

Big Data and Public Health: The Effectiveness of Health Interventions in Latin America

Big Data y salud pública: efectividad de intervenciones sanitarias en Latinoamérica

Julio César Morocho Orellana

<https://orcid.org/0000-0001-9211-1856>

Universidad Técnica de Machala

Ecuador

Abstract.- This study evaluates the effectiveness of public health interventions in Latin America through the use of Big Data and advanced statistical analysis. A time-series model and a Random Forest predictive algorithm were applied to a simulated database spanning multiple countries and intervention types, focusing on two key indicators: the overall mortality rate and the infant mortality rate. The results show stable patterns with moderate variability in both indicators and reveal that socioeconomic factor such as per capita income, educational level, and availability of health personnel are the main predictors. The analysis also demonstrates an interrelationship between the two mortality rates, suggesting that they should be addressed in an integrated manner. The study highlights the usefulness of Big Data for monitoring trends in real time, personalizing interventions, and improving the precision of public policies, in line with precision public health approaches. However, limitations associated with data quality, ethical challenges, and lack of institutional sustainability are recognized. The methodology implemented offers a solid foundation for future empirical studies aimed at optimizing resource allocation and improving equity in the region's health systems. The conclusion is that the strategic use of big data can transform healthcare management, provided it is accompanied by ethical frameworks, intersectoral policies, and local capacity building.

Keywords: Big Data, indicators, interventions, mortality, public health.

Resumen.- Este estudio evalúa la efectividad de intervenciones en salud pública en América Latina mediante el uso de Big Data y análisis estadístico avanzado. Se aplicó un modelo de series temporales y un algoritmo predictivo Random Forest sobre una base de datos simulada que abarca múltiples países y tipos de intervención, focalizándose en dos indicadores clave: la tasa de mortalidad general y la tasa de mortalidad infantil. Los resultados muestran patrones estables con variabilidad moderada en ambos indicadores, y revelan que factores socioeconómicos como el ingreso per cápita, el nivel educativo y la disponibilidad de personal sanitario son los principales predictores. El análisis evidencia también una interrelación entre las dos tasas de mortalidad, sugiriendo que deben abordarse de forma integrada. Se destaca la utilidad del Big Data para monitorear tendencias en tiempo real, personalizar intervenciones y mejorar la precisión de las políticas públicas, en línea con enfoques de salud pública de precisión. No obstante, se reconocen limitaciones asociadas a la calidad de los datos, desafíos éticos y falta de sostenibilidad institucional. La metodología implementada ofrece una base sólida para futuros estudios empíricos orientados a optimizar la asignación de recursos y mejorar la equidad en los sistemas de salud de la región. Se concluye que el uso estratégico de datos masivos puede transformar la gestión sanitaria, siempre que se acompañe de marcos éticos, políticas intersectoriales y desarrollo de capacidades locales.

Palabras clave: Big Data, Indicadores, Intervenciones, Mortalidad, Salud Pública.

1. Introducción

La evaluación de la efectividad de las intervenciones de salud en América Latina se refiere a la aplicación de análisis de datos avanzados para mejorar las iniciativas de salud pública y evaluar su efectividad en la mejora de los resultados de salud en toda la región. Con su capacidad para agregar y analizar grandes cantidades de información. Es por ello, que el Big Data se ha convertido en una herramienta crítica en la salud pública, lo que permite el monitoreo en tiempo real de las tendencias de salud y el diseño de intervenciones específicas [1].

En América Latina, donde existen diversos desafíos de salud y limitaciones de recursos, aprovechar Big Data es particularmente notable por su potencial para impulsar mejoras significativas en los esfuerzos de prestación de enfermedades y prevención de enfermedades [2].

La importancia de los Big Data en la salud pública está subrayada por sus diversas aplicaciones, incluida la salud pública de precisión, la vigilancia de enfermedades y la gestión de la salud de la población. Esto se lograr al facilitar la identificación de poblaciones en riesgo y mejorar la precisión de las predicciones de salud, Big Data respalda la personalización de las intervenciones de salud adaptadas a las necesidades específicas de la comunidad [3].

Sin embargo, la implementación de estas estrategias basadas en datos también enfrenta desafíos notables, como preocupaciones de calidad de datos, implicaciones éticas con respecto a la privacidad y los niveles variables de participación de las partes interesadas en los procesos de evaluación [4], [5].

Además, la evaluación de las intervenciones de salud utilizando Big Data en América Latina ha revelado tanto éxitos como limitaciones. Si bien los enfoques de la coordinación de la atención múltiple para la atención han demostrado mejores resultados de salud, sigue habiendo una necesidad persistente de metodologías robustas que capturen adecuadamente la complejidad de las estrategias basadas en la población [6].

