



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE NUEVO LEÓN FACULTAD DE ECONOMÍA CENTRO DE INVESTIGACIONES ECONÓMICAS

Enfermedades gastrointestinales de origen hídrico en Nuevo León: una aplicación de Modelos Ocultos de Markov (HMM)

Gastrointestinal diseases of waterborne origin in Nuevo León: an application of Hidden Markov Models (HMM)

Karla Ivonne Ramírez Díaz*

José Carlos Espinoza Briones**

Información del artículo	Resumen
<p>Recibido: 08/12/2025 Aceptado: 25/01/2026</p> <hr/> <p>Clasificación JEL: C32, C63, I18, Q53, Q250 Palabras clave: Modelos ocultos de Markov, Enfermedades gastrointestinales, Salud pública, Series de tiempo, Suministro de agua</p>	<p>La escasez de agua en Nuevo León ha planteado riesgos para la salud pública. Esta investigación aplica Modelos Ocultos de Markov (HMM) para analizar la incidencia de enfermedades gastrointestinales (observables) de origen hídrico entre 2021 y 2024, con el objetivo de identificar estados de riesgo (no observables) y su dinámica temporal. Se estimaron HMM con distribución binomial negativa para seis enfermedades, determinando el número óptimo de estados mediante criterios AIC y BIC. Los resultados indicaron que cuatro enfermedades (fiebre tifoidea, fiebre paratifoidea, infecciones intestinales por otros organismos y mal definidas, y otras infecciones intestinales por protozoarios) presentaron dos estados ocultos: bajo y alto riesgo. Las matrices de transición evidenciaron alta persistencia en cada estado y vincularon periodos de mayor incidencia con la crisis hídrica de 2022. El estudio demuestra que los HMM son una herramienta eficaz para la vigilancia epidemiológica y la planificación de intervenciones preventivas en Nuevo León.</p>
Article information	Abstract
<p>Received: 08/12/2025 Accepted: 25/01/2026</p> <hr/> <p>JEL Classification: C32, C63, I18, Q53, Q250 Keyword: Hidden Markov models, Gastrointestinal diseases, Public health, Time series analysis, Water supply</p>	<p>Water scarcity in Nuevo León has posed risks to public health. This research applies Hidden Markov Models (HMM) to analyze the incidence of waterborne gastrointestinal (observable) diseases between 2021 and 2024, to identify (unobservable) risk states and their temporal dynamics. HMMs with a negative binomial distribution were estimated for six diseases, defining the optimal number of states using AIC and BIC criteria. The results indicated that four diseases (typhoid fever, paratyphoid fever, intestinal infections caused by other organisms and poorly defined diseases, and other intestinal infections caused by protozoa) presented two hidden states: low and high risk. The transition matrices showed high persistence in each state and linked periods of higher incidence with the 2022 water crisis. The study demonstrates that HMMs are an effective tool for epidemiological surveillance and the planning of preventive interventions in Nuevo León.</p>

*Autora de correspondencia
Universidad Autónoma de Nuevo León
karlairamirez@hotmail.com
<https://orcid.org/0000-0003-1511-7124>

**Universidad Autónoma de Nuevo León
charlymasdiez@gmail.com
<https://orcid.org/0000-0001-6718-9336>

1. Introducción

La OMS (2023) señala que el agua es un recurso indispensable para la salud pública, dado que resulta esencial para el consumo humano, el uso doméstico, la producción de alimentos y las actividades recreativas. En consecuencia, su abastecimiento seguro, el saneamiento adecuado y una gestión eficiente son pilares fundamentales para garantizar el bienestar social y promover el desarrollo económico. Sin embargo, la carencia de agua potable, servicios de saneamiento e higiene básica provoca cada año alrededor de 1.4 millones de muertes, muchas de ellas asociadas a enfermedades diarreicas, con mayor incidencia en países de ingresos bajos y medios (OMS, 2024).

