

Sistema de inteligencia artificial basado en una red neuronal recurrente para la estimación de riesgo de violencia de género

Artificial intelligence system based on a recurrent neural network to estimate the risk of gender violence

Manuel Vladimir Vega Blanco¹, Griselda Stephany Abarca Jiménez¹, Jesús Mares Carreño^{1*}, Yunuén López Grijalba¹, Odette Margarita Viveros Domínguez¹, Francisco Gutierrez Galicia²

¹ Unidad Profesional Interdisciplinaria de Ingeniería Campus Hidalgo, Instituto Politécnico Nacional. San Agustín Tlaxiaca, Hidalgo, México, CP. 42162, Tel. 55 57296000, jmaresc@ipn.mx

² Escuela Superior de Ingeniería y Arquitectura Unidad Zacatenco, Instituto Politécnico Nacional. CDMX, México.

*Autor de correspondencia

Resumen

Palabras clave:

Violencia, género, indicadores, inteligencia, artificial.

El objetivo de este trabajo es establecer la información pertinente para identificar, por medio de un sistema de inteligencia artificial, qué indicadores potencializan el riesgo de experimentar violencia de género. Se implementó un sistema de inteligencia artificial que calcula el nivel de riesgo de violencia física, psicológica, sexual y económica al que una mujer podría estar expuesta, de acuerdo con factores psicosociales basado en datos de mujeres mexicanas recabados en 2023. La metodología utilizada para la creación del sistema es heurística y se plantea una red neuronal recurrente implementada en Python. Los resultados obtenidos indican que los casos de mayor riesgo son mujeres sin pareja y aquellas que se encuentran en los puntos extremos de escolaridad, como estudios básicos incompletos o estudios superiores completos. Se puede concluir que es posible generar una base de datos depersonalizada con indicadores cuantificables para su potencial uso en otro estudio.

Abstract

Keywords: Violence, gender, indicators, artificial, intelligence.

The objective of this study is to establish the relevant information to identify, through an artificial intelligence (AI) system, which indicators increase the risk of experiencing gender-based violence. An AI system was implemented to assess the risk levels of physical, psychological, sexual, and economic violence to which a woman could be exposed, based on psychosocial factors derived from data collected from Mexican women in 2023. The methodology employed is heuristic and involves a recurrent neural network built in Python was trained with this data. The results obtained indicate that the cases of highest risk are women without a partner and those at the extremes of education levels, such as incomplete basic education or completed higher education. It can be concluded that it is possible to create a depersonalized database with quantifiable indicators to be used in future studies.

Recibido: 15 de julio de 2024

Aceptado: 22 de julio de 2025

Publicado: 25 de febrero de 2026

Cómo citar: Vega, M. V.; Abarca, G. S.; Mares, J.; López, Y.; Viveros, O. M.; & Gutierrez, F. (2026). Sistema de inteligencia artificial basado en una red neuronal recurrente para la estimación de riesgo de violencia de género. *Acta Universitaria*, 36, e4316. doi: <https://doi.org/10.15174/au.2026.4316>

Introducción

La Organización Mundial de la Salud (OMS) define la violencia como “el uso intencional de la fuerza o el poder físico contra uno mismo, otra persona o un grupo o comunidad, que cause o tenga altas probabilidades de causar lesiones, muerte, daños psicológicos, trastornos del desarrollo o privaciones” (Ministerio de Sanidad, 2024). La violencia se segmenta de diversas maneras: por ciudad, género, factores sociales y económicos, entre otros, donde las mujeres y jóvenes aparecen como los grupos más afectados. Por ejemplo, en 2021 se registró que al menos 4473 mujeres fueron víctimas de feminicidio en 29 países y territorios de Latinoamérica, según el Observatorio de Igualdad de Género de América Latina y el Caribe de la Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL, 2024). Además, de acuerdo con las Encuestas Nacionales sobre la Dinámica de las Relaciones en los Hogares en México, en el año 2021, el 70.1% de mujeres mayores de 15 años reportan haber experimentado incidentes de violencia y el 42.8% la vivió a lo largo del último año (Instituto Nacional de Estadística y Geografía [INEGI], 2024).