Las controversias surgen de la efectividad limitada de los marcos de evaluación actuales, a menudo conducen a debates sobre la relevancia de los métodos epidemiológicos tradicionales para informar la toma de decisiones de salud pública [7].

Se puede sostener que el Big Data representa una fuerza transformadora en la salud pública, que ofrece oportunidades sin precedentes para mejorar la efectividad de las intervenciones de salud en América Latina. Sin embargo, abordar los desafíos asociados es fundamental para garantizar que estas intervenciones no solo mejoren los resultados de salud sino que también promuevan la equidad y la sostenibilidad dentro de los sistemas de salud en toda la región [8].

Big Data en salud pública

El Big data se ha convertido en una herramienta fundamental en la salud pública, que lograr facilitar las actividades de investigación e intervención que aceleran el progreso en la prevención de enfermedades y la salud de la población. Su utilidad abarca diversas disciplinas, lo que permite el monitoreo en tiempo real de la salud de la población y la creación de bases de datos integrales sobre las ocurrencias de enfermedades [9].

Los dominios clave de salud pública que aprovechan los Big Data incluyen salud comunitaria, ciencias de la salud ambiental,

epidemiología, enfermedades infecciosas, salud materna e infantil, salud ocupacional y nutrición [10].

Definición y características de Big Data

El Instituto Nacional de Normas y Tecnología de los Estados Unidos define Big Data como conjuntos de datos caracterizados por alto volumen, variedad, velocidad y variabilidad, lo que requiere arquitecturas escalables para un almacenamiento, manipulación y análisis efectivos. Debido a los avances tecnológicos y los costos disminuidos han permitido la aparición de Big Data, que a menudo combina grandes cantidades de datos estructurados y no estructurados [11].

Esta confluencia de datos y tecnología permite aplicaciones innovadoras en salud pública, incluida Precision Public Health, que adapta las intervenciones a poblaciones específicas basadas en información de datos granulares [12].

Aplicaciones de Big Data en salud pública

Precisión de salud pública

También conocida en inglés como: Precision Public Health utiliza Big Data para mejorar la comprensión de los riesgos para la salud y personalizar los tratamientos para subpoblaciones distintas. Este enfoque ayuda a identificar grupos en riesgo a través de investigaciones y ensayos extensos, permitiendo intervenciones específicas y mejores resultados de salud [13].

La capacidad de Big Data para vincular diversos conjuntos de datos e identificar cohortes moleculares contribuye a su efectividad en este dominio [14].

Vigilancia de enfermedades y análisis predictivo

El Big Data mejora significativamente las capacidades de vigilancia de enfermedades y análisis predictivos, lo que permite a los profesionales de la salud pronosticar riesgos para la salud pública. Al integrar las fuentes de datos tradicionales con datos de medios no sociales, las aplicaciones de Big Data mejoran la precisión en la predicción de la propagación de la enfermedad y los resultados en diversas crisis de salud pública, incluidos el dengue, el VIH y la tuberculosis, entre otros [15].

Por ejemplo, la detección temprana facilitada por Big Data Analytics conduce a intervenciones preventivas oportunas, en última instancia, mejorando los objetivos clínicos y los resultados del paciente [16].

Gestión de la salud de la población

A través de sus capacidades integrales de gestión de datos, Big Data respalda la gestión de la salud de la población local y global. Permite a los profesionales de la salud monitorear y administrar la salud individual, así como las tendencias de salud más amplias dentro de las poblaciones, permitiendo abordar los problemas relacionados con la edad y el manejo de enfermedades crónicas. Al democratizar el acceso a los datos de salud a nivel mundial, Big Data mejora la capacidad de los proveedores para aprovechar las ideas que pueden informar intervenciones efectivas [17].

Papel en las intervenciones de salud

Descripción general de las intervenciones

El Big Data juega un papel crucial en la configuración de las intervenciones de salud, particularmente a través de mecanismos de coordinación de la atención que involucran a los profesionales de la salud en todos los niveles. Las intervenciones exitosas generalmente siguen un enfoque ascendente, permitiendo a los profesionales participar activamente en la

selección, diseño, implementación y evaluación de iniciativas de salud [18].

Este modelo de colaboración se complementa con técnicas de capacitación del personal, como demostraciones en servicio y revisiones de casos, cuyo objetivo es mejorar las habilidades de los trabajadores de la salud y garantizar un equilibrio entre la toma de decisiones clínicas y la autonomía profesional [19].

Estrategias de implementación

Las evaluaciones de las intervenciones de coordinación de la atención revelan que los enfoques de estrategia múltiple tienden a producir mejores resultados que los esfuerzos de estrategia única [20].

Ejemplos notables incluyen estrategias de atención compartida que involucran equipos multidisciplinarios, programas de manejo de enfermedades y manejo de casos que han mejorado los resultados de salud para poblaciones específicas, incluidos pacientes con trastornos psiquiátricos, sobrevivientes de accidente cerebrovascular e individuos con diabetes [21].