A nivel mundial, se estima que la población aumentará de 7,700 millones a entre 9,400 y 10,200 millones entre el año 2017 y el 2050. Se estima que dos tercios de esta población vivirán en zonas urbanas, lo que incrementará la presión sobre los recursos hídricos y agravará la escasez de agua superficial (UNESCO, 2018). Esta problemática tiene impacto directo en la salud infantil: cada año, más de un millón de niños menores de cinco años fallecen a causa de diarreas asociadas con la falta de acceso a agua potable y servicios de saneamiento adecuados (ONU, 2023).

En México, el artículo 4 de la Constitución reconoce el derecho de toda persona al acceso, disposición y saneamiento de agua suficiente, salubre y asequible, responsabilizando al Estado de garantizar este derecho de manera equitativa y sustentable (CPEUM, 2025). En regiones como Nuevo León, la creciente presión sobre los recursos hídricos y la persistencia de enfermedades gastrointestinales de origen hídrico evidencian un riesgo significativo para la salud pública, especialmente en contextos urbanos y de rápido crecimiento poblacional. A pesar de las políticas para garantizar el acceso al agua potable y saneamiento, persisten brotes recurrentes de enfermedades como amebiasis, fiebre tifoidea y hepatitis A, cuya dinámica temporal no se comprende plenamente.

Esta situación plantea la necesidad de utilizar metodologías para identificar patrones subyacentes y periodos de mayor riesgo epidemiológico. En este contexto, los modelos ocultos de Markov (HMM, por sus siglas en inglés) constituyen una herramienta estadística idónea para caracterizar la incidencia de estas enfermedades a lo largo del tiempo, infiriendo estados de riesgo no observables directamente y analizando las transiciones entre ellos.

Por lo tanto, esta investigación busca aplicar HMM a series temporales mensuales de enfermedades gastrointestinales de origen hídrico en Nuevo León en el periodo 2021-2024, con el propósito de identificar los estados subyacentes de riesgo y comprender su dinámica temporal, contribuyendo así a mejorar la vigilancia epidemiológica y la toma de decisiones en salud pública en el estado.

2. Revisión de literatura

En una revisión exhaustiva realizada por Ercumen et al. (2014) de diversas investigaciones publicadas entre 1970 y 2013, muestran que en contextos donde existen fallas en la red de distribución de agua, existe una mayor gravedad de las infecciones, también encuentran que dichas enfermedades se asocian positivamente con los cortes temporales y permanentes en el suministro de agua.

Así mismo, Stauber et al. (2016), encuentran una asociación entre la interrupción del suministro de agua, baja presión de la red, la mala calidad del agua (medida por la ausencia de cloro) y la presencia de *Escherichia coli* (*E. coli*), que son factores que contribuyen significativamente al riesgo de infección gastrointestinal. Rock & Rivera (2014) muestran que el agua contaminada que contiene la *E. coli*, puede causar enfermedades gastrointestinales, los síntomas más comunes son náusea, vómito, diarrea y fiebre. Además, mencionan que se puede vincular con infección en los ojos, irritación en la piel, infección en oído, nariz o garganta, así como enfermedades de las vías respiratorias.

Dueñas & Hinojosa (2021) demostraron que el consumo de agua contaminada pone al ser humano en riesgo de contraer enfermedades gastrointestinales, principalmente ocasionadas por organismos microbiológicos, en

especial bacterias de origen fecal. Avilés-Polanco et al. (2024), en otro estudio realizado para México en el 2022, encuentran que los hogares sin acceso a agua potable y con escasez de agua para la higiene tenían un 27% más de probabilidades de padecer una infección gastrointestinal, que los hogares que contaban con agua potable y suficiente líquido vital, concluyendo que son factores de riesgo para las infecciones gastrointestinales agudas.

En consecuencia, la contaminación del agua representa un riesgo de salud pública, al poner en peligro a la población que consume el vital líquido. Así lo demuestran Petriciolet et al. (2002), al abordar la exposición química crónica a los fluoruros naturales en el agua; así como, Galdos-Balzategui et al. (2017), al estudiar en Chiapas los riesgos microbianos agudos derivados de la contaminación fecal. Estos autores concluyen que se debe fortalecer el sistema de distribución de agua potable para prevenir riesgos y salvaguardar la salud comunitaria, permitiendo dimensionar el problema de salud pública generado por la contaminación.

