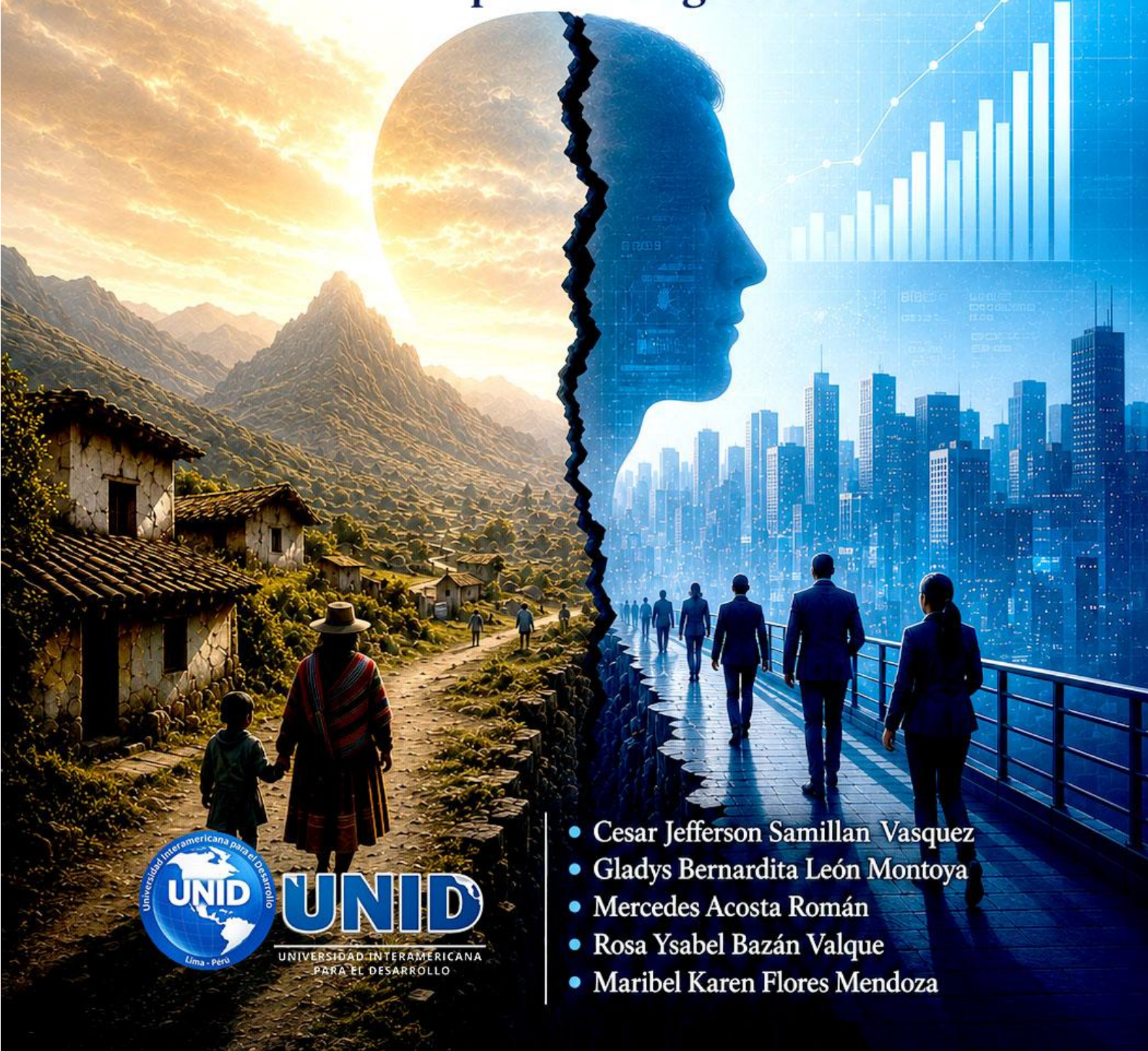




Rupturas:

el silencio estadístico de la
transición epidemiológica en el Perú



UNID
UNIVERSIDAD INTERAMERICANA
PARA EL DESARROLLO

- Cesar Jefferson Samillan Vasquez
- Gladys Bernardita León Montoya
- Mercedes Acosta Román
- Rosa Ysabel Bazán Valque
- Maribel Karen Flores Mendoza

© **Cesar Jefferson Samillan Vasquez**
<https://orcid.org/0009-0003-8916-6508>

Gladys Bernardita León Montoya
<https://orcid.org/0000-0003-0578-5030>

Mercedes Acosta Román
<https://orcid.org/0000-0002-4792-4185>

Rosa Ysabel Bazán Valque
<https://orcid.org/0000-0002-1674-6136>

Maribel Karen Flores Mendoza
<https://orcid.org/0009-0009-0756-5286>

EDITADA POR:

© UNIVERSIDAD INTERAMERICANA PARA EL DESARROLLO (UNIDX) -
FONDO EDITORIAL “EXPONENCIAL”
DIRECCIÓN: AV. BOLIVIA NRO. 626 (A 2 CDRAS DE AV. ALFONSO
UGARTE) BREÑA, LIMA, LIMA, PERÚ.
ISNI: 0000 0004 6101 3964
<https://isni.org/isni/0000000461013964>
Name: Inter-American Development University
Universidad Interamericana para el Desarrollo
Location / Nationality: Peru Bolivar
Correo: fondoeditorial@unidx.edu.pe
Portal Web: <https://unidx.edu.pe>

Primera edición digital: Julio del 2026

Libro digital disponible en: <https://fondoeditorial.unidx.edu.pe>

Hecho el depósito legal en La Biblioteca Nacional Del Perú N° 2026-08080

ISBN: 978-612-99367-6-5

DOI: <https://doi.org/10.56275/x9ya1s36>

REVISIÓN POR PARES CIEGOS APROBADO POR EL CONSEJO EDITORIAL DEL
FONDO EDITORIAL “EXPONENCIAL”.

LIBRO RESULTADO DE INVESTIGACIÓN Y CON REVISIÓN POR PARES
CIEGOS.

SELLO EDITORIAL: FONDO EDITORIAL (978-612-99120)

LIMA - PERÚ
2026

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

Cesar Jefferson Samillan Vasquez

<https://orcid.org/0009-0003-8916-6508>

Gladys Bernardita León Montoya

<https://orcid.org/0000-0003-0578-5030>

Mercedes Acosta Román

<https://orcid.org/0000-0002-4792-4185>

Rosa Ysabel Bazán Valque

<https://orcid.org/0000-0002-1674-6136>

Maribel Karen Flores Mendoza

<https://orcid.org/0009-0009-0756-5286>

1ª. Edición. Año 2026.

El contenido del libro y sus datos en su forma, corrección y fiabilidad son responsabilidad exclusiva de los autores. Permite la descarga de la obra y compartir siempre que los créditos se atribuyan a los autores, pero sin la posibilidad de cambiarlo de cualquier forma o utilizarlo con fines comerciales

Nota sobre las fuentes de datos: Los datos de mortalidad en Perú utilizados en este libro corresponden al período 2008-2022 y fueron obtenidos originalmente en 2024 de la Dirección General de Epidemiología (DGE) y del Repositorio Único Nacional de Información en Salud (REUNIS) del Ministerio de Salud del Perú, según las referencias institucionales que se indican. Con posterioridad a la extracción, dichas plataformas digitales fueron actualizadas y reestructuradas. En la actualidad, los enlaces citados conducen a versiones consolidadas de los portales, que contienen informes estratégicos y datos posteriores a 2022, pero ya no presentan los conjuntos de datos desagregados (por región, edad, sexo y causa) que sirvieron de base para este análisis. Por tanto, este libro es un producto académico que refleja fielmente la información disponible en el momento del estudio, y los resultados no deben ser utilizados para la toma de decisiones clínicas, administrativas ni de políticas públicas sin una verificación independiente de las fuentes actualizadas.

DEDICATORIA

A quienes día a día registran cada muerte con la esperanza de que ningún número sea en vano: los técnicos, estadísticos y personal del REUNIS y SINADEF, cuyo trabajo silencioso sostiene la epidemiología peruana.

A los epidemiólogos de campo y laboratorio, rastreadores incansables de las señales que anuncian los quiebres.

A los jóvenes investigadores de provincias, que, con pocos recursos, pero mucha pasión demuestra que el rigor analítico no entiende de latitudes.

Y muy especialmente, a quienes ya no están y a quienes aún están, pero cuyas vidas resumen en un diagnóstico, una edad y un lugar. Que este libro sirva para que los próximos puntos de quiebre anuncien menos muerte y más vida.

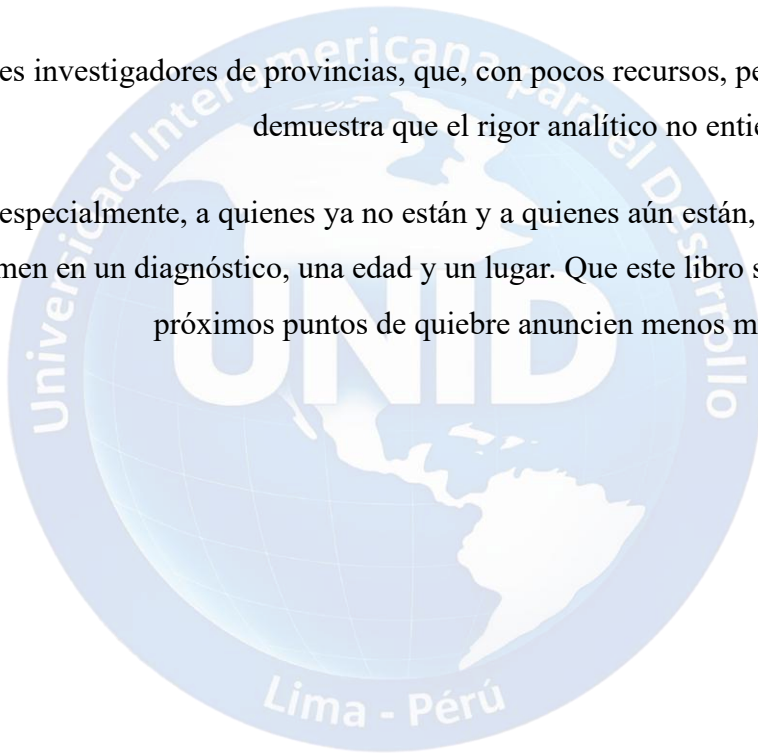


Tabla de Contenido

DEDICATORIA	4
ÍNDICE DE TABLAS.....	6
ÍNDICE DE FIGURAS.....	7
PRESENTACIÓN	8
Capítulo 1: El espejismo de la línea recta	10
Capítulo 2: Lo que las tendencias callan.....	12
Capítulo 3: Cómo se desmonta una tendencia.....	16
Capítulo 4: 2019, el año en que todo cambió.....	21
Capítulo 5: Dos Perú, un mismo quiebre	27
Capítulo 6: Rupturas que anuncian el futuro.....	30
Capítulo 7: Conclusiones y recomendaciones.....	32
Capítulo 8: El silencio estadístico – lecciones desde los registros.....	34
Epílogo: El próximo quiebre.....	37
Glosario técnico	39
Referencias bibliográficas.....	42

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Diagnósticos referenciados a nivel nacional entre 2008 y 2022, casos y tanto porcentual	22
Tabla 2. Análisis de quiebres estructurales en la mortalidad general (Perú, 2008–2022)	25
Tabla 3. Análisis de rupturas por ciclo de vida (post 2019).....	25
Tabla 4. Indicadores de cambio anual en la mortalidad por regiones seleccionadas (Perú, 2020–2022)	29



ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Diagrama de flujo del proceso metodológico y control de sobreajuste para el análisis de puntos de unión	19
Figura 2. Proceso analítico: desde el registro de defunciones hasta la detección del punto de inflexión	20
Figura 3. Cronología de la ruptura: hitos epidemiológicos y administrativos (2008-2022).....	21
Figura 4. Ruptura estructural nacional	25
Figura 5. Impacto diferencial del quiebre de 2019 según ciclo de vida	26
Figura 6. Comparativo regional de la mortalidad post-quiebre (2020-2022).....	28
Figura 7. Comparativo regional de la mortalidad post-quiebre.....	29



PRESENTACIÓN

Este libro nace de una pregunta incómoda: ¿todo descenso de la mortalidad es realmente un signo de progreso? O, dicho de otro modo, cuando las cifras bajan año tras año, ¿podemos confiar en que la tendencia se mantendrá para siempre?

