influenza aviar y la coccidioidomicosis. Estos eventos climáticos favorecen la proliferación de virus, bacterias, hongos y debilitan la



respuesta inmunitaria del huésped, facilitando la propagación de patologías de las que se están notificando casos en nuevos lugares (26).

Las olas de calor están asociadas con sequías e islas de calor urbanas, que pueden ocasionar hiperventilación, y que, en personas con asma, causan tos y broncoconstricción (27). También se ha estudiado la influencia de los cambios de temperatura en la influenza, encontrando que los inviernos cálidos favorecen el aumento en su incidencia (28) por el incremento en la concentración de dióxido de carbono (29). El Virus Sincitial Respiratorio (VSR) puede incrementarse durante este periodo, causando infecciones en niños en el tracto respiratorio inferior, pero se presenta en menor proporción que la influenza en los inviernos cálidos (26).

El cambio climático favorece la aparición y exacerbación de enfermedades alérgicas respiratorias, lo cual se explica por los aumentos en las temperaturas máximas, que generan acumulación de gases de efecto invernadero, entre ellos el dióxido de carbono, el cual es empleado en la biología de las plantas, aumentando la producción y carga de proteínas alérgicas del polen, incrementando su generación y duración (3, 4, 27). El incremento de huracanes y tormentas facilita la movilización de alérgenos aéreos que aumentan la humedad y la proliferación de hongos, que, a su vez, incrementan los síntomas respiratorios (27).

## **Enfermedades cardiovasculares y cerebrovasculares**

La contaminación del aire puede estar relacionada con el 19 % de las muertes cardiovasculares y el 21 % de las defunciones por accidente cerebrovascular (25). Los estudios más recientes han evidenciado que a temperaturas más frías existe mayor riesgo de enfermedad cardiovascular, dado por el aumento de la presión arterial que entre los meses fríos y cálidos puede aumentar la incidencia de hipertensión. Estos cambios de clima alteran la aparición de enfermedades cardiovasculares, especialmente en población vulnerable de edad avanzada y en aquella población con antecedentes de riesgo cardiovascular (30).

La contaminación del aire medido por el incremento de material particulado (PM 2.5), aumenta en poco tiempo el riesgo relativo de eventos cardiovasculares agudos entre 1 y 3 %, e incrementa a largo plazo la probabilidad de afecciones cardio-metabólicas tales como hipertensión y diabetes mellitus (31), que a su vez aumentan las probabilidades de infarto agudo de miocardio, accidente cerebrovascular e insuficiencia cardíaca.

Las fuentes predominantes de PM 2.5 son la combustión de biomasa y los combustibles fósiles, así como la agricultura y la industria (32). Se ha documentado que el impacto en la salud atribuible a la contaminación del aire en los 28 países de la Unión Europea, representa un aumento significativo en la tasa de exceso de mortalidad anual debido a PM 2.5. Se ha evidenciado que los eventos cardiovasculares son predominantes en población adulta, con una proporción entre el 40 % y el 80 %, lo que indica que la

contaminación del aire reduce la esperanza de vida media en Europa en 2,2 años, con una tasa de mortalidad per cápita atribuible anual de 133 /100 000 habitantes (33).

Otro evento climático asociado a exceso de morbilidad y mortalidad por enfermedades cardiovasculares son las olas de calor. Se ha observado que el clima cálido puede afectar el tono y la estructura de los vasos sanguíneos al interferir con una variedad de factores biológicos como la síntesis de óxido nítrico, la producción de citocinas y la inflamación sistémica. Durante la exposición crónica al clima frío o caliente, la función cardiovascular puede disminuir, lo que aumenta el riesgo de infarto, arritmias cardíacas, enfermedades tromboembólicas y sepsis o choque inducidos por el calor. Las personas con eventos cerebrovasculares crónicos son más susceptibles de morir por olas de calor y padecer de un deterioro importante del estado de salud (34, 35).

Es importante destacar que los golpes de calor han demostrado que pueden dejar secuelas neurológicas de larga duración en los seres humanos tales como disfunción motora, deterioro cognitivo y deterioro motor; en otros casos han ocasionado disfunción cerebelosa y hasta la muerte, afectando a todo tipo de población, incluyendo jóvenes e individuos previamente sanos (36).

## Enfermedades transmitidas por alimentos y agua

El exceso de precipitaciones, las inundaciones, las altas temperaturas y las sequías aumentan el riesgo de enfermedades transmitidas por el agua como la hepatitis, el cólera, la fiebre tifoidea; entre otras, así como por condiciones que deterioran la calidad del agua, como la urbanización, la industrialización y las malas condiciones higiénicas (37, 35).

Un grupo particular de bacterias patógenas gram negativas, los vibrios, incluidas las especies *Vibrio vulnificus*, *Vibrio parahaemolyticus* y *Vibrio cholerae*, son causa de enfermedades en humanos y animales acuáticos, crecen en aguas a temperaturas cálidas y de baja salinidad que, con el aumento de las temperaturas en los entornos marinos, pueden desencadenar mayores brotes, debido a las altas tasas de crecimiento (38).

De igual forma, se ha demostrado que los eventos de lluvia irregular y severa están asociados con brotes de *Cryptosporidium* sp., (37) y que después de períodos de lluvias extremas aumentan los brotes, con mayor magnitud y graves consecuencias, producidos por *E. coli* O157: H7 y *Cryptosporidium* (39).

En un estudio establecieron un modelo en el que tuvieron en cuenta fuerzas impulsoras y posibles evoluciones económicas, sociales y tecnológicas, con este modelo hallaron que, a una temperatura superior de 19,2 ° C, se presenta un aumento en la morbilidad por enfermedades transmitidas por alimentos y agua (40).

## Enfermedades transmitidas por vectores

Más del 80 % de la población mundial está en riesgo de contraer una ETV, situación que se atribuye en gran medida al cambio climático, pero existen muchos procesos globales que contribuyen en alterar la dinámica de las enfermedades transmitidas por vectores, como es el uso de la tierra y los cambios socioeconómicos (41).

Se ha encontrado que, entre las variables climáticas y el crecimiento del vector, la tasa de mortalidad, la reproducción y la distribución espaciotemporal existe una fuerte relación. Luego de cada evento meteorológico extremo, los datos epidemiológicos indican la aparición y reaparición de enfermedades infecciosas (42).

Cuando aumenta la temperatura, el metabolismo de los vectores y los patógenos incrementa, por lo tanto, la replicación y propagación son más rápidas, mientras que, con el aumento de las precipitaciones, se amplía la disponibilidad de lugares de reproducción adecuados (41). Estas dinámicas amplían el periodo de transmisión en las zonas subtropicales y tropicales, esto representa una puerta de entrada para la inclusión de especies de vectores invasores y enfermedades infecciosas en climas donde no se presentaban, ya que se genera un ambiente favorable para la proliferación de los vectores (13, 43).

Se ha documentado un efecto inesperado a causa del descongelamiento de la tierra en áreas subpolares, este ha generado que emerjan esporas y otros microorganismos a la superficie, que, con la llegada del calor, se reactivan y pueden diseminar enfermedades (27).

El cambio climático ha ocasionado que algunos vectores se presenten a mayor altura de metros sobre el nivel del mar (msnm); este es el caso de las garrapatas, que son vectores de la borreliosis de Lyme y de la encefalitis transmitida por garrapatas; también se presenta esta situación en vectores como el *Aedes albopictus* (el mosquito tigre asiático), potencial transmisor de arbovirosis como zika, dengue y chikungunya, así como en especies de flebótomos que transmiten enfermedades como la leishmaniasis (44).

La epidemia de encefalitis del Nilo Occidental en el sudeste de Europa y los brotes posteriores se relacionaron con temperaturas muy elevadas en el verano de 2010 (44). Sin embargo, algunas pandemias, epidemias o brotes de rápida expansión, pueden no estar relacionados con el cambio climático, pero sí de forma indirecta, a través de desplazamientos de la población o alteraciones sociodemográficas, que ocasionan situaciones insalubres o infecciones transmitidas por contacto directo entre las personas, como es el caso del cólera y del ébola (27).

## Capítulo 2. Generalidades de las series de tiempo, metodología paso a paso

*Claudia Marcela Muñoz Lozada, Luis Carlos Gómez Ortega, Fabian Camilo Salgado Escobar, Paola Elena León Velasco, Oscar Eduardo Pacheco García*

### Introducción

Las series de tiempo, series temporales o series cronológicas son un conjunto ordenado de valores, constituidos en una forma estructurada para representar datos, son observaciones medidas en determinados momentos, ordenados de manera cronológica dependientes entre sí (45). Los datos para analizar se obtienen en periodos regulares y la unidad de tiempo puede ser: hora, día, mes, trimestre, año o cualquier período de interés (46). Esta técnica permite proyecciones a futuro, estudia individuos o grupos observados en momentos sucesivos en el tiempo y la relación de variables diferentes que cambian en el tiempo (47).

El análisis de series de tiempo establece que los diferentes factores que generan los patrones o tendencias seguirán en el espacio presente y futuro generando dicho comportamiento de la misma forma. Los principales objetivos del análisis de las series de tiempo son:

- Identificar y aislar tales factores de influencia con el propósito de realizar proyecciones.
- Estimar los valores futuros de la variable de estudio.
- Establecer ciertos patrones no aleatorios.
- Estudiar los componentes de la serie para proporcionar claves para las predicciones.
- Pronosticar comportamientos futuros y otros aspectos que estén sincronizados.

Para construir modelos es necesario utilizar datos históricos para caracterizar y enlazar el presente y el pasado. Estos modelos permiten extrapolar los datos observados en el tiempo (48).

Las series de tiempo han sido ampliamente utilizadas en diferentes campos para orientar decisiones en diversas áreas del mundo como los son dinámicas del transporte, identificación de fallas, mercados, clima y salud (48), también se utilizan en economía para realizar proyecciones de empleo o calcular diferentes índices de precios de los productos. En demografía se utilizan para pronosticar la variación poblacional anual y las tasas de mortalidad. En medio ambiente permiten calcular características climáticas y su comportamiento diario o mensual, como las precipitaciones o la temperatura media mensual (45).

El análisis de series de tiempo es utilizado para identificar patrones de permanencia o cambios en la información estadística en intervalos o periodos regulares, para obtener estimaciones futuras, en este caso el comportamiento de un evento y su posible relación con una variable climática. No obstante, es necesario aclarar, que al ser estudios de agrupación de casos se puede tener un sesgo, ya que, por emplear promedios, frecuentemente se desconoce la distribución conjunta de las características en estudio a nivel de cada individuo (49).

## **Ventajas y desventajas**

Las series de tiempo consideran las variaciones temporales en la exposición ya que utilizan grandes cantidades de datos, al analizar cinco o más años, mejora la potencia estadística. Utiliza medidas de exposición y de respuesta comunes a toda la población; recopila datos estadísticos en intervalos de tiempo definidos, por lo tanto, tienen la capacidad de establecer patrones no aleatorios y comportamientos futuros (50).

Otra ventaja de las series temporales es la posibilidad de controlar la confusión tiempo-dependiente, incluso la altamente correlacionada con la exposición, introduciendo tendencias u otras variaciones sistemáticas en las relaciones causales (51). Integran datos longitudinales en diferentes periodos, y es allí donde se identifican tendencias antes y después de las intervenciones (47).

Una de las principales desventajas es el uso inadecuado de las series cuando las tendencias de datos no son lineales (47). También existe la falacia ecológica conocida como la inferencia falsa que se realiza cuando se deduce incorrectamente a nivel individual a partir de información grupal (52). Respecto a la consistencia, en algunas bases se identifican problemas de calidad del dato por subregistro, registros incompletos o datos con errores durante la captación según los mecanismos de notificación.

## **Series de tiempo y salud**

Las series de tiempo en salud pública tienen gran fuerza por su capacidad de predicción, que acerca a la comprensión de diversas situaciones de salud pública y la realización de inferencias de fenómenos desconocidos o poco explorados en este ámbito (47). Permiten identificar la asociación entre las series temporales de eventos de interés en salud pública y otras series como la temperatura, la precipitación o la contaminación (52). Para su utilización es fundamental controlar los posibles confusores como brotes o epidemias registrados en diferentes años, comportamientos inusuales que puedan relacionarse con la variable dependiente, los factores estacionales o los efectos calendario como los días de fiesta, entre otros (51).

Se han realizado estudios sobre la asociación a corto plazo entre las variaciones temporales en la contaminación atmosférica y en datos agregados de variables de salud, como la mortalidad y las consultas en el servicio de urgencias, identificando la influencia de las variables meteorológicas en los servicios de salud (51). Los datos epidemiológicos históricos de eventos de salud muestran la dinámica del comportamiento epidémico (53).

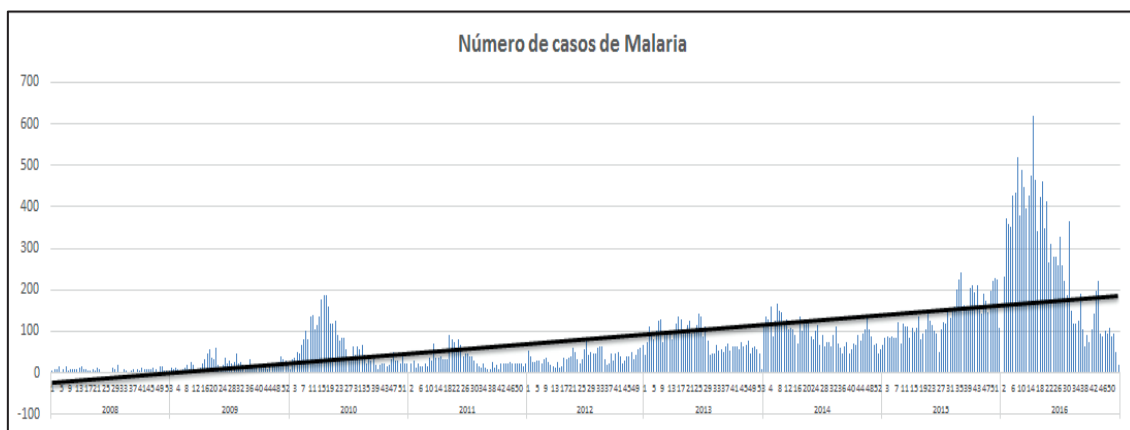
El análisis de la dinámica espacio temporal es clave para comprender el comportamiento de los eventos de interés en salud pública en diferentes regiones geográficas. Al realizar estudios de series temporales, se identifican comportamientos no estacionarios en eventos como accidentes de tránsito, enfermedades respiratorias agudas y malaria (50).

## Metodología para el análisis de series de tiempo

Hay múltiples metodologías y modelos de análisis de series temporales tales como los modelos auto-regresivos, los modelos de medias móviles, ARIMA; entre otros, que confluyen en un enfoque general con diversos elementos: tendencia, ciclo, estacionalidad y comportamientos irregulares (47).

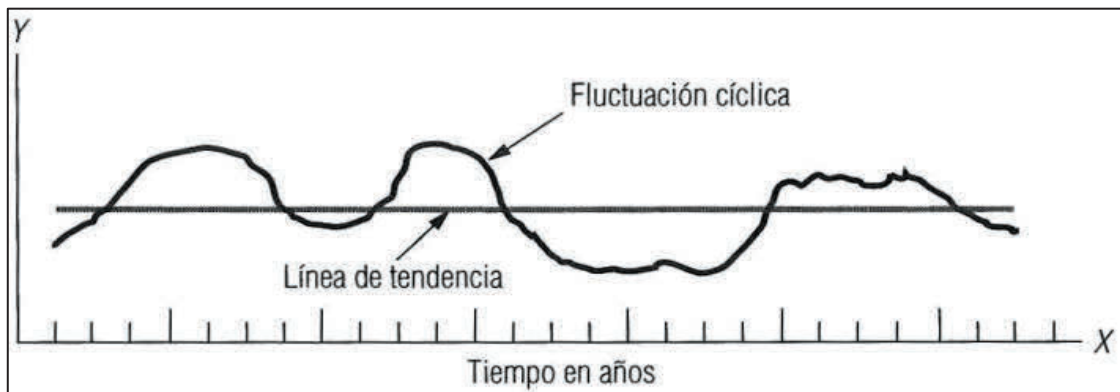
**Tendencia:** en el primer análisis de una serie de tiempo se evalúa si los datos tienden a aumentar, disminuir o a mantenerse estables en el tiempo, es así como se estima la tendencia en un periodo largo, ya que, si se evalúa un sólo año, series que parecieran aumentar o disminuir, pueden presentar comportamientos estables (**Figura 1**).

**Figura 1.** Evaluación de la tendencia como componente temporal en una serie de tiempo



**Fluctuación cíclica:** es caracterizada por oscilaciones alrededor de la tendencia con una larga duración y sus factores no son claros. Por ejemplo, fenómenos climáticos, que tienen ciclos de varios años (**Figura 2**).

**Figura 2.** Ejemplo de fluctuación cíclica en una serie temporal



Fuente: Levin R, 2004

**Variación estacional:** este tipo de variación se define como un movimiento repetitivo y predecible alrededor de la línea de tendencia en un año o menos. Con el fin de detectar la variación estacional, los intervalos de tiempo necesitan medirse en unidades pequeñas, como días, semanas, meses o trimestres (**Figura 3**).

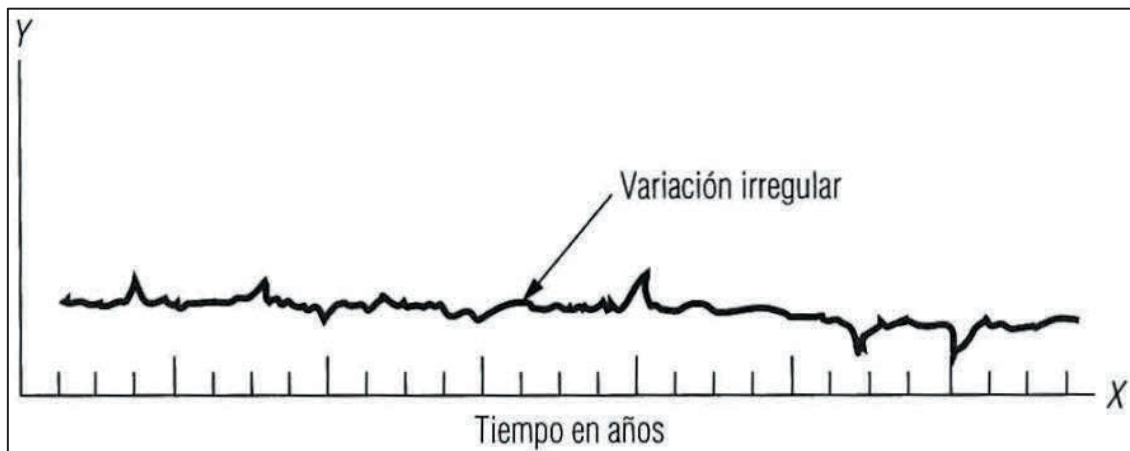
**Figura 3.** Ejemplo de la variación estacional en una serie temporal



Fuente: Levin R, 2004

**Variación irregular o componente aleatorio:** son movimientos erráticos que no siguen un patrón específico y que obedecen a causas diversas. Este componente es prácticamente impredecible. Este comportamiento representa todos los tipos de movimientos de una serie de tiempo que no son tendencia, variaciones estacionales ni fluctuaciones cíclicas (**Figura 4**).

**Figura 4.** Ejemplo componente irregular en una serie de tiempo



Fuente: Levin R, 2004

## Relación y análisis de datos de clima y salud en series temporales

El proceso de análisis de la información de clima y salud requiere de la interpretación de datos provenientes de dos sectores diferentes: salud y ambiente.

### *Datos de clima*

El uso de bases de datos climatológicas del sistema que administra el IDEAM, provee su información en cuatro tipos de agregaciones; datos diarios, datos mensuales, datos anuales y promedios climatológicos de 30 años, dispuestos todos ellos en calendario gregoriano (lunes a domingo).

### *Datos de salud*

La información de los eventos de interés en salud pública se encuentra registrada en el Sistema Nacional de Vigilancia en Salud Pública (Sivigila) o en el Sistema Integrado de Información de la Protección Social (SISPRO), siendo el primero, quien provee información agregada de cuatro formas: datos diarios, datos por semana epidemiológica, datos por periodo epidemiológico y datos anuales considerando además que la información en salud pública está dispuesta en calendario epidemiológico (domingo a sábado), mientras que en SISPRO, las bases de datos las podemos agrupar de manera diaria para que a partir de ellas se construyan los intervalos de tiempo necesarios.



### Estandarización de calendarios

Uno de los retos para analizar la información climatológica y los eventos en salud, corresponde a la disparidad existente para la emisión de datos a partir de las dos fuentes, por lo que se hace necesario:

- Consolidar el número de casos o consultas del evento de interés en salud que se desea estandarizar agrupando los datos en el intervalo de tiempo definido (diario, semana epidemiológica, mes, periodo epidemiológico) tomando en cuenta la fecha de notificación o la fecha de la consulta médica (**Figura 5**).
- En contraste, la variable ambiental de interés (temperatura, precipitación) deberá ser registrada en la misma periodicidad (**Figura 5**).

Una vez se ha estandarizado la información se puede realizar el análisis inicial de la información, para ello se presenta la metodología de series de tiempo desde la perspectiva de salud y clima.

Los componentes que se describirán a continuación están basados en la *Estadística para administración y economía de Levin*, anteriormente descritos (54).

**Figura 5.** Ejemplo de estandarización de casos y variables climáticas para el análisis de series temporales

Año	Mes	SE	Día	Casos diarios del evento en consideración	Variable diaria registrada (Temperatura)	Variable por semana epidemiológica	Casos por mes calendario
			1	8	27,20		
			2	2	27,00		
			3	4	27,20		
			4	6	27,00		
			5	13	27,10		
			6	12	27,80		
			7	15	27,60		
		1	8	8	27,60		
			9	7	27,50		
			10	9	27,40		
			11	12	27,60		
			12	13 SD			
			13	16	27,50		
			14	9	27,30		
		2	15	7	27,70		
	Enero		16	14	27,10		
			17	6	27,50		
			18	2	27,10		
			19	3	25,80		
			20	4 SD			
			21	16	26,50		
							186

## Diseño de series temporales en salud, bajo el análisis de semanas epidemiológicas

Teniendo en cuenta estos cuatro componentes se estableció una herramienta para el análisis de series temporales en el enfoque de clima y salud. La descripción que se presenta a continuación está construida para el análisis de series de seis años, si esta se quiere adaptar para un periodo de cinco años o más amplios, a medida que se explique la herramienta se señalarán los ajustes a considerar.

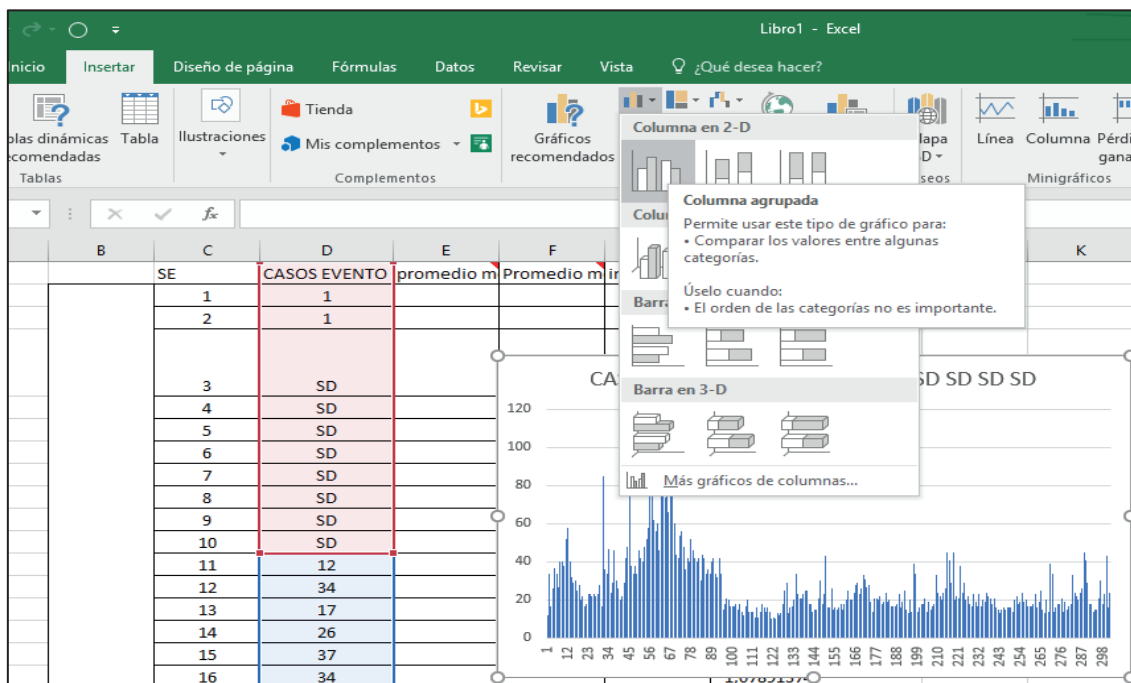
- Herramienta para análisis por 52 semanas epidemiológicas (número par)

En la columna D de una hoja de Excel se consignarán los casos del evento en análisis; es decir, la información referente al número de casos por semana epidemiológica (1-52) de los seis años en análisis.

### Análisis de Tendencia

Una vez se ingresen los casos, se grafican señalando la columna D y se inserta un gráfico de barras de columna agrupada (Figura 6).

Figura 6. Registro de casos por semana epidemiológica

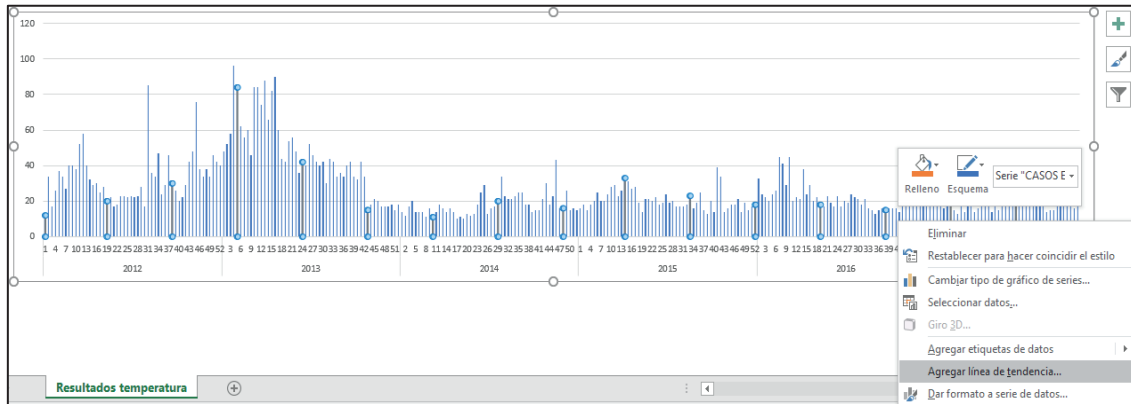


Acto seguido, en el gráfico deberá dar clic derecho sobre el eje x y en *Seleccionar datos* (Figura 7).