Las enfermedades de salud pública se han analizado a través del Modelo Oculto de Markov. Por ejemplo, Kawamoto et al. (2013), mencionan que pueden modelar cambios en la salud, mostrando que es posible estimar el riesgo de enfermedades ligadas a los estilos de vida. Por su parte, Nkemnole & Oyewole (2023), utilizan HMM para encontrar patrones matemáticos que permitan describir la transmisión de la enfermedad viral infecciosa en Nigeria, contribuyen a entender los factores biológicos que inciden en la enfermedad. Además, concluyen que estos establecen una estructura eficaz para modelar diversas enfermedades infecciosas, facilitando tanto la identificación temprana como la intervención frente a brotes epidémicos. Asimismo, Le Strat & Carrat (1999) aplicaron el modelo en la caracterización de la incidencia de enfermedades parecidas a la influenza y a los recuentos de poliomielitis. Los resultados demuestran que el uso de los modelos HMM son útiles en el análisis de vigilancia de enfermedades.

3. Datos y metodología

El presente estudio analiza de manera temporal la incidencia de enfermedades gastrointestinales de origen hídrico en Nuevo León mediante la aplicación de modelos ocultos de Markov, siguiendo la metodología descrita por Zucchini et al. (2016).

La información utilizada corresponde a series de tiempo mensuales de casos notificados de seis enfermedades: amebiasis intestinal, fiebre tifoidea, fiebre paratifoidea, hepatitis A, infecciones intestinales por otros organismos y mal definidas, y otras infecciones intestinales debidas a protozoarios, obtenidas de registros oficiales de salud pública, en particular de los anuarios de morbilidad de la Secretaría de Salud (2025). La base de datos abarca el periodo 2021-2024, por lo que se tienen 48 datos para cada enfermedad.

Los HMM constituyen un enfoque probabilístico que permite modelar series temporales donde los estados subyacentes, que explican la dinámica observada, no son directamente observables. En este estudio, se asumió que las observaciones corresponden a conteos de casos y , por lo tanto, se utilizó una distribución binomial negativa para modelar la emisión de los datos en cada estado, permitiendo capturar la sobredispersión (alta volatilidad) típica de los conteos epidemiológicos. Formalmente, la probabilidad de observar $Y_t = y$ dado que el proceso se encuentra en el estado oculto $S_t = s$ se modeló como:

$$P(Y_t = y | S_t = s) = \frac{\Gamma(y + r_s)}{\Gamma(r_s)\Gamma(y + 1)} \left(\frac{r_s}{r_s + \mu_s}\right)^{r_s} \left(\frac{\mu_s}{r_s + \mu_s}\right)^y$$

Donde r_s es el parámetro de dispersión y μ_s la media del estado s . Dicho parámetro controla el grado de sobredispersión de la distribución binomial negativa y su presencia permite que la varianza exceda a la media. La probabilidad p_s se expresa entonces como $p_s = \frac{r_s}{r_s + \mu_s}$. Además, dado que r_s no necesariamente es un número entero, el coeficiente combinatorio $\binom{y + r_s + 1}{y} = \frac{(y + r_s - 1)!}{(r_s - 1)!y!}$ debe extenderse a los números reales mediante la función Gamma, donde $\Gamma(n) = (n - 1)!$.

La estimación de los parámetros del HMM se realizó mediante el algoritmo de expectation-maximization (EM). Inicialmente, se definió el número de estados a evaluar (de uno a tres) y se asignaron valores iniciales para la media, la dispersión, la matriz de probabilidades de transición y la distribución inicial de estados. Enseguida, se calcularon las probabilidades de emisión de cada observación para cada estado, así como los valores forward y backward escalados para la obtención de probabilidades suavizadas. A continuación, se actualizaron los parámetros del modelo mediante ponderación de las probabilidades suavizadas, ajustando las medias, dispersión y probabilidades de transición hasta alcanzar convergencia definida por una tolerancia de 10^{-6} en la log-verosimilitud.