Durante años, los análisis epidemiológicos en el Perú asumieron que la transición hacia enfermedades crónicas y la reducción de muertes evitables era un camino lineal, constante y hasta cierto punto predecible. Pero los datos nos mostraron algo distinto: la realidad tiene quiebres, puntos de inflexión que pasan desapercibidos si solo miramos promedios y regresiones lineales.

Ese fue el origen de este libro. Quisimos aplicar una mirada quirúrgica sobre las series de mortalidad peruana entre 2008 y 2022, utilizando la regresión de puntos de unión (joinpoint), una técnica que identifica con precisión matemática dónde y cuándo una tendencia cambia de rumbo. El resultado que tienen en sus manos no es solo un informe académico, sino un experimento metodológico: demostrar que, en un país como el nuestro, con sistemas de registro sujetos a crisis y reestructuraciones, el análisis segmentado es mucho más revelador que los modelos tradicionales.

El quiebre estructural detectado en 2019 actúa como un catalizador que exagera la naturaleza 'prolongada y polarizada' de la transición peruana. Esta ruptura no solo interrumpió el descenso de la mortalidad, sino que forzó una convivencia crítica entre la persistencia de causas infecciosas reemergentes y el incremento descontrolado de la doble carga de enfermedad crónica. Al fracturarse la tendencia lineal, se evidencia que el sistema sanitario peruano no ha logrado sustituir un perfil por otro, sino que ahora debe gestionar una transición donde los quiebres estadísticos reflejan la vulnerabilidad de una población que enfrenta, simultáneamente, las deficiencias del saneamiento básico y la sofisticación de las patologías metabólicas no controladas durante la crisis.

Las páginas que siguen no esconden las dificultades. Los datos que usamos fueron extraídos de repositorios públicos que luego se actualizaron, y la pandemia introdujo una volatilidad que aún no termina de comprenderse. Pero justo por eso, este libro pretende ser una hoja de ruta para quienes necesitan analizar tendencias en contextos inestables: una invitación a preguntarse no solo "¿cuánto baja la mortalidad?" sino "¿en qué año dejó de bajar como antes?".

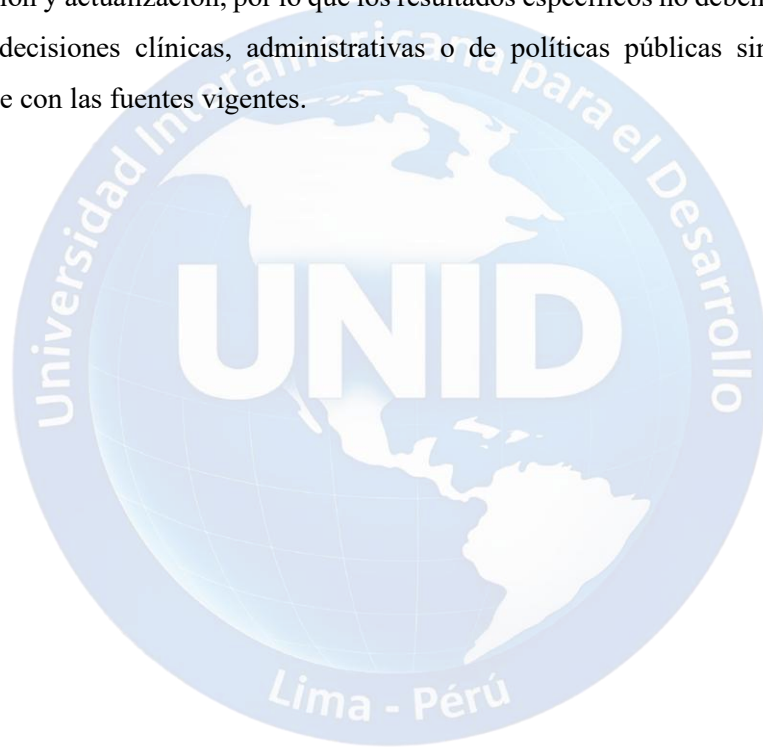
Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

Que este trabajo sirva a los tomadores de decisiones, a los estudiantes de epidemiología y a todo aquel que crea que entender el pasado con rigor estadístico es la única manera de anticipar el futuro. Porque a veces, el punto de quiebre más importante no es el que grita, sino el que solo los números pueden susurrar.

Los autores

Chachapoyas, mayo de 2026

Advertencia: Los análisis aquí presentados tienen exclusivamente fines académicos y metodológicos. Los datos originales ya no están accesibles en los repositorios públicos tras su reestructuración y actualización, por lo que los resultados específicos no deben ser utilizados para la toma de decisiones clínicas, administrativas o de políticas públicas sin una verificación independiente con las fuentes vigentes.



Capítulo 1: El espejismo de la línea recta

La transición epidemiológica en las economías emergentes ya no es un proceso lineal y se está complicando con la doble carga de enfermedad ^{1,2}. En un mundo en el que las muertes por causas transmisibles han disminuido drásticamente, las enfermedades no transmisibles (ENT) se imponen a los gobiernos y servicios de salud, pues eran los grandes retos para todo sistema de salud pública³⁻⁶. En el contexto latinoamericano, y específicamente en el Perú, esta transición se ha desarrollado de manera heterogénea, influenciada por disparidades geográficas y socioeconómicas persistentes⁷⁻⁹. Si bien las cifras oficiales indican que en las últimas décadas ha habido un descenso continuado de las tasas de mortalidad general (y son importantes), este análisis global suele esconder variaciones relevantes y cambios de tendencia que son clave para planificar la asistencia sanitaria ¹⁰⁻¹³. Aunque en Perú sí hay datos longitudinales, la mayor parte de los estudios nacionales se ha limitado a hacer descripciones transversales o a analizar las tendencias mediante regresiones lineales, que asumen que la tasa de cambio es constante ¹⁴⁻¹⁶.

Esta simplificación metodológica desatiende la existencia de rupturas estructurales (structural breaks) ocasionadas por reformas en las políticas sanitarias, variaciones en los estilos de vida o impactos externos de envergadura como la crisis del coronavirus ¹⁷⁻¹⁹. Es necesario aplicar modelos de segmentación estadística que permitan identificar con exactitud matemática en qué años y con qué intensidad cambiaron las tendencias de las grandes causas de muerte^{20,21}. Ante este escenario, surge la siguiente interrogante: ¿Cuáles son los puntos de quiebre estadísticos significativos en las tendencias de las tasas ajustadas de mortalidad por causas específicas en el Perú durante el periodo 2008-2022 y cómo han alterado estos cambios la velocidad de la transición epidemiológica nacional? El objetivo principal del estudio es identificar y cuantificar los quiebres estructurales en las tendencias de mortalidad ajustada por edad en la población peruana entre 2008 y 2022.

Se emplearon modelos de regresión joinpoint para calcular el Porcentaje de Cambio Anual (APC) en diferentes segmentos temporales, lo que permitió caracterizar la dinámica de la mortalidad antes y después de la crisis sanitaria. Este enfoque longitudinal, con tasas estandarizadas por el método directo, garantiza la comparabilidad temporal y elimina el sesgo del envejecimiento poblacional, a diferencia de estudios previos. A

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

diferencia de otros estudios, aquí empleamos tasas estandarizadas por el método directo (población tipo OMS). La relevancia del estudio radica en su capacidad para ofrecer a los tomadores de decisiones una "hoja de ruta" basada en evidencia estadística, identificando aquellas áreas donde los descensos en la mortalidad se han estancado o donde las intervenciones públicas han acelerado el bienestar social.



Capítulo 2: Lo que las tendencias callan

En el ámbito regional, Flores et al. (2025) examinaron el papel de las transiciones epidemiológicas sobre el gasto en salud en América Latina y el Caribe. Mediante un diseño descriptivo, los autores evidenciaron que el desplazamiento de la carga de enfermedad hacia patologías crónicas exige una reevaluación de las tendencias de mortalidad a largo plazo. Los hallazgos de dicho estudio sugieren que la heterogeneidad en la velocidad de transición entre países de ingresos medios requiere enfoques analíticos más profundos como el modelado de regresión segmentada que consideren las fluctuaciones temporales en los perfiles de mortalidad²².

La modelación matemática de epidemias y transiciones sanitarias ha evolucionado hacia la integración de técnicas que optimizan la respuesta del sistema de salud. Los avances en modelos compartimentados (2025) muestran esa integración. La precisión de los modelos es importante para el control epidemiológico. Con esa idea, este estudio usa la regresión de Joinpoint, ésta es una técnica de modelado segmentado que captura la heterogeneidad temporal. Además, la regresión de Joinpoint complementa los enfoques de investigación operativa al identificar los momentos exactos de cambio en la efectividad de las intervenciones de salud pública²³.

La utilidad de identificar quiebres estructurales se ha demostrado recientemente al analizar enfermedades emergentes. Hasan et al., (2025) usaron modelos de regresión de quiebres estructurales para estudiar la transición a la hiperendemicidad del dengue en Bangladesh entre 2008 y 2025. El estudio mostró que los cambios en los regímenes de transmisión no son lentos, sino que aparecen como saltos estadísticos importantes ligados a factores ecológicos. Este enfoque metodológico subraya la importancia de utilizar modelos segmentados para capturar la verdadera dinámica de las transiciones epidemiológicas, superando las limitaciones de las tendencias lineales tradicionales²⁴.

El análisis de las tendencias tiene que contemplar cómo los desequilibrios estructurales en la distribución de recursos interactúan con las dinámicas poblacionales. Hace poco Fu & Lu (2025) han puesto de manifiesto cómo la movilidad de la población y la digitalización causan grandes desigualdades en la capacidad de respuesta de los sistemas sanitarios. Lo que han descubierto es que se puede aplicar a Perú, donde las diferencias geográficas y la movilidad interna pueden provocar que haya fallos estructurales en las

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

tasas de mortalidad, por lo que necesitamos modelos estadísticos que sean capaces de captar estas desigualdades tanto temporales como territoriales²⁵.

Belardinelli et al., (2025) señalan que el conocimiento de las ENT ha evolucionado hacia una perspectiva de Epidemiología Evolutiva. Esta plantea que las trayectorias de salud humana están fuertemente vinculadas a la construcción de nichos. Así, las tendencias de mortalidad prematura no son una sucesión de hechos aislados, sino que responden a cambios antropogénicos en el medio. Esta hipótesis justifica el uso de modelos de regresión joinpoint para identificar quiebres en las series, ya que estos puntos de inflexión estadísticos pueden constituir hitos de la alteración del nicho social y ambiental en el Perú que han modificado el patrón de supervivencia de la población²⁶.

Ivanova et al., (2024) señala que el avance en la salud pública no es homogéneo y en muchas ocasiones hay marcadas disparidades geográficas, pone de manifiesto que la transición epidemiológica puede estancarse o ir por caminos distintos dependiendo de factores socioeconómicos y de la región en cuestión, este fenómeno de discrepancia da pie a un análisis detallado en el caso peruano, donde identificar puntos de inflexión de la mortalidad por regiones va a permitir entender si el país sigue una trayectoria de convergencia sanitaria o por el contrario existen brechas persistentes en la evolución de la mortalidad²⁷.

La teoría de la transición epidemiológica sostiene un cambio sistemático en los patrones de salud y enfermedad en los que las causas infecciosas son desbancadas por enfermedades crónicas y degenerativas^{28,29}. En economías emergentes como la peruana este proceso no es una línea recta, ni tampoco es constante y pasamos por una transición "prolongada y polarizada", en la que conviven riesgos ancestrales con riesgos modernos^{30,31}. Desde una perspectiva de la estadística aplicada a la demografía, las tendencias de mortalidad deben ser examinadas bajo el concepto de "dinámica de cambio estructural"³².