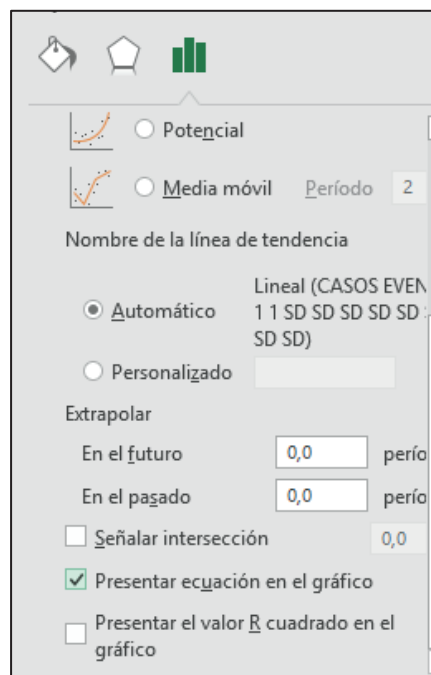
construido se debe ubicar el cursor en las barras de datos y se debe oprimir el clic derecho del mouse, e indicar *agregar la línea de tendencia de datos* (Figura 9).

**Figura 9.** Inclusión de fórmula en gráfico de barras



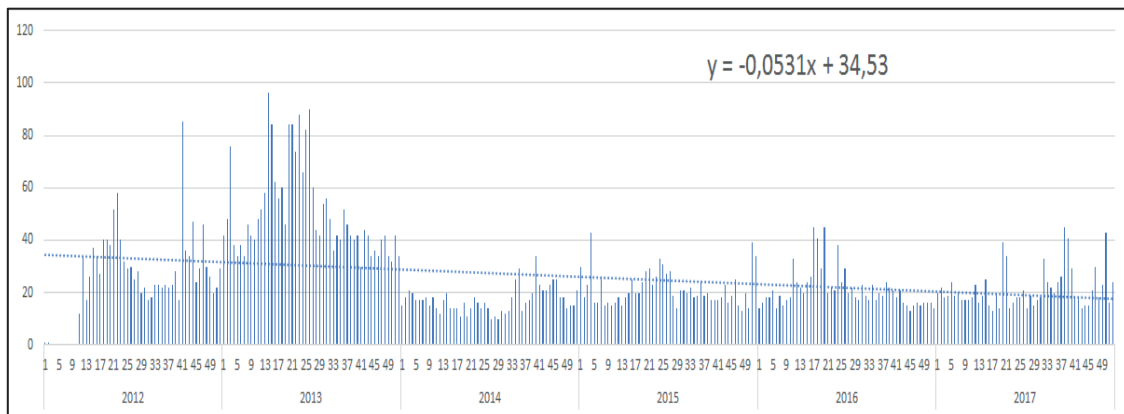
**Figura 10.** Selección de inclusión de fórmula en gráfico de barras

En opciones de línea de tendencia señalar *lineal* e indicar que es necesario presentar la ecuación en el gráfico (Figura 10).



El gráfico final quedará de la siguiente manera (Figura 11):

**Figura 11.** Gráfico de tendencia de casos



Como se observa en la ecuación de la recta, en este caso la pendiente  $m$  es negativa; y el intercepto de 34,53 nos indica el punto de partida cero de la recta.

Esta recta nos determinará la tendencia de la serie de datos durante los diferentes años; sin embargo, la ecuación de la recta demarcará cuántos cambios tiene el dato de los casos por intervalo de tiempo; es decir, por cada año, disminuyen  $x$  número de casos.

### Análisis de Ciclicidad

Para la variación cíclica es necesario tener definido  $Y$  al igual que  $\hat{Y}$ , donde  $Y$  es el valor real de la serie de tiempo,  $\hat{Y}$  es el valor de tendencia estimado a partir del mismo punto de la serie de tiempo.

La columna de casos es el valor  $Y$  real u observado; para construir la  $\hat{Y}$  se deben tener en cuenta dos componentes. En primera instancia, se toma el consecutivo de la serie de tiempo; es decir, que el primer dato de la serie y su consecutivo hasta el último dato, en el ejemplo el consecutivo va de 1 a 312 (**Figura 12**).

El segundo ítem para tener en cuenta es la ecuación de la recta de la pendiente anteriormente descrita:  $\hat{Y} = mx + b$

En nuestro ejemplo, la ecuación de la recta queda de la siguiente manera:  $\hat{Y} = -0,0531x + 34,53$ .

Posteriormente, se hace el reemplazo y se despeja la ecuación de la recta para cada  $Y$  observado; es decir, que para los consecutivos la ecuación será la siguiente:

$$\begin{aligned} \text{1ra observación: } \hat{Y} &= -0,0531*(1) + 34,53. = 34,47 \\ \text{2da observación: } \hat{Y} &= -0,0531*(2) + 34,53. = 34,42 \\ \text{312va observación: } \hat{Y} &= -0,0531*(312) + 34,53. = 17,96 \end{aligned}$$

**Figura 12.** Reemplazo de la y prima ( $\hat{Y}$ ) de acuerdo con las observaciones

	A	B	C	D	E	F
1	Consecutivo	Año	SE	y (Casos)	yprima	
2	1		1	1	$=(-0,0531*A2)+34,53$	
3	2		2	1	34,4238	
4	3		3	SD	34,3707	
5	4		4	SD	34,3176	
6	5		5	SD	34,2645	
7	6		6	SD	34,2114	
8	7		7	SD	34,1583	
9	8		8	SD	34,1052	
10	9		9	SD	34,0521	
11	10		10	SD	33,999	
12	11		11	12	33,9459	
13	12		12	34	33,8928	
14	13		13	17	33,8397	

El siguiente punto por identificar corresponde al porcentaje equivalente del número real de la tendencia observada, para ello se deberá realizar la razón entre  $Y$  frente a  $\hat{Y}$  y se multiplica por 100 así (**Figura 13**):

1ra observación: % de tendencia:  $1/34,47*100=2,90$

2da observación: % de tendencia:  $1/34,47*100=2,90$

312va observación: % de tendencia:  $312/34,47*100=133,6$

**Figura 13.** Porcentaje de tendencia

	A	B	C	D	E	F
1	Consecutivo	Año	SE	y (Casos)	yprima	Porcentaje de tendencia
14	13		13	17	33,8397	$=D14/E14*100$
15	14		14	26	33,7866	76,95358515
16	15		15	37	33,7335	109,6832526
17	16		16	34	33,6804	100,9489198
18	17		17	27	33,6273	80,29190568
19	18		18	40	33,5742	119,1391009
20	19		19	40	33,5211	119,3278264
21	20		20	38	33,468	113,5412932
22	21		21	52	33,4149	155,6191998
23	22		22	58	33,3618	173,8515308
24	23		23	40	33,3087	120,0887456
25	24		24	32	33,2556	96,22439529
26	25		25	29	33,2025	87,34282057

Finalmente, con el último paso se estiman los residuos cíclicos relativos, para ello se resta 100 al porcentaje de tendencia:

*1ra observación: residuos cíclicos relativos:  $2,90-100= -97$*

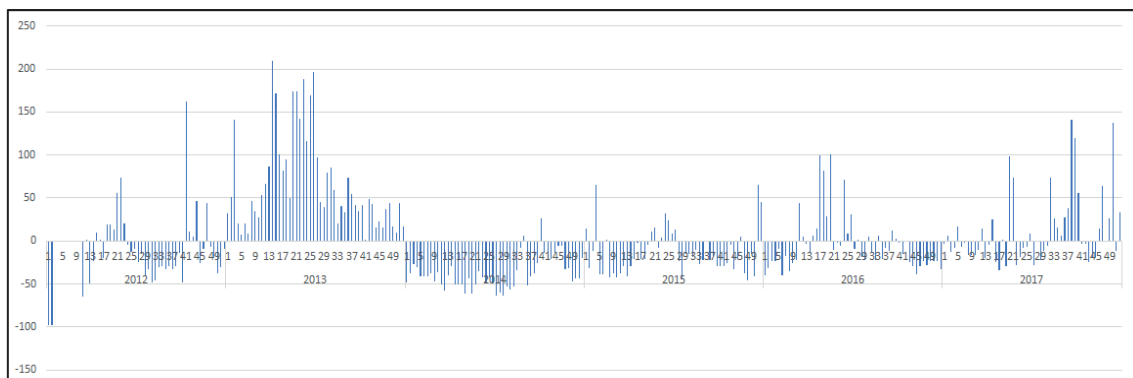
*2da observación: residuos cíclicos relativos:  $2,90-100= -97$*

*312va observación: % de tendencia:  $133,6 - 100= 33,6$*

Esta medida nos permitirá señalar la dispersión de los datos eliminando la línea de tendencia, lo cual al graficar nos muestra como resultado el panorama de los años en los que se presentan ciclos de aumento y de disminución y que tan repetitivos son (**Figura 14**).

Para tal fin se insertará un gráfico de barras con la distribución y se evaluarán los posibles ciclos durante los distintos años; por ejemplo, cada cinco años, cada cuatro años, etc.

**Figura 14.** Gráfico de barras a partir de residuos cíclicos



Nótese en la **Figura 14** como la línea de tendencia es el cero, o el punto de referencia y como se puede ver que los casos tienden a aumentar cada cuatro años.

## Análisis de Estacionalidad

El análisis estacional de una serie de tiempo permitirá identificar los cambios de la serie durante un año, para establecer posibles patrones de cambio en el pasado; de la misma manera, permite proyecciones de los patrones al futuro, en periodos cortos.

El principal método para calcular el componente estacional es el de promedio móvil.

En primera instancia se debe calcular el promedio móvil, para ello vamos a plantear el siguiente ejemplo:

- ✓ Tenga en cuenta los casos en análisis y la posición que ocupa en la serie de tiempo; es decir, si se va a realizar el análisis del comportamiento de 52 semanas epidemiológicas el promedio móvil deberá partir desde la semana 27 del primer año de análisis y terminar en la semana 26 del último año de análisis.

En la columna promedio móvil realice la sumatoria de la semana 1 a la 52 y divida por el número de observaciones de cada año, en este caso 52 durante el primer año, así (Figura 15):

Figura 15. Determinación de promedio móvil

	A	B	C	D	E	F	G
1	Consecutiv	Año	SE	CASOS EVENT	promedio mov		
2	1	2012	1	1		<div style="border: 1px solid black; padding: 2px;">                     Use la suma móvil                      promediar con el total de                      periodos de análisis                 </div>	
3	2		2	1			
4	3		3	SD			
5	4		4	SD			
6	5		5	SD			
7	6		6	SD			
8	7		7	SD			
9	8		8	SD			
10	9		9	SD			
11	10		10	SD			
12	11		11	12			
13	12		12	34			
14	13		13	17			
15	14		14	26			
16	15		15	37			
17	16		16	34			
18	17		17	27			
19	18		18	40			
20	19		19	40			
21	20		20	38			
22	21		21	52			
23	22		22	58			
24	23		23	40			
25	24		24	32			
26	25		25	29			
27	26		26	30			
28	27		27	25	=SUMA(D2:D53)/52		<div style="border: 1px solid black; padding: 2px;">                     SUMA(número1; [número2]; ...)                 </div>
29	28		28	28	20,44231		
30	29		29	20	27,90385		
31	30		30	22	28,63462		
32	31		31	17	29,28846		
33	32		32	18			

Este promedio se deberá extender, en este caso hasta la semana 26 del último año (Figura 15).

Luego se calcula el promedio móvil centrado, para lo cual se toma la primera suma realizada en la semana epidemiológica 27, se adiciona a la semana 28 y se divide en dos, y así sucesivamente hasta la semana 26 del último año de análisis, de la siguiente manera (Figura 16):



Figura 16. Cálculo del promedio móvil centrado

UMA					
= (E28+E29)/2					
A	B	C	D	E	F
Consecutivo	Año	SE	CASOS EVENTO	promedio n	Promedio movil centrado
25	2012	25	29		
26		26	30		
27		27	25	24,75	= (E28+E29)/2
28		28	28	25,538462	25,99038462
29		29	20	26,442308	27,17307692
30		30	22	27,903846	28,26923077
31		31	17	28,634615	28,96153846
32		32	18	29,288462	29,65384615
33		33	23	30,019231	30,34615385
34		34	23	30,673077	31,11538462
35		35	22	31,557692	31,96153846
36		36	23	32,365385	32,75
37		37	22	33,134615	33,48076923
38		38	23	33,826923	34
39		39	28	34,173077	34,56730769
40		40	17	34,961538	35,63461538
41		41	85	36,307692	36,75961538
42		42	36	37,211538	37,48076923
43		43	34	37,75	38,02884615
44		44	47	38,307692	38,5
45		45	24	38,692308	38,75
46		46	29	38,807692	39,25
47		47	46	39,692308	40
48		48	30	40,307692	40,46153846
49		49	26	40,615385	41,07692308
50		50	20	41,538462	41,86538462
51	51	22	42,192308	42,70192308	

El tercer paso es calcular el índice estacional, el cual consiste en estimar cuánto representa el valor real observado del promedio móvil centrado, para lo cual se realiza el cociente del número real entre el promedio móvil centrado, desde la semana 27 del primer año, hasta la semana 26 del último año (**Figura 17**):

**Figura 17.** Cálculo del índice estacional

JMA						
=D28/F28						
A	B	C	D	E	F	G
Consecutivo	Año	SE	CASOS EVENTO	promedio m	Promedio movil centrado	índice estacional específico
25	2012	25	29			
26		26	30			
27		27	25	24,75	25,14423077	=D28/F28
28		28	28	25,5384615	25,99038462	1,077321495
29		29	20	26,4423077	27,17307692	0,736022647
30		30	22	27,9038462	28,26923077	0,778231293
31		31	17	28,6346154	28,96153846	0,586985392
32		32	18	29,2884615	29,65384615	0,607003891
33		33	23	30,0192308	30,34615385	0,75792142
34		34	23	30,6730769	31,11538462	0,739184178
35		35	22	31,5576923	31,96153846	0,688327316
36		36	23	32,3653846	32,75	0,702290076
37		37	22	33,1346154	33,48076923	0,657093624
38		38	23	33,8269231	34	0,676470588
39		39	28	34,1730769	34,56730769	0,810013908
40		40	17	34,9615385	35,63461538	0,47706422
41		41	85	36,3076923	36,75961538	2,312320167
42		42	36	37,2115385	37,48076923	0,96049256
43	43	34	37,75	38,02884615	0,894058154	

Este índice estacional es el que nos denota los cambios de la serie de datos año a año y se deberá organizar por años y por semana epidemiológica, partiendo del índice estacional de la semana 26 del primer año hasta el índice estacional del último año (**Figura 18**):

**Figura 18.** Orden del índice estacional

SE	2012	2013	2014	2015	2016
1		0,93955689	0,52917232	1,44444444	0,62704565
2		1,06212766	0,65340314	0,85635865	0,71817005
3		1,66821444	0,78	1,08826206	0,80550775
4		0,82470785	0,76274294	2,02352941	0,80550775
5		0,72712317	0,66919001	0,74719353	0,94056848
6		0,80129765	0,68981662	0,74186358	0,62677572
7		0,71075377	0,70438247	1,19964508	0,85282693
8		0,95546235	0,75636364	0,69302532	0,67328442
9		0,86597938	0,63751532	0,74485228	0,76206897
10		0,81712827	0,78097622	0,69798658	0,80898876
11		0,97045101	0,62542955	0,73988439	1,48571429
12		1,04260652	0,54905411	0,83015521	1,07865169
13		1,15599847	0,7935368	0,69179601	0,98493328
14		1,89990485	0,94545455	0,83758389	0,89193825
15		1,67196172	0,66636156	0,9403255	1,06803594
16		1,24526844	0,67563805	1,18020881	1,15506194
17		1,1212938	0,68972051	0,94459582	2,00256739
18		1,20254384	0,55026455	0,94674556	1,83082868
19		0,92212799	0,80894507	1,14285714	1,29888028
20		1,67838617	0,56161021	1,33700643	2,02948829
21		1,67870869	0,72582253	1,38666667	0,90552895
22		1,47715931	0,95510204	1,10383018	0,99478261
23		1,7499044	0,86847599	1,24723247	0,95039164
24		1,30742857	0,77488026	1,57938334	1,72125436
25		1,61453995	0,90681199	1,46812386	1,09714286
26		1,76370831	0,81114206	1,25750112	1,35125448
27	0,99426386	1,18070009	0,57874235	1,3058296	
28	1,07732149	0,87528692	0,63134658	0,89330922	
29	0,73602265	0,84930974	0,57331863	0,66031746	
30	0,77823129	1,10769231	0,73518216	1,00413793	
31	0,58698539	1,15670308	0,6706072	1,01345708	
32	0,60700389	0,9989994	0,72727273	0,96385542	
33	0,75792142	0,75499093	1,00267809	1,06468125	
34	0,73918418	0,88888889	1,38814736	0,87394958	
35	0,68832732	0,85614324	1,61197221	0,92207186	
36	0,70229008	1,12432432	0,72338149	1,1625524	
37	0,65709362	1,00631048	0,89079229	0,91185971	
38	0,67647059	0,93333333	0,9424307	0,94977169	
39	0,81001391	0,90454447	1,10638298	0,80254199	
40	0,47706422	0,97456493	1,88486141	0,79927667	
41	2,31232017	0,7195572	1,27234043	0,79711452	
42	0,96049256	1,08487435	1,15129151	0,84210526	
43	0,89405815	1,05813953	1,14106583	1,06358382	
44	1,22077922	0,87589794	1,24002074	0,72505447	
45	0,61935484	0,94593229	1,336074	0,85135717	
46	0,7388535	0,91725032	1,31912735	1,10968843	
47	1,15	1,12068966	0,9345981	0,66354743	
48	0,74144487	1,21807027	0,92535838	0,57753097	
49	0,6329588	1,02255639	0,71442591	0,89079229	
50	0,47772164	0,99820036	0,75471698	0,6235546	
51	0,51519928	1,35820896	0,74250357	1,73853408	
52	0,66227492	1,15029278	1,02583372	1,51890034	

Posteriormente se adicionan dos columnas: la media modificada y el factor de ajuste del promedio. La media modificada se calcula con base en el promedio de los años en donde existan datos; es decir; para la primera semana se realiza la suma del índice estacional del 2013, 2014, 2015, 2016 y 2017, y se divide entre cinco, este promedio se

estima hasta la semana 26, en donde cambia la sumatoria desde el primer año hasta el penúltimo 2012, 2013, 2014, 2015, 2016 (**Figura 19**).

**Figura 19.** Cálculo de la media modificada

SE	2012	2013	2014	2015	2016	Media modificada
1		0,9395569	0,5291723	1,4444444	0,6270457	=(Q5+R5+S5+T5)/4
2		1,0621277	0,6534031	0,8563586	0,71817	0,822514874
3		1,6682144	0,78	1,0882621	0,8055077	1,08549606
4		0,8247078	0,7627429	2,0235294	0,8055077	1,104121986
5		0,7271232	0,66919	0,7471935	0,9405685	0,771018798
6		0,8012976	0,6898166	0,7418636	0,6267757	0,714938391
7		0,7107538	0,7043825	1,1996451	0,8528269	0,866902061
8		0,9554624	0,7563636	0,6930253	0,6732844	0,769533933
9		0,8659794	0,6375153	0,7448523	0,762069	0,752603989
10		0,8171283	0,7809762	0,6979866	0,8089888	0,776269957
11		0,970451	0,6254296	0,7398844	1,4857143	0,955369811
12		1,0426065	0,5490541	0,8301552	1,0786517	0,875116881

Antes de adicionar la columna factor de ajuste del promedio se debe construir el factor de ajuste, el cual se realiza dividiendo el número de periodos de análisis (en este caso 52) entre la sumatoria de todas las medias modificadas.

$$n / \sum (MM1...MMx)$$

Donde *n* es el número de periodos de análisis y *MM* la media modificada para cada semana o periodo epidemiológico.

Posterior a la construcción del factor de ajuste se adiciona la columna factor de ajuste del promedio, la cual es la multiplicación de la media modificada y el factor de ajuste (**Figura 20**).

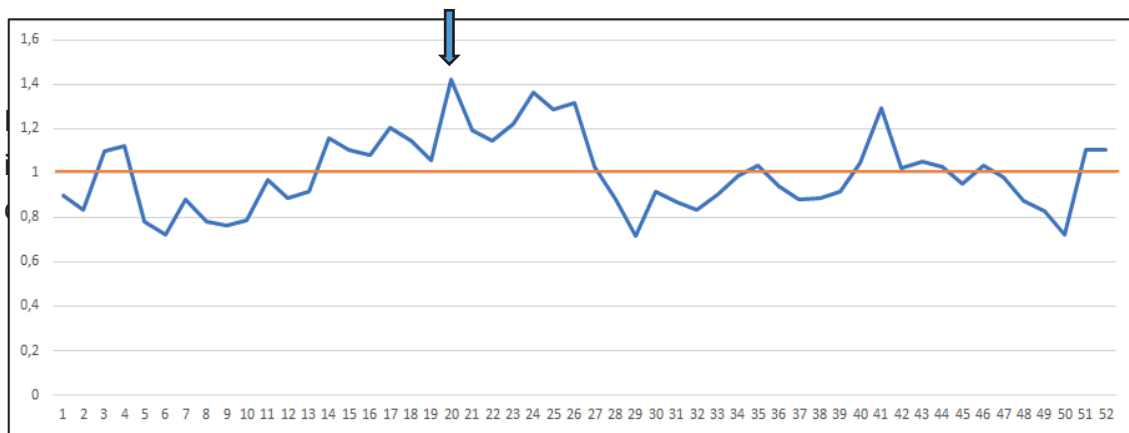
**Figura 20.** Cálculo del factor de ajuste

SE	2012	2013	2014	2015	2016	Media modificada	factor de ajuste promedio
1		0,9395569	0,5291723	1,4444444	0,6270457	0,885054827	=R5*SV\$4
2		1,0621277	0,6534031	0,8563586	0,71817	0,822514874	0,8340091
3		1,6682144	0,78	1,0882621	0,8055077	1,08549606	1,1006653
4		0,8247078	0,7627429	2,0235294	0,8055077	1,104121986	1,1195515
5		0,7271232	0,66919	0,7471935	0,9405685	0,771018798	0,7817934
6		0,8012976	0,6898166	0,7418636	0,6267757	0,714938391	0,7249293
7		0,7107538	0,7043825	1,1996451	0,8528269	0,866902061	0,8790165
8		0,9554624	0,7563636	0,6930253	0,6732844	0,769533933	0,7802877
9		0,8659794	0,6375153	0,7448523	0,762069	0,752603989	0,7631212
10		0,8171283	0,7809762	0,6979866	0,8089888	0,776269957	0,7871179
11		0,970451	0,6254296	0,7398844	1,4857143	0,955369811	0,9687206
12		1,0426065	0,5490541	0,8301552	1,0786517	0,875116881	0,8873462
13		1,1559985	0,7935368	0,691796	0,9849333	0,906566139	0,9192349
14		1,8999049	0,9454545	0,8375839	0,8919383	1,143720385	1,1597032

Factor de ajuste 1,0139744

Finalmente, ese factor de ajuste graficado nos señala la variación de los casos respecto al tiempo semana a semana, una vez se ha eliminado la tendencia, por ejemplo, cómo se puede ver en la semana 20 se da periódicamente un aumento de los casos cercano al 40 % (**Figura 21**).

**Figura 21.** Gráfico del índice estacional de casos



Finalmente es necesario desestacionalizar la serie de datos, para ello se utiliza el factor de ajuste promedio (**Figura 22**), los datos que resultan de cada semana se repetirán en una columna anexa al número de casos y se dividen los casos entre este factor de ajuste, lo que nos va a estimar los casos reales desestacionalizados (**Figura 23**).

**Figura 22.** Índice estacional vs factor de ajuste promedio

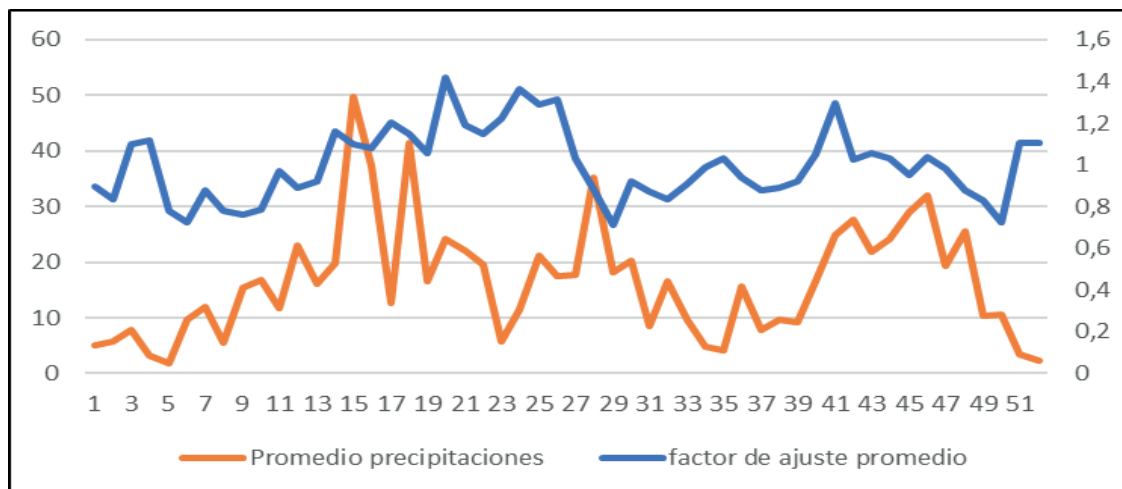


Figura 23. Cálculo casos desestacionalizados

JMA					
=D15/K15					
A	B	C	D	K	L
Consecutivo	Año	SE	CASOS EVENTO	factor de ajuste	Casos desestacionalizados
13	2012	13	17	0,9192349	18,5
14		14	26	1,1597032	=D15/K15
15		15	37	1,1018568	33,6
16		16	34	1,0789137	31,5
17		17	27	1,2061676	22,4
18		18	40	1,1484231	34,8
19		19	40	1,0577808	37,8
20		20	38	1,4212097	26,7
21		21	52	1,1905902	43,7
22		22	58	1,1485476	50,5
23		23	40	1,2208264	32,8
24		24	32	1,3645426	23,5
25		25	29	1,2894253	22,5
26		26	30	1,314011	22,8
27		27	25	1,0290664	24,3
28		28	28	0,8814643	31,8
29		29	20	0,7145905	28,0
30		30	22	0,9189761	23,9
31		31	17	0,8689134	19,6
32		32	18	0,8358018	21,5
33		33	23	0,907576	25,3

### Variación irregular

El último componente de la serie de tiempo es la variación irregular. Después de eliminar las variaciones de tendencia, ciclicidad y estacionalidad de una serie de tiempo, todavía queda un factor impredecible que se presenta en intervalos cortos y sigue un patrón aleatorio. Este factor puede estar mediado por cambios en el comportamiento habitual del número de casos, como periodos de brote, búsquedas activas de casos o cambios en la definición de casos, lo cual no es constante en los años y sale de todos los demás componentes; por lo tanto, no se describe matemáticamente.

Teniendo en cuenta la metodología para el análisis de series de tiempo descrita anteriormente, se llevó a cabo un análisis en 18 departamentos (Antioquia, Cundinamarca, Boyacá, Tolima, Caldas, Atlántico, Santander, Magdalena, San Andrés, Córdoba, La Guajira, Quindío, Sucre, Bolívar, Risaralda, Cesar, Huila y Norte de Santander) y tres distritos (Cartagena, Bogotá D.C. y Santa Marta), que comprenden las regiones Andina y Caribe colombianas. Para ello se tomó la información climatológica de temperatura y precipitaciones recolectada de las mediciones de las estaciones meteorológicas de los municipios que conforman los departamentos y que presentaban una completitud superior al 70 % de datos durante toda la serie de tiempo.