Para determinar la secuencia más probable de estados subyacentes a partir de los datos observados se empleó el algoritmo de Viterbi (1967), el cual maximiza la probabilidad conjunta de la secuencia de estados y las observaciones. Este procedimiento permitió clasificar los periodos de cada serie en distintos niveles de riesgo: bajo, medio o alto (para el caso inicial donde se tenían 3 estados), según el número de casos estimados por estado.

Mientras que, la selección del número óptimo de estados se fundamentó en los criterios de información AIC y BIC, evaluando modelos con uno, dos y tres estados para cada enfermedad. Cabe destacar que la implementación de los modelos y la generación de resultados se realizaron en R, por lo cual se desarrollaron funciones personalizadas para la estimación de parámetros mediante EM y la secuenciación de estados con Viterbi.

Esta metodología permitió capturar la dinámica temporal de las enfermedades gastrointestinales de origen hídrico, identificar periodos de mayor riesgo y evaluar la estructura subyacente de los estados de salud pública en Nuevo León, ofreciendo un marco estadístico robusto y reproducible para estudios epidemiológicos basados en conteos.

4. Resultados y discusión

En la sección anterior, se estimaron los parámetros del HMM mediante el algoritmo EM, para el caso de uno, dos y tres estados. Posteriormente, a partir de los datos observados se calculó la secuencia más probable de estados subyacentes mediante el algoritmo de Viterbi. Una vez realizado lo anterior, se cuantificaron los criterios AIC y BIC para cada enfermedad considerando diferente número de estados ocultos, permitiendo identificar el modelo más parsimonioso y con mejor ajuste para cada serie temporal.

Luego de este proceso, se seleccionaron los modelos de 2 estados para la fiebre tifoidea, fiebre paratifoidea, infecciones intestinales por otros organismos y mal definidas, y otras infecciones intestinales debidas a protozoarios. En contraste, los modelos de un solo estado para amebiasis intestinal y hepatitis A indican que la incidencia se mantiene relativamente constante a lo largo del período estudiado, sin evidencia de fluctuaciones temporales significativas. Epidemiológicamente, esto sugiere que estas enfermedades presentan un patrón estable, posiblemente asociado con una exposición persistente y homogénea de la población, o con un control efectivo de los factores de riesgo hídrico (Tabla A1 en Apéndice). Por lo tanto, para estas enfermedades, el uso de HMM no proporciona información adicional sobre estados latentes, y las intervenciones preventivas podrían enfocarse en mantener las condiciones que sostienen esta estabilidad.

La Tabla 1 presenta los parámetros asociados a la media estimada, media empírica, dispersión y número de observaciones para cada estado en los modelos de las cuatro enfermedades que mostraron dos estados ocultos. El estado 1, de menor frecuencia, corresponde a períodos de baja incidencia, lo que sugiere un riesgo reducido, circulación endémica estable o control efectivo de la exposición hídrica. En contraste, el estado 2, de mayor frecuencia, refleja períodos de elevada incidencia, asociados a un riesgo alto que podría vincularse con eventos de crisis hídrica, brotes localizados o condiciones ambientales que favorecen la transmisión. La identificación de estos estados latentes permite no solo cuantificar diferencias en las tasas de incidencia, sino también interpretar dinámicas subyacentes de riesgo, facilitando la vigilancia epidemiológica y la planificación de intervenciones preventivas más oportunas y focalizadas.