Este modelo supone que las trayectorias de las tasas de mortalidad ajustadas no se pueden describir solo con funciones lineales, sino que están interrumpidas por cambios bruscos de tendencia como un cambio de política o de hábitos de vida que produzcan un quiebre en la serie temporal^{33,34}. Detectar estos puntos de cambio o joinpoints es clave para no llevarnos a engaño con datos agregados que, no pocas veces, esconden cambios de tendencia muy importantes en la bajada de la mortalidad³⁵. Al descomponer la serie

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

temporal en tendencia, el profesional estadístico puede distinguir entre variaciones estocásticas y cambios de régimen permanentes, proporcionando así una base matemática sólida para evaluar el impacto de las intervenciones en salud a lo largo de quince años de registros oficiales en el contexto peruano³⁶.

Epidemiología evolutiva y nicho epidemiológico son conceptos que nos ayudan a entender la gran transformación que está sufriendo el panorama de las enfermedades no transmisibles: según esta perspectiva, los cambios que los humanos estamos realizando en nuestro entorno, como la urbanización acelerada, o el cada vez mayor tiempo que pasamos frente a una pantalla, están cambiando nuestro nicho evolutivo y nuestro cuerpo no termina de adaptarse, y esta es probablemente la causa de la nueva oleada de enfermedades metabólicas y cardiovasculares que estamos viendo en nuestras estadísticas de mortalidad^{37,38}.

Estos cambios ambientales no suelen manifestarse de forma gradual en las estadísticas, sino que producen saltos o quiebres cuando el sistema alcanza umbrales críticos de exposición^{39,40}. Combinar esta perspectiva evolutiva con el rigor del modelado por segmentos permite abordar en profundidad estudios de causas específicas como la diabetes mellitus o las enfermedades isquémicas, sin caer en la mera descripción y generar una nueva herramienta de forecasting sanitario cuyo fin es anticipar futuros escenarios^{41,42}.

Al final, manejar bien los datos junto con estudiar las diferencias entre regiones forma la base del marco de este trabajo. Los recursos médicos no se reparten igual en todos lados. Esa falta de equilibrio, combinada con cómo se mueve la gente, hace que cada zona cambie a su propio ritmo. Así, los cambios fuertes en patrones aparecen en tiempos distintos dependiendo del lugar^{18,35}. Un punto clave es cómo el desajuste estructural explica ciertas reacciones tras choques globales. Cuando llegó la pandemia de COVID-19, no todos los datos pasados mostraron el mismo patrón. Algunos registros regionales revelaron fallas ya presentes antes del evento. En lugar de crear nuevos problemas, lo que hizo fue intensificar tensiones anteriores, cada área respondió según sus propias limitaciones acumuladas.

Lo que parecía estable se volvió más visible en momentos de presión extrema, la crisis funcionó entonces como un amplificador silencioso. Diferencias profundas emergieron sin necesidad de causas nuevas^{16,17,29}. Usando datos conectados, esta investigación entra

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

en lo profundo del análisis sanitario peruano. Pasa revista a cómo las zonas enfrentan brotes. Revela patrones viejos que no desaparecen. Aparecen también configuraciones nuevas en torno a la muerte. Cada región cuenta su propia historia con la enfermedad. Los números muestran saltos donde nadie esperaba cambios. El mapa de riesgos se redefine sin hacer ruido. Nadie da un paso al frente. Las cifras avanzan solas^{15,21,36}.



Capítulo 3: Cómo se desmonta una tendencia

Se realizó un estudio ecológico de series temporales utilizando registros nacionales de defunciones del Ministerio de Salud del Perú (MINSA) y el Sistema Nacional de Defunciones (SINADEF) para el periodo 2008-2022⁴³. Los datos originales utilizados en este análisis fueron extraídos en 2024 de los repositorios públicos de la Dirección General de Epidemiología (DGE) y del REUNIS/SINADEF. Con posterioridad, ambas instituciones reestructuraron sus plataformas digitales y actualizaron los conjuntos de datos disponibles. En la actualidad, los enlaces oficiales ya no proporcionan las series desagregadas por región, edad, sexo y causa específica que sirvieron de base para este estudio. Los autores conservan las bases de datos originales en el formato en que fueron descargadas, así como todos los scripts de análisis (Python semopy).

Este libro se presenta, por tanto, como un estudio de caso metodológico centrado en la aplicación de la regresión joinpoint; su valor principal reside en la demostración del procedimiento analítico, no en la reproducibilidad empírica de los resultados específicos. La medición central fue la cantidad de muertes cada año, corregida por edad y género. Porque las personas viven más ahora que antes, se aplicó una técnica llamada estandarización directa - basada en una referencia mundial - para evitar distorsiones al comparar años distintos. Detrás de todo esto estaba el modelo de salud global: la OMS proporcionó la población patrón usada como base. Cada causa de muerte aparece clasificada bajo códigos internacionales descritos en la CIE-10.

En lugar de mirarlo todo a nivel país, hubo atención especial en dos zonas muy diferentes entre sí: Lima y Ucayali fueron elegidas a propósito para contrastar resultados. Elegir estos lugares tiene que ver con probar una idea sobre desigualdades profundas. En Lima, la situación sanitaria parece más avanzada, hay más medios disponibles, aunque no todo funciona igual. Por otro lado, Ucayali muestra lo distinto que es vivir en zonas amazónicas donde desde antes faltaba acceso real.

Al contrastar ambas realidades, surge una pregunta clara: aquel cambio visto en 2019, ¿afectó por igual? O quizás las diferencias ya existentes hicieron que todo empeorara. En vez de buscar cambios bruscos a ojo, usaron una regresión con puntos clave para detectar dónde las muertes dejaron su rumbo anterior. Ahí donde los datos giran con fuerza, aparecen esos segmentos rectos que se pegan entre sí como piezas ajustadas. La fórmula detrás es log-lineal, útil cuando lo que cambia no sigue siempre el mismo ritmo constante.

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

Cada corte revela un nuevo paso en cómo evoluciona la curva, sin suponer nada desde antes. Así quedan trazos claros, separados por momentos exactos donde todo empieza a diferir. El número de vueltas marcadas depende del ajuste estadístico, nunca queda librado al azar. Lo importante es capturar cuándo y cómo gira la dinámica real, sin imponer formas prefijadas. El modelo log-lineal utilizado se expresa como:

$$E[\ln(R_y) | T = y] = \beta_0 + \beta_{1y} + \delta_1(y - t_1) + \dots + \delta_k(y - t_k)$$

Donde R_y es la tasa ajustada en el año y , t_k representa los puntos de unión y δ_k denota el cambio en la pendiente en cada segmento. La magnitud de los cambios en cada segmento se cuantificó mediante el Porcentaje de Cambio Anual (APC), calculado como: $APC = [e^\beta - 1] * 100$. Para evaluar la tendencia promedio de todo el periodo (2008-2022), se estimó el Porcentaje de Cambio Anual Promedio (AAPC), el cual constituye una medida resumen ponderada por la longitud de cada segmento. La selección del número óptimo de puntos de unión (de 0 a un máximo de 3) se realizó mediante el Criterio de Información Bayesiano (BIC) y pruebas de permutación de Monte Carlo con 4,499 repeticiones para controlar el error de tipo I.

Para garantizar la robustez del modelo frente a la volatilidad extrema introducida por la pandemia, se restringió el análisis a un máximo de tres puntos de unión. Esta decisión metodológica, validada por el Criterio de Información Bayesiano (BIC), permitió que el modelo seleccionara la estructura más parsimoniosa, evitando el riesgo de sobreajuste (overfitting) que podría surgir al intentar modelar cada fluctuación anual de la crisis sanitaria. El uso del BIC aseguró que los quiebres identificados, especialmente el de 2019, representaran cambios de régimen permanentes en la tendencia de mortalidad y no meras variaciones estocásticas o ruidos temporales en el registro de defunciones.

Se analizaron los datos separando las principales causas de fallecimiento: enfermedades que no se contagian, infecciosas y factores externos. También dividieron la información según la edad: infancia, juventud, madurez y vejez. Por otro lado, revisaron cómo cambia el riesgo a lo largo de la vida. Los resultados muestran diferencias claras entre cada grupo etario. Además, destacan ciertos patrones en torno al tipo de defunción. Mientras tanto, emergen tendencias específicas en cada categoría analizada. Así mismo, observaron variaciones significativas entre jóvenes y adultos mayores. En cambio, algunos hallazgos resultaron similares entre niños y adultos. Aunque parezca extraño, hay coincidencias entre distintas etapas vitales. Incluso así, predominan contrastes marcados en cuanto a

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

mortalidad. Esta estratificación permite evaluar si los quiebres estructurales detectados son transversales a la población o si responden a vulnerabilidades demográficas específicas. Los intervalos de confianza para los APC y AAPC se establecieron al 95% ($\alpha = 0.05$).

Como cierre de esta sección metodológica, el siguiente diagrama (Figura 1) sintetiza el rigor analítico aplicado. Este flujo operativo garantiza que cada punto de unión identificado no sea producto del azar o del sobreajuste estadístico, sino el resultado de un proceso de validación por permutaciones y criterios informacionales. Con este andamiaje técnico claramente definido, procedemos a analizar en el siguiente capítulo el impacto real de estas rupturas en la población peruana.



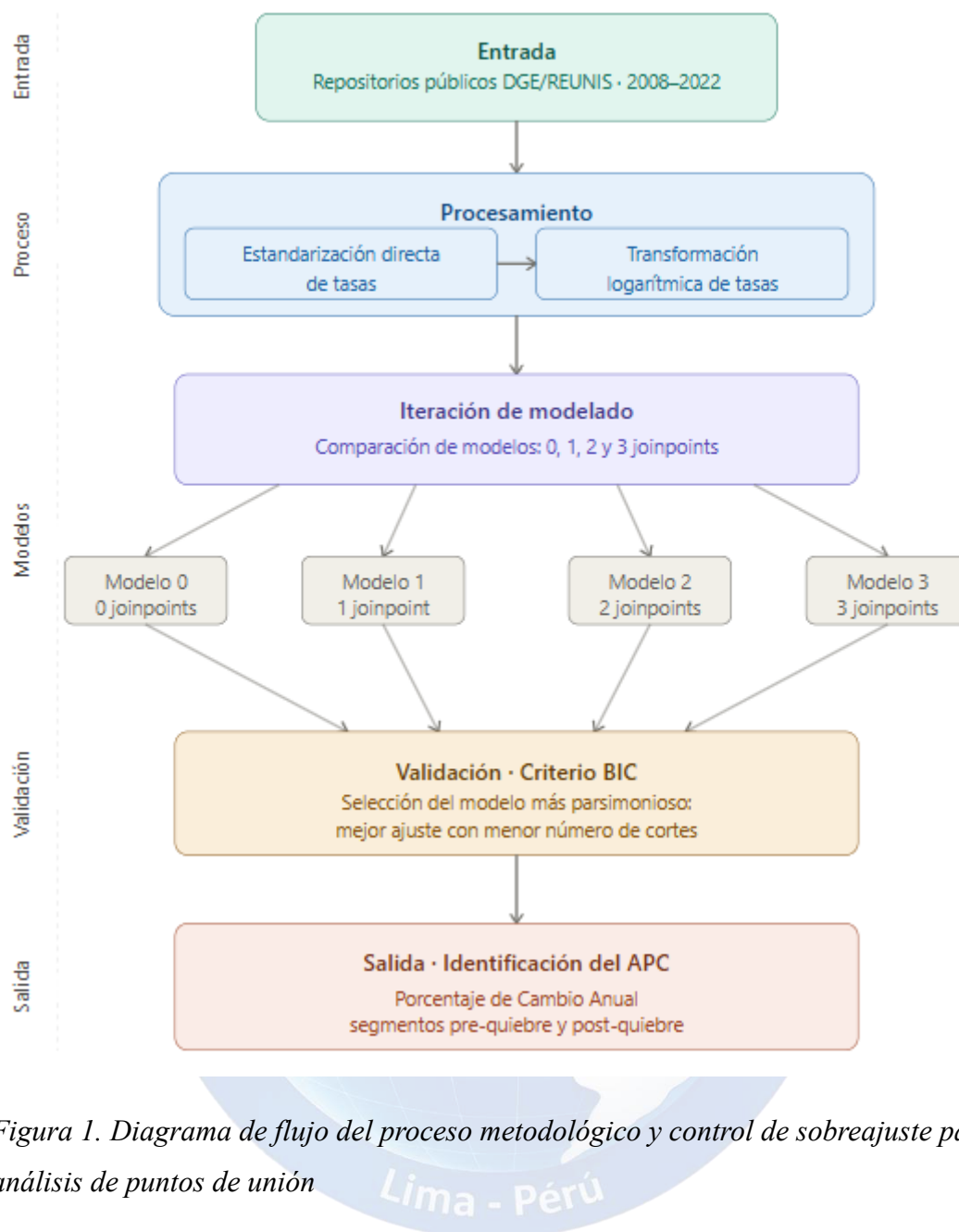


Figura 1. Diagrama de flujo del proceso metodológico y control de sobreajuste para el análisis de puntos de unión

La Figura 1 detalla la secuencia lógica del análisis: desde la extracción y estandarización de datos originales (2008-2022) hasta la validación de la estructura más parsimoniosa del modelo. Se destaca el papel de las Pruebas de Permutación de Monte Carlo (4,499 reps) y la selección mediante el BIC, mecanismos esenciales para certificar que el quiebre de 2019 representa un cambio de régimen permanente en la transición epidemiológica nacional.