Se identificaron 1 088 estaciones meteorológicas del IDEAM que corresponden a estaciones agro-meteorológicas, climáticas principales y ordinarias, meteorológicas especiales, sinópticas principales y sinópticas secundarias y de ellas, se consideraron 372 que estaban activas para el periodo entre 2008 y 2018 con registro de información de los 18 departamentos y los tres distritos seleccionados para el estudio.

De manera semejante y teniendo en cuenta el mismo criterio de completitud de datos, se realizaron análisis de series de tiempo para enfermedades transmitidas por vectores y zoonosis como dengue, malaria, accidente ofídico y leptospirosis; enfermedades vehiculizadas por agua como enfermedad diarreica aguda (EDA); infección respiratoria aguda (IRA) y enfermedades cardiovasculares y crónicas como infarto agudo de miocardio, accidente cerebrovascular y enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC).

Una vez definidos los municipios que contaban con información suficiente de las variables meteorológicas, como criterio de inclusión para definir el número de casos mínimo por cada evento de salud, se agruparon los datos de los casos por departamento y se distribuyeron en percentiles incluyendo solamente los eventos en los cuales el número de casos por municipio estaba dentro del percentil 90.

De esta manera, se presentan los análisis de los componentes de las series de tiempo partiendo del análisis de tendencia correspondiente a los eventos de salud pública con fuente de notificación del Sivegila y Registros individuales de prestación de servicios de salud (RIPS). El análisis comprende el estudio de la tendencia secular a través mínimos cuadrados, fluctuación cíclica (método de residuos), variación estacional e irregular (razón de promedios móviles).

Complementario a lo anterior y una vez analizados los componentes de las series temporales, se efectuó un análisis observacional de las correspondencias entre el comportamiento de los eventos de salud pública durante la serie de tiempo en comparación con las variables climáticas en el tiempo, lo que identificó posibles relaciones, directas o inversas, bien sea con incremento, disminución o comportamiento estático entre las variables que se incorporan. Para los análisis de las series de tiempo se calcularon percentiles para clasificar el comportamiento de cada evento y las variables climáticas. Los datos se presentaron mediante tablas, gráficos y mapas.

## **Resultados análisis de series de tiempo**

A continuación, se presentan los resultados del análisis de series de tiempo del proyecto: *Influencia de las variables meteorológicas (temperatura y precipitación) en la casuística de eventos de interés en salud pública en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018.*

## Tendencia

Respecto a la tendencia de los eventos de interés en salud pública encontrada en los departamentos, se observó una tendencia creciente en IAM, accidente ofídico e IRA, decreciente en malaria y estática para leptospirosis (**Tabla 1**).

**Tabla 1.** Frecuencia por municipios de la tendencia secular por eventos de interés en salud pública analizados en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018

Evento de interés en salud	Lugar		Tendencia		
	No. de departamentos	No. de municipios	Creciente n (%)	Decreciente n (%)	Estática n (%)
Dengue	20	111	52 (46,8)	31 (27,9)	28 (25,2)
Malaria	16	78	8 (10,2)	50 (64,1)	20 (25,6)
Accidente ofídico	18	80	53 (66,2)	7 (8,7)	20 (25,0)
Leptospirosis	15	65	17 (26,1)	19 (29,2)	29 (44,6)
EDA	21	208	81 (38,9)	79 (37,9)	48 (23,0)
IRA	21	218	100 (45,8)	89 (40,8)	29 (13,3)
IAM	21	131	123 (93,8)	3 (2,2)	5 (3,8)
ACV	20	155	140 (90,3)	6 (3,8)	9 (5,8)
EPOC	21	214	172 (80,3)	17 (7,9)	25 (11,6)

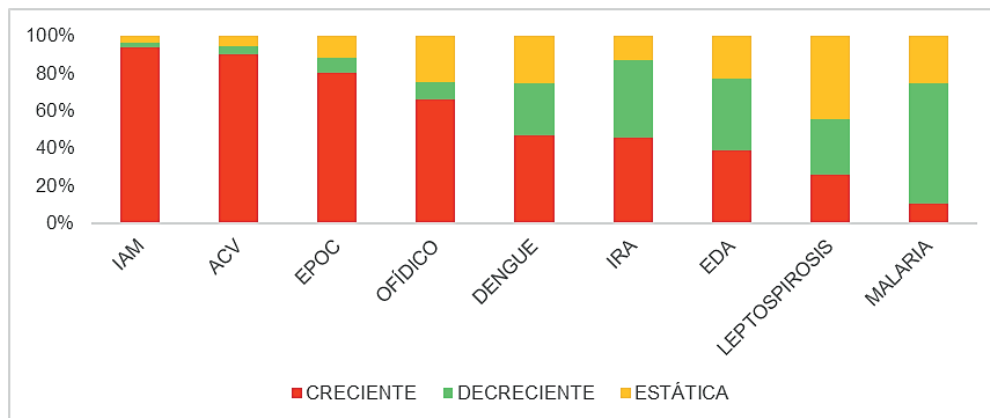
■ p0-25 ■ p>25-50 ■ p>50-75 ■ >p75

El accidente ofídico presenta una tendencia creciente marcada por encima del percentil 50 y que en las enfermedades crónicas superan el percentil 75. De acuerdo con esto, la frecuencia de consulta por EPOC tiene una tendencia creciente en el 80,3 % de los municipios, la consulta con diagnóstico de Accidente Cerebro Vascular (ACV) es creciente en el 90,3 % y las consultas por Infarto agudo de miocardio (IAM) en el 93,8 %. Dengue, IRA, EDA y leptospirosis se encontraron entre el percentil 25 y el 50, y malaria por debajo del p25. El evento que presenta una mayor proporción de municipios con tendencia creciente corresponde al IAM del grupo de enfermedades crónicas. El accidente ofídico agrupa más del 60 % de los municipios en los que se evaluó, con un comportamiento creciente también. Respecto a la tendencia decreciente, la malaria corresponde al evento con una mayor proporción (**Figura 24**).

Respecto a la demanda de servicios de consulta que tienen como diagnóstico principal las enfermedades cardiovasculares y crónicas abordadas: IAM, ACV y EPOC, se identifica una tendencia creciente marcada en el área de estudio.



**Figura 24.** Distribución de tendencia por evento regiones Andina y Caribe, Colombia 2008 - 2018



### Ciclicidad

Los eventos que presentaron mayor ciclicidad en el área de estudio fueron dengue (>p50), IRA (<p25) y en menor proporción EPOC y EDA. El único evento que presenta ciclicidad superior al 50 % de los municipios es el dengue. La infección respiratoria aguda también se destaca con un 29 % con énfasis en la región Andina, la EDA con 11 % y la malaria con un 9 %, con énfasis en los municipios pertenecientes a los departamentos de Antioquia y Córdoba (**Tabla 2**).

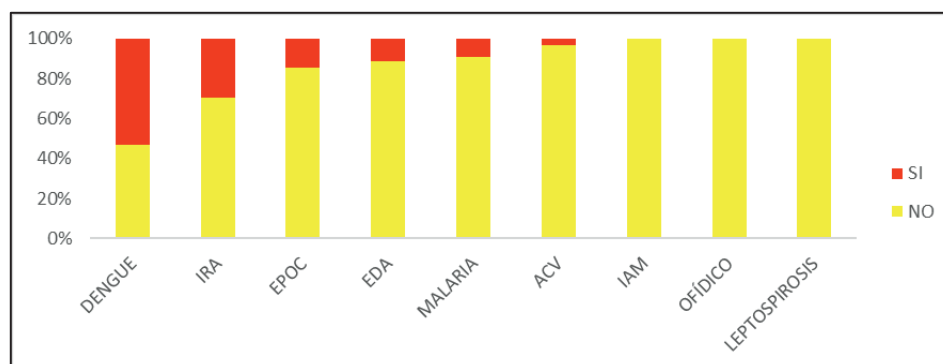
**Tabla 2.** Frecuencia de ciclicidad por eventos de interés en salud pública analizados en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018

Evento de interés en salud	Lugar		Ciclicidad	
	No. de departamentos	No. de municipios	SI n (%)	NO n (%)
Dengue	20	111	59 (53,2)	52 (46,8)
Malaria	16	78	7 (8,9)	71 (91,1)
Accidente ofídico	18	80	0	80 (100)
Leptospirosis	15	65	0	65 (100)
EDA	21	208	23 (11,0)	185 (89,0)
IRA	21	218	64 (29,3)	154 (70,7)
IAM	21	131	0	131 (100)
ACV	20	155	5 (3,2)	150 (97)
EPOC	21	214	31 (14)	183 (86)

■ p0-25   
 ■ p>25-50   
 ■ p>50-75   
 ■ >p75

Respecto a la ciclicidad se evidencia que se presenta para dengue, IRA, EPOC, EDA, malaria y ACV. En los eventos IAM, ACV, accidente ofídico y leptospirosis no se identificó ciclicidad (**Figura 25**).

**Figura 25.** Distribución cíclica por evento de interés en salud en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018



## Resultados relación temperatura y eventos de salud

La posible relación identificada entre la temperatura mínima y máxima no superó el 25 % de los municipios, se identificó esta relación respecto a la temperatura mínima con el evento IRA con el 22,9 %, seguido por dengue en el 14,4 % y EPOC con el 11,2 %. Con respecto a la temperatura máxima, se destaca esta relación con la IRA en el 17,9 %, EDA con el 12 % y con el 8,1 % para dengue y accidente ofídico (**Tabla 3**).

**Tabla 3.** Frecuencia por municipios de la relación entre temperatura y los eventos de interés en salud pública analizados en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018

Evento	Lugar		Relación con la temperatura mínima			Relación con la temperatura máxima		
	No. de Dpto	No. de Mpio	SI n (%)	NO n (%)	NA n (%)	SI n (%)	NO n (%)	NA n (%)
Dengue	20	111	16 (14,4)	68 (61,2)	27 (24,3)	9 (8,1)	71 (64,0)	31 (27,9)
Malaria	16	78	5 (6,4)	49 (62,8)	24 (30,8)	3 (3,8)	49 (62,8)	26 (33,3)
A. ofídico	18	80	1 (1,3)	52 (65,0)	27 (33,8)	6 (7,5)	46 (57,5)	28 (35,0)
Leptospirosis	15	65	1 (1,5)	41 (63,1)	23 (35,4)	0	40 (61,5)	25 (38,5)
EDA	21	208	18 (8,7)	160 (76,9)	30 (14,4)	25 (12,0)	145 (69,7)	38 (18,3)
IRA	21	218	50 (22,9)	135 (61,9)	33 (15,1)	39 (17,9)	139 (63,8)	40 (18,3)
IAM	21	131	5 (3,8)	101 (77,1)	25 (19,4)	6 (4,6)	96 (73,3)	29 (22,1)
ACV	20	155	8 (5,2)	117 (75,5)	30 (19,4)	7 (4,5)	113 (72,9)	35 (22,6)
EPOC	21	214	24 (11,2)	158 (73,8)	32 (15,0)	17 (7,9)	157 (73,4)	40 (18,7)

Dpto: Departamentos /Mpio: Municipios

N/A: No aplica (No se recopiló información de la variable temperatura)

■ p0-25 ■ p>25-50 ■ p>50-75 ■ >p75

## Resultados análisis de series de tiempo: relación precipitación y eventos de salud

El resultado del análisis observacional de las similitudes en el comportamiento de los eventos de salud pública, en comparación con las variables climáticas permite identificar una posible relación, directa o inversa. La precipitación fue cuantificada por milímetros de lluvia. El evento dengue superó el percentil 25 con el 26,1 %, lo que indica que en 29 municipios se identificó una relación del comportamiento del evento con la precipitación. Para IRA se identificó esta relación en el 22 % de los municipios (n=48), seguido por EDA con el 19,7 % (n=41), EPOC con el 13,5 % (n=29) y accidente ofídico con el 10 % (n=8) (Tabla 4).

**Tabla 4.** Frecuencia por municipios de la relación entre precipitación y los eventos de interés en salud pública analizados en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008 - 2018

Evento	Lugar		Relación con la precipitación		
	No. de departamentos	No. de municipios	SI n (%)	NO n (%)	NA n (%)
Dengue	20	111	29 (26,1)	75 (67,6)	7 (6,3)
Malaria	16	78	8 (10,2)	67 (85,8)	3 (3,8)
Accidente ofídico	18	80	8 (10)	68 (85)	4 (5)
Leptospirosis	15	65	2 (3)	60 (92,3)	3 (4,6)
EDA	21	208	41 (19,7)	155 (74,5)	12 (5,7)
IRA	21	218	48 (22)	158 (72,4)	12 (5,5)
IAM	21	131	11 (8,3)	111 (84,7)	9 (6,8)
ACV	20	155	14 (9)	129 (83,2)	12 (7,7)
EPOC	21	214	29 (13,5)	171 (79,9)	14 (6,5)

N/A: No aplica (No se recopiló información de la variable precipitación)

■ p0-25  
 ■ p>25-50  
 ■ p>50-75  
 ■ >p75

## Resultados por evento de interés en salud

### ➤ Dengue

Se evaluó la tendencia, la ciclicidad y la correspondencia de la notificación del evento en el tiempo con la temperatura máxima, mínima y con la precipitación en 111 municipios pertenecientes a 18 departamentos y tres distritos de las regiones Andina y Caribe colombianas. Se identificó tendencia creciente en el 47% (n=52) de los municipios, decreciente en el 28 % (n=31) y estática en el 25% (n=28). El evento tiene un comportamiento cíclico en el 53 % (n=59) de los municipios. Se observó

correspondencia entre el índice estacional de casos notificados y la temperatura mínima registrada en el 14 % de los municipios, con la temperatura máxima en el 8 % y con la precipitación en el 26 % de los municipios (**Anexo 1**).

#### ➤ **Malaria**

Se evaluó la tendencia, la ciclicidad la correspondencia de la notificación del evento en el tiempo con las temperaturas máxima, mínima y con la precipitación en 16 departamentos de las regiones Andina y Caribe colombianas en 78 municipios, encontrando tendencia creciente en el 10 % (n=8), decreciente en el 64 % (n=50) y estática en el 26 % (n=20). Se identificó que el evento no presenta comportamiento cíclico en el 91 % de los municipios (n=71). Se identificó correspondencia entre el índice estacional de casos notificados y la temperatura mínima en el 6 %, con la temperatura máxima en el 4 % y con la precipitación en el 10 % de los municipios (n=8) (**Anexo 2**).

#### ➤ **Accidente ofídico**

Se evaluó la tendencia, la ciclicidad y la correspondencia de la notificación del evento en el tiempo con las temperaturas máxima y mínima y con la precipitación en 18 departamentos de las regiones Andina y Caribe colombianas en 80 municipios encontrando tendencia creciente en el 66 % (n=53), decreciente en 9 % (n=7) y estática en el 25 % (n=20). El evento no presenta un comportamiento cíclico en ninguno de los municipios. Se identificó una relación entre el índice estacional y la temperatura mínima en el 1 %, con la temperatura máxima en el 8 % (n=6) y con la precipitación en el 10 % (n=8) (**Anexo 3**).

#### ➤ **Leptospirosis**

Se evaluó la tendencia, la ciclicidad y la correspondencia de la notificación del evento en el tiempo con las temperaturas máxima y mínima y con la precipitación en 15 departamentos de las regiones Andina y Caribe colombianas en 65 municipios, encontrando tendencia creciente en el 26 % (n=17), decreciente en el 29 % (n=19) y estática en 45% (n=29). El evento no presenta un comportamiento cíclico. Se identificó una relación entre el índice estacional y la temperatura mínima en el 2 % y con la precipitación en el 3 % de los municipios. No se identificó relación con la temperatura máxima (**Anexo 4**).

#### ➤ **Enfermedad diarreica aguda (EDA)**

Se evaluó la tendencia, la ciclicidad y la correspondencia de la notificación del evento en el tiempo con las temperaturas máxima y mínima y con la precipitación en 21 departamentos de las regiones Andina y Caribe colombiano en 208 municipios, encontrando tendencias crecientes en el 39 % (n=81), decreciente en el 38 % (n=79) y

estática en el 13 % (n=29). Se identificó que el evento tiene un comportamiento cíclico en el 29 % de los municipios (n=64), siendo predominante la no ciclicidad en el 71 % (n=154). Se identificó una relación entre el índice estacional de casos notificados y la temperatura mínima en el 9 % (n=18), con la temperatura máxima para el 12 % y con la precipitación en el 20 % de los municipios (n=41). Se identificó que existe variabilidad geográfica respecto al comportamiento de la enfermedad diarreica aguda en Colombia (**Anexo 5**).

#### ➤ **Infección respiratoria aguda (IRA)**

Se evaluó la tendencia, la ciclicidad y la correspondencia de la notificación del evento en el tiempo con las temperaturas máxima y mínima y con la precipitación en 21 departamentos de las regiones Andina y Caribe colombiano en 218 municipios, encontrando tendencia creciente en el 46 % (n=100), decreciente en el 41 % (n=89) y estática en el 13 % (n=29). Se identificó que el evento tiene un comportamiento cíclico en el 29 % (n=64) de los municipios analizados. Se identificó una relación entre el índice estacional y la temperatura mínima en el 23 % de los municipios, con la temperatura máxima para el 18 % y con la precipitación en el 18 % de los municipios (n=40) (**Anexo 6**).

#### ➤ **Infarto agudo de miocardio (IAM)**

Se evaluó la tendencia, la ciclicidad y la correspondencia del número de consultas del evento en el tiempo con las temperaturas máxima y mínima y con la precipitación en 21 departamentos de las regiones Andina y Caribe colombiano en 218 municipios, encontrando tendencia creciente en el 94 % (n=123), tendencia decreciente en sólo el 2 % (n=3) y tendencia estática en el 4 % (n=5). El evento no presenta un comportamiento cíclico en ninguno de los municipios. Se identificó una relación entre el índice estacional y la temperatura mínima en el 4 % de los municipios, con la temperatura máxima en el 5 % y con la precipitación en el 8 % de los municipios. No se evidenció ciclicidad en el comportamiento de este evento en ningún municipio del estudio (**Anexo 7**).

#### ➤ **Accidente cerebrovascular (ACV)**

Se evaluó la tendencia, la ciclicidad y la correspondencia del número de consultas del evento en el tiempo con la temperatura máxima, mínima y con la precipitación en 20 departamentos de la región Andina y Caribe colombiana en un total de 155 municipios, encontrando tendencia creciente en el 90 % (n=140), decreciente en el 4 % (n=6) y estática en el 6 % (n=9). Se identificó que el evento tiene un comportamiento predominantemente No cíclico en el 97 % (n=150) de los municipios analizados. Se identificó una relación entre el índice estacional y la temperatura mínima en el 5 %, con

la temperatura máxima en el 5 % y con la precipitación en el 9 % de los municipios (**Anexo 8**).

### ➤ **Enfermedad pulmonar obstructiva crónica (EPOC)**

Se evaluó la tendencia, la ciclicidad y la correspondencia del número de consultas del evento en el tiempo con las temperaturas máxima y mínima y con la precipitación en 21 departamentos de las regiones Andina y Caribe colombiano en 214 municipios, encontrando tendencia creciente en el 90 % (n=140), decreciente en el 8 % (n=17) y estática en el 12 % (n=25). Se identificó que el evento tiene un comportamiento cíclico en el 14 % de los municipios analizados (n=31), mientras que en el 83 % no es cíclico. Se identificó una relación entre el índice estacional y la temperatura mínima en el 11 %, con la temperatura máxima en el 8 % y con la precipitación en el 14 % de los municipios (n=29). (**Anexo 9**).

## **Discusión**

Las series de tiempo en salud pública son fundamentales para realizar predicciones y comprender el comportamiento de eventos de interés en salud pública estudiados en periodos prolongados, así como para hacer inferencias de fenómenos desconocidos o poco explorados en este ámbito (50). La implementación de estos métodos determina patrones en los datos recolectados a través del tiempo y manejan la incertidumbre asociada con los acontecimientos futuros (54). Tiene grandes ventajas porque integra datos longitudinales; es decir, de ocurrencia repetida en determinados períodos y el análisis de las tendencias antes y después de una intervención (50).

Los pronósticos a partir del comportamiento climático permiten fortalecer las acciones de vigilancia en salud pública para reducir los efectos meteorotrópicos a nivel local (55), mediante el estudio del clima se pueden predecir y generar alertas meteorológicas como apoyo a la epidemiología para tomar acciones. Estudios han descrito el impacto de la temperatura, su relación con la salud humana y la importancia del enfoque de riesgo que aporta herramientas metodológicas para aplicar medidas preventivas y reducir la morbilidad y la mortalidad de eventos de interés en salud pública ante diferentes escenarios climáticos (56).

Este estudio analiza los componentes temporales para los eventos de interés en salud pública frente a las variables climáticas (temperatura mínima, temperatura máxima y precipitación) en 18 departamentos y tres distritos (215 municipios del país) pertenecientes a las regiones Andina y Caribe colombianas. Este análisis permitió establecer una relación entre las variables climáticas y las enfermedades priorizadas.

El análisis de series de tiempo demuestra que existe una tendencia creciente de algún evento de interés en salud pública en el 91 % de los municipios (n=195), existe ciclicidad

en el 28 % (n=60) y relación entre el comportamiento de la temperatura y los eventos de salud en el 12 % (n=26) y con la precipitación en el 14 % (n=30).

Se identificó que la tendencia es creciente en los servicios de consulta de las enfermedades cardiovasculares y crónicas: IAM, ACV y EPOC en el área de estudio. Poco se ha investigado sobre la influencia de las variables climáticas en la exacerbación de la EPOC; sin embargo, se encontró incremento significativo en las consultas realizadas por esta causa en municipios fríos y con niveles altos de precipitación. Otros artículos científicos prevén el aumento en la prevalencia de EPOC en los próximos años y su correspondiente carga para la salud pública (57).

También se identificó una tendencia creciente para accidente ofídico, seguido por dengue, infección respiratoria aguda y enfermedad diarreica aguda. Se considera que la tendencia creciente de un evento de importancia en salud pública en la población representa pérdida de años de vida saludable, genera detrimento de la calidad de vida de las personas y es una carga para los sistemas de salud (57). Respecto al comportamiento cíclico, el único evento que presentó ciclicidad superior al 50 % en los municipios fue el dengue, oscila entre los dos y los tres años. También se presentaron comportamientos cíclicos en menor proporción en la infección respiratoria aguda, EPOC, la EDA y la malaria particularmente en los municipios de los departamentos de Antioquia y Córdoba. Es necesario realizar seguimiento para identificar los años que presentan aumento de casos por municipio y por evento.

La ciclicidad para la infección respiratoria aguda y para el comportamiento de la consulta por EPOC, se presenta con intervalos cambiantes en cada municipio. Estos datos son consistentes con estudios que establecen que los periodos fríos del año están relacionados con mayor incidencia de IRA, con indicios de una acción meteorotrópica (58). Otros estudios han evidenciado la disminución de morbilidad por IRA principalmente en niños al tener programas de alertas de clima y salud en las ciudades (55,59,60), estas medidas preventivas se deben reforzar en los periodos lluviosos y durante todo el año en zonas que presentan bajas temperaturas (61). En cuanto al componente estacional, se observó que el aumento de los casos de IRA presenta una estacionalidad marcada, la cual se relaciona con la temperatura mínima y las precipitaciones, por lo que los departamentos deben realizar seguimiento del evento y del comportamiento de las variables climáticas.

Se identificó que la temperatura mínima (14 % de los municipios) y la precipitación (26 % de los municipios) se relaciona con la incidencia del dengue. Estos resultados son similares a los de una revisión sistemática que reportó asociación significativa entre el dengue con la temperatura y la precipitación, encontrando que la relación de la temperatura y el dengue fue más pronunciada en áreas subtropicales (62). En Colombia se han realizado estudios del comportamiento del dengue y su relación con el clima en algunos municipios, se ha reportado que existe una fuerte asociación entre la precipitación y la transmisión del dengue (63). Se evidencia una relación entre la

disminución de la temperatura, el aumento de las precipitaciones y el aumento de los casos de malaria. La región con mayor riesgo identificada fue la región Caribe; sin embargo, es importante que se realicen estudios para las regiones Pacífica, Amazonía y Orinoquía, con el fin de establecer mejores comparativos. Se identificó que la malaria no presenta comportamiento cíclico en el 91 % (71) de los municipios. Estudios reportan que la tendencia de variación de la malaria y la precipitación tienen un patrón similar en varios meses del año (64).

Es preciso profundizar en la gestión de los riesgos climáticos mediante análisis municipales para la comprensión de la variabilidad climática, entendida como la variación de los parámetros climáticos respecto al promedio de datos observados por un largo periodo de tiempo en una región específica” (65), y su incorporación como parte fundamental en los sistemas de vigilancia de eventos de interés en salud pública. Así como entrenar a los equipos de epidemiología locales para que reconozcan y apliquen herramientas que integren las series de tiempo, los factores de riesgo, los efectos del clima, la revisión del comportamiento de las variables meteorológicas y los eventos de interés en salud pública seleccionados, para promover acciones de prevención y control oportunas en salud pública.

## **Recomendaciones**

Existen diferentes metodologías para abordar una serie de tiempo; sin embargo, se sugiere que la selección del método sea lo más práctica posible. La ayuda de diferentes tipos de software permite explorar e implementar el procedimiento de ensayo/error; es decir que, permiten ensayar varias hipótesis para luego escoger la que cumpla un mayor número de supuestos y, además, entregue valores razonables para el evento en estudio.

La moderación de los expertos en el tema no se debe desestimar; ya que puede refinar los pronósticos entregados por los procedimientos estadísticos y darle la cuota de racionalidad al número.





## Capítulo 3. Epidemiología espacial para el análisis del clima y la salud

*Paola Elena León Velasco, Milciades Romero Tautiva, Oscar Alberto Rojas-Sánchez, Milena Edith Borbón, Luis Reinaldo Barreto Pedraza*

Describir y comprender el comportamiento epidemiológico de una enfermedad, su distribución geográfica y otros factores relacionados es fundamental para formular estrategias que adopten medidas de vigilancia, control y modificación que protejan la salud de las comunidades. Identificar la vulnerabilidad de áreas de riesgo exige la utilización de herramientas altamente especializadas como los Sistemas de Información Geográfica - SIG (66).

Un SIG es “un sistema integrado por equipos, programas, métodos, personas y aspectos institucionales para recolectar, almacenar, analizar datos geográficos y generar información de apoyo para la toma de decisiones” (67). Los SIG han sido desarrollados por más de tres décadas en el ámbito de la geografía; ciencia encargada de la organización del territorio, que proporciona herramientas clave para la resolución de problemas socio-espaciales (68) y han sido aplicados en diversas ramas de la ciencia visualizando grandes volúmenes de datos temporales y geográficos que identifican patrones dinámicos para el nuevo conocimiento en diversas disciplinas (69). Para comprender los SIG, es importante el concepto de geodesia, entendida como una ciencia básica con fundamentos temáticos y físicos que estudia la determinación de la forma y las dimensiones de la tierra. Dichos fundamentos son aplicados en la topografía, la cartografía, la fotogrametría y la navegación (70).