El riesgo de violencia más frecuente en el caso de una mujer son las agresiones de carácter sexual, aunque también puede presentarse violencia económica, psicológica, emocional y física, entre otras. En México, en el año 2023 se reportó que es más común que los hombres sufran con delitos como fraude, robo, extorsión o lesiones; en contraste, en cuanto a delitos sexuales (hostigamiento, intimidación sexual, manoseo, exhibicionismo, intento de violación o violación), 11 son cometidos hacia las mujeres por cada delito sexual cometido hacia los hombres. Diversos organismos se encargan de cuantificar indicadores de la violencia en la población dependiendo de componentes como: el ambiente en que viven las personas (urbano o rural), la edad de la víctima, la situación conyugal o la escolaridad.

Antecedentes

Existen diversos estudios que indagan sobre cómo se ejerce violencia sobre la mujer en redes sociales (González-Véliz & de Andrés, 2023; López & Maldonado, 2023) y en el mundo laboral (Rodríguez *et al.*, 2022), en la política (Murcia *et al.*, 2024; Ricón-Isaza & Grisales-Pascuaza, 2024) y los efectos de la violencia en la salud mental (Maier, 2007).

Leal-Enríquez (2024) desarrolló un *software* que utiliza algoritmos para hacer simulaciones del progreso de la violencia en una relación de pareja, con el fin de buscar soluciones oportunas. El investigador afirma que:

una vez que se ha identificado a la víctima y establecido su nivel de violencia actual (usualmente mediante cuestionarios y/o herramientas estadísticas), es importante mostrar a la víctima la probable condición de violencia que podría vivir a manos de su perpetrador, con la finalidad de establecer una estrategia de ayuda (Leal-Enríquez, 2024).

El análisis de indicadores es necesario para establecer las políticas y estrategias que permitan el acceso a las mujeres a una vida libre sin violencia. La Oficina de las Naciones Unidas contra la Droga y el Delito (UNODC) utiliza nuevas tecnologías y enfoques innovadores para prevenir la violencia contra las mujeres, a través del manejo de los diversos indicadores que permiten tener una perspectiva preventiva en el diagnóstico y estadificación de los actos de violencia contra las mujeres (Naciones Unidas, 2023).

Acorde al seminario de indicadores de violencia contra las mujeres (Oficina en México del Alto Comisionado de las Naciones Unidas para los Derechos Humanos, 2011), con la finalidad de analizar la viabilidad de conformar un sistema integral de indicadores de violencia contra las mujeres y facilitar espacios para discusión y análisis del tema, se identificó que los indicadores ilustrativos sobre el derecho de las mujeres a una vida libre de violencia requerían cambios a fin de proporcionar información relevante para la medición del nivel de cumplimiento de este derecho (Instituto Nacional de las Mujeres [Inmujeres], 2022).

Con la perspectiva anterior, se han promovido proyectos como la Escala de Violencia e Índice de Severidad, en vías de identificar los indicadores que permitan establecer de manera efectiva estrategias de prevención a las diferentes formas de violencia de género (Valdez-Santiago *et al.*, 2006).

La inteligencia artificial y la violencia de género

En cuanto a la aplicación de la inteligencia artificial (IA) en la descripción de fenómenos sociales, se han desarrollado modelos matemáticos para medir la productividad (Hernández & Almonte, 2024), el impacto de programas sociales en los hogares (Corte, 2024), rendimientos de mercado y sustentabilidad (Silva *et al.*, 2023), modelos farmacéuticos (Zaniolo *et al.*, 2024), teorías de equilibrios monetarios (Dimand, 2024), o la emisión de CO₂ (Paris *et al.*, 2023). Sin embargo, desde el punto de vista de la creación de modelos matemáticos para la estimación de riesgo de violencia, la investigación en áreas STEM (Science, Technology, Engineering and Mathematics) relacionadas con la equidad de género aún son escasas, debido a la dificultad que representa cuantificar el fenómeno de equidad de género y establecer indicadores universales que permitan describirlo.