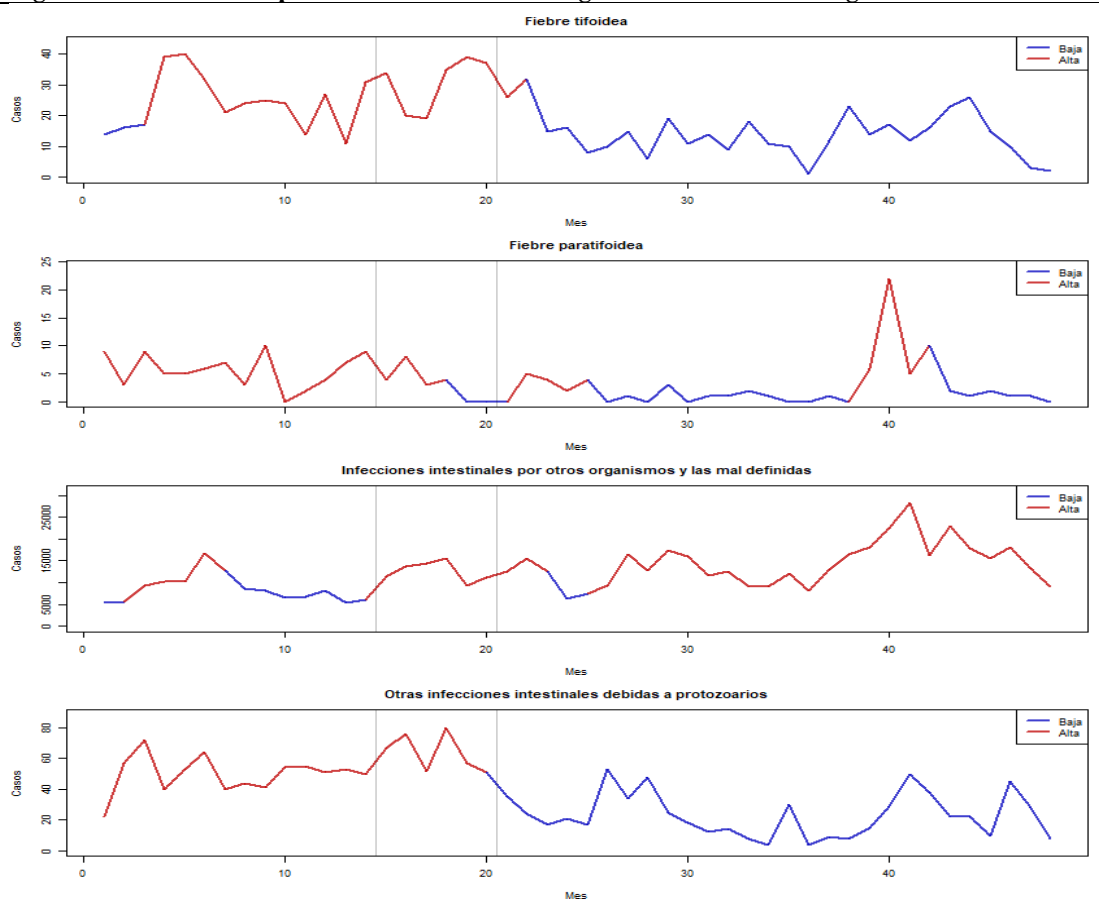
Tabla 1: Resultados del modelo

Enfermedad	Estado	Media estimada	Media empírica	Dispersión	Número de observaciones
Fiebre tifoidea	1	13.04	13.20	7.70	29
	2	27.30	27.89	16.96	19
Fiebre paratifoidea	1	0.85	0.77	4.52	22
	2	6.02	6.00	3.24	26
Infecciones intestinales por otros organismos y las mal definidas	1	6,978.81	6,769.4	26.24	11
	2	14,048.81	14,092.72	10.21	37
Otras infecciones intestinales debidas a protozoarios	1	22.85	23.10	3.14	29
	2	55.10	55.63	38.58	19

Fuente: Elaboración propia con datos de la Secretaría de Salud, 2025.

En la Figura 1 se pueden visualizar los estados no observables que han sido estimados mediante HMM, para los 48 meses de estudio, donde resulta interesante observar la presencia de altos niveles de riesgo en el periodo comprendido entre marzo y agosto de 2022, periodo acotado con un par de líneas grises en el gráfico, ya que en dicho periodo, como consecuencia de una ausencia de lluvias y precipitaciones por debajo de lo esperado en el último lustro, así como de la presencia de una infraestructura desgastada, un recorte presupuestal en la materia, y por otro lado, un crecimiento inmobiliario exponencial y un sector agrícola con uso intensivo del recurso, Nuevo León experimentó una de las crisis hídricas más graves en los últimos años (Pineda, 2023).