Uno de los objetivos de los SIG es la determinación de posiciones, para lo cual define de manera única la localización de objetos y lugares en la Tierra; este método se llama georreferenciación, es un proceso para relacionar la posición de un objeto o superficie en un plano con su posición sobre la superficie terrestre. La georreferenciación relaciona diferentes tipos de información con una única posición sobre la superficie (70). La geografía es aquella ciencia que estudia la diferenciación de cada área y que formula las leyes o pautas de la distribución espacial (71).

La utilización de los SIG en salud pública se ha denominado geografía médica o epidemiología espacial, existen registros históricos que indican que la cartografía en la salud pública fue utilizada hace 300 años para la representación de hospitales y centros de atención de enfermos en Kiev. La utilización de los mapas han sido un icono de la epidemiología moderna, siendo pionero el estudio de brote de cólera de John Snow en Inglaterra en 1854 (66, 72).

Los SIG han sido utilizados para la vigilancia del *Toxoplasma gondii* y su relación con el suministro de agua en Canadá, para el seguimiento del cáncer en Washington, para describir patrones geográficos de transmisión de enfermedades como tuberculosis en Baltimore, USA; para la identificación de focos de tripanosomiasis en África, así como para reconocer áreas de riesgo para la tuberculosis en Olinda, Brasil o para el monitoreo de contaminantes como el plomo en Adelaida, Australia. También han sido utilizados para la vigilancia del VIH en África; el control del bajo peso al nacer en Carolina del Norte, EEUU, donde se realizó la geo-codificación de organizaciones, áreas de riesgo y redes de apoyo materno-perinatal; para brotes de shigelosis, y en la identificación de conglomerados de malaria en Chiapas, México (73 - 81).

En Colombia han sido utilizados exitosamente para (81) el estudio de la distribución espacial del dengue notificado entre 2007 y 2010 y su asociación con factores ambientales de riesgo como temperatura, precipitación y elevación. Otra aplicación es la descripción espacial de un evento en salud, como el *Atlas de mortalidad por cáncer en Colombia*, que utiliza cartografía y modelos estadísticos y matemáticos, presentando la información sobre la distribución territorial y por sexo de los principales tipos de cáncer que afectaron a los colombianos en el período entre 2000 y 2006 (82).

En 1993, la OMS y la Unicef desarrollaron el SIG Health Mapper, como incentivo para la erradicación de la filariasis linfática o enfermedad del gusano de Guinea, que afecta a personas en situación de pobreza de áreas rurales aisladas (81); en 1999 se utilizó el software MapInfo para el análisis espacial de tuberculosis, leptospirosis, sífilis y hepatitis en La Habana (82, 83) Los SIG han sido utilizados para mejorar la vigilancia en salud pública y diseminar sus resultados; en Estados Unidos, los CDC desarrollaron un plan para monitorear la expansión geográfica y temporal del virus de la Encefalitis del Nilo Occidental y unieron fuerzas con el Geological Survey para realizar mapas de progresión utilizando poblaciones de mosquitos, aves salvajes, caballos y personas y así rastrear la enfermedad en especies centinelas (84).

Entre la gama de beneficios de los SIG en salud pública están los mapas de riesgo, las encuestas digitales con georreferenciación, la vigilancia epidemiológica, los visores geográficos, la planificación de servicios de salud, los perfiles epidemiológicos, entre otros. Los SIG mapean la incidencia y prevalencia de las enfermedades, y localizan factores de riesgo, siendo herramientas para la formulación de estrategias que permitan mejorar los servicios de salud y la salud colectiva.

En las últimas décadas, los SIG han mejorado su precisión en el análisis espacial, para esto, son utilizadas metodologías descriptivas como mapas de densidad de puntos, símbolos proporcionales o coropletas, o métodos analíticos para la identificación de conglomerados geográficos, donde se evidencia el aumento en la frecuencia de casos de diversas enfermedades (85), así como mapas predictivos de riesgo generados a partir de modelos geográficos.

Los SIG contribuyen en los procesos de investigación en salud ambiental, donde se consideran variables meteorológicas que influyen sobre el comportamiento de algunas enfermedades de interés en salud pública, principalmente desde el contexto del “cambio climático” evidenciado por alteraciones y fluctuaciones de variables como temperatura y precipitación que se presentan de manera sostenida y progresiva, y están relacionadas con el impacto de las acciones del ser humano.

Desde esta perspectiva, y siguiendo con la secuencia del segundo capítulo, se presentan los resultados del análisis y modelaje espacial realizado en el proyecto *Influencia de las variables meteorológicas (temperatura y precipitación) en la casuística de eventos de interés en salud pública en las regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018*, con el objetivo de identificar áreas geográficas en riesgo por mayor influencia de variables meteorológicas sobre los eventos de interés en salud pública.

## Materiales y métodos

Los mapas de riesgo del proyecto se desarrollaron utilizando herramientas SIG para visualizar los resultados de las series de tiempo y de los análisis multivariados. Los eventos de interés en salud pública incluyeron enfermedades transmitidas por vectores y zoonosis (dengue, malaria, accidente ofídico y leptospirosis), enfermedades vehiculizadas por agua (enfermedad diarreica aguda), infección respiratoria aguda y enfermedades cardiovasculares y crónicas (infarto agudo de miocardio, accidente cerebrovascular y EPOC). Los datos meteorológicos corresponden a precipitación, temperaturas mínima y máxima. Las fuentes de información fueron Sivigila, Registros Individuales de Prestación de Servicios de salud – RIPS y la información meteorológica del IDEAM.

Para los mapas de riesgo fueron necesarias tres etapas en el proceso metodológico:

### *Componente descriptivo*

**Primera etapa:** georreferenciar las estaciones meteorológicas y los componentes de los análisis de series de tiempo (tendencia y ciclicidad).

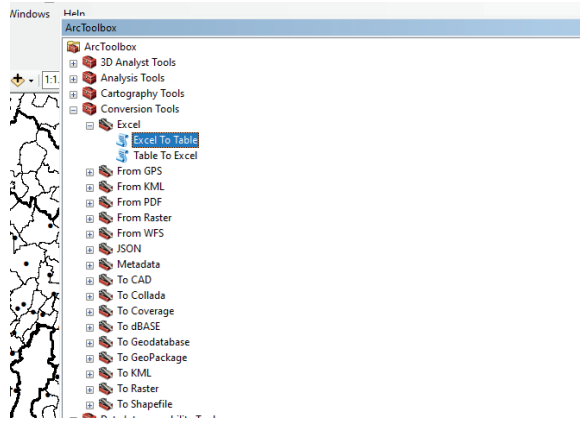
### *Geo-referenciación de estaciones meteorológicas*

La información de las estaciones meteorológicas fue geo-referenciada a partir de localización directa (86) de las coordenadas X, Y en el área de estudio. Se utilizó el sistema de coordenadas geográficas *World Geodetic System (WGS84)*. Se generaron mapas de puntos, identificando las estaciones de cada departamento y discriminando cuales fueron priorizadas y no priorizadas de acuerdo con la completitud de la información (> 70%).

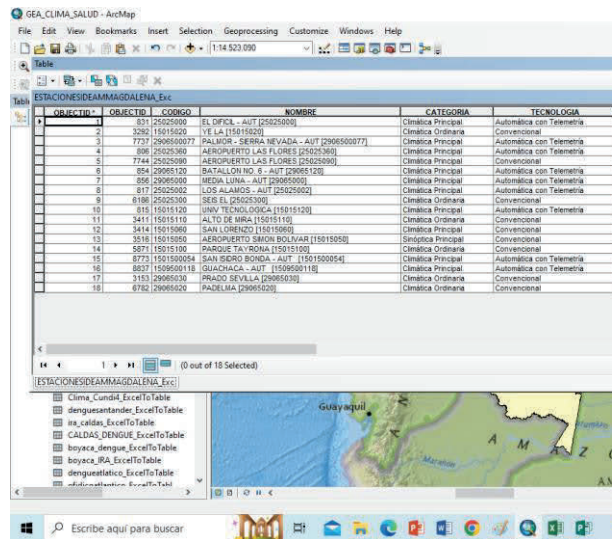
## Paso a paso mapa de puntos:

1. Con la información almacenada en una hoja de cálculo de MS Excel y codificada se convierte la hoja de cálculo en una tabla para incorporarla a un SIG a través de la herramienta de conversión.

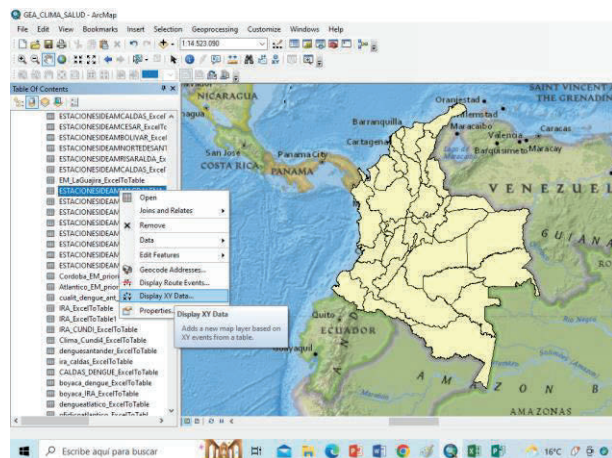
Utilizando el SIG ArcGis 10.7, debe ingresar al ArcToolbox, y seleccionar las herramientas de conversión. Dar clic en *Excel to table* y proceder a la selección de los archivos a migrar.



2. Ya contamos con la información en una tabla de un SIG. Debe contar con una capa shapefile donde se visualizarán los atributos de interés.



3. Seleccione la tabla y haga clic en *Display X Y data*. Seleccione la variable de latitud y de longitud de acuerdo a las columnas donde se encuentran las coordenadas.



- Se mostrarán los puntos en la ubicación de cada registro de coordenadas. En este ejemplo se visualizan más de 8.000 puntos correspondientes a estaciones meteorológicas ubicadas en Colombia.



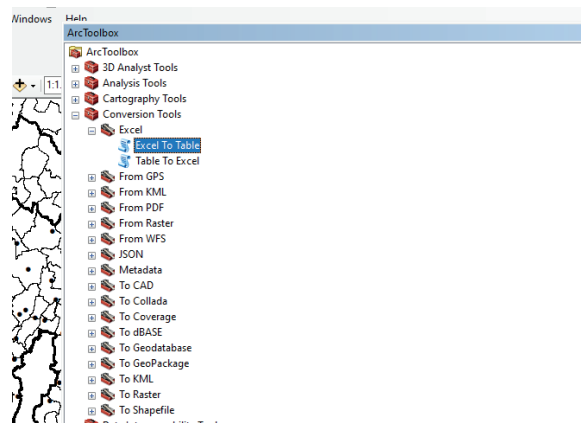
### **Visualización geográfica de los componentes de tendencia y ciclicidad: coropleta**

Se realizó la representación cartográfica de dos componentes de las series de tiempo: tendencia y fluctuación cíclica. Para la representación cartográfica descriptiva se desarrollaron mapas tipo coropleta, generando la codificación de los diferentes componentes; para la tendencia se codificó creciente=2, estática=1 y decreciente=0; para la ciclicidad se codificó SI=1, NO=0.

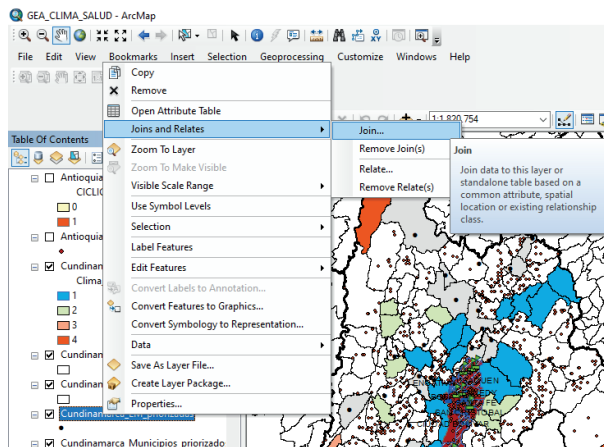
A continuación, se presenta un ejemplo del paso a paso para la visualización de esta información a través de un SIG.

#### **Paso a paso coropleta:**

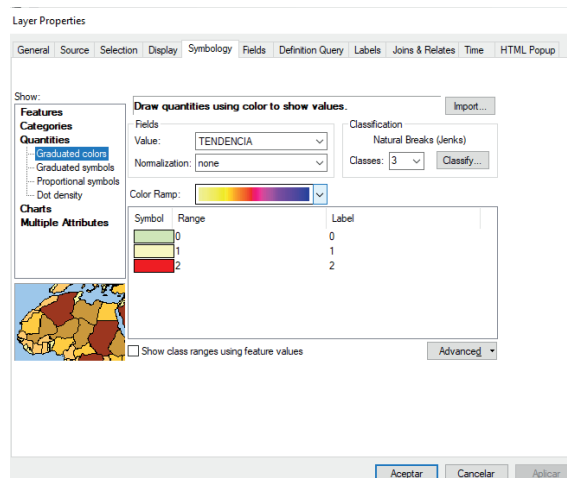
- Con la información previamente almacenada en una hoja de cálculo de MS Excel, y codificada, se convierte la hoja de cálculo en una tabla para incorporarla a un SIG con la herramienta de conversión. Utilizando el SIG ArcGis 10.7, debe ingresar al ArcToolbox, y seleccionar las herramientas de conversión. Dar clic en *Excel to table* y proceder a la selección de los archivos a migrar.



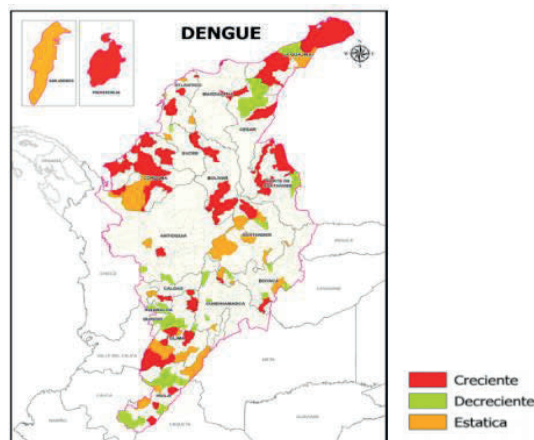
- Se une la capa shapefile a la tabla codificada. Los dos elementos deben tener un atributo que permita la unión de la información, por ejemplo, el código del municipio.
- Se identifica la capa *shapefile* y da clic en *Join and relates*. Se procede a seleccionar la capa *shapefile* y la tabla para unificar esta información en una misma *geodatabase*.



- Se Ingresa a “propiedades” de la capa y se selecciona la opción de simbología, esto permite graficar por los valores asignados a la variable de interés. Debe elegir la variable de interés, los valores y la simbología en la que se representaran los valores.



- En este ejemplo se presentan los valores de la tendencia representados de manera semaforizada con el fin de destacar la categoría de riesgo “creciente”, que ha sido simbolizada en rojo.



### Componente analítico

**Segunda etapa:** se aplicó un modelo de regresión logística binomial y geográfico para identificar la correlación entre las variables meteorológicas y el comportamiento de los eventos de salud en las regiones Andina y Caribe colombianas.

**Tercera etapa:** se representaron geográficamente los datos de interés en salud pública e información meteorológica utilizando el modelo geográfico y la interpolación Kriging en los municipios priorizados.

### ***Análisis multivariado a través de regresión ecológica para el desarrollo del modelo geográfico***

Con la base consolidada de los datos de salud pública y meteorológicos son realizados mapas predictivos de riesgo. Se realizó regresión ecológica (binomial) con las variables espaciales, usando el complemento Geo R del software R. La ecuación de la función logística binomial es la siguiente:

$$p = [\exp (b_0 + B_1X)] / [1 + \exp (b_0 + B_1X)]$$

\*b0 y b1 son los coeficientes de regresión.

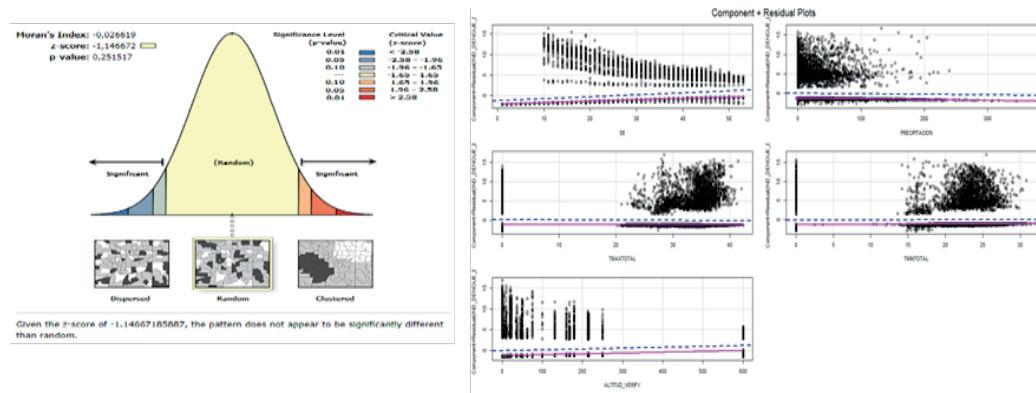
Se consideraron los siguientes supuestos:

La regresión logística binomial no requiere condiciones como linealidad, normalidad y homocedasticidad de los residuos que sí lo son para la regresión lineal. Las principales condiciones que este modelo requiere son:

- ✓ **Respuesta binaria:** la variable dependiente fue categorizada binaria como cero (0=Incidencia por debajo del promedio) Vs uno (1=incidencia por encima del promedio).
- ✓ **Linealidad:** en regresión logística la respuesta es categórica y la relación lineal no aplica.
- ✓ **Independencia de los errores:** los distintos casos de los datos no deben estar relacionados, por ejemplo, no podemos medir la misma incidencia en diferentes puntos del tiempo.
- ✓ **Multicolinealidad:** aunque no es un supuesto, la multicolinealidad es un problema como en la regresión lineal. Las variables predictoras no deben estar altamente correlacionadas. Los VIF mayores o iguales a 10 son problemáticos por una colinealidad entre las variables. En este caso, la temperatura tuvo VIF cercanos por lo que es recomendable tener en cuenta una de las variables, sea temperatura mínima, promedio o máxima (**Figura 26**).



**Figura 26.** Análisis de autocorrelación y linealidad para los residuales



\* Se corrobora que los residuales están distribuidos aleatoriamente en el modelo de regresión espacial.

Una vez se ha estandarizado la información de IDEAM, del Sivigila y de SISPRO, se estructuró en una *geodatabase* para adicionar la ubicación geográfica de cada evento, esto se realizó utilizando una unión a partir del código de cada municipio y heredando las coordenadas del centroide de cada municipio priorizado, para establecer la posición geográfica de cada evento y la información meteorológica de cada municipio.

Se consideraron las variables geográficas y climáticas como explicativas y la variable dependiente correspondiente a la incidencia de los eventos de interés en salud pública con los datos del periodo de estudio. La regresión ecológica correspondió a una regresión logística múltiple de carácter binomial.

La variable dependiente fue categorizada binaria como cero (0=Incidencia por debajo del promedio) y uno (1=incidencia por encima del promedio). Para el modelo geográfico predictivo (100) se utilizó la calculadora ráster de ArcGis Pro aplicando la fórmula:

$$MR = \frac{2.7182^{(-2,9506988 - 0,00232885 * \text{raster meteorológico y salud int. krigging})}}{\text{Demoninador} = 1 + \text{Númeroador}}$$

Este proceso se realizó para las regiones Andina y Caribe de manera independiente. La interpolación se ejecutó con las variables precipitación y temperatura (máxima y mínima) utilizando la herramienta Kriging desde ArcGIS Pro. Este es un procedimiento geoestadístico que genera una imagen ráster estimada a partir de un conjunto de puntos dispersos con valores en una variable determinada con el fin de despejar la fórmula del modelo geográfico (72), donde se utilizan los datos de los interceptos y se consideran los valores  $p < 0,05$ .

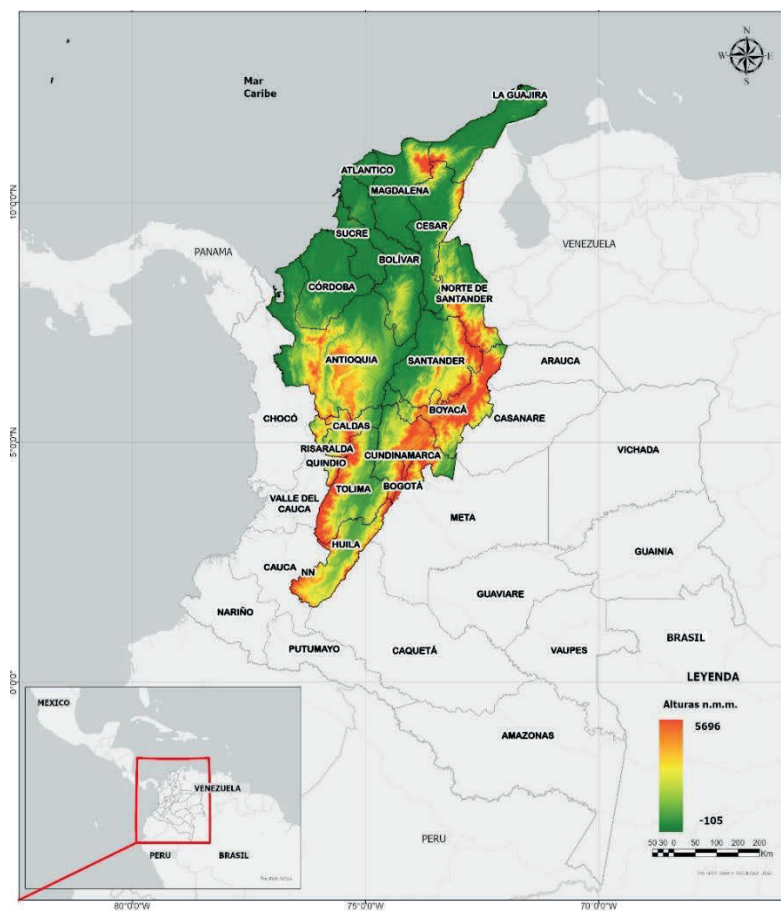
Este proceso integra procesos bio-estadísticos que permiten visualizar a través de los SIG mapas predictivos de riesgo para identificar el área de mayor vulnerabilidad para un evento de interés en salud pública por influencia de variables climáticas.

## Resultados

### Componente descriptivo

El área de estudio correspondió a 18 departamentos y tres distritos de las regiones Andina (Antioquía, Boyacá, Caldas, Cundinamarca, Huila, Norte de Santander, Quindío, Risaralda, Santander, Tolima y Bogotá DC) y Caribe (Atlántico, Bolívar, Cesar, Córdoba, La Guajira, Magdalena, San Andrés y Providencia, Sucre, Barranquilla, Santa Marta y Cartagena), con un total de 215 municipios. En el mapa 1 se presenta la simbología de la altitud en msnm utilizando una paleta de calor de colores primarios. El mapa fue realizado en ArcGis Pro (**Mapa 1**).

**Mapa 1.** Área de estudio: regiones Andina y Caribe colombianas - representación de la altitud en msnm

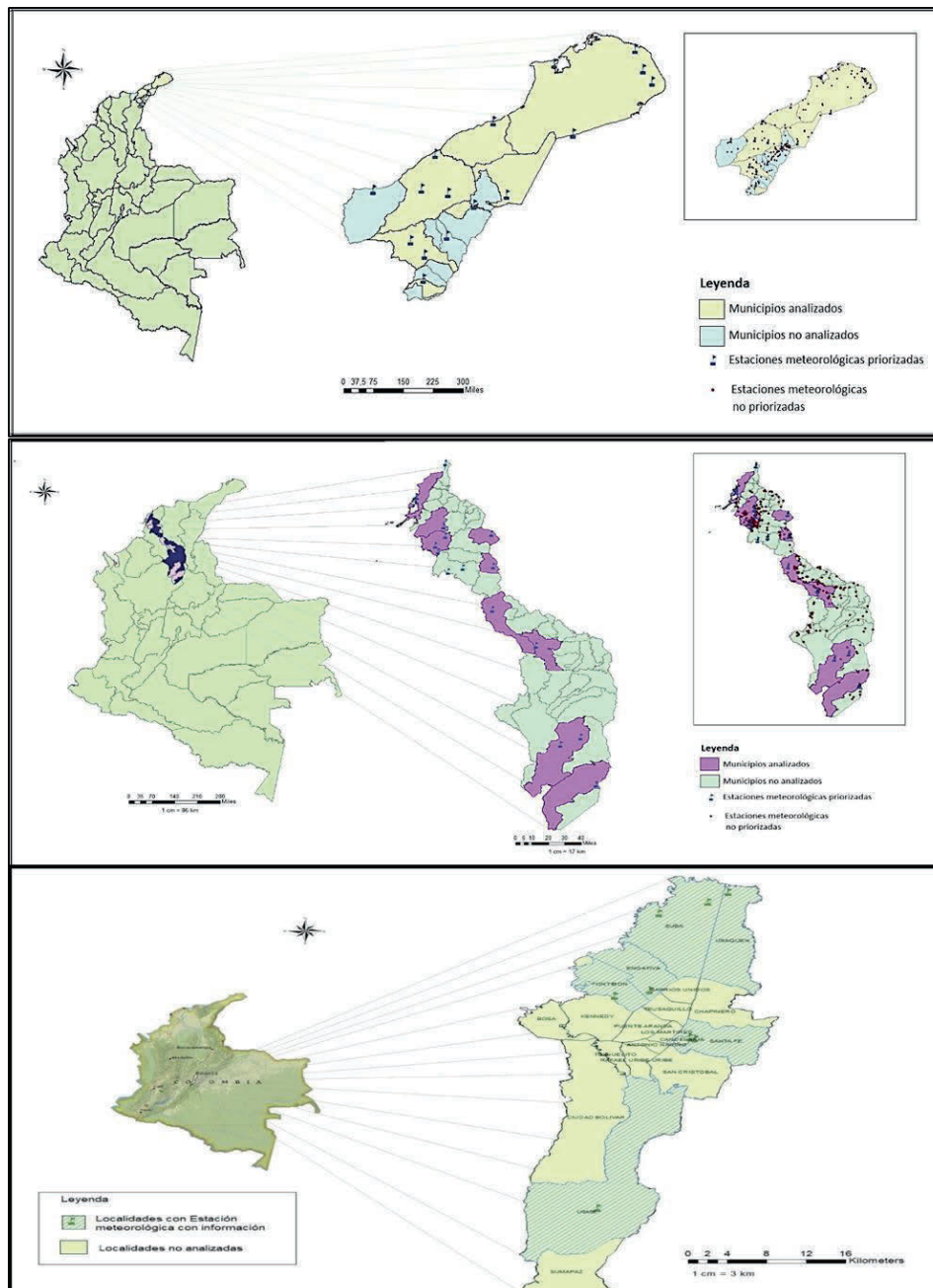


### Geo-referenciación de estaciones meteorológicas

Se contó con la información de 4 825 estaciones meteorológicas instaladas antes del 2018 correspondientes a las categorías: limnigráfica, limnimétrica, pluviométrica, climática ordinaria, pluviográfica, mareográfica, climática principal, agro-meteorológica, sinóptica principal, meteorológica especial, sinóptica secundaria y radio sonda. Se

consideraron 1 088 estaciones meteorológicas de la categoría agro-meteorológicas, climática principal y ordinaria, meteorológica especial, sinóptica principal y sinóptica secundaria. Se priorizó la información de 372 activas para el periodo completo 2008 - 2018, de los 18 departamentos y de los tres distritos seleccionados para el estudio. Para el proyecto se realizó un Atlas con los mapas de cada departamento y distrito. A continuación, se presentan algunos ejemplos (**Mapa 2**):

**Mapa 2.** Estaciones meteorológicas y municipios priorizados por departamento; ejemplos La Guajira, Bolívar, Bogotá D.C.