Si bien existen trabajos destacados como los de Mishra & Kumar (2023), Idemudia & Onoshakpor (2023) y Liu & Murphy (2022), entre otros, estos se caracterizan por no incluir personas latinoamericanas, por ello resulta importante seguir sumando esfuerzos para estudiar y entender el fenómeno de la violencia de género en el contexto social y cultural de naciones latinoamericanas como México

Cabe destacar que en Latinoamérica los indicadores como "el número de hijos" son relevantes para identificar el grado de riesgo, pero en algunos países europeos este indicador no tiene el mismo impacto social debido a las diferencias contextuales y culturales. Por ello, para este estudio se parte de la clasificación universal que han adoptado diversas organizaciones, a saber: violencia psicológica, económica y/o patrimonial; violencia física; y violencia sexual (Figura 1).

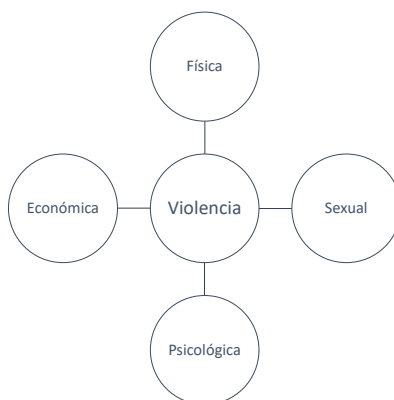


Figura 1. Clasificación de la violencia
Fuente: Elaboración propia.

Actualmente, diversos organismos se encargan de cuantificar la información relacionada con la violencia de género; sin embargo, los mecanismos para identificar los factores más relevantes pasan por un periodo en el que la víctima ya ha sufrido violencia y las recomendaciones se hacen después de haber sufrido dicha experiencia. En este trabajo se busca establecer la información pertinente para identificar factores como el ambiente en el que vive la víctima, la edad, y que es lo que la hace más propensa a ser víctima de violencia antes de experimentarla. Esto tiene la finalidad de calcular el factor de riesgo y recibir orientación oportuna, así como disminuir la probabilidad de ser víctima de violencia. La herramienta que se pretende utilizar para lograr este objetivo es la IA.

La IA es implementada en procesos y algoritmos para que un sistema aprenda y tome decisiones basadas en datos que faciliten la predicción de un posible resultado. La IA se usa en la actualidad para predecir comportamientos de mercados (Patil *et al.*, 2024), generar "arte" (Hayawi *et al.*, 2024), procesar lenguaje natural para detectar enfermedades (Abdulla *et al.*, 2023), dar sugerencias de compra y organizar agendas (Chowdhury & Ahmad, 2023), manejar la logística (Wang, 2019), planear inventarios (Chaudhary *et al.*, 2020), etc. Y es que estas aplicaciones de la IA son posibles debido a la existencia de datos históricos; en otras palabras, es posible crear una imagen digital con características que el usuario especifique, porque existe un número extremadamente alto de imágenes digitales disponibles en repositorios gratuitos y de paga con temas preclasificados, como decoración, automóviles, paisajes.

No obstante, el uso de esta herramienta para predecir fenómenos sociales no ha sido explorado con profundidad, debido a la dificultad de tener datos históricos estandarizados y en suficiencia. Un ejemplo de esto es que una red neuronal artificial puede predecir la temperatura promedio de una región específica puesto que existen repositorios con información de hasta 10 años de monitoreo diario, pero esto no sucede con fenómenos sociales debido a cambios administrativos, políticas gubernamentales, suficiencias presupuestales, etc.

