



Revista Científica General José María Córdova
(Revista Colombiana de Estudios Militares y Estratégicos)
Bogotá D.C., Colombia
ISSN 1900-6586 (impreso), 2500-7645 (en línea)
Web oficial: www.revistacientificaesmic.com

Muertes violentas durante y después de la pandemia en Colombia: un análisis mediante inteligencia artificial

Violent deaths during and after the pandemic in Colombia: an artificial intelligence analysis

Tomás José Fontalvo Herrera 
Universidad de Cartagena, Colombia
tfontalvo@unicartagena.edu.co

Ana Gabriela Banquez Maturana 
Universidad de Cartagena, Colombia
abanquezm@unicartagena.edu.co

Fabio Mejía Zambrano 
Universidad del Tolima, Ibagué, Colombia
fmejiaz@ut.edu.co

Citación APA: Fontalvo Herrera, T. J., Banquez Maturana, A. G., & Mejía Zambrano, F. (2024). Muertes violentas durante y después de la pandemia en Colombia: un análisis mediante inteligencia artificial. *Revista Científica General José María Córdova*, 22(45), 175-197.
<https://doi.org/10.21830/19006586.1271>



Publicado en línea: 30 de marzo de 2024



[Enviar un artículo a la Revista](#)

Responsabilidad de contenidos: La responsabilidad por el contenido de los artículos publicados por la Revista Científica General José María Córdova (Revista Colombiana de Estudios Militares y Estratégicos) corresponde exclusivamente a los autores. Las posturas y aseveraciones presentadas son resultado de un ejercicio académico e investigativo que no representa la posición oficial ni institucional de la Escuela Militar de Cadetes “General José María Córdova”, el Ejército Nacional, las Fuerzas Militares de Colombia o el Ministerio de Defensa Nacional.



Los artículos publicados por el Sello Editorial ESMIC y la Revista Científica General José María Córdova (Revista Colombiana de Estudios Militares y Estratégicos) son de acceso abierto bajo una licencia Creative Commons: **Atribución - No Comercial - Sin Derivados**.



Revista Científica General José María Córdova
(Revista Colombiana de Estudios Militares y Estratégicos)
Bogotá D.C., Colombia

Volumen 22, número 45, enero-marzo 2024, pp. 175-197
<https://doi.org/10.21830/19006586.1271>

Muertes violentas durante y después de la pandemia en Colombia: un análisis mediante inteligencia artificial

Violent deaths during and after the pandemic in Colombia: an artificial intelligence analysis

Tomás José Fontalvo Herrera 
Universidad de Cartagena, Colombia

Ana Gabriela Banquez Maturana 
Universidad de Cartagena, Colombia

Fabio Mejía Zambrano 
Universidad del Tolima, Ibagué, Colombia

RESUMEN. El artículo evalúa las muertes violentas durante y después de la pandemia de covid-19 usando un análisis de aprendizaje automático y de redes neuronales. Para ello, se utilizaron los datos registrados por la Policía Nacional sobre homicidios entre marzo de 2020 y junio de 2023. A partir de esos datos, se calcularon los perfiles de muertes violentas durante la pandemia (comprendida entre marzo de 2020 y diciembre de 2021) y en la pospandemia (es decir, entre enero de 2022 y junio de 2023). Luego, se llevó a cabo un análisis comparativo entre estos dos periodos y se usó una red neuronal de doble capa para clasificar y predecir futuras muertes violentas con una tasa de precisión del 100%.

PALABRAS CLAVE: aprendizaje automático; covid-19; inteligencia artificial; pandemia; redes neuronales; violencia

ABSTRACT. This article evaluates the violent deaths during and after the COVID-19 pandemic using automated machine learning and neural network analysis. For this purpose, data recorded by the National Police about the homicides during March 2020 and June 2023 were used. From these data, the profiles of violent deaths during the pandemic (March 2020 and December 2021) and in the post-pandemic (i.e., January 2022 and June 2023) were calculated. Then a comparative analysis was carried out between these two periods using a two-layer neural network to classify and predict future violent deaths with a precision rate of 100%.

KEYWORDS: artificial intelligence; automated learning; covid-19; neural network; pandemic; violence

Sección: DOSIER • Artículo de investigación científica y tecnológica

Recibido: 1 de noviembre de 2023 • Aceptado: 20 de febrero de 2024

CONTACTO: Fabio Mejía Zambrano  fmejiaz@ut.edu.co

Introducción

En Latinoamérica, el aumento de la inseguridad ha creado situaciones críticas que se asocian con el aumento de diversas formas de mortalidad en los últimos años, según señalan Chainey y Muggah (2022).

Según Matías et al. (2020), el homicidio implica la muerte de una persona provocada por otra. Asimismo, Oberwittler (2019) considera que estos actos violentos pueden tener un mayor o menor impacto dependiendo del lugar, el tiempo y la situación que vive cada país. Además, tienden a ser el resultado de una variedad de factores generalmente asociados a cinco tipologías principales: conflictos interpersonales; agendas sociopolíticas; actividades criminales; desigualdad económica; y problemas maritales (Alvarado & Muggah, 2018). De igual forma, se ha estudiado que el homicidio no afecta solo a la persona que pierde la vida, sino también a su comunidad y a sus allegados y familiares, quienes terminan siendo “víctimas secundarias” (Peirce, 2020).

Al examinar otros aspectos del homicidio, se puede observar cómo la exacerbación de factores tales como la disrupción socioeconómica, la inseguridad social y la sensación de desesperación en medio de la pandemia condujo en ciertas regiones a la adopción de la violencia como una vía para resolver conflictos durante el año 2020 (Vargas et al., 2021). Esto se tradujo en un incremento de las muertes violentas en algunos lugares, originadas en peleas y en una creciente intolerancia social (Ashby, 2020).

Lo anterior también responde a la afectación del estado mental de muchas personas en todo el mundo por el confinamiento, lo que hizo que en la pandemia de covid-19 aumentara las violencias doméstica, social, laboral y conyugal (Aathira et al., 2023). Este hecho se ve constatado por las estadísticas del Instituto Nacional de Medicina Legal y Ciencias Forenses (INMLCF, s.f.), que, en su informe mensual de marzo de 2020, expuso que el homicidio fue la principal causa de muerte en Colombia al comienzo de la pandemia, con un total de 2456 muertes frente a 1465 accidentes de tránsito, 663 muertes accidentales y 574 suicidios. En los siguientes meses, los homicidios fueron aumentando paulatinamente hasta diciembre de 2021, cuando alcanzaron 13 874 dentro de la pandemia, cifra preocupante en temas de seguridad social (INMLCF, s.f.).

De igual forma, el año 2020 marcó una transformación significativa en los patrones del crimen y del homicidio, debido a que la pandemia afectó las finanzas delictuales y llevó a los criminales a buscar nuevas fuentes de financiamiento y modos de operación (Eisner, 2020). Ashby (2020) señala que la pandemia creó nuevas condiciones y factores asociados a las muertes violentas que requieren ser estudiadas para reducir los niveles elevados de violencia en el país.

Cabe resaltar que el problema de los homicidios afectaba de manera significativa a los niños menores de 14 años, con cifras alarmantes como los 21 540 casos registrados en 2017 y que representaban el 5% de las muertes violentas a nivel global (Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito, 2019). Además, los homicidios perpetrados por familia-

res o parejas íntimas impactaban desproporcionadamente a las mujeres, como se observa en Colombia, donde el machismo, los celos y la falta de comprensión han desencadenado trágicos asesinatos de mujeres a manos de sus parejas (Aguancha et al., 2020).

Estos datos resaltan la urgencia de enfrentar este fenómeno para proteger a los más vulnerables y promover relaciones saludables.

Por otra parte, en la lucha contra la pandemia de covid-19, la combinación del internet de las cosas, del análisis de grandes datos y de las redes neuronales ha demostrado ser esencial para identificar problemas sociales, caracterizarlos y tomar decisiones para mitigarlos o resolverlos.

El estudio de Ahmed et al. (2021) se enfocó en utilizar datos de sensores de inteligencia artificial para analizar y predecir la propagación del virus. Se aplicaron análisis descriptivos, diagnósticos, predictivos y prescriptivos, utilizando un conjunto de datos reales. La contribución principal radicó en la integración de la analítica de datos y la inteligencia artificial para abordar una enfermedad emergente. El modelo de estos autores, basado en redes neuronales, alcanzó una tasa de precisión del 99%, y se destacó por su eficacia en la predicción de pandemias y su potencial apoyo para enfrentar problemas sociales.