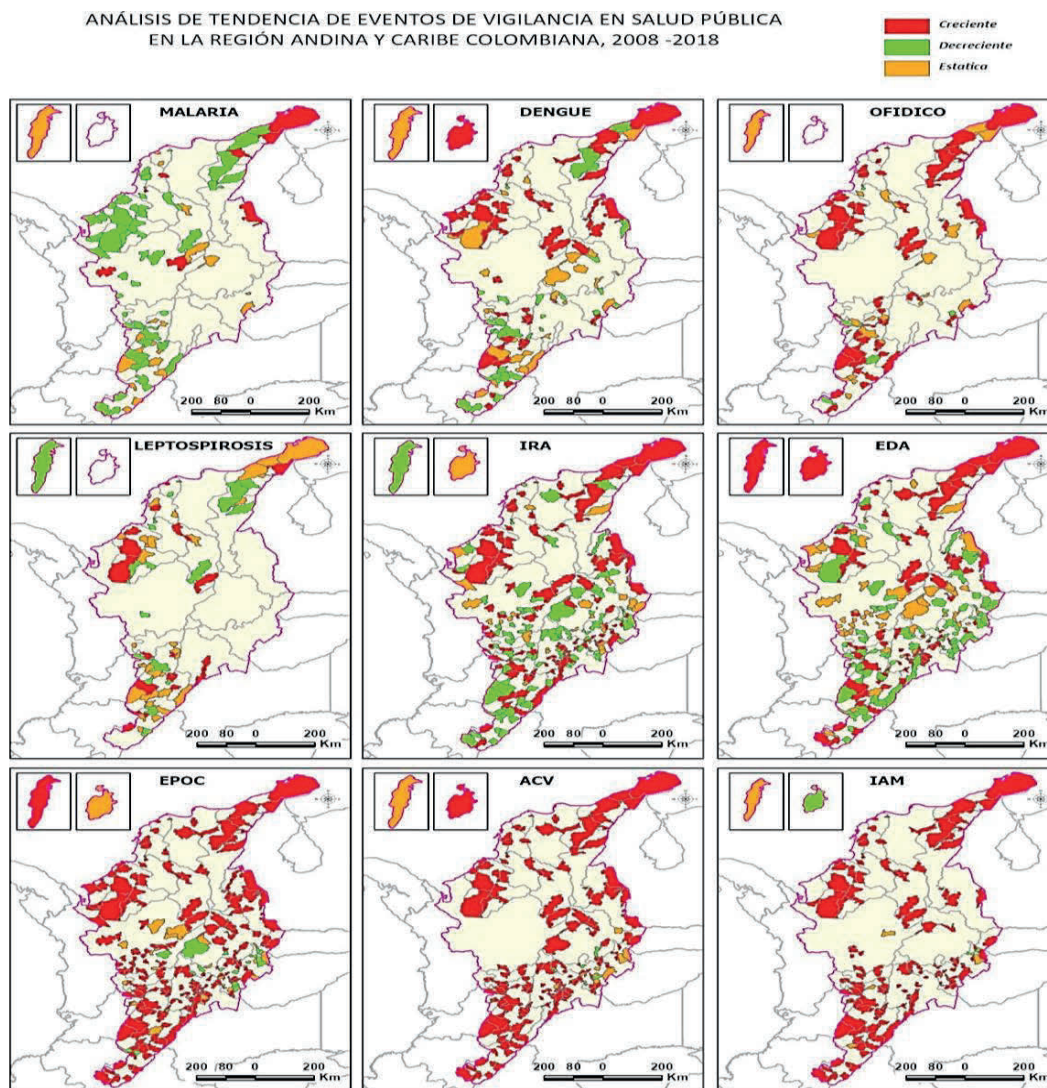


### Visualización SIG de la tendencia y ciclicidad de los eventos de interés en salud pública

Utilizando los SIG se logró la visualización cartográfica de los componentes de ciclicidad y tendencia del análisis de series de tiempo.

**Tendencia:** los eventos crónicos presentaron tendencia al aumento en más del 80 % de los municipios; infarto agudo de miocardio (n=123; 93,8 %), accidente cerebrovascular (n=140; 90,3 %) y EPOC (n=172; 80,3 %), lo que representa una alerta sobre el aumento de estas enfermedades que están asociadas a una alta morbi-mortalidad y altos costos para el sistema de salud (**Mapa 3**).

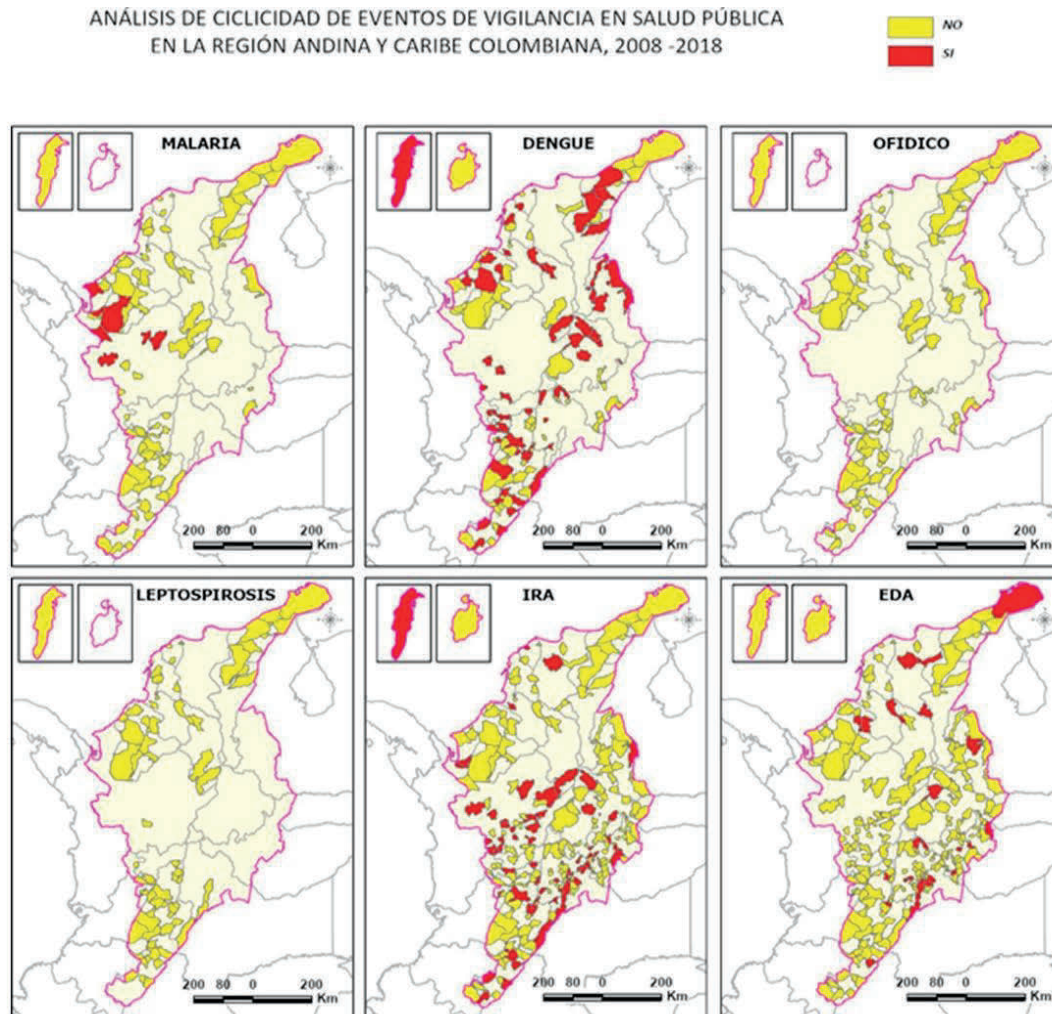
**Mapa 3.** Análisis de tendencia de eventos de vigilancia en salud pública. Casos notificados, regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008 -2018



**Ciclicidad:** los eventos que presentaron mayor ciclicidad en el área de estudio fueron dengue (>p50), IRA (<p25) y en menor proporción EPOC y EDA. El único evento que presenta una ciclicidad superior al 50 % de los municipios es el dengue. La infección

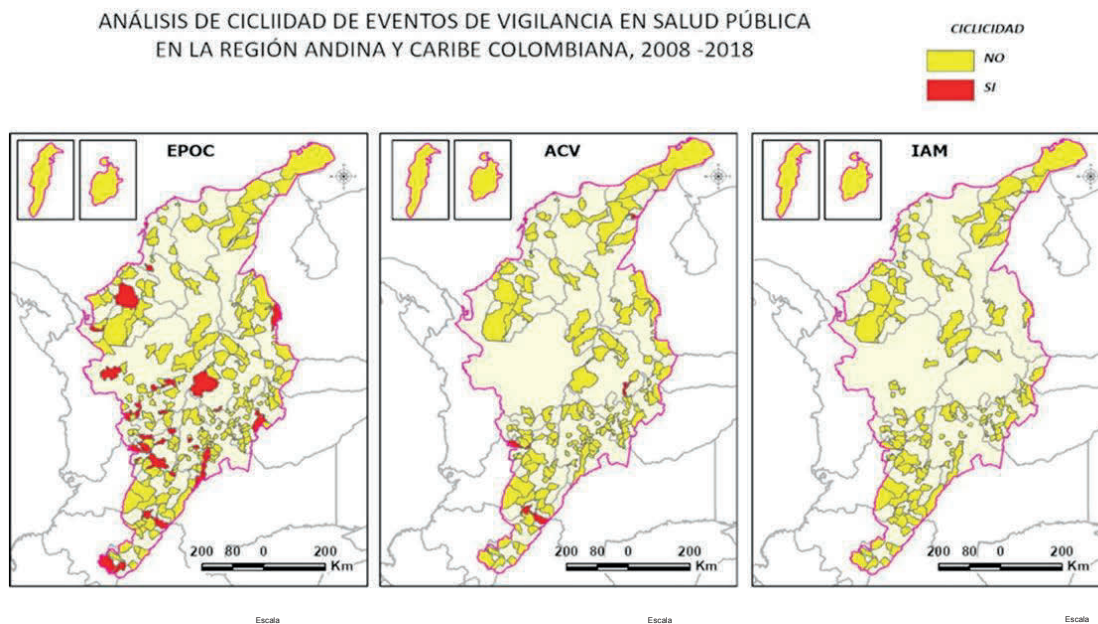
respiratoria aguda tiene el 29 % en especial en la región Andina, la EDA con 11 % y la malaria con el 9 %, con énfasis en los municipios de Antioquia y Córdoba (**Mapa 4**).

**Mapa 4.** Análisis de ciclicidad de eventos (casos confirmados) de vigilancia en salud pública, regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018



Se identificó que no existe una ciclicidad marcada en la frecuencia de consulta de ACV y de IAM, mientras que el evento EPOC tiene ciclicidad en 14 % de los municipios analizados, específicamente en los departamentos de Huila, Santander, Risaralda, Cartagena y La Guajira (**Mapa 5**).

**Mapa 5.** Análisis de ciclicidad de eventos crónicos, regiones Andina y Caribe, colombiana, 2008 -2018



### Componente analítico

Se identificó variabilidad geográfica por influencia de variables climáticas (temperatura y precipitación) y ambientales (altitud) para dengue, EPOC, IRA y EDA.

A continuación, presentaremos un ejemplo de los resultados del modelamiento para el dengue. Se estimó la incidencia del dengue considerando la población a riesgo en el periodo de estudio y se realizó una regresión logística considerando las variables: temperatura, precipitación, altitud y semana epidemiológica. Los resultados evidenciaron un estimado significativo ( $p < 0,05$ ) en las variables precipitación, temperatura máxima y mínima total, como lo muestra el siguiente resultado:

	Estimate	Std. Error	z value	Pr(> z )	
(Intercept)	-29.506.976	0.0712525	-41.412	< 2e-16	***
<b>semana epidemiológica</b>	0.0398921	0.0014437	27.632	< 2e-16	***
PRECIPITACION	-0.0023287	0.0006151	-3.786	0.000153	***
TMAXTOTAL	-0.0043368	0.0020159	-2.151	0.031453	*
TMINTOTAL	0.0067323	0.0030749	2.189	0.028567	*
ALTITUD	0.0023364	0.0001738	13.444	< 2e-16	***
TEM_PROMEDIO	-1,71E+10	2,01E+10	-0.853	0.393754	

Para una segunda iteración del modelo se eliminó la temperatura promedio:

```

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-1.4673  -0.6399  -0.4827  -0.3662   2.3803

Coefficients:
            Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept) -2.9506988   0.0712525  -41.412 < 2e-16 ***
SE           0.0398921   0.0014437   27.632 < 2e-16 ***
PRECIPITACION -0.0023285   0.0006151   -3.785 0.000153 ***
TMAXTOTAL    -0.0043369   0.0020159   -2.151 0.031449 *
TMINTOTAL     0.0067323   0.0030749    2.189 0.028566 *
ALTITUD_VERIFY 0.0023363   0.0001738   13.444 < 2e-16 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 16876  on 19313  degrees of freedom
Residual deviance: 15872  on 19308  degrees of freedom
AIC: 15884
    
```

### Pruebas de bondad y ajuste

Se aplicaron los test de Likelihood ratio (Criterio de máxima verosimilitud) y de Hosmer-Lemeshow.

#### Prueba de hipótesis

#H0= el modelo es no significativo >0.05

#H1= el modelo es significativo < 0.05

- Test Likelihood ratio y el test Hosmer-Lemeshow arrojaron un valor  $p = 2.2e^{-16}$ , por lo que se rechazó la hipótesis nula y se consideró significancia del modelo.

**VIF:** de las variables de temperatura eran cercanos, para colinealidad.

SE	PRECIPITACION	TMAXTOTAL	TMINTOTAL	ALTITUD_VERIFY
1,025468	1,033174	2,056068	2,011334	1,067322

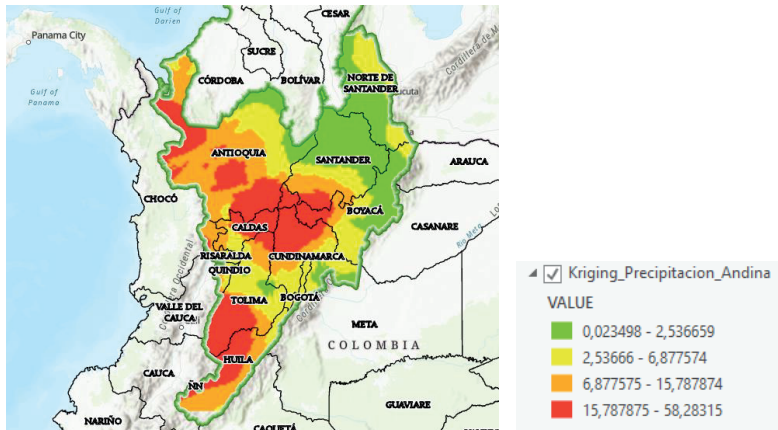
Para la fórmula del modelo geográfico se utilizan los datos de los interceptos y se consideran los valores de significancia estadística ( $p < 0.05$ ).

- Precipitación Intercepto = -2.9506988 y B = -0.00232885
- Temperatura Mínima total Intercepto = -2.9506988 y B = -0.0067323
- Temperatura Máxima total Intercepto = -2.9506988 y B = -0.0043369

$$MR = \frac{2.7182^{(-2,9506988 - 0,00232885 * \text{raster meteorológico y salud int. krigging})}}{\text{Demoninador} = 1 + \text{Númerador}}$$

Para obtener los mapas ráster se utilizó la herramienta Kriging, que requiere los datos tipo punto, la variable a interpolar y una imagen de salida. Se aplicó la simbología, realizando una clasificación utilizando la definición del umbral diferencial por el método de “quantile” y obteniendo cuatro clases con una paleta de colores primarios (**Mapas 6 y 7**).

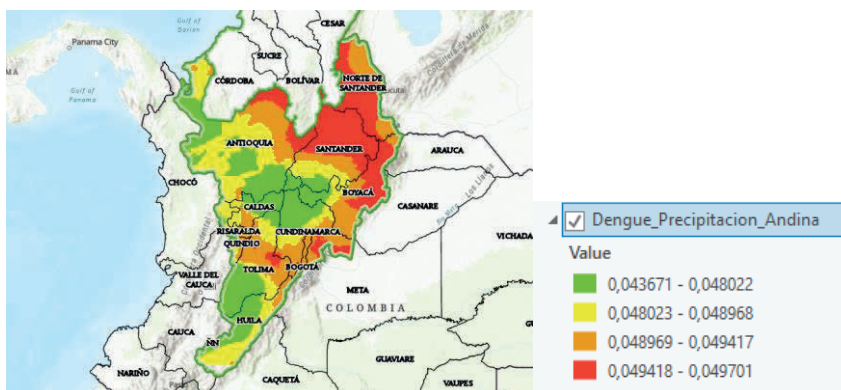
**Mapa 6.** Ejemplo mapa ráster obtenido por la herramienta Kriging de la variable precipitación, Antioquia, 2008-2018



Una vez se tienen los datos y los mapas ráster para reemplazar la fórmula se utiliza la herramienta en la *calculadora ráster* utilizando la siguiente expresión:

$$(Exp(-2.9506988-0.00232885**Kriging\_Precipitacion\_Andina))/(1+(Exp(-2.9506988-0.00232885**Kriging\_Precipitacion\_Andina)))$$

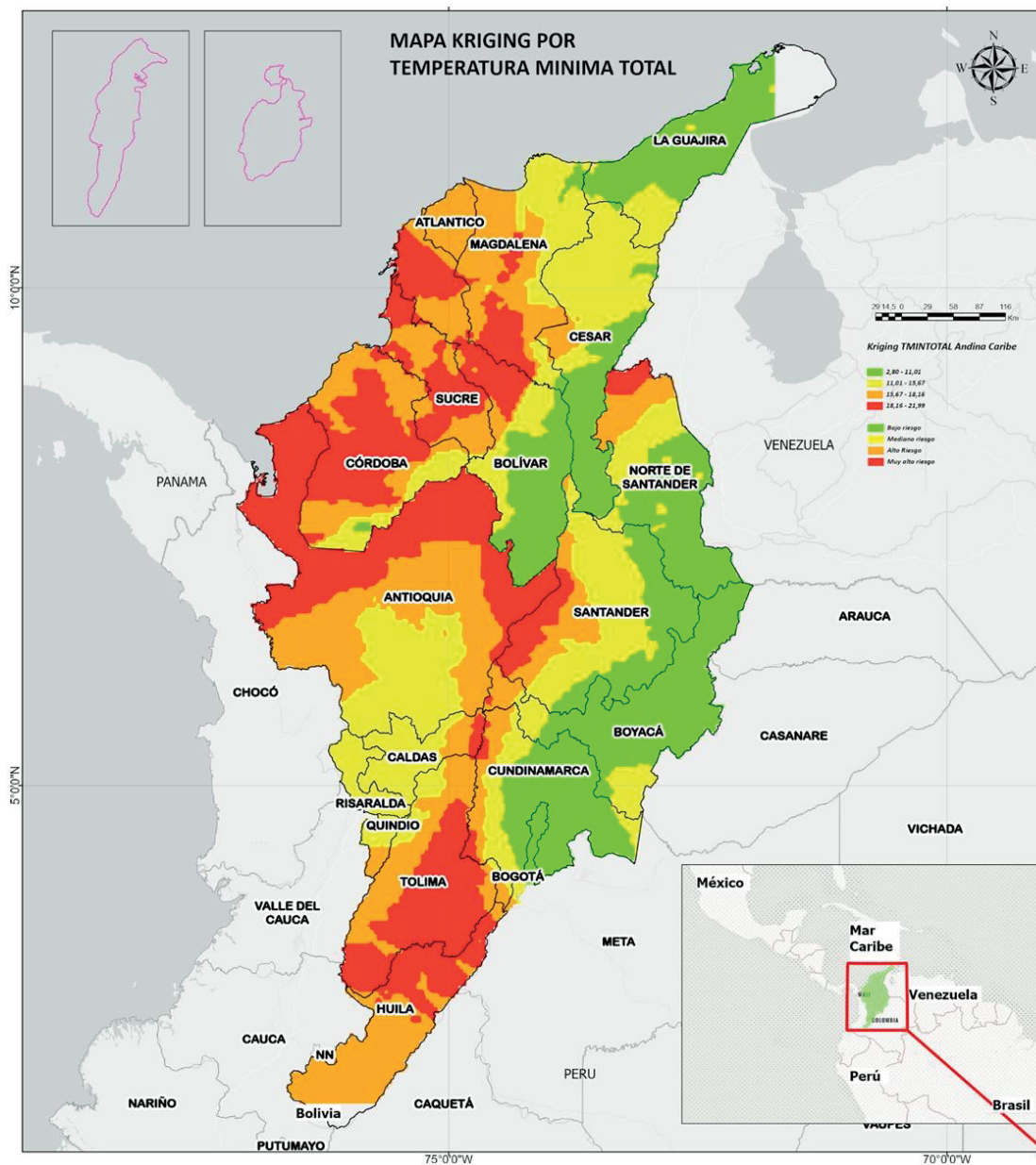
**Mapa 7.** Ejemplo Mapa de riesgo dengue Vs precipitación, región Caribe, 2008-2018



Una vez realizado el proceso metodológico, se obtuvieron los mapas predictivos de riesgo de los eventos que evidenciaron influencia de variables meteorológicas. A continuación, se presentan ejemplos de los mapas obtenidos con el evento dengue (**Mapas 8, 9 y 10**).

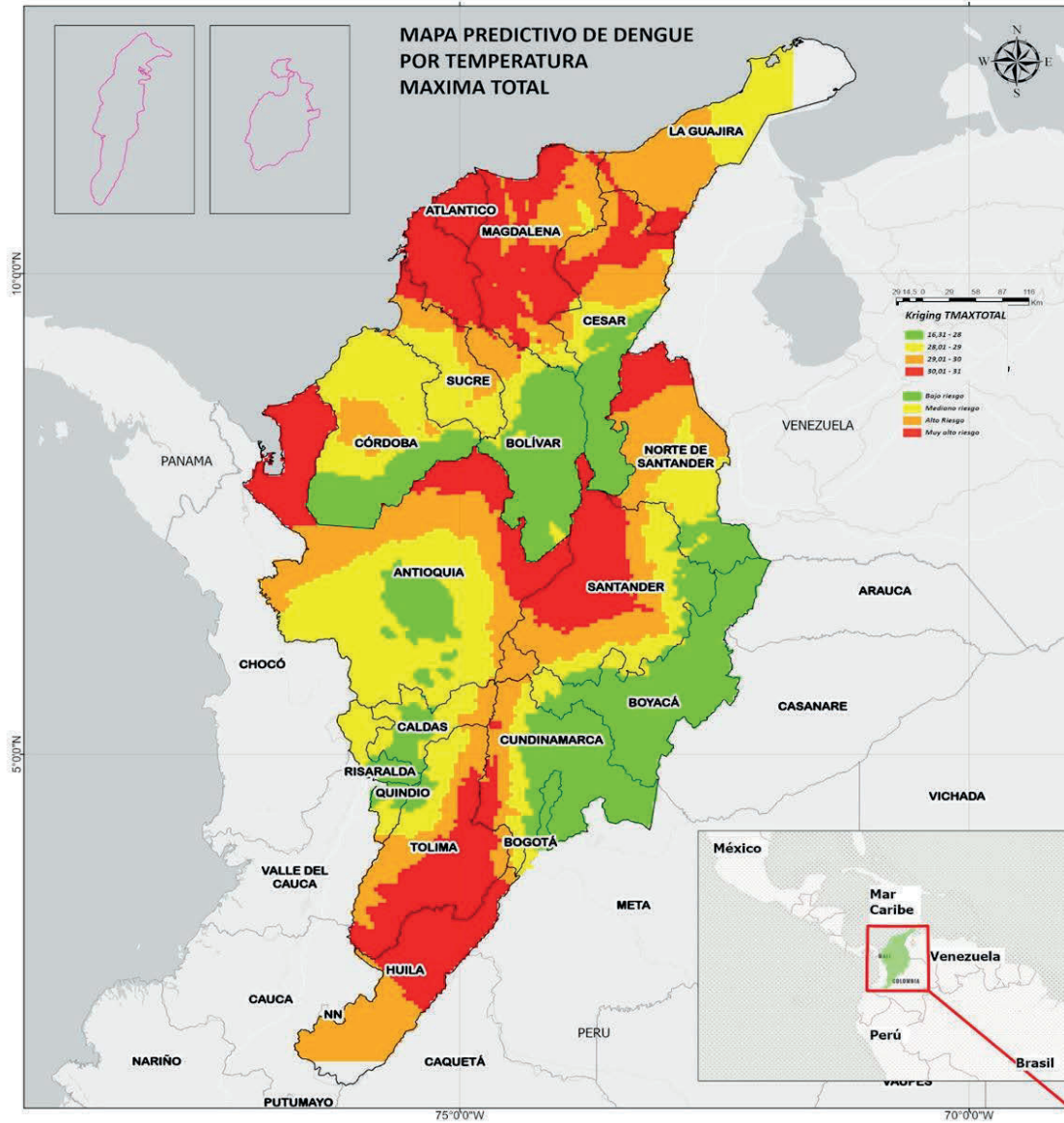


**Mapa 8.** Mapa predictivo de riesgo de dengue por temperatura mínima total, regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018

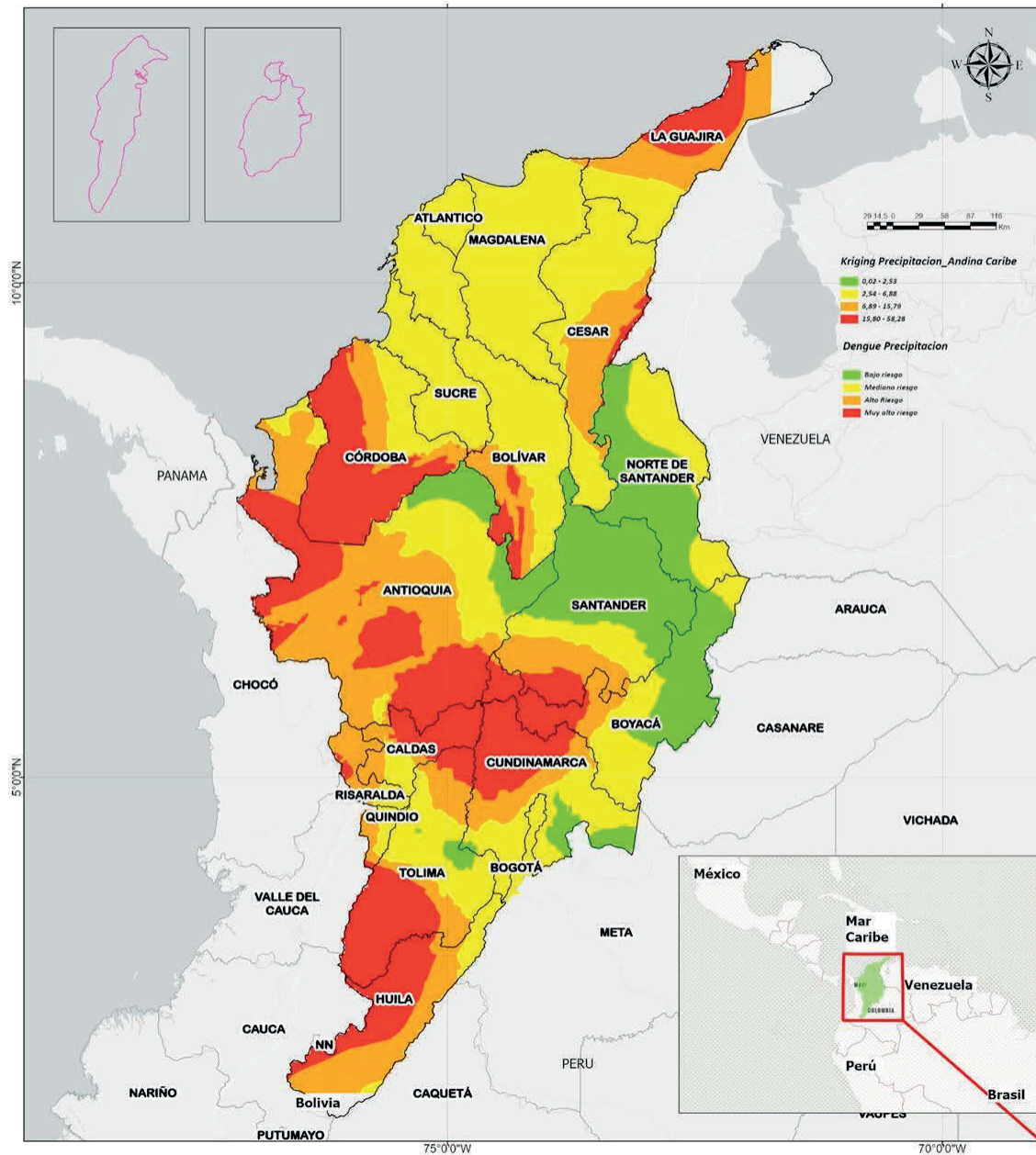


La temperatura mínima, máxima total y la precipitación influyen en el comportamiento de este evento. Se evidencia mayor riesgo asociado a estas variables ambientales en la región norte del departamento de Bolívar (Dique), algunos municipios del Noroeste del Magdalena, región Central y Sur (Plato, Santa Ana, Santa Bárbara, Nueva Granada, etc.), Depresión Momposina, Mojana, departamento de Córdoba, Alto y Bajo San Jorge, Urabá, bajo Cauca antioqueño y suroeste antioqueño, Noroeste antioqueño, municipio El Carmen en Norte de Santander, La Dorada, Caldas en el Magdalena medio, Tolima y Huila, entre otros (**Mapas 8, 9 y 10**).