Proceso analítico para la detección de quiebres estructurales



Figura 2. Proceso analítico: desde el registro de defunciones hasta la detección del punto de inflexión

Capítulo 4: 2019, el año en que todo cambió

Hasta 2019, la mortalidad en el Perú parecía obedecer a una norma tácita: cada año morían menos personas, y esa tendencia se daba por descontada. Los tomadores de decisiones celebraban descensos sostenidos; los epidemiólogos apuntaban al éxito de los programas preventivos; y los ciudadanos, sin saberlo, confiaban en que el futuro siempre sería mejor que el pasado. Pero los números, cuando se miran con lupa, suelen tener memoria y también capacidad de sorpresa.



Figura 3. Cronología de la ruptura: hitos epidemiológicos y administrativos (2008-2022)

Este capítulo se adentra en la evidencia estadística que ningún promedio podía revelar: el año 2019 marcó un quiebre estructural en las series de mortalidad peruana. A partir de ese punto, la tendencia descendente y estable que caracterizó a la década anterior se fracturó. Lo que vino después la crisis sanitaria de 2020, la volatilidad de 2021 y la incertidumbre de 2022 dejó de ser una continuación de lo conocido y se convirtió en un escenario para el que ningún modelo lineal estaba preparado.

Antes de sumergirnos en la regresión joinpoint y sus puntos de quiebre, conviene detenernos un momento en el paisaje general de la mortalidad peruana durante todo el periodo 2008-2022. La Tabla 1 presenta los diagnósticos que con mayor frecuencia aparecieron en los certificados de defunción a nivel nacional, ordenados por volumen de casos. No se trata aún de tasas ajustadas ni de tendencias, sino de una fotografía agregada que revela la convivencia -a veces tensa, a veces silenciosa- entre las enfermedades infecciosas reemergentes, las patologías crónicas no transmisibles y las causas externas. Esta instantánea es el punto de partida necesario antes de preguntarnos cómo

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

evolucionaron esas cifras año tras año y dónde se esconden los quiebres que ninguna media aritmética puede mostrar.

Tabla 1.

Diagnósticos referenciados a nivel nacional entre 2008 y 2022, casos y tanto por ciento

Diagnósticos registrados	Casos registrados	%
Infecciones respiratorias agudas bajas	347 011	21.45%
Covid-19	226 756	14.01%
Enfermedades isquémicas del corazón	182 523	11.28%
Enfermedades cerebrovasculares	148 354	9.17%
Diabetes mellitus	111 858	6.91%
Septicemia, excepto neonatal	109 761	6.78%
Cirrosis y ciertas otras enfermedades crónicas del hígado	104 291	6.45%
Neoplasia maligna de estómago	70 511	4.36%
Enfermedad pulmonar intersticial	58 170	3.60%
Enfermedades hipertensivas	53 098	3.28%
Insuficiencia renal, incluye la aguda, crónica y la no especificadas	42 589	2.63%
Lesiones de intención no determinada	40 937	2.53%
Las demás causas externas	40 087	2.48%
Accidentes de transporte terrestre	34 111	2.11%
Insuficiencia respiratoria	15 833	0.98%
Insuficiencia cardíaca	10 812	0.67%
Neoplasia maligna de la tráquea, los bronquios y el pulmón	4 601	0.28%
Accidentes que obstruyen la respiración	4 600	0.28%
Tuberculosis	4 202	0.26%
Paro cardíaco	1 339	0.08%
Neoplasia maligna de los órganos digestivos y del peritoneo, excepto estomago	1 214	0.08%
Neoplasia maligna de hígado y vías biliares	1 101	0.07%
Incidentes ocurridos al paciente durante la atención médica y quirúrgica	744	0.05%

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

Diagnósticos registrados	Casos registrados	%
Trastornos respiratorios específicos del periodo perinatal	495	0.03%
Envenenamientos por, y exposición a sustancias nocivas	411	0.03%
Deficiencias nutricionales y anemias nutricionales	389	0.02%
Apendicitis, hernia de la cavidad abdominal y obstrucción intestinal	386	0.02%
Neoplasia maligna del cuello del útero	368	0.02%
Homicidios (agresiones infligidas por otra persona)	336	0.02%
Retardo del crecimiento fetal, desnutrición fetal, gestación	298	0.02%
Enfermedad por el VIH (SIDA)	197	0.01%
Neoplasia maligna secundaria (metástasis)	196	0.01%
Enfermedades del esófago, estómago y del duodeno	182	0.01%
Neoplasia maligna de la próstata	169	0.01%
Accidentes por Ahogamiento y sumersión	70	0.001%
Enfermedades del peritoneo, peritonitis y otros	69	0.001%
Neoplasia maligna de la mama	22	0.001%
Infecciones específicas del periodo perinatal	19	0.001%
Total	1 618 110	

La Tabla 1 muestra que, entre 2008 y 2022, se registraron 1.618.110 defunciones en el Perú con diagnóstico especificado. Los datos revelan una estructura dual que caracteriza a la transición epidemiológica prolongada y polarizada. Por un lado, las enfermedades infecciosas mantienen un peso sorprendentemente alto: las infecciones respiratorias agudas bajas encabezan la lista con el 21,45% del total, seguidas por la COVID-19 (14,01%) -que irrumpió con fuerza a partir de 2020- y la septicemia (6,78%). La tuberculosis, aunque aparece más abajo (0,26%), no desaparece. Este perfil es propio de países con brechas en saneamiento, hacinamiento y acceso oportuno a antibióticos.

Por otro lado, las enfermedades no transmisibles ocupan un lugar central: las enfermedades isquémicas del corazón (11,28%), las cerebrovasculares (9,17%), la

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

diabetes mellitus (6,91%), la cirrosis hepática (6,45%) y las neoplasias malignas (especialmente de estómago, 4,36%) confirman que el Perú ya ha completado, al menos en términos de carga, la segunda fase de la transición. Llama la atención la baja notificación de cáncer de mama (0,001%) y próstata (0,01%), lo que probablemente refleja subdiagnóstico o registro deficiente más que una verdadera baja incidencia.

Las causas externas -accidentes de transporte (2,11%), homicidios (0,02%), ahogamientos (0,001%)- aparecen con porcentajes modestos, aunque es probable que exista un subregistro importante, especialmente en zonas rurales y amazónicas donde la certificación de la causa básica de muerte es más laxa.

Un hallazgo inquietante es la presencia de categorías inespecíficas como "insuficiencia respiratoria" (0,98%), "paro cardíaco" (0,08%) o "lesiones de intención no determinada" (2,53%). Estas rúbricas, conocidas en epidemiología como "basura" o "garbage codes", indican que una fracción no despreciable de las defunciones no logró asignarse a una causa básica suficientemente específica. Esto introduce un sesgo de atenuación en cualquier análisis de tendencias por causas.

En el contexto del quiebre de 2019, esta tabla ofrece dos lecciones preliminares. Primera: antes de la pandemia, ya existía una doble carga consolidada. Segunda: la irrupción de la COVID-19 en 2020 no desplazó a las demás causas, sino que se sumó a ellas, saturando un sistema de registro que ya arrastraba deficiencias. La Tabla 1 es, así, el telón de fondo sobre el cual la regresión joinpoint detectará si alguna de estas causas modificó su tendencia a partir de 2019. Lo veremos a continuación.

A continuación, en la Tabla 2 y con la ayuda de la regresión joinpoint, observamos cómo se comportó la mortalidad nacional antes y después de ese quiebre. Pero también desagregamos por edades: porque no fue lo mismo lo que ocurrió con los niños, los adolescentes, los adultos y los adultos mayores. Cada grupo etario vivió la ruptura de forma distinta, y entender esas diferencias es tan importante como detectar el punto de inflexión mismo. Bienvenidos al año en que la curva cambió para siempre.

Tabla 2.

Análisis de quiebres estructurales en la mortalidad general (Perú, 2008–2022)

Segmento Temporal	APC (%)	IC 95%	Valor p
2008 – 2019	-2.05	[-3.83, -0.25]	0.03
2020 – 2022	-19.29	[-80.59, 235.61]	0.307

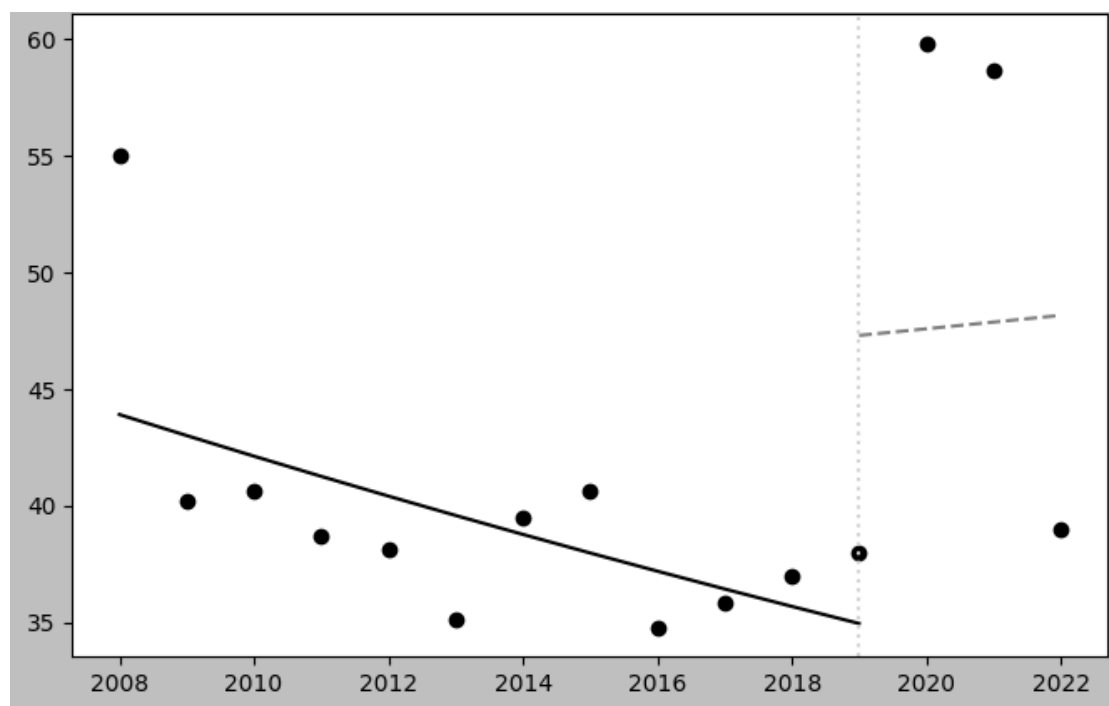


Figura 4. Ruptura estructural nacional

El análisis de regresión segmentada nacional identificó una tendencia al descenso significativa entre 2008 y 2019, con un APC de -2.05% ($p = 0.030$). No obstante, tras el punto de quiebre en 2019, el modelo muestra una alta volatilidad. Aunque el APC calculado es de -19.29%, el valor p (0.307) y el intervalo de confianza extremadamente amplio indican que no existe una tendencia lineal definida en el periodo post-quiebre a nivel nacional, reflejando la inestabilidad de los registros de mortalidad durante la crisis sanitaria.