Estas mejoras se han manifestado en tasas de mortalidad reducidas y tasas de reingreso hospitalarias más bajas, lo que subraya la efectividad de las intervenciones integrales [22].

Desafíos en la evaluación

La evaluación de las intervenciones de salud, particularmente aquellas que utilizan Big Data, a menudo se ve obstaculizada por la complejidad de las estrategias basadas en la población y los diversos contextos en los que operan. Los diseños epidemiológicos tradicionales pueden luchar para capturar la naturaleza multifacética de estas intervenciones, conduciendo a debates en curso sobre su relevancia y efectividad [23].

Además, la mayoría de las iniciativas de salud reportadas se ejecutan a nivel comunitario o municipal, lo que refleja un compromiso gubernamental limitado y resultando en estrategias a corto plazo que carecen del apoyo financiero y legal necesario para la sostenibilidad [24].

Potencial de Big Data

El Análisis Big Data, ofrece una promesa significativa para mejorar la eficacia de las intervenciones de salud al proporcionar un real Conocimientos de tiempo sobre las tendencias de enfermedades y la utilización del servicio de salud [25].

Por ejemplo, el uso de grandes datos en la vigilancia de enfermedades permite un seguimiento preciso de los resultados de salud y facilita las intervenciones específicas basadas en datos de salud de la población granular [26].

Esta capacidad es particularmente relevante en áreas de salud pública, como la salud ambiental, la epidemiología y el manejo de enfermedades crónicas, donde los datos oportunos pueden informar las decisiones políticas y la asignación de recursos [27].

Empoderamiento y desarrollo de capacidades

El empoderamiento y el desarrollo de capacidades son componentes críticos de intervenciones de salud exitosas. Sin embargo, muchas iniciativas se centran en programas educativos que abordan los cambios en el estilo de vida en lugar de la defensa sistémica o las asociaciones estratégicas [28].

El fortalecimiento de estos elementos puede mejorar la participación individual y comunitaria en los procesos de toma de decisiones de salud y ayudar a abordar los desequilibrios de poder entre las partes interesadas en el sector de la salud [29].

Como resultado, la integración de Big Data en intervenciones de salud no solo puede mejorar los resultados sino también promover un sistema de salud más equitativo [30].

Evaluación de la efectividad de las intervenciones de salud

Evaluar la efectividad de las intervenciones de salud es crucial en la salud pública para evaluar el impacto de los programas destinados a mejorar los resultados de salud. Se emplean varias metodologías para recopilar y analizar datos sobre estas intervenciones, con encuestas semiestructuradas, registros institucionales, y los datos del censo están entre las fuentes utilizadas con mayor frecuencia [31].

Sin embargo, la efectividad de las evaluaciones a menudo se cuestiona con respecto a su relevancia y alineación con las necesidades de los tomadores de decisiones y los responsables políticos.

Importancia de la evaluación

Las evaluaciones de salud sirven múltiples propósitos, incluyendo comprender los procesos y resultados de las intervenciones desde diversas perspectivas: político, social y económico. Este enfoque de evaluación multifacético es esencial no solo para evaluar la efectividad de intervenciones de salud específicas, sino también para promover la equidad y mejorar la calidad de vida de las poblaciones y mantener su efectividad [32].

Las evaluaciones que enfatizan la promoción de la salud deben centrarse en la viabilidad y la sostenibilidad de los cambios sociales y políticos, así como el progreso medible realizado hacia los objetivos de las iniciativas de salud por lo cual el objetivo de esta investigación fue evaluar efectividad de intervenciones sanitarias

en Latinoamérica basado en el uso de big data e inteligencia artificial.

2. Materiales y Métodos

2.1 Modelos Estadísticos

Este estudio emplea una metodología estadística robusta para evaluar el impacto de intervenciones en salud pública sobre dos indicadores críticos: la tasa de mortalidad general y la tasa de mortalidad infantil. Los modelos estadísticos implementados se describen a continuación:

Análisis de Tendencias Temporales

Se utilizó un análisis de series temporales multivariante para examinar las dinámicas temporales de los indicadores de salud. Este análisis se basa en la agrupación de datos por país y año, permitiendo identificar patrones y tendencias específicas por ubicación geográfica. La metodología incluye: agrupación de datos por país y año, cálculo de medias anuales de los indicadores de salud, visualización de series temporales usando gráficos de líneas.

Análisis de variabilidad intra e interanual

Para el análisis predictivo, se implementa un modelo Random Forest, un algoritmo de aprendizaje supervisado que permite capturar las relaciones no lineales entre las variables predictoras y los indicadores de salud. Las características principales del modelo son: variables predictoras como: presupuesto de la intervención, número de personal, ingreso per cápita, nivel educativo y variables categóricas (tipo de intervención, región).