**Mapa 9.** Mapa predictivo de riesgo de dengue por temperatura máxima total, regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018



**Mapa 10.** Mapa predictivo de riesgo de dengue por precipitación, regiones Andina y Caribe, Colombia, 2008-2018



## Discusión

En salud pública, los SIG tienen una perspectiva espacial de las enfermedades, siendo una poderosa herramienta para los análisis de información y de toma de decisiones en los servicios de salud, combinando datos demográficos (edad, sexo, distribución, etc.) con morbilidad (tipos de enfermedad, incidencia, prevalencia, características clínicas o patológicas, etc.) y características del medio natural (temperatura, humedad, altitud, precipitación) (86). Estos análisis identifican áreas de influencia de determinada

enfermedad, la ocurrencia por edad, sexo o condiciones del ambiente natural, así como la probabilidad de propagación en diversos territorios por esas características (86, 87).

Los análisis descriptivos y analíticos han demostrado que la temperatura, la precipitación, la altitud y la temporalidad influyen en el comportamiento de algunos eventos de interés en salud pública, tales como dengue, EDA, IRA y EPOC, con mayor vulnerabilidad geográfica en algunos municipios. Para dengue, se identificó mayor riesgo por variables ambientales en Bolívar, Magdalena, Córdoba, Antioquia, Tolima, Huila, Norte de Santander y Caldas, donde se mantiene una circulación y notificación activa de este evento (88). Estos hallazgos son similares al estudio de Cadavid, et al., sobre la distribución espacial de dengue notificados entre 2007 y 2010 y su asociación con factores ambientales de riesgo: temperatura, precipitación y elevación (82).

Así mismo se encuentran similitudes con una revisión sistemática que reportó asociación entre dengue, temperatura y precipitación, encontrando que la relación de la temperatura y el dengue fue mayor en áreas subtropicales (62). Un estudio en Medellín, de Londoño, modeló los patrones de distribución espacial del dengue con base en los casos reportados por la Secretaría de Salud de Medellín en 2008, 2009 y 2011, para observar la variación espacial del dengue con respecto a sus puntos de ocurrencia (63, 82).

Para presentar la distribución espacial de enfermedades no transmisibles e infecciosas es necesario fortalecer las capacidades en la utilización de los SIG, con el fin de priorizar poblaciones especiales y realizar tamizajes efectivos que contribuyan a optimizar los sistemas de alerta temprana. El trabajo de análisis espacial sobre la salud y su relación con las variables ambientales es una oportunidad para que sean analizados otros eventos de interés en salud pública desde lo geográfico para fortalecer patrones espaciales y temporales. Esto representará una mejor comprensión del proceso salud-enfermedad y mayor asertividad en la toma de decisiones para su control (89).

Según la OPS, articular los SIG en la salud pública incluye la “utilización de métodos de estadística y epidemiología ligados a la tecnología SIG para la descripción, el estudio de la magnitud, la distribución de los problemas de salud en las poblaciones, así como los análisis de la situación de salud, la vigilancia de los eventos de interés en salud pública, el análisis eco-epidemiológico, la planeación y la evaluación de intervenciones para la gestión y la toma de decisiones” (90).

Uno de los principales usos de los SIG respecto a la influencia de las variables meteorológicas en relación con la epidemiología espacial, ha estado ligado al estudio de enfermedades tropicales y transmitidas por vectores como malaria, dengue, Chagas y leishmaniasis, utilizando la teledetección para entender la dinámica de las variables climático-ambientales y la utilización de información SIG para abordar la caracterización de casos en zonas remotas con dificultades de acceso (90).

Los SIG son utilizados para valorar la exposición, localizar zonas de riesgo e identificar conglomerados en zonas remotas (86), así como para el análisis geo y eco-epidemiológico que identifica factores de riesgo poblacional y determina áreas donde la población tiene un mayor gradiente de exposición al riesgo. La utilización integrada de los SIG crea una estratificación epidemiológica operacional de la transmisión según áreas de influencia específicas, para focalizar las medidas e intervenciones más efectivas para la prevención y el control de las enfermedades (81).

Los SIG pueden ser utilizados en la vigilancia epidemiológica de enfermedades crónicas e infecciosas; un ejemplo de esto fue desarrollado en un programa de vigilancia y control de la legionelosis, donde se incluyeron tres aspectos específicos e interrelacionados en el análisis: la vigilancia de casos esporádicos, la vigilancia sanitario-ambiental de las instalaciones de riesgo y la intervención ante brotes o situaciones de alerta en salud pública (91).

Estos ejemplos demuestran la utilidad epidemiológica de los SIG, como herramienta potente en la comprensión de los procesos de salud y enfermedad. Desde esta perspectiva resulta favorable que los análisis eco-epidemiológicos incorporen estas herramientas ampliando las perspectivas para los análisis y las intervenciones de salud pública, invitando a trascender el modelo antropocéntrico de la salud pública, de manera que se priorice también la salud ambiental y animal.

El Panel Intergubernamental del Cambio Climático define al cambio climático como el cambio en el clima atribuido directa e indirectamente a actividades humanas que alteran la composición mundial y que se añade a la variabilidad natural del clima observada durante periodos comparables. Este cambio es consecuencia de la acumulación en la atmósfera de gases de efecto invernadero en altas concentraciones. Debido a esta condición, existe la probabilidad de que las precipitaciones y temperaturas cambien en periodos cortos, lo que lleva a que las poblaciones no se adapten y se modifique el ecosistema local (92).

Colombia es un país que por su ubicación presenta condiciones climáticas que difieren de la geografía mundial, características que influyen en el comportamiento de muchos eventos de salud. A la complejidad de entender esta relación se suma el efecto del cambio climático, que continúa incrementando el riesgo de enfermedades, porque el ambiente y el clima son condiciones que influyen en los determinantes sociales y ambientales de la salud humana. El sistema de vigilancia en salud pública debe continuar la labor intersectorial de análisis de información respecto a los efectos que las condiciones climáticas tienen o tendrían sobre el comportamiento de los eventos de salud más sensibles a estas variaciones (93, 94).

Con el propósito de aprovechar las potencialidades de los SIG, para el desarrollo de herramientas analíticas y predictivas a la vigilancia de eventos de salud pública y su

relación con el clima, se resalta la importancia de analizar información de las variables meteorológicas (temperatura y precipitación), en relación con la casuística de eventos de interés en salud pública en regiones donde se identifique que el estudio de las variables meteorológicas contribuye a la comprensión de la influencia de los macro determinantes de enfermedad.

Los modelos dinámicos identifican riesgos actuales y futuros respecto a la variabilidad climática sobre el comportamiento de los eventos de salud para la población a partir de los resultados de las series de tiempo y la determinación de la ciclicidad, la tendencia y la estacionalidad, así como modelos predictivos y mapas de riesgo. Estos elementos son un aporte para la vigilancia de la salud pública y para el *Plan de Adaptación al Cambio Climático* (95), que contribuyen a la formulación de alternativas y estrategias de control y respuesta a partir de sistemas de alerta temprana que integran la SIG, la información de vigilancia en salud pública y meteorológica, entre otras.

Desde este contexto, el objetivo es aprovechar los SIG en la geografía médica, explorando metodologías para el análisis explicativo y predictivo de la relación entre el clima y las enfermedades de notificación obligatoria, así como de enfermedades crónicas que representan alta morbilidad y carga para el sistema de salud, como se evidenció en las series temporales donde los eventos crónicos IAM y ACV presentaron tendencia creciente en más del 90 % de los municipios analizados.

Respecto a la repercusión de la variabilidad climática en la salud humana se debe hacer alusión a dos tipos de efectos. Los efectos directos ocurren cuando los valores extremos de una o más variables relacionadas con clima como temperatura, precipitación, radiación solar; entre otras, ocasionan alteraciones fisiopatológicas en las personas. Entre los efectos directos están el aumento de la incidencia de enfermedades transmitidas por vectores, enfermedades respiratorias ocasionadas por alérgenos, por contaminación por material particulado, aumento de los niveles de dióxido de carbono o microorganismos patógenos transmitidos por aerosoles entre seres humanos (99), de la misma manera las olas de calor se traducirán en un fuerte incremento de la morbi-mortalidad, en enfermedades no transmisibles, tal como sucedió en el 2003 en Europa, en donde se reportaron muertes asociadas a esta problemática (Francia: 14.800, Italia: 3.100, España: 6.500 y Portugal: 1.300) (95).

En cuanto a los efectos indirectos, son cambios inducidos por el clima en procesos biogeoquímicos complejos y por las influencias climáticas sobre de la salud, donde se pueden considerar repercusiones en la nutrición, exacerbación de enfermedades crónicas, abastecimiento de alimentos y eventos extremos indirectos como inundaciones en zonas costeras causadas por el incremento en el nivel del océano que incrementan el flujo migratorio forzoso con las respectivas consecuencias en salud pública, tales como aumento en las infecciones, malnutrición y dificultad al acceso de agua potable lo que se traduce en aumento de las enfermedades transmitidas por agua

(95). De la misma manera, el grado de afectación de las poblaciones ante el clima tiene que ver con su vulnerabilidad, y esta a su vez, con la susceptibilidad e incapacidad para afrontar los efectos adversos del cambio climático y en particular de la variabilidad del clima y de los fenómenos extremos (96).

Este grado de vulnerabilidad de las poblaciones difiere entre regiones y depende de las características socioeconómicas, geográficas y culturales de las mismas; entre otros factores que se consideran determinantes de la salud. Los eventos en salud pueden ser influenciados, no sólo por el clima, sino por la variabilidad climática que involucra las alteraciones climáticas, y entre ellas, las más notorias son los fenómenos del Niño Oscilación Sur (ENOS) y La Niña. Estas alteraciones generan migraciones humanas y de otros reservorios o vectores, así como asentamientos provisionales con condiciones sanitarias deficientes. La distribución geográfica de enfermedades como malaria y dengue, entre otras, son endémicas en América Latina y se presentan cada vez más en alturas mayores en relación con la temperatura y la precipitación (94, 96, 97).

Según Santos en 2020, los SIG son “capaces de gestionar y analizar información georreferenciada, para la resolución de problemas de base territorial y medioambiental” (86). En este sentido, son herramientas multipropósito, dirigidas a la solución de problemas en campos como la planificación territorial, gestión catastral, prevención de riesgos naturales, análisis de mercados y caracterización de condiciones de salud pública (86, 98).

Existen retos respecto a la capacidad instalada y la adquisición de competencias en geografía médica que permitan desarrollar modelaje espacial de macro y micro determinantes de la salud; tales como presencia de vectores, serotipos circulantes, hidrografía, acceso a servicios públicos, condiciones de alcantarillado y saneamiento ambiental; entre otras, así como seguimiento de variables espaciales en tiempo real que contribuyan a mejorar las estrategias e intervenciones de salud pública y apunten a la reducción del impacto ambiental.

## Capítulo 4. Modelación matemática para el sistema salud-clima: introducción a los modelos matemáticos

*Isabel Cristina Hoyos*

### Introducción a los modelos matemáticos

El pensamiento científico ha evolucionado con la necesidad humana de explicar el mundo. En el mundo se entrelazan innumerables procesos y sistemas que dependen mutuamente y coevolucionan. El camino que hemos seguido para estudiar la complejidad inherente a estas interacciones, consiste en abordar pequeñas partes. En adelante, a estas pequeñas partes es a lo que nos referiremos como sistemas particulares. Un sistema es el objeto de estudio, cuya evolución temporal responde a las limitaciones impuestas por el ambiente y sus interacciones. La tarea de la ciencia es descubrir las leyes que determinan cómo evolucionan los sistemas. A estas leyes las conocemos como dinámica.

Los sistemas mecánicos como el movimiento de un péndulo en el vacío o el movimiento de los planetas alrededor del Sol, están gobernados por leyes dinámicas que se pueden resumir en la bien conocida Segunda Ley de Newton ( $\mathbf{F} = m \mathbf{a}$ ). Existen muchos sistemas en la naturaleza cuya dinámica no puede codificarse en términos de una ley Newtoniana, sin embargo, obedecen ciertas leyes mecanicistas que nos permiten explicar su evolución. Los modelos matemáticos son una herramienta útil para representar y resumir estas leyes de evolución, por lo menos de una manera aproximada.

Un modelo matemático pretende representar las propiedades de un sistema en términos de un conjunto de ecuaciones u otras técnicas algorítmicas (por ejemplo, grafos, redes, agentes, distribuciones de probabilidad, entre otras). El diseño de un modelo requiere de la sistematización exhaustiva de la información disponible sobre el comportamiento del sistema. Esta información puede ser de naturaleza objetiva: mediciones, series de tiempo, información derivada del análisis de series de tiempo, etc. Pero también puede ser de naturaleza subjetiva, lo que incluye la opinión experta de investigadores que conocen el sistema y lo monitorean usando herramientas basadas en la experiencia en campo. En el modelo se incorpora todo el conocimiento que se tenga del sistema, buscando un acuerdo entre sus propiedades cuantitativas y cualitativas. Esta pretensión, aunque parece sencilla, es una tarea ardua que requiere un conocimiento profundo del sistema y un diálogo permanente entre modeladores y expertos.

No existe un modelo único para un sistema. De hecho, existen tantos modelos como puedan ser pensados. Un modelo es en sí mismo una construcción del pensamiento humano donde se plasma la comprensión del comportamiento posible y razonable de un sistema. Diferentes modelos del mismo sistema pueden exhibir diferencias en la bondad y en el desempeño para representar características particulares. Podemos



encontrar que cierto modelo representa muy bien una característica del sistema, pero no lo hace también para otras características, un modelo diferente puede hacer lo contrario. En el famoso aforismo: *Todos los modelos están equivocados, pero algunos son útiles*, se reconocen las limitaciones de los modelos para representar la complejidad de los sistemas reales, pero también se reconoce su utilidad para avanzar en la comprensión del sistema.

## Modelos y dinámica

Una de las ventajas que ofrecen los modelos matemáticos es la posibilidad de diseñar preguntas útiles para descifrar la dinámica del sistema e ir refinando paulatinamente el modelo mismo. Podríamos decir que esta es la base sobre la que se fundamenta un método de ensayo y error que no va a ciegas, todo lo contrario, va guiado por el conocimiento previo que se tiene acumulado del sistema y del nuevo conocimiento que se construye a partir del proceso de modelación. En este proceso de modelación, es común partir de una primera versión del modelo que se va mejorando con el tiempo. Para determinar qué tan bien el modelo representa la dinámica del sistema (lo que se conoce como la bondad del modelo), es necesario conocer muy bien qué tipo de dinámica puede representar el modelo. Por ejemplo, un modelo bidimensional de variable continua codificado en un sistema de dos ecuaciones diferenciales de primer orden, no podría representar una dinámica caótica, pues el caos es una posibilidad dinámica emergente en sistemas acoplados no-lineales de mínimo tres variables de estado. Un sistema dinámico bidimensional podría representar a lo sumo propiedades periódicas o cuasi-periódicas del sistema (99,100).

En (101) nos proponen un conjunto de preguntas concretas para establecer el propósito del modelo y clarificar sus alcances y limitaciones para representar las propiedades del sistema. Veamos estas cuestiones en el contexto de sistemas que involucran la salud:

1. ¿Cuál es el propósito y la escala temporal del modelo? Por ejemplo, ¿es un modelo puramente estadístico para pronósticos de corto plazo o es un modelo mecanicista que investiga escenarios futuros?
2. ¿Cuáles son los supuestos básicos del modelo? En el caso de sistemas relacionados con la salud, se incluye la inmunidad, los mecanismos de transmisión, los parámetros de contacto, entre otros.
3. ¿Cómo se evidencia la incertidumbre? Para los modelos estadísticos la incertidumbre va en aumento a medida que extendemos la pregunta sobre el futuro, ¿cómo se calculan y muestran los intervalos de confianza? Para los modelos mecanicistas, ¿cuáles parámetros se están modificando? Estos modelos generalmente incluyen una tabla de rangos de parámetros, ¿estos rangos tienen sentido?

4. Si el modelo se ajusta a los datos, ¿qué datos se utilizan? Algunas variables registran la evolución del sistema de una manera más confiable que otras. En general, la confiabilidad del modelo dependerá de la calidad de los datos.

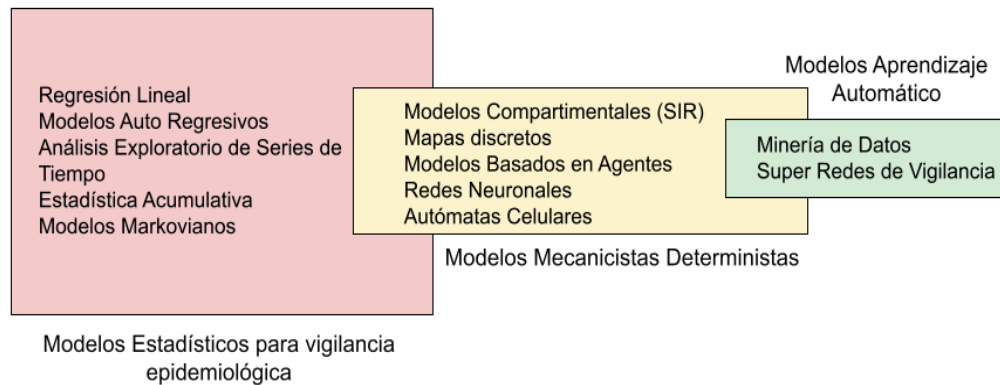
5. ¿El modelo es general o refleja un contexto particular? Si el contexto es particular, ¿la escala espacial (nacional, regional o local) es apropiada para las preguntas que se plantean y son los supuestos relevantes para el entorno? La densidad de la población desempeñará un papel importante en la determinación de la idoneidad del modelo, por ejemplo, lo más probable es que parámetros como la tasa de contacto sean específicos del contexto.

Estas preguntas, aunque no son exhaustivas, ofrecen un referente para determinar qué puede y qué no puede representar cierto modelo. Como ya se ha advertido, cada modelo ofrece una descripción particular del sistema y su bondad obedece tanto a los criterios de diseño (intención) como a la calidad de la información disponible. Para resumir la diversidad de los modelos, Siettos & Russo (2013) proponen una clasificación en tres grandes grupos (102):

- **Modelos estocásticos.** Son modelos con un umbral predictivo de corto plazo, cuya principal función es la vigilancia epidemiológica pues permiten una detección temprana de brotes o aumentos significativos en el número de casos. Estos modelos dan un panorama general de las características del sistema. Dentro de este conjunto de modelos se incluyen los modelos de regresión lineal y modelos autoregresivos (AR, ARMA, ARIMA), análisis de series de tiempo, modelos Markovianos, densidad de probabilidad y análisis espaciales por Componentes Principales, entre otros (108).
- **Modelos mecanicistas.** Estos modelos tratan de descifrar las dinámicas que pueden explicar el comportamiento observado de un sistema. Por lo regular, se basan en la noción de estado de la física, donde la dinámica se representa en términos de la evolución de las variables de estado. Estos modelos permiten una comprensión estructural del sistema de acuerdo con los parámetros y la formulación de escenarios plausibles. Aquí situamos los Sistemas Dinámicos, las redes neuronales complejas y los modelos basados en agentes.
- **Modelos empíricos** basados en algoritmos de aprendizaje automático (*machine learning*). Estos modelos tienen un gran potencial para bases de datos muy grandes, donde se dificulta extraer información dinámica con métodos clásicos.

En la **Figura 27** se presenta un esquema que resume esta clasificación de acuerdo con las categorías propuestas (102).

**Figura 27.** Clasificación y grupos de los modelos matemáticos



En la **Figura 27**, el área de cada recuadro cualitativamente representa la frecuencia con la que cada tipo de modelo se usa en modelación en salud. Las fronteras entre los tipos de modelos no son rígidas.

Otro elemento fundamental en la formulación de un modelo matemático es la forma como se incorpora el tiempo. El modelo puede ser estático (se describe en un tiempo determinado o se representan características globales del sistema que no dependen del tiempo), dinámico (describe la evolución del sistema), de tiempo continuo (los cambios en el sistema se registran en intervalos diferenciales de tiempo) o de tiempo discreto (el estado del sistema cambia en saltos fijos de tiempo). La escala de tiempo queda determinada por los rasgos dinámicos que se quieran modelar. Un mismo sistema puede acoplar diferentes escalas de tiempo, por ejemplo, en la modelación del sistema salud-clima conviven procesos climáticos que varían en la escala de minutos, días, años, décadas o incluso cientos y miles de años, mientras que los eventos de salud varían en escalas de días, semanas o años. Para construir un modelo que integre ambos procesos, necesitamos definir una escala temporal de trabajo que permita capturar cómo el clima influencia dinámicamente los eventos en salud.

## Relaciones dinámicas: causalidad y determinismo

La dinámica se encarga de determinar las causas de la evolución de un sistema. La física clásica ha respondido a esta cuestión mediante el concepto de fuerza. Las fuerzas son los agentes externos al sistema que hacen que el estado  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ , de un sistema n-dimensional, cambie en el tiempo. En un sistema mecánico ideal (o aislado de cualquier interacción no deseada, por ejemplo, la fricción), usualmente las fuerzas se pueden identificar y determinar claramente. Sin embargo, los sistemas reales

evolucionan en escenarios alejados de las condiciones ideales del laboratorio, son sistemas abiertos sujetos a múltiples interacciones y que intercambian constantemente energía y materia con el entorno. A diferencia de los sistemas mecánicos ideales, la noción de fuerza no es tan fácil de identificar a pesar de que su evolución se pueda pensar de manera mecanicista. Para ilustrar esta diferencia fundamental, pensemos por ejemplo en la evolución de la ocupación del territorio en una ciudad. La expansión urbana y el uso del suelo obedecen a dinámicas sociales, culturales y económicas, entre otras. Sin embargo, determinar de manera mecanicista, los forzadores que hacen que la estructura habitacional evolucione en el tiempo no es para nada sencillo.

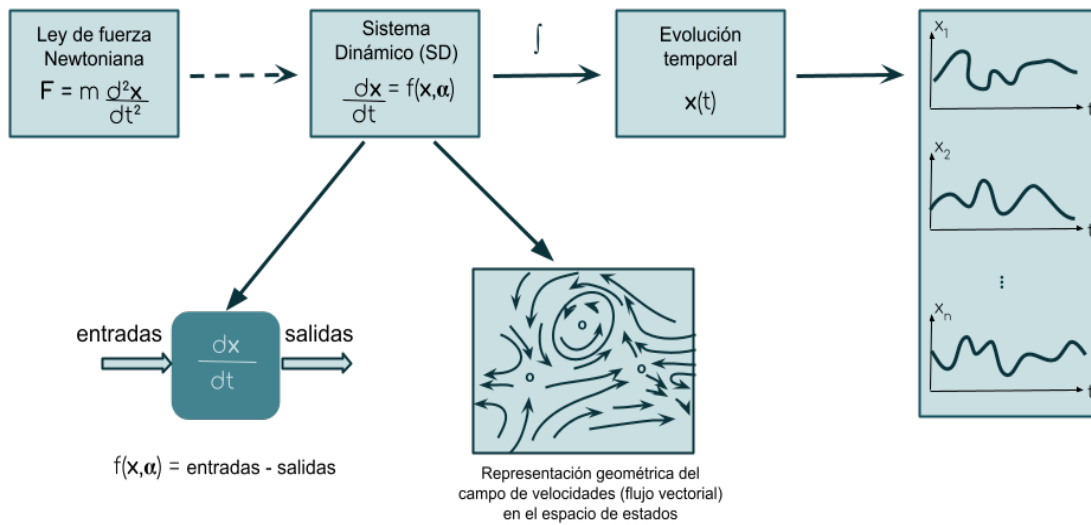
Un modelo determinista explica la dinámica del sistema mediante un conjunto de reglas (operador evolución  $\Phi_t$ ) que se fundamentan en la idea de que el comportamiento futuro del sistema en un instante de tiempo  $t$  queda unívocamente determinado por el estado en el inicial  $\mathbf{x}(t_0)$ .

$$\mathbf{x}(t_0 + t) = \Phi_t(\mathbf{x}(t_0))$$

El operador evolución se puede expresar matemáticamente con ecuaciones diferenciales, mapas, matrices, grafos o cualquier otra representación que garantice que el pronóstico en el tiempo sea único (100).

La dinámica de procesos epidemiológicos se puede representar de forma determinista mediante modelos compartimentales, donde las reglas de evolución se determinan mediante un conjunto de ecuaciones diferenciales autónomas de variable continua que representan cómo cambian las poblaciones en el tiempo de acuerdo con el balance entre las entradas y salidas. De manera general, este tipo de representación se conoce como Sistemas Dinámicos (SD). La evolución del sistema consiste en encontrar la forma de  $\mathbf{x}(t)$  vía integración numérica o analítica. Adicionalmente, este tipo de modelos nos permite explorar el comportamiento asintótico del sistema, tener una imagen completa de las diferentes trayectorias de evolución para diferentes condiciones iniciales (geométricamente, el campo de velocidades) y explorar los cambios cualitativos de la dinámica cuando cambian los parámetros  $\alpha$  del sistema (99). En la **Figura 28** se ilustran los detalles de este proceso de modelación.