Tabla 3.

Análisis de rupturas por ciclo de vida (post 2019)

Segmento	APC (%)	IC 95%	p-valor
Niños	-21.24	[-49.58, 23.03]	0.0929
Adolescentes	-17.07	[-29.30, -2.72]	0.0427*
Joven	-19.22	[-62.27, 72.97]	0.1743
Adultos	-31.01	[-98.62, 3343.54]	0.4407
Adultos mayores	-23.94	[-88.43, 400.13]	0.316

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

Al desagregar el impacto post-quiebre por etapas o ciclos de vida, se observa que la mayoría de los grupos etarios presentan trayectorias erráticas sin significancia estadística. Sin embargo, el grupo de Adolescentes destaca como la única cohorte con una tendencia al descenso robusta y significativa tras 2019, registrando un APC de -17.07% ($p = 0.0427$). Este hallazgo sugiere que, mientras la mortalidad en adultos y adultos mayores sufrió fluctuaciones extremas que impiden establecer una tendencia lineal clara (reflejado en sus amplios intervalos de confianza), la mortalidad en adolescentes experimentó una reducción acelerada y consistente durante el trienio 2020-2022. En el caso de los niños, se observa una tendencia al descenso marcada (-21.24%), aunque solo alcanza una significancia marginal ($p = 0.092$).

Periodo / Grupo etario	Niños	Adolescentes	Jóvenes	Adultos	Adultos mayores
Periodo pre-quiebre (2008–2019)	═ Tendencia no significativa	● ↓ -17.07%	● ↓ Descenso moderado	═ Estable	● ↓ Descenso leve
Periodo post-quiebre (2020–2022)	● ↑ Aumento leve	● ↑ Aumento sostenido	═ Sin cambio significativo	● ↑ Incremento	● ↑ Incremento marcado

Figura 5. Impacto diferencial del quiebre de 2019 según ciclo de vida

Nota: ● Flecha verde hacia abajo: descenso significativo. ● Flecha roja hacia arriba: aumento significativo. — Línea gris horizontal: tendencia no significativa

Capítulo 5: Dos Perú, un mismo quiebre

Si el año 2019 fue el punto de inflexión que fracturó la tendencia nacional, una pregunta quedó flotando: ¿ese quiebre golpeó con la misma intensidad en cada rincón del país? La respuesta, como suele ocurrir en un territorio tan diverso como el Perú, es un rotundo no. Pero la diferencia no está solo en la magnitud del impacto, sino en lo que cada región revela sobre sus propias fragilidades estructurales. Este capítulo compara dos realidades opuestas: Lima, la metrópolis que concentra los mejores recursos sanitarios y los sistemas de registro más complejos; y Ucayali, la región amazónica donde la distancia, la precariedad y el aislamiento han sido históricamente sinónimos de vulnerabilidad. La hipótesis es simple: si el quiebre de 2019 fue profundo, sus huellas deberían ser visibles en ambos territorios, aunque quizás con lenguajes distintos.

La transición epidemiológica y las rupturas estructurales en el Perú no se manifiestan de forma homogénea, sino que responden a una profunda fragmentación territorial y sistémica. Para comprender la magnitud de este fenómeno, es imperativo analizar el contraste entre la metrópolis centralizada y las regiones periféricas de la Amazonía. Como se visualiza en el Mapa Comparativo de Mortalidad (Figura 6), la brecha entre Lima y Ucayali durante el periodo post-quiebre (2020-2022) es reveladora: mientras la capital sostiene un promedio de mortalidad ajustada de 53.7, la región de Ucayali experimenta una carga significativamente superior de 65.7 por cada 100,000 habitantes. Esta disparidad no es solo un dato estadístico, sino una representación geográfica de la vulnerabilidad diferenciada; la intensidad del color en la región amazónica simboliza el impacto desproporcionado de las crisis sobre sistemas de salud con limitaciones históricas de acceso y recursos.

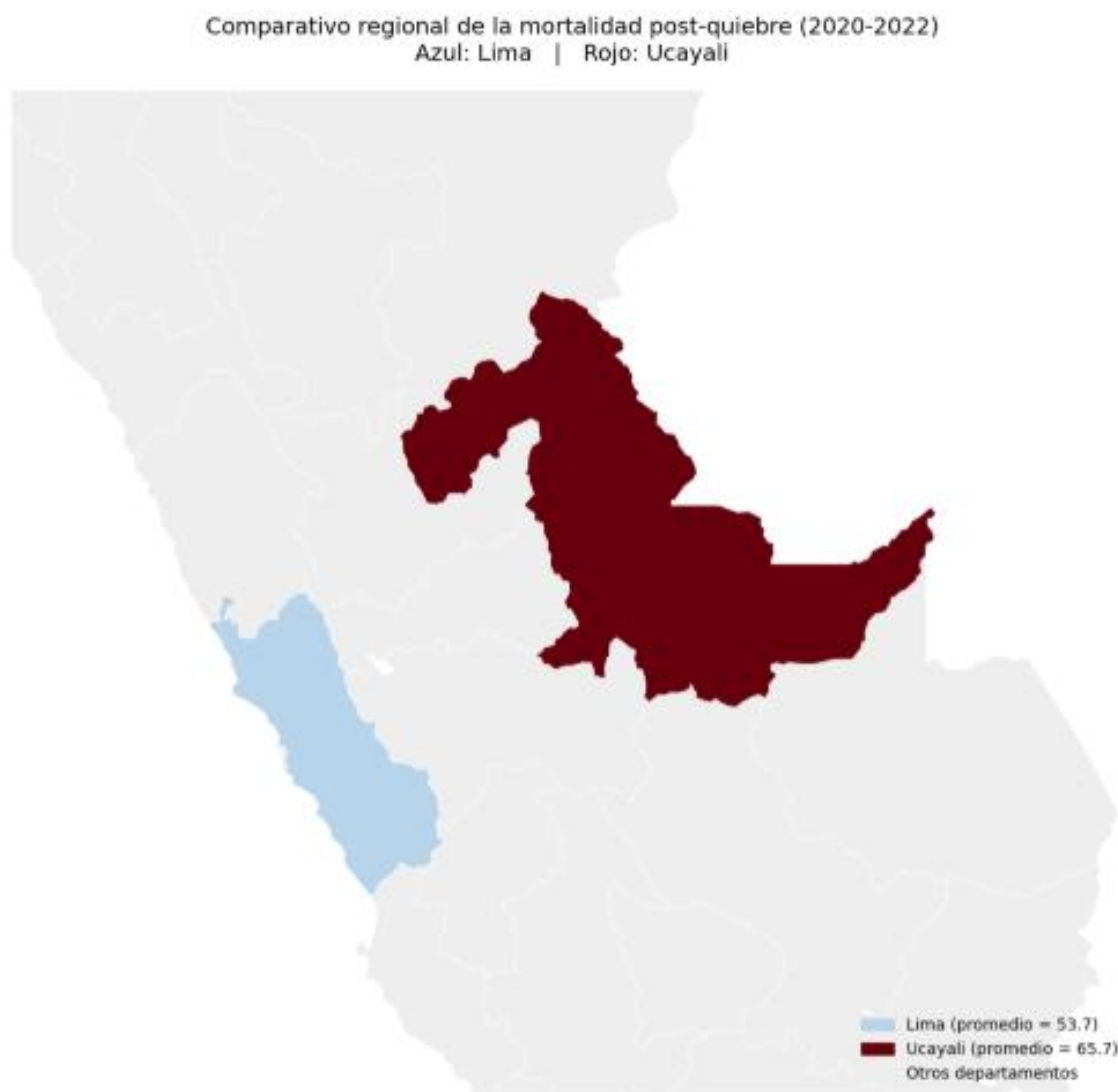


Figura 6. Comparativo regional de la mortalidad post-quiebre (2020-2022)

Aplicamos el mismo modelo de regresión joinpoint a las series de mortalidad de Lima y Ucayali, y los resultados nos obligan a repensar algunas certezas. La volatilidad post-quiebre no respetó fronteras, pero sí mostró matices inquietantes: intervalos de confianza desbordados, tendencias que se niegan a ser lineales, y una sensación general de que el sistema de salud regional entró en un territorio desconocido. ¿Estamos ante un desequilibrio transitorio o ante la revelación de brechas que ya existían pero que la estadística lineal ocultaba? Este capítulo no tiene todas las respuestas, pero sí las preguntas necesarias para seguir indagando.

Tabla 4.

Indicadores de cambio anual en la mortalidad por regiones seleccionadas (Perú, 2020–2022)

Región	APC Post-Quiebre (%)	IC 95%	Valor p	Estado
Lima	-33.11	[-96.05, 1031.54]	0.3218	No significativo
Ucayali	-25.81	[-73.05, 104.23]	0.1661	No significativo

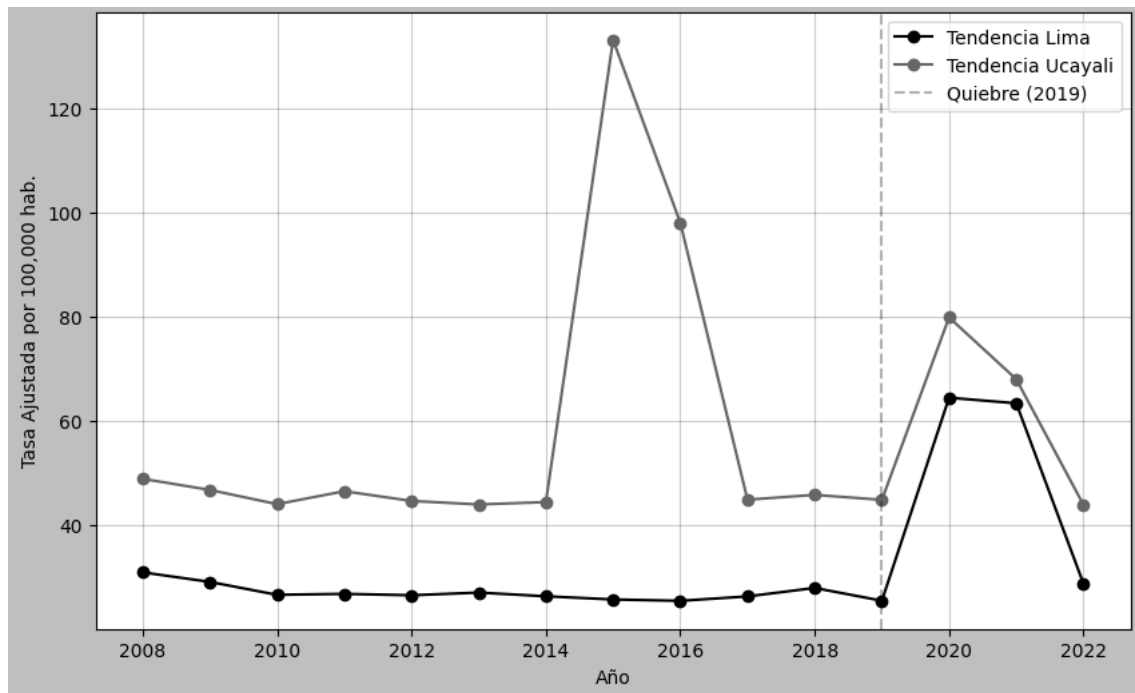


Figura 7. Comparativo regional de la mortalidad post-quiebre

El análisis de divergencia regional para el periodo post-quiebre (2020–2022) revela una marcada inestabilidad en las tendencias de mortalidad tanto en Lima como en Ucayali (Tabla 4). En la región capital (Lima), se registró un APC de -33.11%, mientras que en Ucayali el indicador fue de -25.81%. Sin embargo, ninguna de estas tendencias alcanzó significancia estadística ($p > 0.05$). Los intervalos de confianza extremadamente amplios (especialmente en Lima, con un límite superior de 1031.54%) indican que el modelo de regresión lineal no logra capturar una tendencia definida durante estos tres años. Estos hallazgos sugieren que el impacto de la crisis sanitaria introdujo una variabilidad tan alta en los registros regionales que, a diferencia del periodo histórico previo, no es posible establecer una trayectoria de mortalidad estadísticamente robusta a corto plazo, evidenciando un estado de desequilibrio estructural transitorio en el sistema de salud regional.