Sobre la base de lo anterior, esta investigación se propuso dar respuesta a las siguientes preguntas-problemas: ¿Cómo caracterizar las muertes violentas durante y después de la pandemia de covid-19 en los 32 departamentos de Colombia, a fin de identificar las zonas críticas? ¿De qué forma se puede analizar el comportamiento de los perfiles de muertes violentas en Colombia durante y después de la pandemia de covid-19 en los 32 departamentos, para establecer los conglomerados o agrupamientos (clústeres) de violencia? ¿Cómo pronosticar los perfiles de muertes violentas que habrá en los 32 departamentos de Colombia después de la pandemia covid-19, mediante inteligencia artificial, para la toma de decisiones futuras? ¿Qué acciones se requiere que el Estado colombiano emprenda para minimizar las muertes violentas en los 32 departamentos de Colombia?

En concordancia con estas preguntas, la investigación se planteó los siguientes objetivos: 1) caracterizar las muertes violentas durante y después de la pandemia de covid-19 en el país; 2) comprender el estado de los niveles de muertes violentas durante y después de la pandemia de covid-19 en el país usando conglomerados; y 3) proyectar los conglomerados de los diferentes contextos de muertes por medio de redes neuronales.

Marco teórico

Analítica de datos y de conglomerados (clústeres)

La constante preocupación por la violencia armada y los problemas sociales en Colombia ha llevado recientemente a la realización de numerosas investigaciones que utilizan técnicas de análisis de datos para abordar estos desafíos. Entendiéndose la analítica de datos como

el proceso o procedimiento mediante el cual se examinan, depuran, transforman y modelan un grupo de datos, con el objetivo de identificar patrones y tendencias en ellos que ayuden a la toma de decisiones informadas (Moturi et al., 2022). El objetivo de los conglomerados o agrupaciones (o clústeres) es identificar patrones o estructuras inherentes en los datos sin la necesidad de etiquetas predefinidas, o categorías (Ezugwu et al., 2022).

Como ejemplo, se tiene el estudio de Kumar et al. (2021), quienes crearon agrupaciones segregadas de los datos en fragmentos de biomarcadores para obtener un resumen de cada evento. En este trabajo, se hace evidente que el uso de la técnica de conglomerados para realizar agrupamiento de subgrupos de datos para reducir su alto volumen es efectivo para comprender, analizar y tomar decisiones.

De igual forma, la utilidad de los conglomerados se nota en el trabajo de Ramakrishnan et al. (2021), quienes recopilaban patrones de datos de grandes registros y lograron construir múltiples conglomerados para su posterior análisis. Como resultado, consiguieron reducir los errores en las predicciones y facilitar el análisis de las facetas del proceso.

Complementariamente, Yang et al. (2023) ofrecen un estudio de análisis forense digital con el cual se logra adquirir información valiosa y detallada sobre los delitos y los victimarios, lo que permite conseguir su condena y prevenir eventos similares en el futuro.

Inteligencia artificial

En concordancia con lo anterior, otra de las técnicas rigurosas utilizadas para evaluar y analizar problemas sociales es la inteligencia artificial, que ha demostrado ser una herramienta potente para la comprensión y tratamiento de problemas sociales en diversas esferas (Álvarez et al., 2020). Su capacidad para examinar extensos conjuntos de datos y desentrañar patrones no evidentes ha simplificado la identificación de problemas y la creación de posibles soluciones eficaces en sectores cruciales, como indican Rojas y Meneses (2022).

Ahora bien, entiéndase por inteligencia artificial la capacidad que poseen las máquinas, dispositivos y robots para generar conductas comparables a las de los seres humanos (Márquez, 2020). Los sistemas y estructuras de inteligencia artificial tienen la capacidad de mejorar automáticamente a partir de grandes datos de entrenamiento específicos que permiten predecir variables de respuesta (Janiesch et al., 2021).

A modo de ilustración, Baptista et al. (2022) analizaron los algoritmos de perceptrón multicapa (que es un tipo de red neuronal), la regresión lineal y una red específica, para determinar que las métricas de los pronósticos se correlacionaban. Asimismo, se resalta la contribución de Schütz et al., (2019), que tuvo como objetivo predecir el nivel de muertes entre los pacientes hospitalizados en un hospital de Suiza usando estadística predictiva. Para hacerlo, utilizaron aproximadamente 40 000 datos de pacientes hospitalizados. Como resultado, se obtuvo que los algoritmos de predicción de patrones se pueden calibrar para arrojar una puntuación probabilística del riesgo de muerte.

Cabarcas et al. (2023) también estudiaron el comportamiento de las muertes violentas en el país durante un periodo de cinco años. Utilizaron técnicas de inteligencia artificial y datos de múltiples fuentes para examinar perfiles sociodemográficos y económicos en busca de patrones que puedan explicar la violencia homicida. Los resultados sugieren que la educación, la pobreza y el desempleo pueden influir en las tasas de homicidio, pero se requiere un análisis más profundo para comprender completamente las causas.

Hasta este punto, se puede observar que el aprendizaje automático y las redes neuronales resultan sumamente beneficiosas en el ámbito de la analítica de datos, al potenciar las habilidades de los analistas en cuanto a la rapidez y la magnitud de datos que pueden ser procesados (Miller et al., 2022). Asimismo, el aprendizaje automático también aporta soluciones pertinentes a problemas que no se pueden resolver por otros métodos (Alvarado-Salazar & Llerena-Izquierdo, 2022).

Redes neuronales en el contexto social

Las redes neuronales simulan el comportamiento del cerebro humano (Shahid et al., 2019) y son diseñadas para aprender automáticamente tareas, establecer patrones y tomar decisiones acerca de un determinado problema (Tealab, 2018). Su concepto fundamental consiste en interconectar unidades simples llamadas “neuronas” o “nodos” para procesar y transmitir información (You et al., 2020).

Un ejemplo de aplicación práctica de esta tecnología es el estudio realizado por Reier et al. (2020), que se centró en desarrollar una red neuronal para predecir crímenes en Buenos Aires utilizando datos de delitos ocurridos entre 2016 y 2019 y aplicando el método de K-medias para analizarlos. Como resultado, lograron prever futuros delitos y obtener detalles valiosos para implementar medidas de regulación en la lucha contra la actividad delictiva en la ciudad.

En esa misma línea, Fontalvo et al. (2021) plantearon herramientas similares para aglomerar, proyectar y pronosticar variables asociadas a servicios públicos, a fin de resolver problemas. Para ello, estudiaron información cuantitativa del año 2016 con la que posteriormente construyeron una estructura de red neuronal y aprendizaje automático para definir perfiles y pronosticar y predecir tendencias de las variables estudiadas. Como resultado, obtuvieron una precisión del 95 % en la predicción planteada y una sensibilidad del 100%, lo que demuestra la eficiencia de la metodología para establecer patrones y comportamientos.

Es importante destacar la contribución que hicieron Fontalvo et al. (2023) para comprender problemas sociales relacionados con delitos en Colombia durante el periodo de la pandemia usando también aprendizaje automático e inteligencia artificial. De ese modo, identificaron cuatro agrupamientos de crímenes violentos y revelaron así las zonas más impactadas por los delitos examinados en Colombia. Después de este análisis, implementaron una red neuronal con una capacidad predictiva del 97,7%, lo que permitió simplificar así las predicciones futuras.

Sin duda, las redes neuronales desempeñan un papel fundamental por su capacidad para detectar patrones y hacer predicciones sobre conjuntos de datos extensos (Abbas et al., 2021). Este enfoque, combinado con la creación de conglomerados, demuestra ser eficaz para la comprensión e intervención de problemas sociales a nivel mundial.

Aprendizaje en redes artificiales

Suponiendo el caso de que una sola neurona fuera alimentada por un vector $F(n)$, siendo n el tiempo discreto, la salida resultaría en $Z(n)$. Este resultado se compara con la salida deseada $d(n)$. Ahora bien, para el control de los parámetros libres de la red neuronal artificial se tiene que $K(n) = d(n) - G(n)$ (Sossa & Reyes, 2021), tal como se evidencia en la Figura 1.