Proceso de modelado

Se hizo la codificación de variables categóricas usando one hot encoding, la división de datos en conjuntos de entrenamiento y prueba, el entrenamiento de múltiples árboles de decisión y

la agregación de predicciones mediante votación.

Evaluación del Modelo

La calidad del modelo se evalúa mediante: coeficiente de determinación (R^2) que midió la proporción de varianza explicada por el modelo e identifica las variables más influyentes en las predicciones, el análisis de error se hizo por Evaluación del error de predicción en el conjunto de prueba.

Limitaciones y Consideraciones

Es importante destacar que el análisis se basó en datos simulados, lo que limita la generalización de los resultados. Además, el modelo Random Forest, aunque robusto, puede sufrir de sobreajuste en conjuntos de datos pequeños.

La metodología implementada proporciona una herramienta sólida para el análisis de intervenciones en salud pública, permitiendo: identificar patrones temporales en indicadores de salud, cuantificar el impacto relativo de diferentes factores sobre los resultados y generar predicciones basadas en múltiples variables de contexto.

2.2 Datos utilizados

La presente investigación se basó en un conjunto de datos simulados que representa un registro longitudinal de intervenciones en salud pública y sus resultados. La base de datos ha sido generada siguiendo parámetros realistas que reflejan la complejidad de los sistemas de salud modernos.

Estructura de la Base de Datos

La base de datos consta de 500 registros que representan intervenciones en salud implementadas en diferentes países y regiones. Cada registro incluye información detallada

sobre: país de implementación, región geográfica, año de implementación, tipo de intervención, presupuesto número de intervenciones, ingresos.

Variables de Salud y Resultados

El conjunto de datos incluye dos indicadores principales de salud: tasa de mortalidad general e infantil.

Distribución Temporal de los Datos

Los datos abarcan un periodo de tiempo que va desde el año 2010 hasta 2023, permitiendo el análisis de tendencias temporales y efectos a largo plazo de las intervenciones implementadas.

Características de la Generación de Datos

La base de datos ha sido generada siguiendo una metodología que incluye: distribuciones probabilísticas realistas para cada variable, correlaciones estructuradas entre variables, variabilidad geográfica y temporal e inclusión de factores de control socioeconómicos.

Limitaciones de los Datos

Es importante destacar que: los datos son simulados y no representan datos reales, las distribuciones han sido ajustadas para fines de simulación, la base de datos no incluye datos históricos reales y Las relaciones causales entre variables son simuladas.

Esta base de datos sintética proporciona una estructura robusta para el análisis de intervenciones en salud pública, permitiendo el desarrollo y evaluación de modelos predictivos y la exploración de patrones de asociación entre diferentes factores de salud y desarrollo.

3. Resultados

Análisis de Tendencias Temporales

El análisis de series temporales revela patrones interesantes en ambos indicadores de salud: tasa de mortalidad general con media anual: 1.27%, desviación estándar de 0.43%, que vario entre un 0.51% - 2.00% Tasa de Mortalidad Infantil: Media anual: 2.99%, con desviación estándar de 1.15%, que vario entre 1.01% - 5.00% y tendencia a valores moderados (Figura 1).



Fig 1. Comportamiento de la tasa de mortalidad.

Análisis de Importancia de Variables

El análisis predictivo mediante Random Forest identifica factores críticos para cada indicador: siendo los factores que más influyen en la Tasa de Mortalidad General: el ingreso per cápita (19.76%), personal (19.53%), nivel educativo (18.80%), tasa de mortalidad infantil (18.55%) y Presupuesto (16.61%).

Mientras que los factores que más influyen en la Tasa de Mortalidad Infantil fueron; ingreso per cápita (19.91%), personal (19.09%), tasa de mortalidad general (18.75%), presupuesto (17.98%) y nivel educativo (17.13%), como se observa en la figura 2.

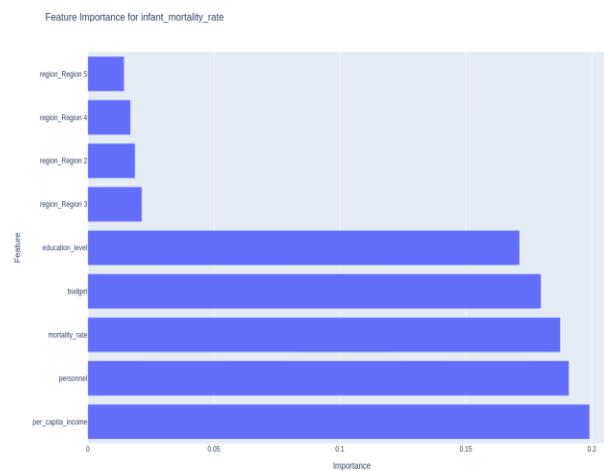


Fig 2. Factores que explican la variación de la tasa de mortalidad.