**Figura 28.** Representación matemática de la dinámica de un sistema



En la **Figura 28**, la dinámica de un sistema se representa como un conjunto de ecuaciones diferenciales autónomas (independientes del tiempo). El conjunto de parámetros  $\alpha$  caracteriza las tasas de transferencia entre poblaciones u otras características particulares.

El modelo SIR es uno de los modelos epidemiológicos más sencillos para representar la dinámica de una enfermedad dividiendo la población en tres compartimentos: **S**usceptibles, **I**nfectados y **R**ecuperados. Cada una de estas categorías es una variable de estado y su evolución dinámica se representa mediante un balance de entradas y salidas apropiadamente parametrizado. Existen versiones más refinadas de este modelo, donde se incluyen otros rasgos de la población. Por ejemplo, en el modelo SEIR se introduce la categoría expuestos (E) y el modelo SEIRV incluye el compartimento del reservorio viral (V) o el ambiente, entre otros (100 -105).

El tipo de dinámica que los SDs pueden representar, depende de la estructura de las ecuaciones diferenciales y el número de variables de estado que se incluyan en el modelo. Por ejemplo, un SD unidimensional ( $n=1$ ) solo puede evolucionar asintóticamente hacia un punto fijo o alejarse de un punto fijo, mientras que un sistema bidimensional acoplado no-lineal puede representar adicionalmente, ciclos o comportamiento cuasi-periódico y un sistema con  $n \geq 3$  con acople no-lineal puede, además, exhibir caos. A medida que crece la dimensionalidad del SD y se incluyen no linealidades en las ecuaciones dinámicas, se puede representar una mayor complejidad dinámica. La información que tengamos sobre la evolución real del sistema nos puede guiar en la elección acertada del modelo de acuerdo con la dinámica que se quiere representar.

Los sistemas reales de la naturaleza evolucionan bajo interacciones con el ambiente en donde se intercambia energía, momentum, materia e información. A medida que integramos interacciones en el sistema tanto el número de variables de estado como la

no-linealidad de las interacciones también va en aumento. La descripción del sistema se va volviendo más compleja de modo que empiezan a emerger propiedades del sistema que quedan por fuera de un paradigma lineal (pequeñas causas conducen a pequeños efectos). La teoría del caos y las teorías de la complejidad nos ha enseñado que sistemas puramente deterministas pueden representar dinámicas altamente complejas donde el todo es más que las sumas de las partes y el comportamiento colectivo microscópico permite la emergencia de una adaptación permanente en el sistema.

La evolución de los sistemas naturales se registra mediante series de tiempo. Estos registros también se pueden entender como realizaciones de un proceso. La modelación de estos sistemas implica cierta desagregación de las componentes dinámicas que nos permitan dilucidar las relaciones causales que subyacen entre diferentes procesos. Es posible obtener información del sistema mediante relaciones empíricas derivadas de las observaciones a pesar de la complejidad dinámica inherente. Se busca responder si el proceso X tiene efectos dinámicos sobre el proceso Y (y viceversa). Para esto necesitaremos un cuantificador para medir la causalidad entre las partes del sistema. En este contexto, la causalidad se entiende como un mecanismo que produce un efecto subsiguiente bien definido (106). Recientemente se han desarrollado cuantificadores útiles para medir la causalidad entre series de tiempo que se basan en la transferencia de información(107). La fortaleza principal de estos cuantificadores es lo que nos permite transitar de la casualidad, que se mide usualmente con el coeficiente de correlación de Pearson, hacia la causalidad, lo que constituye un primer paso para inferir relaciones dinámicas.

En el caso de la salud humana, una pregunta interesante y necesaria tiene que ver con la influencia del clima y la variabilidad climática en los eventos en salud, pues la consolidación del Antropoceno (108) está marcada, entre otros, por un estadio de cambio climático con devastadoras consecuencias para la vida en general. De acuerdo con el último informe del IPCC (109), para el territorio colombiano se pronostica para el 2050: incremento en eventos extremos de calor, incremento en la temperatura media, incremento en la precipitación media en la región noroeste acompañado de una disminución de la precipitación media en la región norte, incremento en el nivel medio del mar, inundaciones de zonas de litoral, acidificación del océano, incremento en inundaciones fluviales y crecientes de ríos, incremento de la frecuencia de días secos, reducción en la oferta hídrica, incremento en la temperatura, reducción de la humedad e intensidad del viento que favorecen la ocurrencia de incendios, entre otros.

La ruta de incidencia del clima, la variabilidad climática y el cambio climático, sobre los eventos de salud puede ser muy variada. Por ejemplo, el cambio climático puede inducir cambios en la cobertura vegetal produciendo un cambio consecuente en la distribución de agentes portadores de enfermedades como roedores o insectos. Comportamientos anómalos en las variables del clima (por ejemplo, aumento en la temperatura, sequías, inundaciones, etc.) pueden incidir en la duración e intensidad de ciertos brotes, ya que

se producen condiciones ambientales favorables para acelerar el metabolismo de agentes infecciosos como virus, bacterias o parásitos y sus agentes transmisores o condiciones desfavorables que inducen la migración a otras zonas (108 -111).

Aunque es claro que el clima tiene una potencial incidencia sobre los eventos en salud y en ciertas enfermedades, los mecanismos relacionados con el clima operan de manera más evidente sobre el número de casos que en otras, encontrar la forma funcional que relaciona los eventos de salud con los procesos climáticos es materia de investigación, pues la relación entre el clima y la salud humana está caracterizada por una alta complejidad dinámica que no es fácil de describir, pues queda apantallada por otras interacciones como las diferencias entre los sistemas de salud y de educación, aspectos culturales y de creencias, aspectos sociales y económicos, entre otros (111).

No existe una única manera de develar la conexión dinámica en el problema clima-salud. El primer ejercicio consiste en capturar alguna estructura subyacente en los datos. Un análisis exploratorio de datos, un análisis estadístico o un análisis en el dominio de la frecuencia nos pueden brindar un panorama de cómo se comportan los datos para posteriormente intentar un ejercicio de modelación dinámica.

# Anexos

## Anexo 1. Distribución de componentes de las series de tiempo respecto al evento dengue por departamentos y municipios

Departamento y municipio	TENDENCIA		CICLICIDAD		IND EST/T° MIN		IND EST/T° MAX		IND EST/PRECIP				
	Creciente	Decreciente	Estática	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI		
ANTIOQUIA	5	1	2	3	5	0	1	0	5	3	0	7	1
APARTADO	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
ARBOLETES	1	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0
CAREPA	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0
CIUDAD BOLIVAR	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
MEDELLIN	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0
NECOCLI	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0
SANTAFE DE ANTIOQUIA	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0
ATLANTICO	2	0	1	1	2	0	3	0	1	2	0	0	1
BALNEARIO	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
REPLICAS	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
SOLEDA	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0
BOLIVAR	6	0	1	3	4	3	4	0	3	4	0	5	2
ARLONA	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
MANGUQUE	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
MARIA LA BAJA	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0
INLIS	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0
INLIS O	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0
SANTA ROSA DEL SUR	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
ZAMBRANO	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0
BOYACA	3	4	3	8	2	2	8	0	2	8	0	2	7
AQUITANIA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0
BUENAVISTA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0
CAMPOTERMOSO	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
MIRAFLORES	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
OTANCHE	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
PAJARITO	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
PAJANA	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
SAHAGUN	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
SAPUHA	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
SAPUHA MARIA	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
CALDAS	4	1	0	3	0	3	0	0	3	0	0	2	1
AGUADAS	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	2
ANSERMA	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0
MANIZALES	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0
CARTAGENA	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	1
CESAR	2	0	1	2	0	2	1	0	0	1	2	0	2
AGUSTIN CODAZZI	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SAN DIEGO	0	1	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
VALLEDUPAR	0	1	0	0	1	0	1	0	0	0	1	0	0
CORDOBA	8	0	1	6	3	0	9	0	1	8	0	5	4
CIENAGA DE ORO	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
GUAPI	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
MONTELIBANO	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
MONTERIA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0
PLANETA RICA	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
PUERTO ESCONDIDO	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
SAHAGUN	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
SABANALARA DEL WIENTO	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
TERRALTA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0
CUNDINAMARCA	0	4	1	1	4	0	3	2	0	3	2	2	1
ANAPOMA	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
FUSAGASUGA	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
GIRARDOT	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
PUERTO SALGAR	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
TULUEA	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
TULUEA	0	7	4	7	7	5	6	3	7	7	0	0	9
TIBERO	3	7	4	7	7	5	6	3	7	7	0	0	9
BARAYA	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
BARAYA	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CAMPOALEGRE	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
COLOMBIA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
GARZON	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0
GUATAPE	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
LA PLATA	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0
NEIVA	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0
Total general	52	31	28	52	59	27	68	16	32	70	9	6	73



## Anexo 2. Distribución de componentes de las series de tiempo respecto al evento malaria por departamentos y municipios

Departamento y municipio	TENDENCIA		CICLICIDAD		IND. EST./T° MIN		IND. EST./T° MAX		IND. EST./PRECIP	
	Creciente	Decreciente	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI
ANTIOQUIA	2	10	6	6	7	5	9	3	3	12
APARTADO	0	0	1	0	1	0	0	1	0	1
ARBOLETES	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
CAREPA	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1
CIUDAD BOLIVAR	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1
FRONTINO	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1
HEPES	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1
MUTATA	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1
NECOCLI	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
REMEDIOS	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
SANTA FE DE ANTIOQUIA	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1
SANTAFÉ DE URUBÉ	0	1	0	1	0	0	0	1	0	1
ATLANTICO	0	1	2	3	0	2	0	3	0	3
BUENA VISTA	0	0	1	1	0	1	0	0	0	1
JUAN DE ACOSTA	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0
MANATÍ	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0
SOLEDA	1	4	2	7	0	4	3	0	3	6
BOLIVAR	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
ARJONA	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1
EL GUAMO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
EL GUAYANO	0	0	1	0	1	0	0	0	0	1
EL NARINO	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1
MARIA LA BAJA	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
PINILLOS	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
SAN PABLO	0	0	1	1	0	1	0	0	1	0
SANTA ROSA DEL SUR	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1
BOYACA	0	0	2	2	0	2	0	2	0	1
BOTIVIA	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
BREITVA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
BUNIA	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
CARTAGENA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
CESAR	0	3	0	3	0	3	0	3	0	3
AGUSTIN CODAZZI	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
EL PASO	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
VALLEDUPAR	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
CORDOBA	0	9	0	8	1	0	9	0	1	8
CHENAGUA DE ORO	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
CIQUEQUIRA	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
MONTELIBANO	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
MONTERIA	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
PLANETA RICA	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
PUERTO ESCONDIDO	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
PUERTO LIBERTO	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SAN BENARD DEL VIENTO	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
SAN CARLOS	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
SAN BERNARDO DEL VIENTO	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
TERRALTA	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
HUILA	0	6	4	10	0	2	8	0	5	5
BARAYA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
CAMPOALEGRE	0	1	0	1	0	1	0	0	1	0
COLOMBIA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
GUANAJUAN	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
IQUISA	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
LA PLATA	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
PALERMO	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
PITALITO	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
PUERTO AGUSTIN	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
SAN MARZ	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
LA GUAJIRA	3	2	0	5	0	1	4	0	2	3
MAICAO	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
MANAJURE	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
RICHACHA	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1
SAN JUAN DEL CESAR	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
SAN MARTIN	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
TORTE DE SANTANDER	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
TIBUI	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
RISARALDA	0	3	0	3	0	1	2	0	0	1
BELEN DE UMBRIA	0	1	0	0	0	1	0	0	1	0
PEREIRA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
SANTA ROSA DE CABAL	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
SAN ANDRES Y PROVIDENCIA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
SAN ANDRES	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
SANTA MARTA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1

Departamento y municipio	TENDENCIA		CICLICIDAD		IND. EST./T° MIN		IND. EST./T° MAX		IND. EST./PRECIP	
	Creciente	Decreciente	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI
SANTANDER	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
BARANCABERMEJA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
SUCRE	1	1	0	2	0	0	2	0	2	0
COLOSO	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
SINCELEJO	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
TOLIMA	0	9	8	17	0	14	3	0	14	3
ALMORICHA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
CALAMARCA	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
CHAPARRAL	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
ESPINAL	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
FLANDES	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
GUAMO	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
IBASDE	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
LAGUNA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
MARIQUITA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1
NATAGAIMA	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0
RIOBLANCO	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
ROVIRA	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
SALDANA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
SANTANDER	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
SANTAFÉ DE BUENAVISTA	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1
SANTAFÉ DE VALLE	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
VILLEHERMOSA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1
Total general	8	50	20	71	7	24	49	5	27	48
									3	2
									67	9

### Anexo 3. Distribución de componentes de las series de tiempo respecto al evento accidente ofidico por departamentos y municipios

Departamento y municipio	TENDENCIA			CICLICIDAD			IND EST/T° MIN			IND EST/T° MAX			IND EST/PRECIP		
	Creciente	Decreciente	Estática	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A
ANTIOQUIA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
APARTADO	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
ATLANTICO	3	0	0	3	0	1	2	0	0	3	0	0	3	0	0
JUAN DE ACOSTA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
BOYACA	6	0	1	7	0	4	3	0	0	3	4	0	0	2	5
BOLIVAR	1	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
ARLONA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
EL GUAMO	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
MAGANGUE	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
MONTANA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
PINILLAS	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SAN PABLO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SANTAROSA DEL SUR	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
BOYACA	5	1	2	8	0	2	6	0	2	6	0	2	6	0	2
AQUITANIA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
BUENAVISTA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
BUENAVISOSO	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
MIRAFLORES	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
OTANCHE	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
PAJARITO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
PALMA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SANTA MARIA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SANTA ROSA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SAMARIA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SAMARA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
GARTAGENA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
CESAR	3	0	1	3	0	0	3	0	0	3	0	0	3	0	0
AGUSTIN CODAZZI	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
EL PASO	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
VALLEDUPAR	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
CORDOBA	9	0	0	9	0	0	9	0	0	9	0	0	9	0	0
CIENAGA DE ORO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
CAJICAMA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
MONTELIBANO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
MONTERIA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
PLANETARIA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
PUERTO ESCONDIDO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
PUERTO LIBERTO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SAN BERNARDO DEL VIENTO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SAN CARLOS	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
TIERRALTA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
HUILA	5	1	3	9	0	3	6	0	3	6	0	5	4	0	1
AGRAPO	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
CAMPOALEGRE	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
COLOMBIA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
LA PLATA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
LA UNION	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
PITALITO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SALADOBLANCO	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SANTAMARIA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
TERUEL	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
LA GUAJIRA	4	0	2	6	0	1	5	0	2	3	1	0	4	2	0
MALDONADO	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
MANABIRE	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
RIOHACHA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SAN JUAN DEL CESAR	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
URIBIA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
URUMITA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
NORTE DE SANTANDER	3	0	0	3	0	0	3	0	0	3	0	0	3	0	0
BOGOTA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
GUIGUA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
OCANA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
TIBU	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
QUINDIO	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
ARMENIA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
RISARALDA	1	1	1	3	0	1	2	0	1	2	0	1	0	0	3
PEREIRA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SANTAROSA DE CABAL	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SANTURJO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SAN ANDRES Y PROVIDENCIA	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
SAN ANDRES	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0
TOTAL GENERAL	53	7	20	80	1	27	52	1	29	46	5	3	64	13	0



**Anexo 5. Distribución de componentes de las series de tiempo respecto al evento enfermedad diarreica aguda por departamentos y municipios**

Departamento y municipio	TENDENCIA			CICLICIDAD			IND EST/T* MIN			IND EST/T* MAX			IND EST/PRECIP		
	Creciente	Decreciente	Estática	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A
ANTIOQUIA	1	5	23	29	29	27	2	2	27	2	28	1	0	0	0
ARMENIA	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ANDES	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ANORI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
APARTADO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ARBOLETES	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
BELLO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CANASGORDAS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CAREPA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CIUDAD BOLIVAR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CONCORDIA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FREDONIA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FRENTE AL RIO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
JARDIN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LA UNION	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MACEO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MEDELLIN	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MESOPOLI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PERUOL	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
REMEDIOS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
RIONEGRO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SAN CARLOS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SAN FRANCISCO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SAN VICENTE	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SANTO DOMINGO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
TAMESIS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VALDIVIA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
VEGACHI	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b>AUTOBOGOTÁ</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
ALVARO AGOSTA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
REFELON	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SOLEDADE	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b>BOGOTÁ D.C.</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
<b>BOLIVAR</b>	<b>5</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>6</b>	<b>1</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>5</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
ARJONA	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
WAGANGUE	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ARMENIA DE BAJA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PINILLOS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SAN PABLO	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SANTA ROSA DEL SUR	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ZAMBRANO	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b>BOYACA</b>	<b>6</b>	<b>25</b>	<b>5</b>	<b>30</b>	<b>6</b>	<b>3</b>	<b>28</b>	<b>5</b>	<b>3</b>	<b>33</b>	<b>0</b>	<b>5</b>	<b>28</b>	<b>3</b>	<b>0</b>
AGUIRANIA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
BOVITA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
BOVITIA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
BUENAVISTA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CAMPOLIBERTO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CAMPOLIBERTO	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CHISCAS	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CHIVICHIA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
DUITAMA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
EL ESPINO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
GUICÁN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LA CAPILLA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
LA UMITA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MARIPUE	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
MIRAFLORES	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NOBSA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
OTANCHE	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
NUEVO COLÓN	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PALMIRA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PALMIRITO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
PAUNA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
QUIPAMA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
RAMIRIQUÍ	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
RONDON	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SAN ANTONIO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SANTA MARIA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
SANTA SOFIA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
<b>HUILA</b>	<b>6</b>	<b>9</b>	<b>2</b>	<b>15</b>	<b>1</b>	<b>5</b>	<b>10</b>	<b>1</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>1</b>	<b>11</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
AGRADO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
BARAYA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
CAMPALLEGRE	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
COLOMBIA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
GARZON	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Departamento y municipio	TENDENCIA		CICLICIDAD						IND EST/T° MIN						IND EST/T° MAX						IND EST/PRECIP	
	Creciente	Decreciente	Estática	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI		
TOLIMA	7	9	2	16	2	14	4	0	14	3	1	0	14	0	14	4	0	14	0	14	4	
BOGOTÁ	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
FLANDES	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
GUAMO	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
IBAGUÉ	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
LERIDA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
MARIQUITA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
MENDEZ	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
PRADO	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
RIOBLANCO	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
ROVIRA	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SALDAÑA	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SANTANDER	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
VILLAHENSA	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
<b>Total general</b>	<b>81</b>	<b>79</b>	<b>48</b>	<b>185</b>	<b>23</b>	<b>30</b>	<b>160</b>	<b>18</b>	<b>39</b>	<b>144</b>	<b>25</b>	<b>11</b>	<b>154</b>	<b>43</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	

Departamento y municipio	TENDENCIA		CICLICIDAD						IND EST/T° MIN						IND EST/T° MAX						IND EST/PRECIP	
	Creciente	Decreciente	Estática	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI		
HUILA	5	9	2	15	1	5	10	1	7	8	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	4	
LA PLATA	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
NEVA	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
PALEMO	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SAZUZA	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SALADOBLANCO	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SANAGUSTÍN	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SANTAMARÍA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SUAZA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
TENALIJA	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
VILLAVIEJA	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
<b>LA GUAJIRÁ</b>	<b>6</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>5</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>5</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>1</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	
HATONUEVO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	
MAICAO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
MANAURE	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
RIOHACHA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
EL GUANAJAY DEL CESAR	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
URUBÁ	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	
<b>MAGDALENA</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>3</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	<b>2</b>	
EL BANCO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
FUNDACION	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
EL CARMEN	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
ZONA BANANERA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
<b>NORTE DE SANTANDER</b>	<b>6</b>	<b>5</b>	<b>1</b>	<b>11</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>10</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>8</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>8</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>8</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>8</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	
ABREGO	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
CACHIRA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
COMENCIÓN	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
CONVENCIÓN	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
GUICUPE	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
LA PLAYA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
OCANA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
RANGOVALIA	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
RANGOVALLA	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SALAZAR	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SALAZAR	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SARDINATA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SARDINATA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
TOLEDO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
<b>QUINDIO</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	
ARMENIA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
CALARCA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
<b>RISARALDA</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	
BELENDE UMBRIA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
EL CARMEN	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
SANTA ROSA DE CABAL	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
<b>SAN ANDRÉS Y PROVIDENCIA</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	
PROVIDENCIA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
SAN ANDRÉS	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
<b>SANTA MARTA</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	
SAN ANDRÉS	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
<b>SANTA ANDRÉS</b>	<b>2</b>	<b>7</b>	<b>8</b>	<b>16</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>16</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>14</b>	<b>3</b>	<b>0</b>	<b>13</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>13</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>13</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	
BARRANCABERMEJA	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	
CAPTANUEJO	0	1																				









Departamento y municipio	TENDENCIA		CICLICIDAD		IND EST/T° MIN		IND EST/T° MAX		IND EST/PRECIP					
	Creciente	Decreciente	Estática	Estática	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI		
COLIMA	17	0	1	0	18	0	14	4	0	14	4	0	13	0
LAGUNA	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1
LEFRIDA	1	0	0	0	1	0	1	0	1	0	0	0	1	0
MARICUITA	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0
NAYAGAIMA	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
PANAJOL	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0
RIOBLANCO	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
ROVIRA	1	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1
SALDANA	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0
VALLE DE SAN JUAN	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0
VILLAHERMOSA	1	0	0	0	1	0	1	0	0	1	0	0	1	0
<b>Total general</b>	<b>123</b>	<b>3</b>	<b>5</b>	<b>5</b>	<b>131</b>	<b>0</b>	<b>25</b>	<b>101</b>	<b>5</b>	<b>30</b>	<b>96</b>	<b>5</b>	<b>8</b>	<b>114</b>



Departamento y municipio	TENDENCIA		CICLICIDAD						IND EST/T°						MAX IND EST/PRECIP					
	Creciente	Decreciente	Estática	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A	NO	SI	N/A		
SAN ANDRES Y PROVIDENCIA	2	0	0	2	1	0	0	2	0	0	2	0	0	2	0	0	2	0	0	
PROVIDENCIA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	2	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
SAN ANDRES	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	
SANTA MARTA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
SANTANDER	7	1	1	8	1	0	7	2	0	8	1	0	0	1	0	6	3	0	0	
BARRANCA/BERMEJA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
CERRITO	0	0	1	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	
IBRA	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	
MITARRA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	1	0	
CHITARRA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	0	1	0	0	
GIRON	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
LEBRUA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
MOGOTES	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
SABANA DE TORRES	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
SABANA DE TORRES	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
TOPACA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
SUCRE	2	0	0	2	0	0	2	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
COLOSO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
SINCELEJO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
TOLIMA	18	0	0	18	0	14	4	0	14	4	0	0	18	0	0	18	0	0	0	
AMBALEMA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
ARMERO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
ARMERO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
CLAMARCA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
CHAMPARRAL	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
ESPINAL	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
FLANDES	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
GUAMO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
GUAMO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
LERIDA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
LERIDA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
MARIQUITA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
NATAGAIMA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
PRADO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
PRADO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
ROBLANCO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
ROBLANCO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
SALDAÑA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
SALDAÑA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
SAN ANTONIO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
SAN ANTONIO	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
VILLAHERMOSA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
VILLAHERMOSA	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	0	0	1	
<b>Total general</b>	<b>140</b>	<b>6</b>	<b>9</b>	<b>150</b>	<b>5</b>	<b>30</b>	<b>118</b>	<b>7</b>	<b>36</b>	<b>112</b>	<b>7</b>	<b>11</b>	<b>130</b>	<b>14</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	



Departamento y municipio	TENDENCIA		CICLICIDAD		IND EST/T° MIN		IND EST/T° MAX		IND EST/PRECIP	
	Creciente	Decreciente	NO	SI	NO	SI	NO	SI	NO	SI
TOLIMA	17	1	15	4	2	2	15	4	0	15
ARMALIMA	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0
ARMERO	1	0	1	0	0	1	1	0	0	0
ATACO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CAJAMARCA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CHARRAL	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
ESPAÑA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
FLANDES	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
GUAMO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
IBAGUE	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
LERIDA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
LIBANA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
MATAGUANA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
PRADO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
RIOBLANCO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
ROVIRA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
SALDANA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
SAN JUAN	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
VALLE DE SAN JUAN	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
VILLAHERMOSA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
<b>Total general</b>	<b>172</b>	<b>17</b>	<b>25</b>	<b>183</b>	<b>31</b>	<b>32</b>	<b>158</b>	<b>24</b>	<b>41</b>	<b>156</b>

Departamento y municipio	TENDENCIA		CICLICIDAD		IND EST/T° MIN		IND EST/T° MAX		IND EST/PRECIP	
	Creciente	Decreciente	NO	SI	NO	SI	NO	SI	NO	SI
HUILA	15	1	13	3	10	1	7	8	1	11
AGRADO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
BARAYA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CAMPOALEGRE	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
COLOMBIA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CHAPON	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
IOQUE	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
LA PLATA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
NEIVA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
PALERMO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
PITALITO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
PUERTO RICO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
SAN AGUSTIN	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
SANTA MARIA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
SUAZA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
TERUEL	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
VILLAVIEJA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
ALBARRACIN	6	0	6	0	3	2	3	1	0	5
HATONUEVO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
MAICAO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
RIOHACHA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
SAN JUAN DEL CESAR	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
URIBIA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
VALPARAISO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
<b>MAGDALENA</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>3</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>4</b>	<b>0</b>	<b>1</b>
EL BONGO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
FUNDACION	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
PIMJAY	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
ZONA BARRERA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
<b>NORTE DE SANTANDER</b>	<b>11</b>	<b>0</b>	<b>10</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>8</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>8</b>	<b>1</b>
AGUIRO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CHICHO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CONVENCION	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CUCUTA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
LA PLAYA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
OCANA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
PARANALIA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
SALAZAR	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
SARDINATA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
TIBU	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
TOLEDO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
<b>QUINDIO</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>
ARIMETA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
BOGOTA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
<b>RISARALDA</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>
BELEN DE UMBRIA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
PEREIRA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
SANTA ROSA DE CABAL	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
<b>SAN ANDRES Y PROVIDENCIA</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>1</b>
PROVIDENCIA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
SAN ANDRES	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
SAN ANDRES	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
<b>SANTA MARTA</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>0</b>	<b>0</b>
SANTA MARTA	12	0	15	0	15	0	17	0	0	13
ALBANIA	6	0	6	0	3	2	3	1	0	5
BARRANCOBERMEO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CAPTANEJO	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
CARMEN DEL CHUCURI	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CERRITO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CHIMBA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
CHIMA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
CHITARRA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
GAMBITA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
GIRON	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
GUADALUPE	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
LEBRIJA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
MOGOTES	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
PUERTO PARRA	0	1	0	1	0	0	1	0	0	0
SABANA DE TORRES	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
TOMA	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
TURBATO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
<b>SUCRE</b>	<b>2</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>	<b>0</b>	<b>1</b>
COLOSO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0
SINCELEJO	1	0	1	0	0	1	0	0	0	0