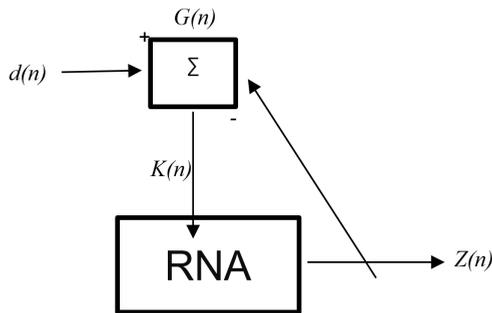


Figura 1. Diagrama de ajuste en los pesos de la red neuronal.

Fuente: Elaboración propia con base en Sierra y Santos (2021)

Perceptrón (de una sola capa)

En términos de funcionalidad, en un perceptrón, toda unidad tipo E recibe su entrada (n) en x_k valores (normalmente al azar), con lo cual se calcula una suma ponderada. Por su parte, en la salida binaria de la i -ésima unidad E, con $i = 1, 2, 3 \dots, m$, los resultados pueden estar entre $\{0,1\}$ o $\{-1,1\}$ (Figura 2) (Repetur, 2019; Sossa & Reyes, 2021).

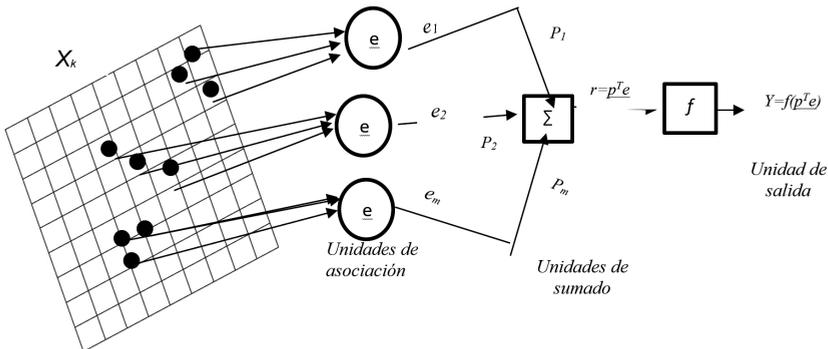


Figura 2. Perceptrón original.

Fuente: Elaboración propia con base en Sossa y Reyes (2021)

El perceptrón multicapa

El perceptrón multicapa es una arquitectura de red neuronal artificial que consta de múltiples capas de neuronas, incluida al menos una capa oculta intermedia entre la entrada y la salida (Sossa & Reyes, 2021). Cada neurona en una capa se conecta con todas las neuronas en la capa anterior y en la capa siguiente, de modo que forman una estructura de red profunda (Figura 3).

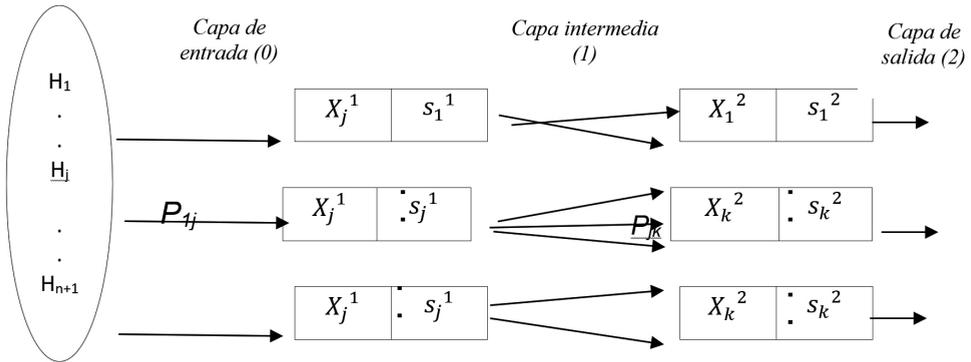


Figura 3. Perceptrón multicapas.

Fuente: Elaboración propia basada en Ruelas et al. (2020)

Red neuronal con varias capas de neuronas

Una red neuronal con varias capas, o profunda (Repetur, 2019), presenta múltiples capas de neuronas organizadas en una estructura de capas, donde cada capa se conecta con la siguiente y la anterior (Sossa & Reyes, 2021). El esquema básico de una red neuronal de varias capas se puede resumir en tres tipos principales de capas: capas de entrada, capas intermedias y capas de salida (Figura 4) (Repetur, 2019).

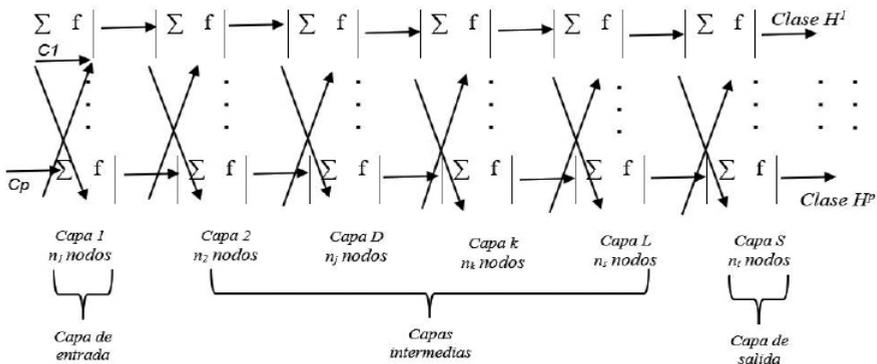


Figura 4. Diagrama de una red neuronal de varias capas.

Fuente: Elaboración propia con base en Sossa y Reyes (2021)

Muertes violentas en Colombia

Las herramientas esenciales para enfrentar y resolver problemas sociales en Colombia, como las muertes violentas, se derivan del análisis de modelos y criterios previamente examinados. Más aún, cuando los homicidios reflejan una realidad compleja y preocupante en el país que ha dejado millones de muertes a lo largo de muchos años.

Cabe resaltar que, a pesar del contexto de la pandemia de covid-19, la violencia persiste en el país y exhibe una de las tasas de mortalidad más elevadas de América Latina: esta supera las 150 muertes por cada 100 000 habitantes (Ríos & Niño, 2021; Arboleda et al., 2023). Esta preocupación no es nueva, ya que el homicidio ha sido una constante en la historia de Colombia, especialmente durante la década de 1990, cuando una ola de violencia relacionada con el narcotráfico y la política llevó a tasas de homicidio anual de más de 140 por cada 200 000 habitantes (Ospino & Echeverría, 2023).

La violencia en Colombia se nutre de múltiples factores, y tiene profundas consecuencias para la nación y su población (Ambiado et al., 2022). Desde una perspectiva económica, la desigualdad social y la concentración de riqueza y tierras en manos de una minoría han alimentado este conflicto (Naranjo & Naranjo, 2022). La falta de oportunidades económicas y la exclusión social contribuyen a la violencia tanto en áreas rurales como urbanas. Además, factores sociales como la discriminación racial, la violencia de género y la exclusión de grupos marginados crean tensiones culturales y sociales que se manifiestan en actos violentos (Cortés, 2023).

Según el informe del INMLCF (s.f.), en 2019, se registraron 12 358 muertes violentas (homicidios) en el país, lo que representa una tasa de 240 por cada 1 000 000 de habitantes. Aunque esta cifra ha disminuido en comparación con años anteriores, Colombia sigue siendo uno de los países más afectados por este problema en América Latina, lo que subraya la persistencia de esta preocupación.

En este contexto, es evidente que enfrentar la violencia en Colombia requerirá un enfoque integral que considere tanto las causas socioeconómicas como los desafíos inmediatos relacionados con la seguridad pública. La historia y la complejidad de este problema subrayan la importancia de un compromiso continuo para identificar las zonas más violentas y de apoyarse en la analítica de datos y la inteligencia artificial para tomar decisiones y establecer políticas de Estado que minimicen las muertes en Colombia.

Metodología

En la presente investigación se adoptó una metodología transversal con un enfoque cuantitativo basado en el análisis fáctico, a partir de la cual se evaluaron las muertes violentas durante y después de la pandemia de covid-19 en los 32 departamentos de Colombia usando un análisis de aprendizaje automático y redes neuronales.

Primero, se recolectó y tabuló información histórica de homicidios en Colombia desde marzo de 2020 hasta junio de 2023, con detalles sobre diferentes modalidades de muertes

violentas (Policía Nacional de Colombia, s.f.). Luego, se depuraron y consolidaron estos datos para facilitar su comprensión y análisis.