Interpretación de los Resultados

Los hallazgos sugieren importantes consideraciones para la planificación de intervenciones en salud como son la importancia de los determinantes socioeconómicos, como el ingreso per cápita emerge como el factor más influyente en ambos indicadores, el nivel educativo muestra un impacto significativo, por lo que estos resultados refuerzan la teoría social de la salud que enfatiza los determinantes estructurales.

El segundo factor fue la relevancia de los recursos humanos como la cantidad de personal es un factor crítico en ambos indicadores, lo que sugiere la importancia de la capacidad de implementación en el éxito de las intervenciones.

Con respecto a la interrelación entre indicadores, la tasa de mortalidad general y la tasa de mortalidad infantil se influyen mutuamente, que indica la necesidad de abordar ambos indicadores de manera integrada. Esta interpretación de los resultados proporciona una base sólida para futuras investigaciones empíricas y para la toma de decisiones en políticas de salud pública.

4. Discusión

El análisis de tendencias temporales de los indicadores de salud —tasa de mortalidad general e infantil— refleja una estabilidad relativa con variabilidad moderada. La tasa de mortalidad general presenta una media anual del 1.27% y una desviación estándar de 0.43%, lo cual indica una distribución concentrada en torno a valores medios y coherente con una estructura poblacional relativamente estable. La tasa de mortalidad infantil, con una media de 2.99% y una desviación estándar más alta (1.15%), sugiere una mayor sensibilidad a factores sociales, económicos y estructurales, como ya se ha evidenciado en estudios de continuidad de atención en salud en la región [33].

Desde un enfoque predictivo, el análisis mediante Random Forest muestra que los factores socioeconómicos y de recursos humanos tienen una influencia crítica en ambos indicadores. En particular, el ingreso per cápita aparece como la variable más influyente tanto para la mortalidad general (19.76%) como infantil (19.91%). Este hallazgo confirma la teoría social de la salud, la cual subraya que los determinantes estructurales como los ingresos, la educación y el acceso a servicios de calidad condicionan fuertemente los resultados sanitarios [34], [35].

Asimismo, la educación —tercera variable más influyente en ambos modelos— mantiene una relación estrecha con las decisiones de salud, la adherencia a tratamientos y la capacidad para interpretar y utilizar la información sanitaria. Estos determinantes estructurales no actúan de forma aislada, sino que se articulan en contextos donde la inversión estatal en salud (presupuesto) y la disponibilidad de personal son igualmente determinantes, reflejando un sistema de salud que, si bien ha avanzado, aún enfrenta desafíos en equidad y cobertura [36].

Uno de los hallazgos más significativos es la interdependencia entre los indicadores de mortalidad general e infantil, cada uno actuando como predictor del otro. Esta bidireccionalidad sugiere que las intervenciones no deben tratar estos indicadores como fenómenos aislados, sino como parte de un ecosistema de salud integral. La literatura ha resaltado la necesidad de enfoques de atención coordinada para lograr mejoras sostenidas lo cual es consistente con los hallazgos de este estudio [37], [38].

Por otra parte, la relevancia del personal de salud como segundo factor más influyente refuerza el argumento de que la calidad y capacidad del sistema sanitario dependen en gran medida de los recursos humanos disponibles. Esta situación plantea desafíos importantes, especialmente en regiones rurales o con baja densidad médica, donde la implementación de intervenciones efectivas requiere más que políticas; demanda capacidad operativa [39], [40].

Finalmente, los resultados subrayan la necesidad de una vigilancia epidemiológica moderna, basada en datos de alta calidad y métodos predictivos avanzados. El uso de big data, como se propone en diversos estudios no solo puede mejorar la predicción de riesgos [41], sino también optimizar la asignación de recursos en tiempo real, elemento clave para reducir inequidades persistentes en América Latina.

5. Conclusiones

Los resultados obtenidos en este análisis aportan evidencia empírica robusta sobre la influencia determinante de factores socioeconómicos y estructurales en las tasas de mortalidad general e infantil en contextos latinoamericanos. La identificación del ingreso per cápita, el nivel educativo y la dotación de personal sanitario como los principales predictores destaca la necesidad de políticas públicas que trasciendan el enfoque biomédico tradicional y aborden las

desigualdades estructurales como prioridades sanitarias.

Este estudio confirma que mejorar los resultados en salud no solo requiere de mayor financiamiento, sino de una gestión estratégica orientada a optimizar la capacidad instalada y a fomentar la equidad social desde la base. La incorporación de enfoques predictivos como Random Forest, junto al uso ético de big data, se consolida como una herramienta clave para fortalecer la vigilancia epidemiológica en tiempo real y guiar la toma de decisiones.