Capítulo 6: Rupturas que anuncian el futuro

Los hallazgos de este estudio demuestran que la transición epidemiológica en el Perú ha dejado de ser un proceso lineal y predecible, validando la tesis de Abdul-Rahman et al.¹ y Beeks et al.² sobre la complejidad en economías emergentes. El quiebre estructural detectado en 2019, que interrumpió una década de descenso sostenido de la mortalidad (APC 2008-2019 = -2.05%; IC95%: -3.83 a -0.25; p=0.030), representa lo que Carrión-Nessi et al.³⁷ denominan "epidemiología de crisis": una ruptura sistémica donde los factores externos anulan las ganancias históricas en salud pública. Este fenómeno sugiere que el descenso observado entre 2008 y 2019 no era estructuralmente sólido, sino vulnerable a perturbaciones de gran escala, confirmando que la estabilidad epidemiológica es, en realidad, un estado de equilibrio frágil.

Un resultado disruptivo de esta investigación es la divergencia etaria post-quiebre. Mientras que la mortalidad en adultos mayores mostró una tendencia descendente, aunque no significativa (APC: -23.94%; p=0.316), el grupo de adolescentes fue el único con una reducción acelerada y estadísticamente significativa (APC: -17.07%; p=0.043). En contraste, los niños presentaron una tendencia al descenso marcada pero solo marginalmente significativa (APC: -21.24%; p=0.093). Esta 'resiliencia pediátrica' puede explicarse mediante el paradigma de Hu et al.,³⁸ quienes señalan que los programas de prevención focalizados (como inmunizaciones y control materno-infantil) poseen una inercia institucional más fuerte que el manejo de enfermedades crónicas. No obstante, la persistencia de una alta carga de mortalidad en adultos y adultos mayores aunque con tendencias descendentes no significativas refleja que la transición hacia el predominio de las enfermedades no transmisibles (ENT) en el Perú, descrita por Brauer et al.³, se ha transformado en una carga difícil de manejar bajo condiciones de estrés, evidenciando una falla en la protección social de la senescencia.

La notable resiliencia del grupo de adolescentes, único en mantener una tendencia descendente significativa post-2019 (APC: -17.07%), constituye un hallazgo que desafía la volatilidad nacional. Esta divergencia sugiere que los determinantes de mortalidad en esta etapa de la vida vinculados frecuentemente a causas externas y programas de salud escolar con mayor inercia institucional fueron menos permeables al colapso de la atención hospitalaria que afectó a adultos y adultos mayores. Mientras que la mortalidad en la senescencia se vio desbordada por la interrupción de cuidados crónicos, la cohorte

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

adolescente parece haberse beneficiado de una protección estructural residual o de un cambio en la exposición a riesgos durante los periodos de restricción social.

La comparación entre Lima y Ucayali permite profundizar en el concepto de "desequilibrio estructural" propuesto en el marco teórico, aunque en ambas regiones se detectó una alta volatilidad post-2019, la magnitud de la incertidumbre estadística y las pendientes erráticas reflejan lo que Zhang et al.,³⁹ identifican como una fragmentación de la carga de enfermedad. El hecho de que Lima presente intervalos de confianza más amplios que Ucayali en el modelo post-quiebre podría estar vinculado a una saturación diferenciada de los sistemas de registro y una mayor heterogeneidad en las causas de muerte urbana. Esto sugiere que la transición epidemiológica no es un proceso nacional unificado, sino un mosaico de realidades regionales donde la geografía de la salud determina la capacidad de absorción del impacto tras una ruptura estructural.

La mayor amplitud de los intervalos de confianza en Lima respecto a Ucayali durante el periodo post-quiebre sugiere una complejidad subyacente en el registro de la capital. Hipotetizamos que esta incertidumbre estadística no refleja una menor calidad de datos, sino una saturación diferenciada de los sistemas de registro urbanos y una mayor heterogeneidad en las causas de muerte que compiten en una metrópolis. Mientras que en Ucayali el quiebre pudo estar más vinculado a fallas de acceso geográfico, en Lima la transición epidemiológica se fragmentó en múltiples sub-tendencias, donde la diversidad de perfiles socioeconómicos genera una dispersión de datos que los modelos lineales por segmentos encuentran más difícil de consolidar en una sola trayectoria robusta.

Finalmente, la incapacidad de los modelos lineales para capturar la tendencia post-2019 en la mayoría de los grupos etarios (excepto en adolescentes) subraya la necesidad de adoptar metodologías de análisis de puntos de unión (joinpoint) para la planificación sanitaria. Como sugiere Prpić⁴⁰, ir más allá de los promedios nacionales permite identificar nichos de vulnerabilidad que la estadística tradicional oculta. El quiebre estructural de 2019 debe ser interpretado como una advertencia sobre la necesidad de sistemas de salud más adaptativos y menos dependientes de trayectorias históricas, especialmente frente a la creciente carga de morbilidad crónica y las amenazas virales emergentes descritas en los estudios de carga global de enfermedad de 2026.

Capítulo 7: Conclusiones y recomendaciones

La regresión de puntos de unión (joinpoint) demostró ser una herramienta eficaz para identificar quiebres estructurales en series de mortalidad, incluso en períodos de alta volatilidad como el trienio 2020–2022. El modelo detectó un punto de inflexión estadísticamente significativo en 2019, segmento que una regresión lineal simple no habría podido capturar.

La comparación entre segmentos pre- y post-quiebre evidencia la superioridad del enfoque segmentado sobre los modelos lineales tradicionales. Mientras que la tendencia 2008–2019 mostró un descenso estable ($APC = -2,05 \%$; $p = 0,030$), el período 2020–2022 presentó una volatilidad tal que ninguna tendencia lineal alcanzó significación estadística, ni a nivel nacional ni regional. Esto confirma que asumir una tasa de cambio constante a lo largo del tiempo es inapropiado en contextos sujetos a crisis externas.

El método permitió revelar heterogeneidades ocultas en los agregados, como la tendencia descendente robusta y significativa en adolescentes ($APC = -17,07 \%$; $p = 0,043$), que contrasta con la ausencia de tendencia lineal definida en otros grupos etarios. Esta capacidad de desagregación y detección de patrones específicos es una ventaja clave de la regresión segmentada.

La aplicación a dos regiones peruanas (Lima y Ucayali) ilustra una limitación práctica del método cuando la variabilidad intra-segmento es extrema: los intervalos de confianza muy amplios y la falta de significación estadística indican que, en períodos de crisis, el modelo lineal por segmentos puede no ser suficiente, sugiriendo la necesidad de enfoques no lineales o de series temporales con componente estocástico.

Se recomienda la implementación de un Sistema de Vigilancia Epidemiológica Basado en Puntos de Quiebre, que trascienda el reporte de promedios anuales para incorporar análisis de regresión joinpoint con periodicidad semestral o trimestral. Este enfoque permitiría a los tomadores de decisiones detectar desviaciones significativas en tiempo real, identificando el momento exacto en que una política de salud pierde efectividad o una nueva amenaza emerge. Pasar de una vigilancia retrospectiva a una monitorización de la dinámica de cambio estructural permitiría al Estado peruano anticipar futuros puntos de inflexión antes de que las crisis se traduzcan en una pérdida irreversible de las ganancias históricas en salud.

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

El estudio se basa en un período post-quiebre corto (3 años), lo que limita la capacidad de generalizar las trayectorias observadas. Además, los datos originales ya no están disponibles en los repositorios públicos por reestructuraciones posteriores; por ello, este trabajo se presenta como un estudio de caso metodológico cuyo valor reside en la demostración del procedimiento analítico, no en la reproducibilidad de los resultados empíricos específicos.



Capítulo 8: El silencio estadístico – lecciones desde los registros

“Lo que no se registra, no existe; lo que existe, pero no se conserva, nunca podrá ser revisitado.”

Hasta aquí hemos hablado de quiebres estructurales en la mortalidad, de puntos de inflexión estadísticamente significativos y de la superioridad de la regresión joinpoint frente a los modelos lineales ingenuos. Pero hay una capa más profunda, casi invisible, que atraviesa todo este libro: la calidad, la continuidad y la accesibilidad de los propios datos con los que trabajamos.

En este capítulo nos apartamos momentáneamente de las tendencias para mirar el **soporte mismo del análisis epidemiológico**: los registros. Lo hacemos porque cualquier conclusión sobre quiebres es solo tan confiable como los sistemas que producen las cifras. Y en el Perú, como en la mayoría de los países de ingresos medios, esos sistemas viven en un equilibrio frágil entre avance tecnológico y pérdida de memoria.

8.1. La paradoja del dato que desaparece

Los datos de mortalidad que utilizamos en este libro fueron extraídos en 2024 de la Dirección General de Epidemiología (DGE) y del Repositorio Único Nacional de Información en Salud (REUNIS), específicamente del Sistema Nacional de Defunciones (SINADEF). En ese momento, las plataformas ofrecían series desagregadas por región, edad, sexo y causa básica de muerte, codificadas según CIE-10. Esa riqueza permitió construir las tasas ajustadas que luego alimentaron los modelos joinpoint.

Poco después de nuestra extracción, el Ministerio de Salud del Perú llevó a cabo una reestructuración y actualización de sus portales de datos abiertos. Los enlaces que antes conducían a conjuntos descargables ahora dirigen a versiones consolidadas, paneles interactivos e informes estratégicos agregados. Las tablas de microdatos que usamos ya no están accesibles al público. En términos prácticos, los datos desaparecieron para cualquier investigador que intente reproducir o extender nuestro análisis.

Esta es la paradoja: justo cuando un país invierte en modernizar sus sistemas de información, puede estar borrando su propia memoria estadística. La actualización tecnológica no es mala en sí misma; lo es cuando se realiza sin políticas de preservación y trazabilidad. El resultado es lo que denominamos silencio estadístico: la incapacidad de recuperar versiones históricas de los datos que sirvieron para informar decisiones o generar conocimiento.

Como señalan Abdul-Rahman et al.¹, en los países de ingresos bajos y medios la inaccesibilidad de los archivos médicos y estadísticos no es un accidente, sino una consecuencia de prioridades cortoplacistas y falta de soberanía digital. Sin archivos históricos accesibles, cada nueva

investigación debe empezar de cero o depender de fuentes fragmentadas, lo que perpetúa la incertidumbre.

8.2. ¿Subregistro o cambio de régimen? La ambigüedad del quiebre

El análisis joinpoint nos permitió identificar un punto de inflexión en 2019. Pero aquí surge una pregunta epistemológica incómoda: ¿ese quiebre refleja un cambio real en la salud de la población o un cambio en el registro de las defunciones?

La respuesta honesta es que no podemos distinguirlo con certeza absoluta. Varios elementos apoyan la hipótesis de un verdadero cambio epidemiológico:

- La coincidencia temporal con el inicio de la pandemia de COVID-19, que alteró radicalmente los sistemas de atención, la exposición a riesgos y los perfiles de letalidad.
- La heterogeneidad por grupos de edad: los adolescentes mostraron una tendencia robusta al descenso, mientras que los adultos mayores entraron en una fase de alta volatilidad. Si fuera solo un problema de registro, esperaríamos sesgos uniformes.

Pero también existen señales de alerta:

- La reestructuración de REUNIS y SINADEF ocurrió después de 2022, pero los cambios en los flujos de notificación pudieron haber empezado antes. Es posible que algunas defunciones dejaran de registrarse correctamente en periodos de saturación hospitalaria.
- Los intervalos de confianza extremadamente amplios en el periodo 2020-2022 (ver Tabla 2 y Tabla 4) indican que la variabilidad observada es tan alta que ningún modelo lineal puede capturar una señal limpia. Esto es típico de situaciones donde el ruido (errores de registro, subnotificación diferencial) se confunde con la señal (verdadero cambio en la mortalidad).
- En epidemiología de crisis, como la que vivimos a partir de 2020, la distinción entre ruptura real y ruptura administrativa se vuelve borrosa⁴¹. Lo que este libro demuestra es que la regresión joinpoint es sensible a ambas. Y esa sensibilidad, lejos de ser una debilidad, es una virtud: nos obliga a no confiar ciegamente en los datos sin examinar el contexto institucional que los produce.