Figura 1: Dinámica temporal de las enfermedades gastrointestinales de origen hídrico



Fuente: Elaboración propia con datos de la Secretaría de Salud, 2025.

Con base en las matrices de probabilidad de transición para cada una de las enfermedades presentadas en la Tabla 2, se puede observar un alto nivel de persistencia, al trasladarse de un estado de baja frecuencia a uno de alta frecuencia y viceversa. En consecuencia, se tiene que, dado el número de casos de fiebre tifoidea en el periodo de estudio, una vez que se encuentra en un estado de baja frecuencia (que es baja prevalencia o un valor pequeño de número de casos, el cual se asocia a un estado oculto llamado de "bajo riesgo"), la probabilidad de seguir en un estado de baja frecuencia es del 95.08%, mientras que pasar de un estado de bajo riesgo a uno de alto riesgo (pasar de baja frecuencia a alta frecuencia) es de tan solo el 4.92%. En el caso de fiebre paratifoidea al estar en el estado de bajo riesgo, la probabilidad de seguir en un estado de baja frecuencia es del 87.52%, mientras que pasar de un estado de bajo riesgo a uno de alto riesgo es del 12.48%, presentando en ambos casos bajos niveles de probabilidad. Para las infecciones intestinales por otros organismos y las mal definidas, los resultados muestran que la probabilidad de pasar de un estado de bajo riesgo a uno de alto riesgo es 27.19%, mientras para otras infecciones intestinales debidas a protozoarios la probabilidad es de un 4.4%.

Tabla 2: Matrices de probabilidades de transición

Enfermedad		Matriz	
		Baja	Alta
Fiebre tifoidea	Baja	0.9508	0.0492
	Alta	0.0657	0.9343
Fiebre paratifoidea	Baja	0.8752	0.1248
	Alta	0.1442	0.8558
Infecciones intestinales por otros organismos y las mal definidas	Baja	0.7281	0.2719
	Alta	0.0578	0.9422
Otras infecciones intestinales debidas a protozoarios	Baja	0.9560	0.0440
	Alta	0.0619	0.9381

Fuente: Elaboración propia con datos de la Secretaría de Salud, 2025.

Aunque los HMM no incorporan de manera explícita variables exógenas, los cambios entre estados de riesgo podrían estar influenciados por factores ambientales, como variaciones en la precipitación y temperatura, interrupciones en la infraestructura hídrica o cambios demográficos locales. Por ejemplo, la elevada persistencia observada en los estados de bajo riesgo sugiere estabilidad en las condiciones de exposición de la población, mientras que las mayores probabilidades de transición asociadas a ciertas enfermedades podrían vincularse con periodos de mayor vulnerabilidad ambiental o social.

5. Conclusiones y recomendaciones

La aplicación de HMM contribuyen a la identificación de los estados subyacentes de riesgo en cuatro de las seis enfermedades gastrointestinales analizadas: fiebre tifoidea, fiebre paratifoidea, infecciones intestinales por otros organismos y mal definidas, y otras infecciones intestinales debidas a protozoarios.

Para estas enfermedades, los modelos identificaron dos estados latentes, correspondientes a periodos de bajo riesgo (estado 1) y alto riesgo (estado 2). El estado de bajo riesgo refleja momentos de incidencia reducida, probablemente asociados con circulación endémica estable o condiciones ambientales menos favorables para la transmisión, mientras que el estado de alto riesgo indica periodos de mayor incidencia, potencialmente vinculados a brotes, crisis hídrica o aumento de factores de exposición. En contraste, para amebiasis intestinal y hepatitis A, los modelos con un solo estado resultaron suficientes, sugiriendo que la incidencia se mantiene

relativamente constante a lo largo del tiempo y que no se identificaron patrones de heterogeneidad temporal adicionales que justificaran el uso de modelos ocultos de Markov.

Por otro lado, las matrices de transición muestran una alta persistencia en cada estado, con bajas probabilidades de cambio entre estados de baja y alta frecuencia, excepto en el caso de infecciones intestinales por otros organismos y mal definidas. Asimismo, la visualización de los estados no observables permitió asociar periodos de mayor riesgo con eventos concretos, como la crisis hídrica de marzo a agosto de 2022 en Nuevo León, evidenciando cómo factores ambientales, de infraestructura y gestión de recursos influyen en la incidencia de estas enfermedades.