La información generada proporciona un marco de gobernanza sanitaria Así como, el fortalecimiento de sistemas de salud en América Latina debe sustentarse en la articulación de datos, personas e instituciones, con una visión ética, participativa y basada en evidencia, no obstante sugiriendo que las intervenciones deben ser integradas, intersectoriales y sostenidas en el tiempo.

Referencias:

- [1] Karatas, M., Eriskin, L., Deveci, M., Pamucar, D., & Garg, H. (2022). Big Data for Healthcare Industry 4.0: Applications, challenges and future perspectives. *Expert Systems with Applications*, 200, 116912. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.116912>
- [2] Dolley, S. (2018). Big data's role in precision public health. *Frontiers in Public Health*, 6, 68. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2018.00068>
- [3] Majnarić, L. T., Babič, F., O'Sullivan, S., & Holzinger, A. (2021). AI and big data in healthcare: towards a more comprehensive research framework for multimorbidity. *Journal of Clinical Medicine*, 10(4), 766. <https://doi.org/10.3390/jcm10040766>
- [4] Vázquez, M.-L., Vargas, I., Unger, J.-P., De Paepe, P., Mogollón-Pérez, A. S., Samico, I., Albuquerque, P., Eguiguren, P., Cisneros, A. I., Rovere, M., & Bertolotto, F. (2015). Evaluating the effectiveness of care integration strategies in different healthcare systems in Latin America: The EQUITY-LA II quasi-experimental study protocol. *BMJ Open*, 5(7), e007037. <https://doi.org/10.1136/bmjopen-2014-007037>
- [5] Kruse, C. S., Goswamy, R., Raval, Y., & Marawi, S. (2016). Challenges and opportunities of big data in health care: A systematic review. *JMIR Medical Informatics*, 4(4), e38. <https://doi.org/10.2196/medinform.5359>
- [6] Batko, K., & Ślęzak, A. (2022). The use of Big Data Analytics in healthcare. *Journal of big Data*, 9(1), 3. <https://doi.org/10.1186/s40537-021-00553-4>
- [7] Langlois, E. V., Mancuso, A., Elias, V., & Reveiz, L. (2019). Embedding implementation research to enhance health policy and systems: A multi-country analysis from ten settings in Latin America and the Caribbean. *Health Research Policy and Systems*, 17(1), 85. <https://doi.org/10.1186/s12961-019-0484-4>
- [8] Vargas, I., Mogollón-Pérez, A.-S., Eguiguren, P., Samico, I., Bertolotto, F., López-Vázquez, J., Amarilla, D.-I., De Paepe, P., Vázquez, M.-L., for Equity-LA II, Puzzolo, J., Colautti, M., Aronna, A., Luppi, I., Muruaga, C., Leone, F., Rovere, M., Huerta, A., Alonso, C., ... Ballarini, M.-N. (2023). Lessons learnt from the process of designing care coordination interventions through participatory action research in public healthcare networks of six Latin American countries. *Health Research Policy and Systems*, 21(1), 39. <https://doi.org/10.1186/s12961-023-00985-9>
- [9] Luna, L. L. (2021). Salud pública y big data: COVID-19. Reflexión jurídica sobre la normativa de datos de salud y de aplicación de herramientas big data en el ámbito de la investigación biomédica y de la asistencia