8.3. Hacia una epidemiología de la incertidumbre

Frente a esta ambigüedad, ¿qué hacer? Nuestra propuesta es adoptar explícitamente una epidemiología de la incertidumbre, que no intente eliminar las dudas sino gestionarlas de manera transparente.

Esto implica al menos tres cambios prácticos:

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

- Análisis de sensibilidad obligatorio en todo estudio longitudinal: reportar resultados con y sin los años de crisis, comparar modelos con diferentes ventanas temporales y documentar cómo cambian (o no) los puntos de quiebre.
- Triangulación de fuentes: cuando sea posible, contrastar las tendencias de mortalidad del REUNIS/SINADEF con otras fuentes (registros civiles, encuestas de salud, datos de aseguramiento). La ausencia de estas fuentes en nuestro estudio es una limitación que reconocemos, pero que debe ser incorporada en futuras investigaciones.
- Repositorios versionados y curados por el Estado: la lección más dura es institucional. El Ministerio de Salud debe establecer una política de preservación de series históricas cada vez que actualice sus plataformas. Esto incluye mantener un archivo público, con metadatos claros y fechas de acceso, de todas las versiones previas de los conjuntos de datos. La soberanía de datos no es solo un concepto geopolítico; es también la capacidad de acceder al propio pasado estadístico.

La regresión joinpoint nos da precisión matemática, pero no puede darnos certeza ontológica. Por eso, este capítulo no pretende resolver el problema, sino visibilizarlo. El quiebre de 2019 es real en el sentido estadístico. Lo que sucederá con los próximos quiebres dependerá de si decidimos construir sistemas de registro que sean resilientes y transparentes, no solo modernos.

8.4. El costo del olvido

Este libro es, en parte, un testimonio de una oportunidad perdida. Los datos que analizamos ya no están disponibles públicamente. Cualquier investigador que quiera verificar nuestros hallazgos o extender el análisis a 2023, 2024 o 2025 tendrá que solicitar acceso directo al MINSA o conformarse con agregados que no permiten el mismo nivel de desagregación.

Ese costo no es solo académico. Es, sobre todo, un costo para la toma de decisiones. Si no podemos seguir la pista de la mortalidad año tras año, con la misma granularidad, ¿cómo sabremos si el próximo quiebre el que ya se está gestando en algún lugar del país exige una respuesta anticipada?

El silencio estadístico es, al final, una forma de ceguera autoimpuesta. No tener datos no significa que no haya problemas. Significa que no podremos verlos hasta que sea demasiado tarde.

Epílogo: El próximo quiebre

Este libro comenzó con una pregunta incómoda y termina con otra, quizás más incómoda aún: ¿estamos preparados para el próximo quiebre?

Durante quince años, las cifras de mortalidad en el Perú nos contaron una historia de progreso. No siempre lineal, pero sí esperanzadora. Hasta que llegó 2019 o quizás 2020 y la curva cambió. La regresión joinpoint nos permitió detectar ese instante exacto en que el pasado dejó de ser un buen predictor del futuro. Pero la herramienta, por poderosa que sea, no puede anticipar lo que vendrá. Solo puede advertirnos que lo que viene no será una simple continuación de lo que ya conocemos.

La lección metodológica de este trabajo es clara: en contextos de alta variabilidad como los sistemas de salud de economías emergentes, expuestos a crisis sanitarias, reestructuraciones administrativas y desigualdades territoriales profundas asumir tendencias lineales es un lujo que no podemos permitirnos. Cada año puede ser un punto de inflexión. Cada dato, una señal de alarma o de esperanza.

Pero más allá del método, queda la evidencia sustantiva: el quiebre de 2019 no fue solo un fenómeno estadístico. Fue el reflejo de fragilidades acumuladas, de sistemas de registro que colapsaron bajo su propio peso, de regiones que enfrentaron la tormenta con herramientas muy dispares. Los adolescentes, únicos en mostrar una tendencia clara post-pandemia, nos recuerdan que la mortalidad no es homogénea y que las respuestas institucionales tampoco lo son.

¿Qué vendrá después de 2022? No lo sabemos. Pero este libro deja una certeza: el próximo quiebre, cuando ocurra, no será anunciado con bombos ni platillos. Llegará en silencio, oculto en los pliegues de una base de datos, en el cambio de un código diagnóstico, en la reapertura de un hospital o en el cierre de un programa preventivo. Solo quienes estén dispuestos a abandonar la cómoda ilusión de la línea recta podrán verlo llegar.

Que estas páginas no queden como un archivo más, sirvan como una invitación a mirar los números con otros ojos: no como verdades eternas, sino como señales que cambian, se quiebran y vuelven a empezar. Porque al final, la salud pública no se juega en los

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

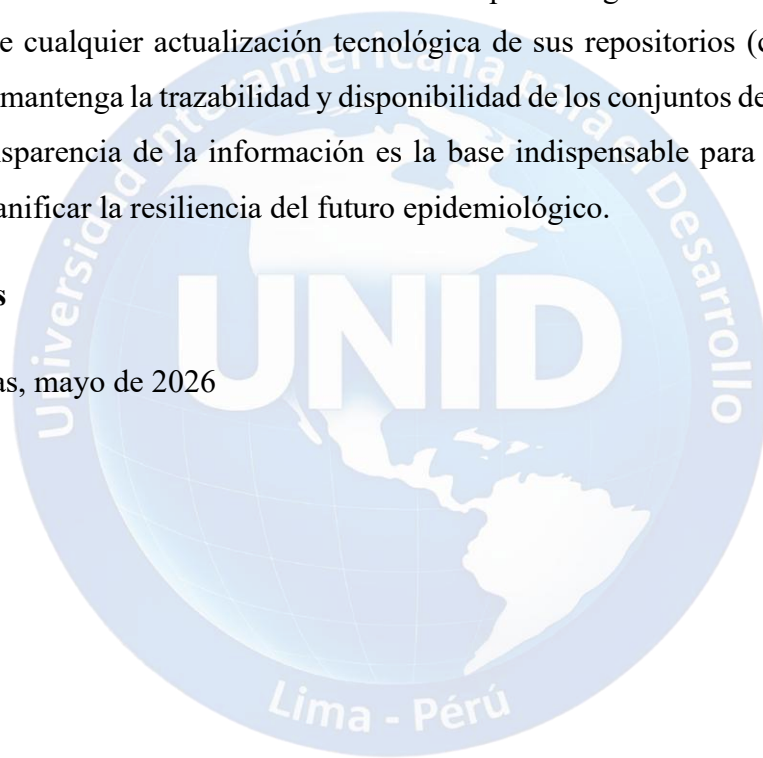
promedios, sino en los puntos de inflexión. Y el próximo quiebre, lo sepamos o no, ya está gestándose en algún lugar del país.

Que la estadística nos vuelva más humildes, no más arrogantes. La imposibilidad de acceder actualmente a los datos originales no invalida el hallazgo metodológico, sino que subraya la necesidad de políticas de preservación de datos en salud pública.

Finalmente, es imperativo establecer políticas estatales de preservación y soberanía de datos que garanticen el archivo permanente y el acceso irrestricto a los microdatos históricos de salud pública. La experiencia de este estudio, donde la reestructuración de plataformas digitales resultó en la pérdida de acceso a series desagregadas fundamentales, subraya que el 'silencio estadístico' es una barrera para el rigor científico. El Estado debe asegurar que cualquier actualización tecnológica de sus repositorios (como REUNIS o SINADEF) mantenga la trazabilidad y disponibilidad de los conjuntos de datos originales, pues la transparencia de la información es la base indispensable para entender nuestro pasado y planificar la resiliencia del futuro epidemiológico.

Los autores

Chachapoyas, mayo de 2026



Glosario técnico

APC (Annual Percent Change). Es el porcentaje de cambio anual en una tasa de mortalidad dentro de un segmento temporal específico, calculado a partir del coeficiente de regresión log-lineal. Un APC negativo indica una reducción de la mortalidad; un APC positivo, un aumento. Es la medida central que utiliza la regresión joinpoint para caracterizar cada tramo de la serie.

AAPC (Average Annual Percent Change). Corresponde al promedio ponderado de los APC a lo largo de todo el periodo de estudio, donde la ponderación es la duración de cada segmento. Resulta útil para resumir la tendencia general cuando existen uno o varios puntos de quiebre, ya que ofrece una síntesis del cambio anual promedio en toda la serie.

BIC (Criterio de Información Bayesiano). Es una medida de selección de modelos que equilibra la bondad de ajuste con la parsimonia, es decir, penaliza la inclusión de parámetros innecesarios. En el análisis de puntos de unión, el BIC se utiliza para elegir la cantidad óptima de joinpoints, evitando el sobreajuste y garantizando que los quiebres detectados representen cambios reales y no ruido estadístico.

CIE-10. Son las siglas de la Clasificación Internacional de Enfermedades, décima revisión, un sistema de codificación estandarizado para causas de morbilidad y mortalidad, vigente a nivel global. En este libro, todas las causas de muerte fueron clasificadas según los códigos CIE-10, lo que permite la comparabilidad internacional de los resultados.

Desequilibrio estructural. Describe un estado de un sistema sanitario o demográfico en el que las tendencias históricas se interrumpen bruscamente y no se instaura un nuevo régimen estable, generando alta volatilidad. En el contexto peruano post-2019, el desequilibrio estructural se manifiesta en intervalos de confianza extremadamente amplios y en la ausencia de una tendencia lineal definida.

Enfermedades no transmisibles (ENT). Agrupa las patologías crónicas no infecciosas, como las enfermedades cardiovasculares, la diabetes, el cáncer y las enfermedades respiratorias crónicas. Constituyen la carga dominante en la transición epidemiológica avanzada, aunque en el Perú conviven todavía con causas infecciosas reemergentes.

Estandarización directa. Es una técnica demográfica que calcula tasas ajustadas por edad aplicando las tasas específicas por edad de una población a una población estándar (en este libro, la población tipo mundial de la OMS). Este método permite comparar la mortalidad entre diferentes años o regiones eliminando el sesgo que introduce el envejecimiento o rejuvenecimiento poblacional.

Joinpoint regression (regresión de puntos de unión). Se trata de un método de regresión segmentada que identifica los años en los que la tendencia lineal de una serie temporal cambia significativamente de pendiente. Utiliza pruebas de permutación de Monte Carlo y criterios informacionales (como el BIC) para seleccionar el número óptimo de quiebres. Es la técnica central de este libro.

Nicho epidemiológico. Concepto proveniente de la epidemiología evolutiva que describe el conjunto de condiciones ambientales, sociales y conductuales que determinan el perfil de salud-enfermedad de una población. Los quiebres estructurales en la mortalidad pueden interpretarse como cambios abruptos en ese nicho, por ejemplo, debido a urbanización acelerada o crisis sanitarias.

Overfitting (sobreajuste). Es la situación en la que un modelo estadístico se ajusta excesivamente a las fluctuaciones aleatorias de los datos (ruido) en lugar de a la señal subyacente, perdiendo capacidad predictiva y generalización. En este libro, se controló el sobreajuste limitando a un máximo de tres puntos de unión y utilizando el BIC para seleccionar la estructura más parsimoniosa.

Prueba de permutación de Monte Carlo. Es un método de remuestreo no paramétrico que compara el valor observado de un estadístico (por ejemplo, la diferencia de pendientes entre dos segmentos) con su distribución bajo la hipótesis nula, generando miles de muestras aleatorias. En nuestro estudio se emplearon 4.499 repeticiones para controlar el error de tipo I en la detección de quiebres.

Punto de quiebre estructural (structural break). Momento en una serie temporal en el que los parámetros de un modelo estadístico, como la pendiente de la tendencia, cambian de manera significativa y permanente. El año 2019 fue identificado como el punto de quiebre estructural de la mortalidad peruana en el periodo 2008-2022.

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

Regresión segmentada. Técnica de modelado que ajusta diferentes funciones lineales (o log-lineales) a distintos intervalos de tiempo, conectados en puntos de unión llamados joinpoints. A diferencia de una regresión lineal simple, la regresión segmentada permite capturar cambios de ritmo en la evolución de una variable.