Se recomienda integrar los estados de riesgo estimados mediante HMM en los sistemas de vigilancia epidemiológica para anticipar periodos de mayor incidencia y asignar los recursos de manera eficiente. Esto permitiría establecer alertas tempranas durante los estados de alto riesgo, priorizar medidas preventivas y focalizar intervenciones en las zonas más vulnerables. De igual manera, las estrategias de gestión del agua y de salud pública podrían ajustarse según el estado de riesgo, garantizando respuestas oportunas ante crisis hídricas y reduciendo la morbilidad asociada a enfermedades gastrointestinales de origen hídrico en Nuevo León.

Es importante destacar que los estados de riesgo identificados mediante HMM representan patrones estadísticos en los datos de incidencia, y no constituyen evidencia directa de las causas subyacentes de las enfermedades. Las asociaciones observadas con eventos como la crisis hídrica de 2022 deben considerarse exploratorias y no necesariamente indicativas de relaciones causales.

Finalmente, este estudio se limita a series temporales mensuales entre 2021 y 2024, restringiendo la capacidad de identificar dinámicas de largo plazo, tendencias multianuales o patrones cíclicos de las enfermedades. Al analizar un período relativamente corto, es posible que no se capturen fluctuaciones epidemiológicas asociadas a ciclos estacionales más amplios, variaciones en la infraestructura de agua o cambios poblacionales a mediano y largo plazo. Por lo tanto, los estados latentes identificados reflejan únicamente las condiciones de riesgo observadas en este intervalo específico, como la crisis hídrica de 2022, limitando la generalización de los hallazgos a otras etapas temporales o contextos. Por otro lado, el uso de datos mensuales puede limitar la detección de dinámicas de corto plazo o eventos poco frecuentes.

Además, este estudio no incorpora explícitamente variables exógenas, como factores climáticos (precipitación, temperatura), demográficos (densidad poblacional, migración) o de infraestructura hídrica (acceso a agua potable, calidad del suministro), que podrían influir en la aparición y transición entre estados de riesgo. La inclusión de estas variables en los HMM extendidos permitiría no solo mejorar la predicción de cambios en los estados latentes, sino también identificar relaciones causales o asociativas entre condiciones ambientales, sociales e infraestructura y la dinámica de las enfermedades. Futuros trabajos podrían integrar estas variables y emplear series temporales más prolongadas, permitiendo estimaciones más precisas y contribuyendo a diseñar estrategias de prevención e intervención más focalizadas y oportunas.

Referencias

- Avilés-Polanco, G., Beltrán-Morales, L. F., Miranda-Torres, A., & Troyo-Diéguez, E. (2024). Water Scarcity and Risk of Acute Gastrointestinal Infections in Mexican Households: A Latent Class Analysis. *Water*, 16(13), 1884. <https://doi.org/10.3390/w16131884>
- Constitución Política de los Estados Unidos Mexicanos (CPEUM) (2025, 15 de octubre). Artículo 4. <https://www.diputados.gob.mx/LeyesBiblio/pdf/CPEUM.pdf>
- Dueñas & Hinojosa (2021). La Calidad del agua potable y su influencia en la salud humana. *GnosisWisdom*, 1(3), 11-20. <https://doi.org/10.54556/gnosiswisdom.v1i3.19>
- Galdos-Balzategui, A., Carmona de la Torre, J., Sánchez-Pérez, H. J., Morales-López, J. J., Torres-Dosal, A., & Gómez-Urbina, S. (2017). Evaluación cuantitativa del riesgo microbiológico por consumo de agua en San Cristóbal de Las Casas, Chiapas, México. *Tecnología y ciencias del agua*, 8(1), 133-153.