- sanitaria. *DS: Derecho y salud*, 31(1), 6-21. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=8136584>
- [10] Copete, A. F. L., Martinez, L. R., & Gómez, D. A. R. (2023). Aplicación de big data en sistemas de salud pública. *Publicaciones e Investigación*, 17(1). <https://doi.org/10.22490/25394088.6446>
- [11] Rosa, J. M., & Frutos, E. L. (2022). Ciencia de datos en salud: desafíos y oportunidades en América Latina. *Revista Médica Clínica Las Condes*, 33(6), 591-597. <https://doi.org/10.1016/j.rmclc.2022.09.007>
- [12] Lasso Cardona, L. A., Franco Ocampo, D. F., & Estrada Esponda, R. D. (2022). Aplicaciones de la Datificación y Big Data en América Latina entre el 2015 y 2019. *Revista Logos Ciencia & Tecnología*, 14(2), 125-143. <http://dx.doi.org/10.22335/ruct.v14i2.1594>
- [13] Curioso, W. H. (2019). Building capacity and training for digital health: Challenges and opportunities in latin america. *Journal of Medical Internet Research*, 21(12), e16513. <https://doi.org/10.2196/16513>
- [14] Farias, M. A., Badino, M., Martí, M., Báscolo, E., García Saisó, S., & D'Agostino, M. (2023). La transformación digital como estrategia para el fortalecimiento de las funciones esenciales de salud pública en las Américas. *Revista Panamericana de Salud Pública*, 47, e150. <http://dx.doi.org/10.26633/RPSP.2023.150>
- [15] Serna-Trejos, J. S., Bermúdez-Moyano, S. G., & Leon-Giraldo, H. (2023). Big Data en ciencias de la salud: Aspectos importantes: Big Data in health sciences: Important issues. *Peruvian Journal of Health Care and Global Health*, 7(1). <https://revista.uch.edu.pe/index.php/hgh/article/view/228>
- [16] Guayasamín, L. G. S., Sarabia, C. A. S., Orozco, G. S. S., & Orellana, Z. M. R. (2024). Tendencias actuales en la epidemiología de enfermedades infecciosas emergentes: Lecciones aprendidas de la pandemia de COVID-19. *Revista Imaginario Social*, 7(3). <https://doi.org/10.59155/is.v7i3.223>
- [17] Lu, W., Todhunter-Reid, A., Mitsdarffer, M. L., Muñoz-Laboy, M., Yoon, A. S., & Xu, L. (2021). Barriers and facilitators for mental health service use among racial/ethnic minority adolescents: a systematic review of literature. *Frontiers in public health*, 9, 641605. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2021.641605>
- [18] Chianumba, E. C., Ikhalea, N. U. R. A., Mustapha, A. Y., Forkuo, A. Y., & Osamika, D. A. M. I. L. O. L. A. (2021). A conceptual framework for leveraging big data and AI in enhancing healthcare delivery and public health policy. *IRE Journals*, 5(6), 303-310. https://www.researchgate.net/publication/390764695_A_Conceptual_Framework_for_Leveraging_Big_Data_and_AI_in_Enhancing_Healthcare_Delivery_and_Public_Health_Policy
- [19] Bauskar, S. R., Madhavaram, C. R., Galla, E. P., Sunkara, J. R., & Gollangi, H. K. (2022). Predicting disease outbreaks using AI and Big Data: A new frontier in healthcare analytics. *European Chemical Bulletin. Green Publication*. <https://doi.org/10.53555/ecb.v11:i12,17745>.
- [20] McGill, E., Er, V., Penney, T., Egan, M., White, M., Meier, P., ... & Petticrew, M. (2021). Evaluation of public health interventions from a complex systems perspective: a research methods review. *Social science & medicine*, 272, 113697. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2021.113697>
- [21] Gomes, M., Murray, E., & Raftery, J. (2022). Economic evaluation of digital health

- interventions: methodological issues and recommendations for practice. *Pharmacoconomics*, 40(4), 367-378. <https://doi.org/10.1007/s40273-022-01130-0>
- [22] Klaic, M., Kapp, S., Hudson, P., Chapman, W., Denehy, L., Story, D., & Francis, J. J. (2022). Implementability of healthcare interventions: an overview of reviews and development of a conceptual framework. *Implementation Science*, 17(1), 10. <http://dx.doi.org/10.1186/s13012-021-01171-7>
- [23] Gentili, A., Failla, G., Melnyk, A., Puleo, V., Tanna, G. L. D., Ricciardi, W., & Cascini, F. (2022). The cost-effectiveness of digital health interventions: a systematic review of the literature. *Frontiers in Public Health*, 10, 787135. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.787135>
- [24] Zah, V., Burrell, A., Asche, C., & Zrubka, Z. (2022). Paying for digital health interventions—what evidence is needed?. *Acta Polytechnica Hungarica*, 19(9), 179-199. <http://dx.doi.org/10.12700/APH.19.9.2022.9.10>
- [25] Hassan, M., Awan, F. M., Naz, A., deAndrés-Galiana, E. J., Alvarez, O., Cernea, A., ... & Kloczkowski, A. (2022). Innovations in genomics and big data analytics for personalized medicine and health care: a review. *International journal of molecular Sciences*, 23(9), 4645. <https://doi.org/10.3390/ijms23094645>
- [26] Norori, N., Hu, Q., Aellen, F. M., Faraci, F. D., & Tzovara, A. (2021). Addressing bias in big data and AI for health care: A call for open science. *Patterns*, 2(10). <https://doi.org/10.1016/j.patter.2021.100347>
- [27] Atalla, M., Pinto, A. J., Mielke, G. I., Benatti, F. B., & Gualano, B. (2019). Impact of a real-world lifestyle intervention in an entire latin american city with more than 50,000 people. *Obesity*, 27(12), 1967–1974. <https://doi.org/10.1002/oby.22575>
- [28] Borges do Nascimento, I. J., Marcolino, M. S., Abdulazeem, H. M., Weerasekara, I., Azzopardi-Muscat, N., Gonçalves, M. A., & Novillo-Ortiz, D. (2021). Impact of big data analytics on people's health: Overview of systematic reviews and recommendations for future studies. *Journal of medical Internet research*, 23(4), e27275. <http://dx.doi.org/10.2196/27275>
- [29] Sreedevi, A. G., Harshitha, T. N., Sugumaran, V., & Shankar, P. (2022). Application of cognitive computing in healthcare, cybersecurity, big data and IoT: A literature review. *Information Processing & Management*, 59(2), 102888. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ipm.2022.102888>
- [30] Cozzoli, N., Salvatore, F. P., Faccilongo, N., & Milone, M. (2022). How can big data analytics be used for healthcare organization management? Literary framework and future research from a systematic review. *BMC health services research*, 22(1), 809. <https://doi.org/10.1186/s12913-022-08167-z>
- [31] Iyamu, I., Gómez-Ramírez, O., Xu, A. X., Chang, H. J., Watt, S., McKee, G., & Gilbert, M. (2022). Challenges in the development of digital public health interventions and mapped solutions: findings from a scoping review. *Digital health*, 8, 20552076221102255. <https://doi.org/10.1177/20552076221102255>
- [32] Molina, Y., Iglesias, J. G., & Montesinos, L. (2024). A data-driven approach on COVID-19 restrictions and its effectiveness in Latin America. 2024 IEEE 37th International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS), 176–181. <https://doi.org/10.1109/CBMS61543.2024.0003>