Posteriormente, se calcularon los perfiles de muertes violentas durante la pandemia, comprendida entre el periodo de marzo de 2020 a diciembre de 2021. Además, se determinaron los perfiles de pospandemia, para el periodo de enero de 2022 a junio de 2023.

La información recopilada permitió comparar los resultados obtenidos de los dos conglomerados identificados. Después, se procedió a utilizar estos conglomerados en un análisis pospandemia con el objetivo de proyectar su comportamiento futuro. Este proceso se llevó a cabo mediante una red estructurada y seleccionada que facilitó la interpretación de los datos recabados. El método usado puede apreciarse en la Figura 5:

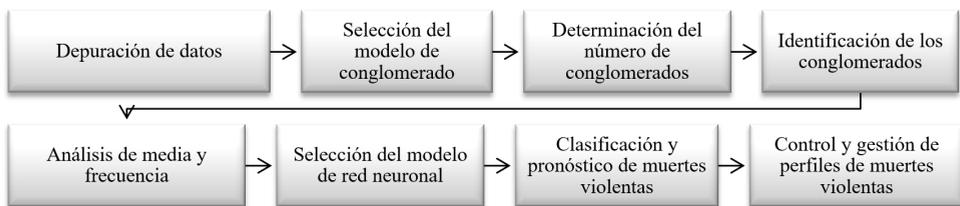


Figura 5. Esquematación de la metodología usada.

Fuente: Elaboración propia

Ahora bien, el proceso de predicción se realizó con cuatro covariables claves que se presentan en la Figura 6. La arquitectura de la red neuronal tuvo dos capas ocultas, cada una con dos unidades y función de activación de tangente hiperbólica: $\tanh(x)$.



Figura 6. Covariables claves para la predicción.

Fuente: elaboración propia

Mientras tanto, en las capas de salida, se usó una variable dependiente que representaba el conglomerado, con tres conglomerados identificados. Se empleó la función simoidal de activación en las capas de salida para ajustar la salida entre 0 y 1. El error se midió utilizando la suma de cuadrados, para minimizar la diferencia cuadrática entre las predicciones y los valores reales. Se excluyó la unidad de sesgo en esta configuración para tener así una representación más precisa de los datos y para reducir sesgos no deseados en los resultados.

Por su parte, el procesamiento de casos incluyó un 31,3% de casos para entrenamiento, un 28,1% para pruebas y un 40,6% de reserva para asegurar la precisión y la confiabilidad de los cálculos. Durante la etapa de entrenamiento, se evaluó el error de suma cuadrado, que fue de 0,049, lo que indica la discrepancia entre las predicciones del modelo

y los valores reales. El pronóstico de porcentajes incorrectos fue del 0,0%, lo que refleja una alta precisión en esta fase. La regla de parada empleada exigió una consecución de un paso sin disminución del error para concluir la fase de entrenamiento.

El tiempo total de entrenamiento registrado fue de 0 horas, 0 minutos y 0 segundos, mientras que la fase de prueba tuvo un error de suma cuadrado de 0,217, lo que indica la discrepancia en las predicciones del modelo con respecto a los valores reales durante esta etapa.

En concordancia con el método usado, para analizar las muertes violentas se implementó una estrategia de consolidación de datos de dos etapas. La primera abarcó de marzo de 2020 a diciembre de 2021, es decir, coincide con la pandemia, y se presenta en la Tabla 1. La segunda cubrió de enero de 2022 a junio de 2023, es decir, corresponde a la pospandemia, y se presenta en la Tabla 2.

Tabla 1. Muertes violentas por departamentos durante pandemia

N.º	Departamento	Arma blanca	Arma de fuego	Artefacto explosivo	Arma contundente	Total
1	Amazonas	10	19	0	2	31
2	Antioquia	743	3130	24	273	4170
3	Arauca	23	245	4	8	280
4	Atlántico	164	1021	0	57	1242
5	Bolívar	228	578	0	43	849
6	Boyacá	80	62	0	20	162
7	Caldas	139	175	0	13	327
8	Caquetá	43	227	0	5	275
9	Casanare	65	88	4	17	174
10	Cauca	160	1400	6	52	1618
11	Cesar	95	356	0	38	489
12	Chocó	72	482	4	11	569
13	Córdoba	68	541	8	33	650
14	Cundinamarca	975	1739	0	245	2959
15	Guainía	5	2	2	1	10
16	Guajira	29	304	0	25	358
17	Guaviare	10	45	1	0	56
18	Huila	133	396	0	30	559
19	Magdalena	86	551	0	34	671
20	Meta	127	443	5	25	600
21	Nariño	171	911	17	41	1140
22	Norte de Santander	145	947	25	40	1157
23	Putumayo	43	289	5	12	349

Continúa tabla...

N.º	Departamento	Arma blanca	Arma de fuego	Artefacto explosivo	Arma contundente	Total
24	Quindío	98	256	0	14	368
25	Risaralda	97	313	0	20	430
26	San Andrés	9	64	0	0	73
27	Santander	246	327	0	46	619
28	Sucre	44	308	0	18	370
29	Tolima	182	408	0	20	610
30	Valle	708	3950	4	141	4803
31	Vaupés	2	1	0	2	5
32	Vichada	6	21	0	1	28
Total	-	5006	19 599	109	1287	26 001

Fuente: Elaboración propia con base en información de la Policía Nacional de Colombia (2023)

El análisis de los datos de la Tabla 1 revela patrones significativos en la incidencia de violencia en los diferentes departamentos de Colombia. En general, se registran 26 001 casos, y se destaca el uso preponderante de armas de fuego, siendo un 75 % del total.

Antioquia y Valle sobresalen con cifras notables en todas las categorías, siendo especialmente impactantes en el empleo de armas de fuego y blancas. Cauca y Norte de Santander también muestran una alta incidencia, con 1618 y 1157 casos, respectivamente. Por otro lado, departamentos como Guainía, Vaupés, Vichada y San Andrés presentan cifras más bajas, lo que sugiere una menor incidencia de violencia. Además, el análisis destaca el uso de armas contundentes, especialmente en Cauca, Valle y Antioquia. Estos hallazgos proporcionan perspectivas valiosas para la formulación de estrategias específicas y medidas preventivas en regiones particularmente afectadas.

Tabla 2. Muertes violentas por departamentos después de la pandemia

N.º	Departamento	Arma blanca	Arma de fuego	Artefacto explosivo	Arma contundente	Total
1	Amazonas	6	38	0	1	45
2	Antioquia	533	1917	23	228	2701
3	Arauca	16	417	4	4	441
4	Atlántico	106	904	1	37	1048
5	Bolívar	153	765	0	42	960
6	Boyacá	72	77	0	9	158
7	Caldas	72	115	0	10	197
8	Caquetá	32	167	7	3	209
9	Casanare	31	64	0	8	103

Continúa tabla...

N.º	Departamento	Arma blanca	Arma de fuego	Artefacto explosivo	Arma contundente	Total
10	Cauca	124	1091	6	22	1243
11	Cesar	79	424	4	34	541
12	Chocó	29	349	7	7	392
13	Córdoba	55	494	0	15	564
14	Cundinamarca	765	1171	2	194	2132
15	Guainía	0	1	0	0	1
16	Guajira	27	213	0	24	264
17	Guaviare	9	56	1	2	68
18	Huila	129	260	7	13	409
19	Magdalena	73	638	0	27	738
20	Meta	86	318	3	16	423
21	Nariño	133	549	9	33	724
22	Norte de Santander	72	617	18	27	734
23	Putumayo	37	264	0	6	307
24	Quindío	78	168	0	10	256
25	Risaralda	77	259	0	17	353
26	San Andrés	4	38	0	3	45
27	Santander	173	402	2	24	601
28	Sucre	37	327	1	15	380
29	Tolima	137	400	0	17	554
30	Valle	512	2712	1	100	3325
31	Vaupés	5	0	0	0	5
32	Vichada	5	17	0	1	23
Total	-	3667	15232	96	949	19944

Fuente: Elaboración propia con base en información de la Policía Nacional de Colombia (2023)

Al examinar la Tabla 2, se identifican patrones constantes en la frecuencia de actos violentos en las diferentes regiones de Colombia. Con un total de 19944 casos registrados, se destaca la persistencia del uso predominante de armas de fuego, responsables del 76,3% del total.