- Kawamoto, R., Nazir, A., Kameyama, A., Ichinomiya, T., Yamamoto, K., Tamura, S., Yamamoto, M., Hayamizu, S., & Kinosada, Y. (2013). Hidden Markov model for analyzing time-series health checkup data. *Studies in health technology and informatics*, 192, 491–495.
- Naciones Unidas (2023, 6 de noviembre). Agua. Naciones Unidas. <https://www.un.org/es/global-issues/water>
- Nkemnole E. B., & Oyewole J. O. 2023. An Analysis of the Hidden Markov Model for Surveilling the Transmission of Lassa Fever Epidemic Disease in Nigeria During Dry Season. *International Journal of TROPICAL DISEASE & Health* 44 (18):1–14. <https://doi.org/10.9734/ijtdh/2023/v44i181473>.
- Organización Mundial de la Salud (OMS) (2024, 22 de marzo). Saneamiento. Organización Mundial de la Salud. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/sanitation>
- Organización Mundial de la Salud (OMS) (2023, 13 de septiembre). Agua para consumo humano. Organización Mundial de la Salud. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/drinking-water>
- Petriciolet, A. B., Vázquez, R. T., & Algara, C. M. (2002). Análisis del riesgo para la salud pública ocasionado por la exposición a fluoruros en el estado de Aguascalientes, México. *Revista internacional de contaminación ambiental*, 18(4), 171-177.
- Pineda, R. (2023, 27 de junio). Tres claves para entender y atender el problema hídrico de Nuevo León. El País. <https://elpais.com/clima-y-medio-ambiente/2023-06-27/tres-claves-para-entender-el-problema-hidrico-de-nuevo-leon.html>
- Rock, C., & Rivera, B. (2014). La Calidad del Agua, E. coli y su Salud. College of Agriculture and Life Sciences, University of Arizona. <http://hdl.handle.net/10150/670057>
- Stauber, C.E., Wedgworth, J.C., Johnson, P., Olson, J.B., Ayers, T., Elliott, M., & Brown, J. (2016). Associations between Self-Reported Gastrointestinal Illness and Water System Characteristics in Community Water Supplies in Rural Alabama: A Cross-Sectional Study. *PLoS One*, 11(1). <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0148102>.
- Secretaría de Salud (2025). Anuarios de morbilidad. https://epidemiologia.salud.gob.mx/anuario/html/casos_mes.html
- UNESCO (Organización de las Naciones Unidas para la Educación, la Ciencia y la Cultura) (2018). Informe mundial de las Naciones Unidas sobre el desarrollo de los recursos hídricos 2018: soluciones basadas en la naturaleza para la gestión del agua, cifras y datos. https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000261579_spa
- Viterbi, A. (1967). Error bounds for convolutional codes and an asymptotically optimum decoding algorithm. *IEEE Transactions on Information Theory*, 13(2), 260–269. <https://doi.org/10.1109/tit.1967.1054010>
- Le Strat, Y., & Carrat, F. (1999). Monitoring epidemiologic surveillance data using hidden Markov models. *Statistics in medicine*, 18(24), 3463-3478.
- Zucchini, W., MacDonald, I. L., & Langrock, R. (2016). Hidden Markov Models for Time Series. An Introduction Using R. Second Edition. Taylor & Francis Group.

Apéndice

Tabla A1: Criterios de información AIC y BIC.

Enfermedad	No. de estados	AIC	BIC
Amebiasis intestinal	1	453.11	456.85
	2	456.86	469.96
	3	460.43	486.63
Fiebre tifoidea	1	360.03	363.77
	2	353.36	366.46
	3	355.98	382.18
Fiebre paratifoidea	1	235.32	239.06
	2	230.27	243.36
	3	240.41	266.61

Tabla A1: Criterios de información AIC y BIC (continuación)			
Hepatitis A	1	275.21	278.95
	2	276.32	289.42
	3	281.47	307.67
Infecciones intestinales por otros organismos y las mal definidas	1	949.55	953.29
	2	942.22	955.32
	3	942.36	968.55
Otras infecciones intestinales debidas a protozoarios	1	429.80	433.54
	2	403.27	416.37
	3	411.15	437.34

Fuente: Elaboración propia con datos de la Secretaría de Salud, 2025.