## Referencias

1. Organización Meteorológica Mundial. Un año más, las concentraciones de gases de efecto invernadero volvieron a batir todos los récords. [Internet]. 2019. Fecha de consulta: 21 de agosto de 2021. Disponible en: <https://public.wmo.int/es/media/comunicados-de-prensa/un-a%C3%B1o-m%C3%A1s-las-concentraciones-de-gases-de-efecto-invernadero-volvieron#:~:text=El%20aumento%20en%20la%20concentraci%C3%B3n%20de%20ese%20gas%20de%202019,medio%20anual%20del%20%C3%BAltimo%20decenio.2>.
2. AEMA. El cambio climático y la salud humana — Agencia Europea de Medio Ambiente [Internet]. 2015. Fecha de consulta: 21 de agosto de 2021. Disponible en: <https://www.eea.europa.eu/es/senales/senales-2015/entrevista/el-cambio-climatico-y-la>
3. Ziska LH, Makra L, Harry SK, Bruffaerts N, Hendrickx M, Coates F, et al. Temperature-related changes in airborne allergenic pollen abundance and seasonality across the northern hemisphere: a retrospective data analysis. *The Lancet Planetary Health*. 2019;3(3):e124–31. [https://doi.org/10.1016/S2542-5196\(19\)30015-4](https://doi.org/10.1016/S2542-5196(19)30015-4)
4. Ray C, Ming X. Climate Change and Human Health: A Review of Allergies, Autoimmunity and the Microbiome. *Int. J. Environ. Res. Public Health*. 2020; 17(13): 4814 <https://doi.org/10.3390/ijerph17134814>
5. Organización Mundial de la Salud. Cambio climático y salud [Internet]. 2018. Fecha de consulta: 21 de agosto de 2021. Disponible en: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/climate-change-and-health>
6. Filho WL, Scheday S, Boenecke J, Gogoi A, Maharaj A, Korovou S. Climate Change, Health and Mosquito-Borne Diseases: Trends and Implications to the Pacific Region. *Int. J. Environ. Res. Public Health* 2019, 16(24): 5114. <https://doi.org/10.3390/ijerph16245117>
7. Carlisle KN, Parker AW. Psychological Distress and Pain Reporting in Australian Coal Miners. *Saf Health Work*. 2014; 5(4):203–9. <https://doi.org/10.1016/j.shaw.2014.07.005>
8. Rossiello MR, Szema A. Health Effects of Climate Change-induced Wildfires and Heatwaves. *Cureus*. 2019; 11(5): e4771. <https://doi.org/10.7759/cureus.4771>
9. Crimmins A, Balbus J, Gamble JL, Beard CB, Bell JE, Dodgen D, et al. The Impacts of Climate Change on Human Health in the United States: A Scientific Assessment. USGCRP [Internet]. 2016. Fecha de consulta: 21 de agosto de 2021. Disponible en: <https://health2016.globalchange.gov/>
10. OMS. Cambio climático y salud [Internet]. 2021. Fecha de consulta: 21 de agosto de 2021. Disponible en: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/climate-change-and-health>
11. OPS-OMS. Determinantes Ambientales de Salud. [Internet]. 2010. Fecha de consulta: 21 de agosto de 2021. Disponible en: <https://www.paho.org/es/temas/determinantes-ambientales-salud>
12. Clima e incidencia de la Malaria durante períodos inter e intra-epidémicos en el Gran Santo Domingo, República Dominicana - Dialnet [Internet]. Fecha de consulta: 21 de abril de 2022. Disponible en: <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=7898447>
13. Filho WL, Sheday S, Boenecke J, Gogoi A, Maharaj A, Korovou S. Climate Change, Health and Mosquito-Borne Diseases: Trends and Implications to the Pacific Region. *Int J Environ Res Public Health*. 2019;16: 5114. <https://doi.org/10.3390/ijerph16245114>.
14. Fox M, Zuidema C, Bauman B, Burke T, Sheehan M. Integrating Public Health into Climate Change Policy and Planning: State of Practice Update. *Int J Environ Res Public Health*. 2019; 16:3232. <https://doi.org/10.3390/ijerph16183232>
15. Schramm PJ, Ahmed M, Siegel H, Donatuto J, Campbell L, Raab K, et al. Climate Change and Health: Local Solutions to Local Challenges. *Curr Environ Health Rep*. 2020; 7(4):363–70. <https://doi.org/10.1007/s40572-020-00294-1>
16. Limaye VS, Max W, Constible J, Knowlton K. Estimating the Health-Related Costs of 10 Climate-Sensitive U.S. Events During 2012. *Geohealth*. 2019;3(9):245–65. <https://doi.org/10.1029/2019GH000202>

17. OPS, OMS. Plan de acción del Caribe sobre la salud y el cambio climático [Internet]. 2019. Fecha de consulta: 18 de agosto de 2021. Disponible en: [www.paho.org](http://www.paho.org)
18. OPS, OMS. Climate change and health. Health in the Americas [Internet]. 2017. Fecha de consulta: 18 de agosto de 2021. Disponible en: <https://www.paho.org/salud-en-las-americas-2017/mhp-climate.html>
19. Masson-Delmotte V, Zhai P, Pörtner HO, Roberts D, Skea J, Shukla PR, et al. Global warming of 1.5°C. [Internet]. 2019. Fecha de consulta: 18 de agosto de 2021. Disponible en: [www.environmentalgraphiti.org](http://www.environmentalgraphiti.org)
20. IPCC. An IPCC Special Report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems. [Internet]. 2020. Fecha de consulta: 18 de agosto de 2021. Disponible en: [https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/sites/4/2020/02/SPM\\_Updated-Jan20.pdf](https://www.ipcc.ch/site/assets/uploads/sites/4/2020/02/SPM_Updated-Jan20.pdf)
21. Joshi M, Goraya H, Joshi A, Bartter B. Climate change and respiratory diseases: a 2020 perspective. *Curr Opin Pulm Med*. 2020;26(2):119–27. <https://doi.org/10.1097/MCP.0000000000000656>
22. España. Ministerio de Sanidad, Servicios Sociales e Igualdad. Impactos del Cambio Climático en la Salud. Resumen Ejecutivo. [Internet]. 2013. Fecha de consulta: 18 de agosto de 2021. Disponible en: [https://www.mscbs.gob.es/ciudadanos/saludAmbLaboral/docs/CCRResumen\\_ESP.pdf](https://www.mscbs.gob.es/ciudadanos/saludAmbLaboral/docs/CCRResumen_ESP.pdf)
23. Bates B, Kundzewicz Z, Shaohong W, C, Palutikof J. El cambio climático y el agua. Documento técnico del Grupo Intergubernamental de Expertos sobre el Cambio Climático, Secretaría del IPCC, Ginebra. [Internet]. 2013. Fecha de consulta: 18 de agosto de 2021. Disponible en: <https://www.observatoriopoliticaambiental.org/wp-content/uploads/2021/03/Cambio-climatico-y-agua-VI-Informe-IPCC.pdf>
24. Smith KR, Bruce N, Balakrishnan K, Adair H, Balmes J, Chafe Z, et al. Millions dead: how do we know and what does it mean? Methods used in the comparative risk assessment of household air pollution. *Annu Rev Public Health*. 2014;35:185–206. <https://doi.org/10.1146/annurev-publhealth-032013-182356>
25. Schrafnagel DE, Balmes JR, Clayton CT, Matteis S, Jung SH, Mortiner K et al. Air Pollution and Noncommunicable Diseases: A Review by the Forum of International Respiratory Societies' Environmental Committee, Part 2: Air Pollution and Organ Systems. *Chest*. 2019;155(2):417–26. <https://doi.org/10.1016/j.chest.2018.10.041>
26. Mirsaeidi M, Motahari H, Taghizadeh M, Sharifi A, Campos M, Schraufnagel DE. Climate Change and Respiratory Infections. *Ann Am Thorac Soc*. 2016 ;13(8):1223–30. <https://doi.org/10.1513/AnnalsATS.201511-729PS>
27. Oyarzún M, Lanás F, Wolff M, Quezada A. The impact of climate change on health. *Rev méd Chile*. 2021; 149(5):738–46. <http://dx.doi.org/10.4067/s0034-98872021000500738>
28. Towers S, Chowell G, Hameed R, Jastrebski M, Khan M, Meeks J, et al. Climate change and influenza: the likelihood of early and severe influenza seasons following warmer than average winters. *PLoS Currents*. 2013;5(JAN):1–8. <http://dx.doi.org/10.1371/currents.flu.3679b56a3a5313dc7c043fb944c6f138>
29. Solomon S, Plattner GK, Knutti R, Friedlingstein P. Irreversible climate change due to carbon dioxide emissions. *Proceedings of the National Academy of Sciences*. 2009;106(6):1704–9. <https://doi.org/10.1073/pnas.081272110>
30. Park S, Kario K, Chia YC, Turana Y, Chen CH, Buranakitjaroen P, et al. The influence of the ambient temperature on blood pressure and how it will affect the epidemiology of hypertension in Asia. *J Clin Hypertens (Greenwich)* [Internet]. 2020; 22(3):438–44. <https://doi.org/10.1111/jch.13762>
31. Rajagopalan S, Kindi S, Brook RD. Air Pollution and Cardiovascular Disease: JACC State-of-the-Art Review. *J Am Coll Cardiol*. 2018; 72(17):2054–70. <https://doi.org/10.1016/j.jacc.2018.07.099>
32. Dominguez A, Rodríguez S, Hernández D. Air pollution is intimately linked to global climate change: change in Cardiovascular Disease Statistics 2019. *Eur Heart J*. 2020;41(27):2601–10. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehaa295>

33. Lelieveld J, Klingmüller K, Pozzer A, Pöschl U, Fnais M, Daiber A, et al. Cardiovascular disease burden from ambient air pollution in Europe reassessed using novel hazard ratio functions. *Eur Heart J*. 2019;40(20):1590–6. <https://doi.org/10.1093/eurheartj/ehz135>
34. Lavados PM, Olavarría VV, Holfmesiter L. Ambient Temperature and Stroke Risk: Evidence Supporting a Short-Term Effect at a Population Level From Acute Environmental Exposures. *Stroke*. 2018; 49(1):255–61. <https://doi.org/10.1161/STROKEAHA.117.017838>
35. Gostimirovic M, Novakovic R, Rajkovic J, Djokic V, Terzic D, Putnik S, et al. The influence of climate change on human cardiovascular function. *Arch Environ Occup Health*. 2020; 75(7):406–14. <https://doi.org/10.1080/19338244.2020.1742079>
36. Lawton EM, Pearce P, Gabb GM. Review article: Environmental heatstroke and long-term clinical neurological outcomes: A literature review of case reports and case series 2000-2016. *Emerg Med Australas*. 2019; 31(2):163–73. <https://doi.org/10.1111/1742-6723.12990>
37. Ahmed T, Sholz M, Faraj AF, Niaz N. Water-Related Impacts of Climate Change on Agriculture and Subsequently on Public Health: A Review for Generalists with Particular Reference to Pakistan. *Int J Environ Res Public Health*. 2016; 13(11):1051. <https://doi.org/10.3390/ijerph13111051>
38. Baker C, Trinanes J, González N, Martínez J. Non-Cholera Vibrios: The Microbial Barometer of Climate Change. *Trends Microbiol*. 2017; 25(1):76–84. <https://doi.org/10.1016/j.tim.2016.09.008>
39. Charoon D, Thomas T, Waltner D, Aramini J, Edge T, Kent R, et al. Vulnerability of waterborne diseases to climate change in Canada: a review. *J Toxicol Environ Health A*. 2004; 67(20–22):1667–77. <https://doi.org/10.1080/15287390490492313>
40. Fadel M, Ghanimeh S, Maroun R, Alameddine I. Climate change and temperature rise: implications on food- and water-borne diseases. *Sci Total Environ*. 2012;437:15–21. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2012.07.041>
41. Franklino LHV, Jones KE, Redding DW, Abubakar I. The effect of global change on mosquito-borne disease. *Lancet Infect Dis*. 2019; 19(9):e302–12. [https://doi.org/10.1016/S1473-3099\(19\)30161-6](https://doi.org/10.1016/S1473-3099(19)30161-6)
42. Khan MD, Vu HHT, Lai QT, Ahn JW. Aggravation of Human Diseases and Climate Change Nexus. *Int J Environ Res Public Health*. 2019; 16(15):2799. <https://doi.org/10.3390/ijerph16152799>
43. Caminade C, Mcintyre KM, Jones AE. Impact of recent and future climate change on vector-borne diseases. *Ann N Y Acad Sci*. 2019; 1436(1):157–73. <https://doi.org/10.1111/nyas.13950>
44. Semenza JC S, Suk JE. Vector-borne diseases and climate change: a European perspective. *FEMS Microbiol Lett*. 2018; 365(2):fnx244. <https://doi.org/10.1093/femsle/fnx244>
45. Villavicencio J. Introducción a Series de Tiempo. [Internet]. 2010. Fecha de consulta: 20 de noviembre de 2021. Disponible en: [http://www.estadisticas.gobierno.pr/iepr/LinkClick.aspx?fileticket=4\\_BxecUaZmg%3D](http://www.estadisticas.gobierno.pr/iepr/LinkClick.aspx?fileticket=4_BxecUaZmg%3D)
46. Bello LD, Martínez S. Una metodología de series de tiempo para el área de la salud; caso práctico. *Rev Fac Salud Pública*. 2007; 25:117-22.
47. León Alba, Betancur JI, F, Grisales H. Ronda clínica y epidemiológica. *Series de tiempo. Iatreia*. 2016;29(3):373–81.
48. Hyung N. Elements of Forecasting. *The American Statistician*. 2012; 55(4):371–2. <https://doi.org/10.1198/tas.2001.s126>
49. Borja VH. Estudios ecológicos. *Salud Publica de Mexico*. 2000;45(6):533–8.
50. León A. Betancur J, Jaimes F, Grisales H. Ronda clínica y epidemiológica: Series de tiempo interrumpidas. *Iatreia*, 2017; 30: 344–51. <https://doi.org/10.17533/udea.iatreia.v30n3a11>
51. Saez M, Pérez S, Tobias A, Saurina C, Barceló MA, Ballester F. Métodos de series temporales en los estudios epidemiológicos sobre contaminación atmosférica. *Rev Esp Salud Pública*. 1999;73(2):133–43.
52. Díez AV. La necesidad de un enfoque multinivel en epidemiología. *Región y sociedad*. 2008; 20: 77-91.
53. Betancourt JA, Santana H, Ortiz E, Rodríguez N. Caracterización y análisis de



- series de tiempo de enfermedades respiratorias agudas en la provincia de Camagüey. *Revista Archivo Médico de Camagüey*. 2009;13(1):1–8.
54. Levin R, Rubin D. *Estadística para administración y economía*. Séptima edición. Pearson Educación. México; 2004.
  55. Bartolome L, Ciomina E, Estrada A, Gomez E. Pronósticos biometeorológicos: vía para reducir la ocurrencia de crisis de salud. Caso Sagua La Grande. *Rev Cubana Salud Pública*. 2007; 34:1. <http://dx.doi.org/10.1590/S0864-34662008000100009>
  56. Díaz R. Vulnerabilidad y riesgo como conceptos indisociables para el estudio del impacto del cambio climático en la salud. *Región y sociedad*. 2018; 30 :1–15. <https://doi.org/10.22198/rys.2018.73.a968>.
  57. Salabert I, Alfonso J, Alfonso D, Alfonso I, Toledo T, Celestrin M. La enfermedad pulmonar obstructiva crónica es un problema de salud. *Rev. Med. Electrón*. 2019; 41:1471–86.
  58. Zeña S, Barceló C. Clima e incidencia de infecciones respiratorias agudas en Ancash, Perú (2005-2013). *Rev Cubana de Hig y Epidemiol*. 2014; 53:301–13.
  59. Alari A, Schwarz L, Zabrocki L, Le G, Chaix B, Benmarhnia T. The effects of an air quality alert program on premature mortality: A difference-in-differences evaluation in the region of Paris. *Environ Int*. 2021; 156. <https://doi.org/10.1016/j.envint.2021.106583>
  60. Mason T, Schooling M, Chan K, Tian L. An evaluation of the air quality health index program on respiratory diseases in Hong Kong: An interrupted time series analysis. *Atmospheric Environ*. 2019; 211: 151–58. <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2019.05.013>
  61. Correal ME, Marthá JE, Sarmiento R. Influencia de la variabilidad climática en las enfermedades respiratorias agudas en Bogotá. *Biomedica*. 2015; 35:130–8. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v35i0.2456>
  62. Li Y, Dou Q, Lu Y, Xiang H, Yu X, Liu S. Effects of ambient temperature and precipitation on the risk of dengue fever: A systematic review and updated meta-analysis. 2020; 191. 110043., *Environmental Research*. 2020. <https://doi.org/10.1016/j.envres.2020.110043>.
  63. Rúa GL, Suárez C, Chauca J, Ventosilla P, Almanza R. Modelado del efecto de la variabilidad climática local sobre la transmisión de dengue en Medellín (Colombia) mediante análisis de series temporales. *Biomedica*. 2013; 33(Supl1):142-52. <https://doi.org/10.7705/biomedica.v33i0.1444>
  64. Maurice N, Aicha S, Young H, Jung K, Hoon K, Junseok P, et all. Malaria Epidemic Prediction Model by Using Twitter Data and Precipitation Volume in Nigeria. *J. Korea Multimedia Society*. 2019; 22: 588-600. <https://doi.org/10.9717/kmms.2019.22.5.588>
  65. Cuartas DE, Méndez, F. Climate change and health: challenges for Colombia. *Rev Univ Ind Santander Salud*. 2016; 48:428-435. <http://dx.doi.org/10.18273/revsal.v48n4-2016001>
  66. Mejía R. Sistemas de información geográfica y su aporte a la salud pública en El Salvador. *Alerta*. 2019;2(1):71–4.
  67. Dueker K, Kjerne D. *Multipurpose Cadastre: Terms and Definitions*. 1989.
  68. Baxendale GDBCA. *Congreso Internacional sobre Geografía Ordenamiento Territorial y Tecnologías de la Información Obras Colectivas 24. Ordenamiento Territorial y Tecnologías de la Información Obras Colectivas 24*. Universidad de Alcalá de Henares, Alcalá. 2010; Actas I (ISBN 978-8).
  69. Ascuntar Tello J, Jaimes F. Ronda clínica y epidemiológica: sistemas de información geográfica (SIG) en salud. *Iatreia*. 2016;21(1):97–103.
  70. Pérez A. Introducción a SIG y geotelemática En *Introducción a los Sistemas de Información Geográfica y Geotelemática*. Barcelona: 2011. 347 p.
  71. Buzai GD. *Geografía de la salud con sistemas de información geográfica. Aplicaciones en el núcleo conceptual del análisis espacial*. Anuario de la división geográfica. 2019;13:140–51.
  72. Laboratorio de epidemiología espacial Universidad de Queensland. *Modelo Curso Intensivo de Epidemiología espacial - Universidad de Queensland, UdeA, UNal*. 2017.

73. Eng SB, Werker DH, King AS, Marion SA, Bell A, Issac-Renton JL, et al. Computer-Generated Dot Maps as an Epidemiologic Tool: Investigating an Outbreak of Toxoplasmosis. *Emerg Infect Dis.* 1999;5(6):815–819.
74. Molina Serpa I. Los sistemas de información geográfica en epidemiología. *RESPYN. Revista Salud Pública y Nutrición.* 2001;2(2):1–6.
75. Bishai W, Graham N, Harrington S, Pope D, Hooper N, Astemborski J, et al. Molecular and geographic patterns of tuberculosis transmission after 15 years of directly observed therapy. *JAMA.* 1998;18(280):1679–984.
76. Clarke, KC Lafferty LM, Tempalski B. No Title On Epidemiology and Geographic Information Systems: a review and discussion of future directions. *Emerg Infect Dis.* 1996;2(2):85+92.
77. Souza W, Ximenes R, Albuquerque M, Lapa T, Portugal J, Lima M, et al. The use of socioeconomic factors in mapping tuberculosis risk areas in a city of northeastern Brazil. *Pan Am J Public Health.* 2000;8(6):403–10.
78. O'Dwyer L. The Use of GIS in Identifying Risk of Elevated Blood Lead Levels in Australia. In: *Third National Conference of the Geographic Information Systems in Public Health.* 2000. p. 167–81.
79. Boyda DC, Holzman SB, Berman A, Kathryn Grabowski M, Chang LW. Geographic information systems, spatial analysis, and HIV in Africa: A scoping review. *PLoS ONE.* 2019;14(5):1–22. OPS - Organización Panamericana de la Salud. Paquetes de Programas de Mapeo y Análisis Espacial en Epidemiología y Salud Pública. Vol. 25, Boletín Epidemiológico OPS. 2004.
80. Caley LM. Using geographic information systems to design population-based interventions. *Public Health Nursing.* 2004;21(6):547–54.
81. Castillo C. En Mapeo geoepidemiológico en la nueva vigilancia de salud pública. El caso de la malaria en Chiapas, México, en 2002. *Gaceta Médica de México.* 2002;8.
82. Cadavid Restrepo A, Baker P, Clements A. National spatial and temporal patterns of notified dengue cases, Colombia 2007–2010. *Trop Med Int Health.* 2014;19(7):863–71.
83. L Cuéllar; V Prieto, A Rodríguez A& B. Distribución espacial de enfermedades seleccionadas en el municipio Centro Habana, 1993-1995. La Habana: *Rev Cubana Hig Epidemiol.* 1999.
84. C.G Dionne; A Rachel. Mapeo para la Vigilancia e Investigación de Brotes. Carolina del Norte: The North Carolina Institute for Public Health. *FOCUS on Field Epidemiology.* 2010;8.
85. Valbuena-García AM, Rodríguez-Villamizar LA. Análisis espacial en epidemiología: revisión de métodos. *Revista de la Universidad Industrial de Santander Salud.* 2018;50(4):358–65.
86. Da Costa Gurgel, Helen Barcellos C. Uso de herramientas de SIG y teledetección en el análisis de clima y salud: Un ejemplo de malaria en la cuenca del río Purus. In: *Ambiental SE de S, editor. Salud y territorio Aplicaciones prácticas de los sistemas de información geográfica a la salud ambiental.* 2012. p. 179–85.
87. Preciado JMS. Nociones fundamentales acerca de los Sistemas de Información Geográfica - SIG. *Sistemas de Información Geográfica (Madrid: Universidad Nacional de Educación a Distancia.* 2020;441.
88. Colombia. Instituto Nacional de Salud. *Boletín Epidemiológico Semanal.* Bogotá; [Internet] 2018. Consultado el 12 de abril de 2021. Disponible en: <http://www.ins.gov.co/buscador-eventos/Paginas/Vista-Boletin-Epidemiologico.aspx>.
89. Zelaya S, Mejía R. Mortalidad y años de vida potencialmente perdidos por enfermedades no transmisibles en El Salvador, 2011- 2015. *Revista ALERTA.* 2018;1(1):42–52.
90. OPS - Organización Panamericana de la Salud. Paquetes de Programas de Mapeo y Análisis Espacial en Epidemiología y Salud Pública. Vol. 25, Boletín Epidemiológico OPS. 2004.
91. Aránguez Ruiz E, Arribas García M, Estirado Gómez A, Abad Sanz I, Soto Zabalgoeazcoa MJ. Sistemas de información geográfica en Salud Pública: su aplicación al programa de vigilancia y control de la Legionelosis. *Rev salud ambient.* 2006;6(1–2):11–6.
92. Berberian G RT. Impacto del cambio climático en las enfermedades infecciosas. *Arch Argent Pediatr.* 2012;110(1):39–.

93. IPCC: Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. *Climate Change 2021: The Physical Science Basis* [Internet] 2021. Consultado el 13 de octubre de 2021 Disponible en: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/>
94. Huarcaya E, Rossi F LA. Influencia de los factores climáticos sobre las enfermedades infecciosas. *Rev Med Hered.* 2004; 15; 4(14).
95. DNP. Plan Nacional de Adaptación al cambio climático [Internet] 2021. Consultado el 22 de noviembre de 2021 Disponible en: <https://www.miteco.gob.es/es/cambio-climatico/temas/impactos-vulnerabilidad-y-adaptacion/plan-nacional-adaptacion-cambio-climatico/default.aspx#:~:text=Plan%20Nacional%20de%20Adaptaci%C3%B3n%20a%20Cambio%20Clim%C3%A1tico%202021%2D2030&text=Tiene%20como%20principal%20objetivo%20evitar,y%20una%20sociedad%20m%C3%A1s%20resilientes.>
96. Lema I. El cambio climático y la salud humana. *Gaceta Ecológica.* 2002;65:43-52.
97. Ministerio de Salud y Protección Social. Plan Decenal de Salud Pública 2012-2021. Imprenta Nacional de Colombia. 2013.
98. CEPAL. Efecto del cambio climático en el costo de los eventos de interés en salud pública en Colombia: estudio de caso sobre malaria y dengue. *Serie Medio ambiente y Desarrollo.* 2013;
99. Strogatz SH. *Nonlinear Dynamics and Chaos: With Applications to Physics, Biology, Chemistry, and Engineering.* Westview Press; 2014.
100. Bezruchko BP, Smirnov DA. *Extracting Knowledge From Time Series: An Introduction to Nonlinear Empirical Modeling.* Springer Science & Business Media; 2010.
101. Holmdahl I, Buckee C. Wrong but Useful — What Covid-19 Epidemiologic Models Can and Cannot Tell Us. *New England Journal of Medicine.* 2020 Jul 23;383(4):303–5.
102. Siettos CI, Russo L. Mathematical modeling of infectious disease dynamics. *Virulence.* 2013 May 15;4(4):295–306.
103. Unkel S, Farrington CP, Garthwaite PH, Robertson C, Andrews N. Statistical methods for the prospective detection of infectious disease outbreaks: a review. *Journal of the Royal Statistical Society: Series A (Statistics in Society).* 2011 Jul 18;175(1):49–82.
104. Keeling MJ, Rohani P. *Modeling Infectious Diseases in Humans and Animals.* Princeton University Press; 2011.
105. Vynnycky E, White R. *An Introduction to Infectious Disease Modelling.* Oxford University Press; 2010.
106. Holland PW. Statistics and Causal Inference. *Journal of the American Statistical Association.* 1986;81(396):945–60.
107. López-Loaiza AF. *Transferencia de información y causalidad en Sistemas Dinámicos.* Medellín: Universidad de Antioquia; 2020.
108. Desai BH. *Our Earth Matters: Pathways to a Better Common Environmental Future.* IOS Press; 2021.
109. IPCC: Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change. IPCC, 2021: Summary for Policymakers. In: *Climate Change 2021: The Physical Science Basis.* Cambridge University Press.; [Internet] 2021. Consultado en 21 de noviembre de 2021. Disponible en: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg1/>
110. Pureswaran DS, Roques A, Battisti A. Forest Insects and Climate Change. *Current Forestry Reports.* 2018 Apr 30;4(2):35–50.
111. Schramm PJ, Ahmed M, Siegel H, Donatuto J, Campbell L, Raab K, et al. Climate Change and Health: Local Solutions to Local Challenges. *Current Environmental Health Reports.* 2020 Oct 28;7(4):363–70.



INSTITUTO  
NACIONAL DE  
SALUD





GRUPO INVESTIGACIÓN  
EPIDEMIOLOGÍA  
APLICADA