Antioquia y Valle siguen liderando las cifras, con 2701 y 3325 casos, respectivamente, y se destaca el empleo de armas de fuego y blancas. Cauca y Norte de Santander mantienen una alta incidencia, con 1243 y 734 casos, respectivamente. Guainía, Vaupés, Vichada y San Andrés continúan presentando cifras más bajas. Además, el análisis resalta el impacto significativo de las armas blancas en Cauca, Valle y Antioquia.

Por otro lado, para analizar la información señalada se utilizó el *software* Minitab, a fin de establecer los conglomerados de muertes violentas durante y después de la pandemia.

Con la información generada, se procedió a analizar diferentes configuraciones y estructuras de redes neuronales. De ese modo, se estableció que la red neuronal de doble capa era la más adecuada para el modelo.

Resultados

Perfiles de muertes violentas durante y después de la pandemia

A fin de procesar y analizar eficazmente la información consolidada, se definieron los dos perfiles de muertes violentas en los 32 departamentos de Colombia, tanto durante como después de la pandemia de covid-19. En la Figura 7, se presenta un dendrograma que sintetiza la agrupación de datos de homicidios durante la pandemia. Las variables se agrupan según su similitud: se comienza tratando a cada variable como un conglomerado individual los cuales, luego, gradualmente, se fusionan hasta converger en una única agrupación o conglomerado.

El dendrograma para la etapa 1, es decir, durante la pandemia, muestra disparidad entre los puntos 2, 14 y 30 en el eje horizontal, correspondientes a los departamentos de Antioquia (4170 muertes), Cundinamarca (2959 muertes) y Valle (3325 muertes), respectivamente, debido a sus tasas altas de homicidios en comparación con otros departamentos. Este patrón sugiere que existe una interconexión entre estos departamentos en términos de factores subyacentes (como dinámicas sociales, económicas o incluso estrategias de seguridad).

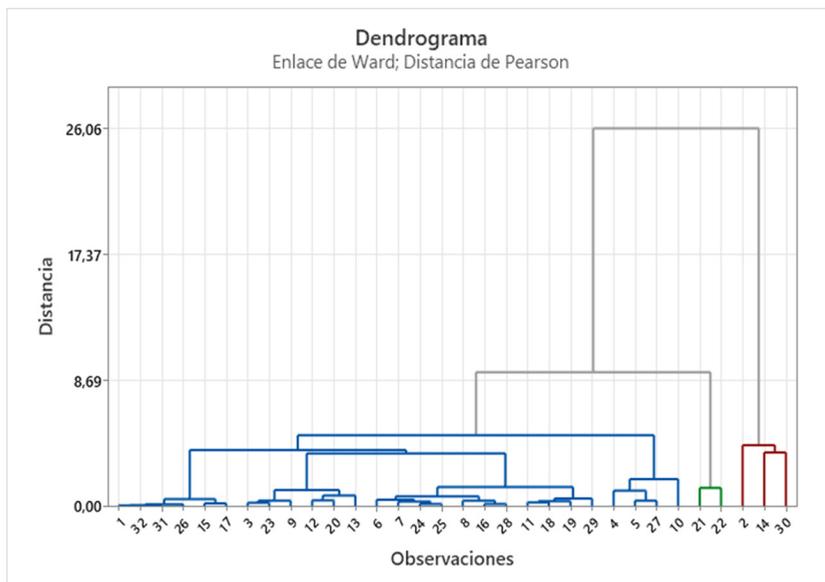


Figura 7. Dendrograma representativo para los datos durante la pandemia.

Fuente: Elaboración propia con Minitab 16

Mientras tanto, la Figura 8, es decir, el dendrograma para el conglomerado de muertes violentas pospandemia, muestra tres conglomerados en los que existe mucha similitud en los datos. Sin embargo, se destaca una discrepancia en los departamentos 2, 30 y 14, correspondientes a Antioquia (2701 muertes), Cundinamarca (2132 muertes) y Valle (3325 muertes), respectivamente (Tabla 2).

Esta observación sugiere que hay diferencias en los factores subyacentes o estrategias de seguridad de estos departamentos, lo que abre la puerta a una exploración más profunda de los motivos detrás de esta divergencia en la agrupación de datos. Este enfoque en las variaciones temporales de los conglomerados añade una dimensión temporal valiosa al análisis, pues permite alcanzar una comprensión más completa de la dinámica de las muertes violentas en la pospandemia.

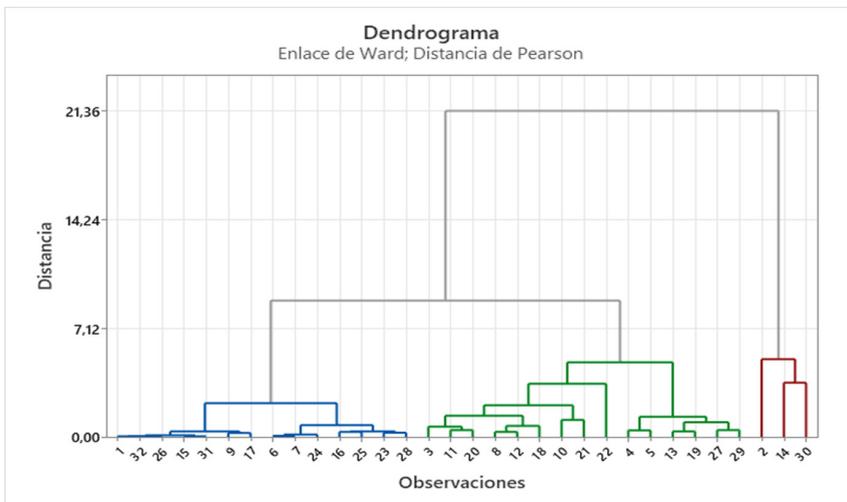


Figura 8. Dendrograma representativo para los datos en la pospandemia.

Fuente: Elaboración propia con Minitab 16

Comparando los datos de muertes violentas, durante la pandemia y en la pospandemia, en los departamentos más afectados, se observa que, durante la pandemia, Antioquia registró un total de 4170 muertes violentas, mientras que, en la pospandemia, registró una disminución a 2701 muertes. En Cundinamarca, durante la pandemia, se reportaron 2959 muertes, que se redujeron a 2132 muertes en la pospandemia. Por otro lado, el departamento de Valle mantuvo una cifra constante de 3325 muertes en ambos periodos.

La Tabla 3 muestra la partición final, de tres conglomerados, durante la pandemia. El primero incluye el 84,375% de los departamentos (27 en total) y sus cifras de muertes violentas. El segundo abarca el 9,375% (3). El tercero representa el 6,25% (2). Notablemente, el conglomerado 2 muestra una mayor distancia promedio entre los tres departamentos que comprende en comparación con los demás conglomerados, lo que indica mayor variabilidad y heterogeneidad de las muertes violentas durante este periodo.

Tabla 3. Partición final para los datos durante la pandemia

	N.º de observaciones	Dentro de la suma de cuadrados del conglomerado	Distancia promedio desde el centroide	Distancia máxima desde el centroide
Conglomerado 1	27	13,8591	0,63060	1,85495
Conglomerado 2	3	15,5515	2,27190	2,41981
Conglomerado 3	2	0,7493	0,61207	0,61207

Fuente. Elaboración propia con Minitab 16

Tabla 4. Partición final para los datos en la pospandemia

	N.º de observaciones	Dentro de la suma de cuadrados del conglomerado	Distancia promedio desde el centroide	Distancia máxima desde el centroide
Conglomerado 1	14	1,1905	0,28103	0,42265
Conglomerado 2	3	19,0695	2,49829	2,91480
Conglomerado 3	15	15,9160	0,91118	2,53564

Fuente: Elaboración propia con Minitab 16

Por su parte, la Tabla 4 muestra la partición final, de tres conglomerados, en la pospandemia. El primer conglomerado abarca 14 de los 32 departamentos, con una distancia promedio de 0,28103, lo que indica similitud entre ellos. El segundo tiene solo tres departamentos y la mayor distancia promedio es de 2,49829, lo que refleja heterogeneidad. En contraste, el tercero incluye 15 departamentos y una alta similitud (0,91118), lo que indica concentración.