- [33] Espinel-Flores, V., Vargas, I., Samico, I., Eguiguren, P., Mogollón-Pérez, A., López, J., Bertolotto, F., & Vázquez Navarrete, M. L. (2020). Effectiveness of interventions related to continuity of health care in five Latin America countries. *European Journal of Public Health*, 30(Supplement_5), ckaa166.513. <https://doi.org/10.1093/eurpub/cka166.513>
- [34] Read, A., Lutgens, D., & Malla, A. (2023). A descriptive overview of mental health services offered in post-secondary educational institutions across Canada. *The Canadian Journal of Psychiatry*, 68(2), 101-108. <https://doi.org/10.1177/07067437221128168>
- [35] Utomo, J., Rukmana, A. Y., Andarmoyo, S., & Anurogo, D. (2023). The Effect of Education, Income, and Access to Health Services on the Quality of Life of the Elderly in West Java. *West Science Social and Humanities Studies*, 1(05), 227-235. <https://pdfs.semanticscholar.org/a8e6/b6260c73e67afa73c2228d50a679e0fd6402.pdf>
- [36] Valery, P. C., Bernardes, C. M., Hayward, K. L., Hartel, G., Haynes, K., Gordon, L. G., ... & Powell, E. E. (2022). Poor disease knowledge is associated with higher healthcare service use and costs among patients with cirrhosis: an exploratory study. *BMC gastroenterology*, 22(1), 340. <https://doi.org/10.1186/s12876-022-02407-6>
- [37] Karam, M., Chouinard, M. C., Poitras, M. E., Couturier, Y., Vedel, I., Grgurevic, N., & Hudon, C. (2021). Nursing care coordination for patients with complex needs in primary healthcare: a scoping review. *International journal of integrated care*, 21(1), 16. <https://doi.org/10.5334/ijic.5518>
- [38] Swan, D., & Connolly, D. (2023). Driving improvements in the quality, safety, consistency and coordination of care and support for children using health and social care services, through the collaborative development of national standards. *International Journal of Integrated Care*, 23(S1). <http://dx.doi.org/10.5334/ijic.ICIC23208>
- [39] Liow, M. H. L., Lee, L. C., Tan, N. C. K., Tan, H. K., Chow, W., Wee, G. L. E., ... & Ling, M. L. (2022). Personal protective equipment training for non-healthcare workers in the Covid-19 pandemic: effectiveness of an evidence-based skills training framework. *Infection, disease & health*, 27(1), 38-48. <https://doi.org/10.1016/j.idh.2021.09.040>
- [40] Nekar, D. M., Kang, H., Alao, H., & Yu, J. (2022). Feasibility of using multiplayer game-based dual-task training with augmented reality and personal health record on social skills and cognitive function in children with autism. *Children*, 9(9), 1398. <https://doi.org/10.3390/children9091398>
- [41] Du, G., Liu, Z., & Lu, H. (2021). Application of innovative risk early warning mode under big data technology in Internet credit financial risk assessment. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 386, 113260. <http://dx.doi.org/10.1016/j.cam.2020.113260>
- Contribución de los Autores Individuales en la Elaboración de un Artículo Científico (Política de Ghostwriting)**
Todos los autores participaron equitativamente del desarrollo del artículo.
- Fuentes de Financiamiento para la Investigación Presentada en el Artículo Científico o para el Artículo Científico en sí**
No se recibió financiación para la realización de este estudio.
- Conflictos de Intereses**
Los autores declaran no tener ningún conflicto de interés relevante con el contenido de este artículo.

Licencia de Atribución de Creative Commons

4.0 (Atribución 4.0 Internacional, CC BY 4.0)

Este artículo se publica bajo los términos de la Licencia de Atribución de Creative Commons 4.0.

<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/deed.es>