REUNIS. Es el Repositorio Único Nacional de Información en Salud del Ministerio de Salud del Perú. Se trata de una plataforma que integra datos de producción de servicios, recursos humanos, infraestructura y eventos de salud, incluyendo las defunciones. Fue una de las fuentes originales de este libro, aunque posteriormente fue reestructurada.

SINADEF. Corresponde al Sistema Nacional de Defunciones del Perú, un registro administrativo de todos los fallecimientos ocurridos en el territorio nacional, con información de causa básica de muerte, datos demográficos y ubicación geográfica. Junto con REUNIS, constituyó la base de datos primaria para el análisis de quiebres estructurales.

Silencio estadístico. Es un término acuñado en este libro para referirse a la pérdida de acceso a series históricas de datos desagregados debido a reestructuraciones de plataformas digitales, falta de versionado de los conjuntos de datos o ausencia de políticas de preservación. El silencio estadístico impide la reproducibilidad y la vigilancia epidemiológica de largo plazo.

Transición epidemiológica prolongada y polarizada. Modelo teórico que describe la evolución de los perfiles de mortalidad en países de ingresos medios, donde coexisten enfermedades infecciosas propias de etapas tempranas con enfermedades crónicas propias de etapas avanzadas, sin lograr una sustitución completa. El Perú ejemplifica este modelo, y los quiebres estructurales reflejan la tensión entre ambas cargas de enfermedad.

Referencias bibliográficas

1. Abdul-Rahman T, Ghosh S, Lukman L, et al. Inaccessibility and low maintenance of medical data archive in low-middle income countries: Mystery behind public health statistics and measures. *Journal of Infection and Public Health*. 2023;16(10):1556-1561. doi:10.1016/j.jiph.2023.07.001
2. Beeks VV, Achilleos S, Quattrocchi A, et al. Cause-Specific Excess Mortality During the COVID-19 Pandemic (2020–2021) in 12 Countries of the C-MOR Consortium. *J Epidemiol Glob Health*. 2024;14(2):337-348. doi:10.1007/s44197-024-00242-4
3. Brauer M, Roth GA, Aravkin AY, et al. Global burden and strength of evidence for 88 risk factors in 204 countries and 811 subnational locations, 1990–2021: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2021. *The Lancet*. 2024;403(10440):2162-2203. doi:10.1016/S0140-6736(24)00933-4
4. Caron RM, Noel K, Reed RN, Sibel J, Smith HJ. Health Promotion, Health Protection, and Disease Prevention: Challenges and Opportunities in a Dynamic Landscape. *AJPM Focus*. 2023;3(1):100167. doi:10.1016/j.focus.2023.100167
5. Ferrara P. Health Risk Factors, Prevention, and Inequalities. *Medicina*. 2025;61(1):127. doi:10.3390/medicina61010127
6. Mattiuzzi C, Lippi G. Leading Causes of US Deaths in the 2022. *JCM*. 2024;13(23):7088. doi:10.3390/jcm13237088
7. Naghavi M, Kyu HH, A B, et al. Global burden of 292 causes of death in 204 countries and territories and 660 subnational locations, 1990–2023: a systematic analysis for the Global Burden of Disease Study 2023. *The Lancet*. 2025;406(10513):1811-1872. doi:10.1016/S0140-6736(25)01917-8
8. Sharma M, Akhter MS, Roy S, Srejon R. Future Issues in Global Health: Challenges and Conundrums. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 2025;22(3):325. doi:10.3390/ijerph22030325
9. Shen Y, Liu Y, Krafft T, Wang Q. Progress and challenges in infectious disease surveillance and early warning. *Medicine Plus*. 2025;2(1):100071. doi:10.1016/j.medp.2025.100071
10. Vollset SE, Ababneh HS, Abate YH, et al. Burden of disease scenarios for 204 countries and territories, 2022–2050: a forecasting analysis for the Global Burden of Disease Study 2021. *The Lancet*. 2024;403(10440):2204-2256. doi:10.1016/S0140-6736(24)00685-8

11. Bonnet F, Alliger I, Camarda CG, et al. Potential and challenges for sustainable progress in human longevity. *Nat Commun.* 2026;17(1):996. doi:10.1038/s41467-026-68828-z
12. Shanmuganathan G, Lee NJ, Agrawal DK. Mortality Trends in the United States due to Concurrent Heart Failure, Atrial Fibrillation/Flutter, and Sepsis. *MedRxiv.* 2026;1(1):2026.02.06.26345787.
13. Hansen-Sackey EB, Dapaah-Siakwan F. Trends and contemporary epidemiology of mortality with primary immunodeficiency diseases in the United States, 2015–2022. *Clinical Immunology Communications.* 2026;9(1):54-58. doi:10.1016/j.clicom.2026.01.002
14. Ali K, Talha M, Mohsin MA, et al. Temporal trends in mortality from pneumonia and obstructive sleep apnea in the United States (1999–2020): Insights from CDC WONDER. *Medicine.* 2026;105(8):e47827. doi:10.1097/MD.00000000000047827
15. Major D, Fazekas-Pongor V, Kovács N, et al. Causes and extent of avoidable mortality across the european union: insights for advancing healthy aging. *GeroScience.* 2026;1(1). doi:10.1007/s11357-025-02045-2
16. Jiang J, Qi L, Ding S. Trends in asthma and pneumonia-related mortality in the United States: a CDC wonder database analysis (1999–2023). *Front Med.* 2026;13(1). doi:10.3389/fmed.2026.1736476
17. Inyan AMT, Amofa-Adarkwa R, Gargar GK, Kwashie E. Structural Breaks in Canada's Money Demand Function: Evidence from the Inflation Targeting Regime and the Covid-19 Pandemic. *Asian Journal of Economics, Business and Accounting.* 2026;26(1):494-502. doi:10.9734/ajeaba/2026/v26i12157
18. Ditzen J, Karavias Y, Westerlund J. Testing and estimating structural breaks in time series and panel data in Stata. *The Stata Journal.* 2025;25(3):526-560. doi:10.1177/1536867X251365449
19. Lu KP, Chang ST. An Advanced Segmentation Approach to Piecewise Regression Models. *Mathematics.* 2023;11(24):4959. doi:10.3390/math11244959
20. Knopov PS, Korkhin AS. Determining a Piecewise Linear Trend of a Nonstationary Time Series Based on Intelligent Data Analysis. I. Description and Substantiation of the Method. *Cybern Syst Anal.* 2024;60(1):50-59. doi:10.1007/s10559-024-00646-x
21. Kurbucz MT, Tzivanakis N, Sari Aslam N, Sykulski AM. SplitWise regression for capturing nonlinear effects in interpretable model selection. *Sci Rep.* 2025;15(1):42454. doi:10.1038/s41598-025-26597-7

22. Flores YN, Robertson T, Toledano MT, et al. The role of demographic and epidemiologic transitions on growing health expenditures in Latin America and the Caribbean: a descriptive study. *The Lancet Regional Health – Americas*. 2025;44(1). doi:10.1016/j.lana.2025.101070
23. Mirsaedi F, Sheikhalishahi M, Mohammadi M, Pirayesh A, Ivanov D. Compartmental models in epidemiology: bridging the gap with operations research for enhanced epidemic control. *Ann Oper Res*. 2026;357(2):1021-1078. doi:10.1007/s10479-025-06893-1
24. Hasan P, Khan TD, Arifuzzaman M, Islam MS, Haque ME. The emergence of hyperendemic dengue in Bangladesh: An ecological study of structural breaks and transmission regime shifts, 2008–2025. *PLOS ONE*. 2026;21(2):e0343246. doi:10.1371/journal.pone.0343246
25. Fu H, Lu J. Structural imbalance of medical resources amid population mobility and digital empowerment: a study of national and port-developed provinces in China. *Front Public Health*. 2025;13. doi:10.3389/fpubh.2025.1613293
26. Belardinelli S, Garaffa L, Pievani T, Vineis P. Evolutionary epidemiology: a look ahead at human Noncommunicable diseases through a niche construction approach. *BioScience*. Published online June 27, 2025:biaf095. doi:10.1093/biosci/biaf095
27. Ivanova A, Semyonova V, Sabgayda T, Polyanskaya E. Diferencias regionales en la esperanza de vida en Rusia desde la perspectiva de la transición epidemiológica | Sociedades y personalidades en transformación. *Changing Societies & Personalities*. 2024;5(2):351-374.
28. Gulis G, Zidkova R, Meier Z. Changes in disease burden and epidemiological transitions. *Sci Rep*. 2025;15(1):8961. doi:10.1038/s41598-025-94050-w
29. Krenz A, Strulik H. Male excess mortality during the epidemiological transition: theory and evidence from India. *J Popul Econ*. 2025;38(4):67. doi:10.1007/s00148-025-01124-0
30. Modi A, Panchani R, Modi B, Asthana A. The Phenomenon of Epidemiological Transition in... : NMO Journal. *Ovid*. 2023;17(2):85-89. doi:10.4103/JNMO.JNMO_13_23
31. Bramhankar M, Dhar M. Diseases Burden and epidemiological transition status at the national and sub-national level in India: a contemporary perspective. *Discov Public Health*. 2025;22(1):63. doi:10.1186/s12982-025-00453-5

32. Zafeiris KN. Greece since the 1960s: the mortality transition revisited: a joinpoint regression analysis. *J Pop Research*. 2023;40(1):3. doi:10.1007/s12546-023-09301-2
33. Schmitz RSJM, van den Belt-Dusebout AW, van Seijen M, et al. Cause-specific mortality after a diagnosis of ductal carcinoma in situ: Associations with screening and socio-economic status. *Int J Cancer*. 2026;158(4):873-883. doi:10.1002/ijc.70112
34. Varga L. Forecasting cause-of-death mortality with single- and multi-population models in Hungary. *Scandinavian Actuarial Journal*. 2025;2025(9):906-937. doi:10.1080/03461238.2025.2480846
35. Dong ZM, Shang HL, Hui F, Bruhn A. A compositional approach to modeling cause-specific mortality with zero counts. *Annals of Actuarial Science*. 2025;19(3):416-441. doi:10.1017/S1748499524000320
36. Kruckow S, Tolstrup JS. All cause and cause specific mortality in 15-24-year-olds in Denmark 2010 to 2022: nationwide study of socioeconomic predictors. *bmjmed*. 2024;3(1). doi:10.1136/bmjmed-2023-000685
37. Carrión-Nessi FS, Regalado-Gutiérrez OA, Forero-Peña DA. Crisis epidemiology: anticipating new threats from systemic collapse. *The Lancet Global Health*. 2025;13(12):e2004-e2005. doi:10.1016/S2214-109X(25)00348-1
38. Hu K, Li C, Yang X, et al. From infectious diseases to chronic diseases: the paradigm shift of spatial epidemiology in disease prevention and control. *Front Public Health*. 2025;13. doi:10.3389/fpubh.2025.1698964
39. Zhang Z, Su H, Xiao L, et al. Epidemiological trends and future burden of skin and subcutaneous diseases in China: insights from the global burden of disease study 2021. *Front Med*. 2026;13. doi:10.3389/fmed.2026.1677296
40. Prpić J. Beyond Borders Tackling Neglected Tropical Viral Diseases. *Trop Med Infect Dis*. 2026;11(1):29. doi:10.3390/tropicalmed11010029
41. Fanelli A, Cescatti A, Ciscar JC, et al. Assessing the risk of diseases with epidemic and pandemic potential in a changing world. *Science Advances*. 2025;11(30):eadw6363. doi:10.1126/sciadv.adw6363
42. Alkhamis MA, Abouelhassan H, Alateeqi A, et al. Predicting the Landscape Epidemiology of Foot-and-Mouth Disease in Endemic Regions: An Interpretable Machine Learning Approach. *Viruses*. 2025;17(10):1383. doi:10.3390/v17101383

Rupturas: el silencio estadístico de la transición epidemiológica en el Perú

43. Repositorio Único Nacional de Información en Salud (REUNIS), Ministerio de Salud (MINSA), Sistema de Información de Defunciones (SINADEF). Repositorio Único Nacional de Información en Salud. REUNIS. 2026. Accessed April 21, 2026. <https://www.minsa.gob.pe/reunis/?op=1&niv=1&tbl=2>