Cabe resaltar que, durante la pandemia, el 90,625% de los datos se agruparon en el primer y tercer conglomerados. Sin embargo, en la pospandemia, estos mismos conglomerados representaron solo el 80% de las variables, lo que indica una menor similitud en los datos en este segundo perfil de muertes violentas.

Predicción de muertes violentas usando una red neuronal

Con los perfiles generados en el periodo de pospandemia, se procedió a analizar la red neuronal adecuada para el proceso de predicción futura de dicho perfil. La Figura 9 presenta el diagrama visual de la red neuronal de doble capa elaborada para prever los perfiles de muertes violentas en los 32 departamentos de Colombia tras la pandemia de covid-19. Gracias a la configuración de la red neuronal, se logró alcanzar un nivel de precisión predictiva del 100% en la identificación de los patrones de muertes violentas posteriores a la pandemia.

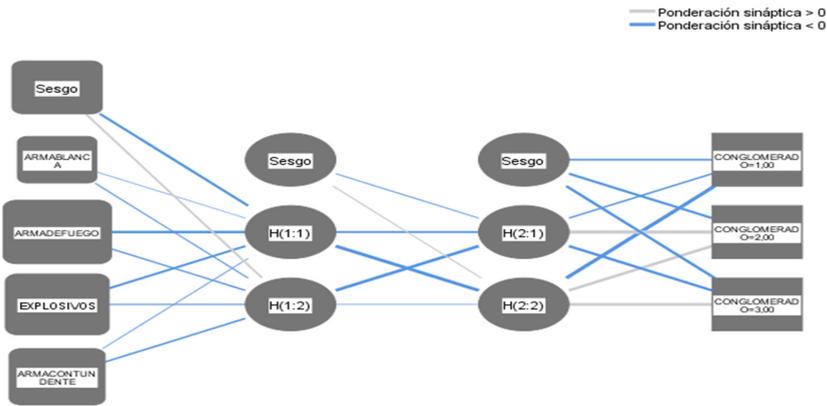


Figura 9. Estructura de la red neuronal de doble capa para pronosticar las muertes violentas en un conglomerado determinado.

Fuente: Elaboración propia con IBM SPSS 27

En cambio, en la Tabla 5, se observa que la disposición de la red neuronal logra una clasificación efectiva de los 32 departamentos en los conjuntos de entrenamiento, prueba y reserva y sus respectivos porcentajes pronosticados en cada conglomerado. Se alcanza una precisión de clasificación del 100%, lo que evidencia un rendimiento excepcional y congruente con el modelo propuesto.

Tabla 5. Capacidad de clasificación de la red neuronal doble capa

Muestra	Observado	Pronosticado			Porcentaje correcto
		1,00	2,00	3,00	
Entrenamiento	1,00	2	0	0	100
	2,00	0	1	0	100
	3,00	0	0	7	100
	Porcentaje global	20%	10%	70%	100
Pruebas	1,00	6	0	0	100
	2,00	0	1	0	100
	3,00	0	0	2	100
	Porcentaje global	66,7%	11,1%	22,2%	100
Reserva	1,00	6	0	0	100
	2,00	0	1	0	100
	3,00	0	0	6	100
	Porcentaje global	46,2%	7,7%	46,2%	100

Variable dependiente: conglomerado

Fuente: Elaboración propia con IBM SPSS 27

El análisis de la Tabla 6 muestra la medida de importancia normalizada para diferentes categorías de muertes violentas en los 32 departamentos colombianos durante el periodo analizado, utilizando la estructura de doble capa de la red neuronal. Se observa que el uso de armas de fuego es más frecuente en casos de homicidio, seguido por los artefactos explosivos, lo que sugiere un desafío significativo para la seguridad pública en Colombia.

Tabla 6. Importancia de las variables independientes de la red neuronal

	Importancia	Porcentaje de importancia normalizada
Arma blanca	0,073	20%
Arma de fuego	0,365	100%
Artefacto explosivo	0,321	87,8%
Arma contundente	0,241	66%

Fuente: Elaboración propia con IBM SPSS 27

El análisis de los datos numéricos revela diferencias notables entre la situación de muertes violentas durante la pandemia y después de ella en Colombia. Durante la pandemia, en 2021, el país experimentó un total de 13 874 muertes violentas, con el 75,23% de ellas relacionadas con el uso de armas de fuego, lo que marca un desafío significativo para la seguridad pública. Sin embargo, en el año 2022, durante la pospandemia, se observó una disminución de 337 muertes en comparación con el año anterior, lo que sugiere una mejoría de la situación.

Un análisis más detallado por departamentos revela que Antioquia, uno de los más afectados durante la pandemia, con 4170 muertes, experimentó una reducción a 2701 muertes en la pospandemia. Cundinamarca, otro departamento afectado, pasó de 2959 muertes en la pandemia a 2132 muertes en la pospandemia. En contraste, el departamento de Valle mantuvo una cifra constante de 3325 muertes en ambos periodos.

Además, se destaca que, en pandemia, el primer conglomerado agrupó al 84,375% de los departamentos, mientras que, en pospandemia, el primer y tercer conglomerados solo representaron el 80% de los departamentos, lo que sugiere una mayor heterogeneidad en los perfiles de muertes violentas después de la pandemia, a causa de la variedad en la cantidad de muertes que se vieron en cada uno de los 32 departamentos de Colombia en ese periodo.

Sin duda alguna, la investigación permitió identificar áreas críticas y guías políticas de prevención, al revelar las ciudades que están más afectadas y el tipo de arma más utilizado. Además, destaca la capacidad predictiva de la red neuronal para abordar homicidios futuros. Asimismo, demuestra que hace falta regular el uso de armas de fuego, para reducir su impacto negativo en la sociedad.

En relación con el tipo de armas empleadas en los asesinatos, se observa una predominancia de las armas de fuego, tanto durante la pandemia como en la pospandemia, lo que resalta la necesidad de abordar su regulación para fortalecer la seguridad pública. Los resultados también respaldan la proyección de un continuo aumento en las muertes violentas en los departamentos analizados, lo que subraya la importancia de diseñar e implementar políticas de seguridad y prevención en estas áreas críticas del país.

Se puede señalar que la pandemia generó una condiciones y factores que incrementaron el aumento de las muertes violentas por armas de fuego en Colombia en el periodo objeto de estudio de esta investigación. Después de la pandemia se evidencia en los perfiles de muertes violentas una homogeneidad en los departamentos, con lo que se pudo identificar los departamentos que, a lo largo de los dos periodos, presentaron el mismo nivel de violencia. Este criterio permite la toma de decisiones y la implementación de políticas de Estado orientadas a reducir la violencia en dichos departamentos.

Los resultados obtenidos de la red neuronal propuesta revelan una destacada capacidad para predecir con alta precisión los perfiles de muertes violentas en el futuro, lo que proporciona una guía para dirigir los esfuerzos destinados a reducir los homicidios en áreas con mayores índices de mortalidad.

Discusión

En concordancia con esta investigación, estudios como el de Fontalvo et al. (2021) desarrollaron una metodología que fusiona la inteligencia artificial y las redes neuronales para clasificar, pronosticar y predecir variables vinculadas a los servicios de salud en Colombia. Destacan la eficacia de esta metodología para identificar patrones de comportamiento, al establecer el sólido precedente de una precisión del 95%. Este nivel de precisión subraya la utilidad de la inteligencia artificial y del aprendizaje automático para caracterizar y anticipar variables generales en este contexto. Mientras tanto, Fontalvo et al. (2023) plantearon un método que permitió estudiar otro tipo de delitos, construyendo una aglomeración o agrupación (clúster) y usando otro tipo de red neuronal, que generó un 97,7% de precisión.

Asimismo, otras investigaciones (Fontalvo et al., 2018; Salgado et al., 2019; De la Hoz et al., 2020) han utilizado las redes neuronales en conjunto con otras técnicas de análisis de datos para predecir eventos futuros con altos niveles de precisión en predicción (94,44%, 95,5% y 91,3%, respectivamente).

No obstante, la relevancia de este estudio radica en el método usado, el cual estableció agrupamientos para ambos periodos y empleó una red neuronal profunda de doble capa para realizar pronósticos. Este enfoque logró una precisión del 100% para prever los perfiles futuros de muertes por armas de fuego después de la pandemia.

Sterling y Pablo (2023), en otra investigación congruente con los resultados alcanzados en este trabajo investigativo, también establecieron que las mayores muertes violentas en

Colombia se generan por armas de fuego, por lo que señalan en su estudio la necesidad de políticas de Estado para reducir y mejorar esta situación problemática.

Indiscutiblemente, las investigaciones realizadas por los mencionados autores, junto con sus hipótesis y descubrimientos, sustentan de manera contundente la necesidad de usar técnicas como el aprendizaje automático, las redes neuronales y el análisis de datos para enfrentar problemas de carácter social. En particular, aquellos que implican inseguridad y erosionan la calidad de vida de la sociedad en general.

Es relevante mencionar que, en estas investigaciones, se señala la necesidad de establecer regulaciones en torno a los delitos y las muertes violentas que se generan tanto a nivel mundial como en el ámbito nacional y local, con el propósito de crear condiciones de convivencias seguras.

Conclusión

Este artículo compara las tasas de muertes violentas durante el periodo de la pandemia y las registradas en la pospandemia en Colombia. Los resultados revelan que durante la pandemia se experimentó un aumento significativo de los homicidios en todo el país, en comparación con la pospandemia. En ambos periodos, el arma de fuego se destaca como el principal medio utilizado para cometer estos crímenes. Además, se observa una marcada variabilidad en la incidencia de homicidios en los 32 departamentos de Colombia, especialmente durante la pospandemia.

Estos hallazgos subrayan la importancia de aplicar técnicas avanzadas de análisis estadístico, como el aprendizaje automático y las redes neuronales, para enfrentar de manera eficaz los desafíos sociales analizando conjuntos de datos históricos de gran escala. Estas herramientas pueden proporcionar una comprensión profunda de las tendencias y patrones de la violencia, lo que a su vez permite establecer políticas y estrategias que contribuyan a la seguridad.

Asimismo, ese trabajo aporta teóricamente al contexto científico y empresarial al integrar conceptos como *aglomeración (clustering)*, *inteligencia artificial*, *analítica de datos*, *redes neuronales* y *homicidios* para pronosticar perfiles de muertes violentas en los departamentos colombianos tras la pandemia de covid-19.

Además, aporta prácticamente en la aplicación de técnicas de aglomeración para establecer perfiles de muertes violentas y en la proposición de una estructura de red neuronal específica de doble capa que permite hacer una proyección de homicidios en la pospandemia. La relevancia de esta contribución radica en su implicación directa en la seguridad actual, con la identificación de departamentos violentos, lo que permite tomar acciones que generen regiones seguras que mejoren la vida y dignidad de los ciudadanos.

Como aporte metodológico, en esta investigación se establecen una serie de actividades científicas, apoyadas en el uso de conglomerados y redes neuronales, que permiten

establecer patrones específicos de comportamiento, así como proyecciones de los perfiles de los departamentos analizados en términos de muertes violentas que facilitan una identificación precisa de muertes violentas, con lo que se puedan tomar acciones para mejorar la seguridad en Colombia.

Se invita a la comunidad académica y científica a utilizar el método propuesto en diferentes estudios de problemas sociales a nivel regional, nacional e internacional para clasificar y proyectar perfiles en cualquier contexto con un alto nivel de precisión.

Agradecimientos

Los autores desean agradecer a la Universidad de Cartagena y la Universidad del Tolima por su apoyo en la realización de este artículo.

Declaración de divulgación

Los autores declaran que no existe ningún potencial conflicto de interés relacionado con el artículo.

Financiamiento

Los autores no declaran fuente de financiamiento para la realización de este artículo.

Sobre los autores

Tomás José Fontalvo Herrera es posdoctor en administración, HEC de Montreal; doctor en ciencias sociales, mención Gerencia, Universidad del Zulia, Venezuela, y magíster en administración, Universidad Nacional de Colombia. Profesor de tiempo completo de la Universidad de Cartagena. Conferencista, consultor e investigador en analítica de datos e inteligencia artificial aplicada a la gestión y problemas sociales, control y cálculo multivariante, seis sigmas, eficiencia y productividad.

<https://orcid.org/0000-0003-4642-9251> - Contacto: tfontalvoh@unicartagena.edu.co

Ana Gabriela Banquez Maturana es administradora industrial con énfasis en producción, Universidad de Cartagena, e investigadora del Grupo de Calidad y Productividad Organizacional. Es experta en temas de control estadístico multivariante y analítica de datos, aplicada a problemas de gestión y sociales, y árbitra experta en International Journal of Lean Six Sigma.

<https://orcid.org/0000-0002-8354-6396> - Contacto: abanquezm@unicartagena.edu.co

Fabio Mejía Zambrano es candidato a doctor en administración; magíster en mercadeo agroindustrial, y magíster en docencia universitaria. Profesor asociado y miembro del Grupo de Investigación ECO de la Universidad del Tolima. Investigador en planeación prospectiva y sustentabilidad en educación superior. Ha sido director de plan de desarrollo y vicerrector académico en universidades públicas, y consultor en gerencia.

<https://orcid.org/0000-0002-6689-3345> - Contacto: fmejiaz@ut.edu.co

Referencias

- Aathira, T., Rangasami, P., & Narassima, M. (2023). Situational analysis and conceptual model development of crimes against women and children. *International Journal of Sustainable Society*, 15(1), 75. <https://doi.org/10.1504/ijssoc.2023.128361>
- Abbas, A., Sutter, D., Zoufal, C., Lucchi, A., Figalli, A., & Woerner, S. (2021). The power of quantum neural networks. *Nature Computational Science*, 1(6), 403-409. <https://doi.org/10.1038/s43588-021-00084-1>
- Aguancha, K., Ruiz, L., & Torres, L. (2020). Mujeres víctimas de violencia intrafamiliar en el norte de Colombia. *Revista de Ciencias Sociales. Universidad del Zulia. Facultad de Ciencias Económicas y Sociales*, 26(2), 56-68. <https://doi.org/10.31876/rcs.v26i2.32422>
- Ahmed, I., Ahmad, M., Jeon, G., & Piccialli, F. (2021). A framework for pandemic prediction using big data analytics. *Big Data Research*, 25, 100190. <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2021.100190>
- Alvarado, N., & Muggah, R. (2018). *Crimen y violencia: Un obstáculo para el desarrollo de las ciudades de América Latina y el Caribe*. Banco Interamericano de Desarrollo. <http://dx.doi.org/10.18235/0001440>
- Alvarado-Salazar, R., & Llerena-Izquierdo, J. (2022). Revisión de la literatura sobre el uso de Inteligencia artificial enfocada a la atención de la discapacidad visual. *Revista InGenio*, 5(1), 10-21. <https://doi.org/10.18779/ingenio.v5i1.472>
- Álvarez, M., Quirós, L., & Cortés, M. (2020). Inteligencia artificial y aprendizaje automático en medicina. *Revista Médica Sinergia*, 5(8), e557. <https://doi.org/10.31434/rms.v5i8.557>
- Ambiado, C., Veloso, V., & Tijoux, M. (2022). ¿Trabajo sin libertad en Chile? Migrantes entre el racismo, la violencia y la dependencia. *Andamios*, 19(48), 161-181. <https://doi.org/10.29092/uacm.v19i48.899>
- Arboleda, M., Montaña, J., & Rojas, S. (2023). Factores socioeconómicos y demográficos asociados a los homicidios en 23 departamentos de Colombia, 2012-2017. *Revista Lumen Gentium*, 7(1), 93-114. <https://doi.org/10.52525/lg.v7n1a6>
- Ashby, M. (2020). Initial evidence on the relationship between the coronavirus pandemic and crime in the United States. *Crime Science*, 9(1), 1-16. <https://doi.org/10.1186/s40163-020-00117-6>
- Baptista, M. L., Goebel, K., & Henriques, E. M. P. (2022). Relation between prognostics predictor evaluation metrics and local interpretability SHAP values. *Artificial Intelligence*, 306, 103667. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2022.103667>
- Cabarcas, C., Castañeda, M., & Van, E. (2023). *Análisis estadístico del homicidio en Colombia: una vista enfocada a los perfiles sociodemográficos, educativos y económicos* [tesis de especialización, Fundación Universitaria Los Libertadores]. <http://hdl.handle.net/11371/6188>
- Chainey, S., & Muggah, R. (2022). Homicide concentration and retaliatory homicide near repeats: An examination in a Latin American urban setting. *The Police Journal*, 95(2), 255-275. <https://doi.org/10.1177/0032258x20980503>
- Cortés, V. (2023). Racismo, blanquidad y privilegios raciales como categorías en disputa durante la coyuntura del paro nacional 2021, Colombia. *Tabula Rasa*, 45, 243-270. <https://doi.org/10.25058/20112742.n45.11>
- De la Hoz, E., Iglesias, M., & Perez, L. (2020). Método Cluster-RNA para clasificar, caracterizar y pronosticar perfiles competitivos del sector tiendas minoristas en la ciudad de Barranquilla. *INGE CUC*, 16(1), 234-240. <https://doi.org/10.17981/ingecuc.16.1.2020.17>
- Eisner, M. (2020). *Crime in times of the pandemic*. Violence Research Centre, University of Cambridge. <https://www.vrc.crim.cam.ac.uk/file/pandemiccrimepublicwebinarpptx>

- Ezugwu, A., Ikotun, A., Oyelade, O., Abualigah, L., Agushaka, J., Eke, C., & Akinyelu, A. (2022). A comprehensive survey of clustering algorithms: State-of-the-art machine learning applications, taxonomy, challenges, and future research prospects. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 110, 104743. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2022.104743>
- Fontalvo, T., De la Hoz, E., & De la Hoz, E. (2018). Método análisis envolvente de datos y redes neuronales en la evaluación y predicción de la eficiencia técnica de pequeñas empresas exportadoras. *Información Tecnológica*, 29(6), 267-276. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-07642018000600267>
- Fontalvo, T., De la hoz, E., & Fontalvo, O. (2021). Methodology of classification, forecast and prediction of healthcare providers accredited in high quality in Colombia. *International Journal of Productivity and Quality Management*, 33(1). <https://doi.org/10.1504/ijpqm.2021.115290>
- Fontalvo, T., Vega, M., & Mejía, F. (2023). Método de *clustering* e inteligencia artificial para clasificar y proyectar delitos violentos en Colombia. *Revista Científica General José María Córdova*, 21(42), 53-72. <https://dx.doi.org/10.21830/19006586.655>
- Instituto Nacional de Medicina Legal y Ciencias Forenses (INMLCF). (s.f.). *Boletines Estadísticos Mensuales* [página web]. <http://tinyurl.com/bdfmb6vc>
- Janiesch, C., Zschech, P., & Heinrich, K. (2021). Machine learning and deep learning. *Electronic Markets*, 31(3), 685-695. <https://doi.org/10.1007/s12525-021-00475-2>
- Kumar, A., Sharma, K., & Sharma, A. (2021). Genetically optimized Fuzzy C-means data clustering of IoT-based biomarkers for fast affective state recognition in intelligent edge analytics. *Applied Soft Computing*, 109, 107525. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107525>
- Márquez, J. (2020). Inteligencia artificial y Big Data como soluciones frente a la covid-19. *Revista de Bioética y Derecho*, 50, 315-331. <https://doi.org/10.1344/rbd2020.50.31643>
- Miller, T., Hoffman, R., Amir, O., & Holzinger, A. (2022). Special issue on Explainable Artificial Intelligence (XAI). *Artificial Intelligence*, 307, 103705. <https://doi.org/10.1016/j.artint.2022.103705>
- Moturi, C., Okemwa, V., & Orwa, D. (2022). Big data analytics capability for digital transformation in the insurance sector. *International Journal of Big Data Management*, 2(1), 42. <https://doi.org/10.1504/ijbdm.2022.119435>
- Naranjo, A., & Naranjo, C. (2022). Homicidios y suicidios en relación con la inequidad en América Latina. *Revista de Ciencias Económicas, Jurídicas y Administrativas*, 5(9), 9-27. <https://doi.org/10.37135/kai.03.09.01>
- Oberwittler, D. (2019). Lethal violence: A global view on homicide. En *Oxford research encyclopedia of criminology and criminal justice*. <https://doi.org/10.1093/acrefore/9780190264079.013.402>
- Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito. (2019). *Resumen ejecutivo: Estudio Mundial sobre el Homicidio*.
- Ospino, A., & Echeverría, J. (2023). *Incidencia del crimen organizado del narcotráfico en la actual etapa de transición de paz de Colombia*. Universidad Simón Bolívar.
- Peirce, J. (2020). More money more crime: Prosperity and rising crime in Latin America. By Marcelo Bergman [reseña de libro]. *The British Journal of Criminology*, 60(6). <https://doi.org/10.1093/bjc/azaa041>
- Policía Nacional de Colombia. (2023). *Homicidios* [página web con reportes estadísticos]. <https://www.policia.gov.co/delitos-de-impacto/homicidios>
- Reier, R., Nájuez, S., Jorge-Vazquez, J., & Rodríguez, M. (2020). Applied machine learning in social sciences: Neural networks and crime prediction. *Social Sciences (Basel, Switzerland)*, 10(1), 4. <https://doi.org/10.3390/socsci10010004>

- Repetur, A. (2019). *Redes neuronales artificiales* [tesis de pregrado, Universidad Nacional del Centro de la Provincia de Buenos Aires]. RIDAA. <https://www.ridaa.unicen.edu.ar/handle/123456789/2058>
- Salgado Reyes, N., Beltrán, J., Guaña, J., Escobar, C., Nicolalde, D., & Chafla, G. (2019). Modelo para predecir el rendimiento académico basado en redes neuronales y analítica de aprendizaje. *RISTI - Revista Ibérica de Sistemas e Tecnologías de Informação*, 17, 258-266.
- Ríos, J., & Niño, C., (2021). Dinámicas de la inseguridad y la violencia durante la pandemia en Colombia. *Revista UNISCI*, 19(56), 95-115. <https://doi.org/10.31439/unisci-118>
- Rojas, L., & Meneses, C. (2022). Una comparación empírica de algoritmos de aprendizaje automático versus aprendizaje profundo para la detección de noticias falsas en redes sociales. *Ingeniare. Revista Chilena de Ingeniería*, 30(2), 403-415. <https://dx.doi.org/10.4067/S0718-33052022000200403>
- Ruelas, E., Vásquez, J., Cruz, J., Sánchez, J., Baeza, R., & Jiménez, J. (2020). Statistical control of multivariant processes through the artificial neural network multilayer perceptron and the MEWMA graphic analysis. *IEEE Latin America Transactions*, 18(6), 1041-1048. <https://latamt.ieee9.org/index.php/transactions/article/view/1284>
- Shahid, N., Rappon, T., & Berta, W. (2019). Applications of artificial neural networks in health care organizational decision-making: A scoping review. *PloS One*, 14(2), e0212356. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0212356>
- Sierra, J., & Santos, M. (2021). Redes neuronales y aprendizaje por refuerzo en el control de turbinas eólicas. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 18(4), 327. <https://doi.org/10.4995/riai.2021.16111>
- Sossa, J., & Reyes, F. (2021). *Inteligencia artificial aplicada a robótica y automatización*. Marcombo.
- Sterling, V., & Pablo, J. (2023). *Restricción al porte de arma de fuego como mecanismo de disminución de homicidios en Colombia* [tesis de especialización, Universidad Libre de Colombia]. Repositorio Institucional UniLibre. <https://hdl.handle.net/10901/23905>
- Tealab, A. (2018). Time series forecasting using artificial neural networks methodologies: A systematic review. *Future Computing and Informatics Journal*, 3(2), 334-340. <https://doi.org/10.1016/j.fcij.2018.10.003>
- Vargas, J., Ibáñez, R., Norza, E., Duarte, Y., Patiño, M., Eraso, A. (2021). Criminalidad en contexto covid año 2020 y aproximación de una propuesta en neurocriminología. *Revista Criminalidad*, 63(3), 9-31. <https://doi.org/10.47741/17943108.310>
- Yang, L., Moubayed, A., Shami, A., Boukhtouta, A., Heidari, P., Preda, S., Brunner, R., Migault, D., & Larabi, A. (2023). Forensic data analytics for anomaly detection in evolving networks. En *World scientific series in digital forensics and cybersecurity* (pp. 99-137). World Scientific.
- You, J., Leskovec, J., He, K., & Xie, S. (2020, 118 de julio). Graph structure of neural networks. En H. lii & A. Singh (Eds.), *Proceedings of the 37th International Conference on Machine Learning* (vol. 119, pp. 10881-10891).