Aun así, se han hecho algunos esfuerzos que representan estos desarrollos. Reyner-Fuentes *et al.* (2024) presentan un sistema para detectar violencia de género. Otro trabajo relevante en el tema de violencia de género y el internet de las cosas (IoT, por sus siglas en inglés) es el de Miranda *et al.* (2022), en donde se desarrolló un botón de pánico. También se menciona el estudio de Soldevilla & Flores (2021), en el que se identifica contenido de redes sociales que promueven la violencia de género. Un estudio más reciente enfocado en aplicaciones sociales es el de Teo (2025), en donde se crea un sistema de IA asociado a la vulnerabilidad y la resiliencia. Finalmente, Baroni & Padovani (2025) abordan temas sobre género y democracia.

Redes Neuronales

Dentro del campo de la IA se encuentra el aprendizaje de máquina, el cual tiene la capacidad de identificar patrones en datos masivos y de elaborar predicciones. Un área del aprendizaje de máquina son las redes neuronales (RN). Originalmente, las RN se concibieron como método inspirado en el funcionamiento del cerebro para mimetizar un proceso de "pensamiento" basado en cómo interactúan las neuronas con sus dendritas y sus funciones de activación. Las RN son sistemas que están regidos por la información de entrada, generalmente información masiva. De forma general una red neuronal debe poseer:

- Objetivos de aprendizaje, que es un conjunto de datos preclasificados.
- Una función de pérdida que permite calcular la diferencia entre lo que predice la red neuronal y lo que realmente ocurre.

- Un optimizador, que es un auxiliar para llegar más rápidamente a la “comprensión” correcta de la información.
- Pesos que son un conjunto de hiperparámetros internos ajustables de una arquitectura de red neuronal para lograr “aprender” la información.

La computación actual ha permitido que dichas RN adquieran capacidades como procesar datos y tomar decisiones; sin embargo, la manera en la que estas funcionan ha evolucionado de manera significativa, alejándolas de la concepción original, pero conservando los términos que se usan en neurobiología. Estas tienen una amplia variedad de aplicaciones, como: clasificación de patrones, aproximación de funciones, mapeo, predicción de números, control, optimización, entre otros. Ejemplos de esto se pueden encontrar en Bonet & Geffner (2020), Chitnis *et al.* (2021), Juba & Stern (2022) y Karia *et al.* (2024). Una red neuronal busca obtener la salida conociendo solo las entradas y los objetivos.

Si bien la IA ha sido usada para crear contenidos digitales que atentan contra los derechos humanos en materia de violencia de género (Rodríguez, 2023), el uso de tecnología suscita preocupación en el mundo, ya que dificulta la protección y promoción de los derechos humanos debido a que un algoritmo de aprendizaje de máquina tiene el potencial de reforzar estereotipos relacionados con violencia.

En este trabajo se busca mostrar que la IA se puede usar en el tema de violencia de género de manera positiva. Para esto se introducen conceptos básicos sobre cómo crear un sistema de IA, específicamente una red neuronal, que permite calcular el nivel de riesgo de experimentar violencia de género.

Una red neuronal artificial es un elemento dentro de la clasificación de IA que tiene la característica de aprender información. En general, una red neuronal puede cumplir dos funciones: clasificar información o realizar un proceso al que se le llama regresión numérica, que consiste básicamente en predecir un parámetro. Una red neuronal puede aprender de manera supervisada, es decir, el creador de la arquitectura le dice a la red qué datos se relacionan con cuáles objetivos. También existe el aprendizaje no supervisado, en el que no existen relaciones previas entre datos y objetivos, sino que la red por sí misma identifica la relación. El aprendizaje autosupervisado es una mezcla entre el aprendizaje supervisado y el no supervisado, ya que la red misma se encarga de colocar etiquetas intermedias para aprender la información. Y, finalmente, el aprendizaje reforzado es un tipo de red donde un agente recibe la información sobre su entorno y aprende a tomar decisiones para maximizar recompensas. En este trabajo se crea una arquitectura de red neuronal de aprendizaje supervisado.

Una red neuronal está organizada en elementos llamados capas o niveles, que tienen la tarea de identificar los patrones en la información a través de una función objetivo. Una red neuronal se identifica como aprendizaje profundo cuando la información que procesa es muy grande; se habla de millones de datos, para lo cual usa muchas capas de procesamiento, llegando a tener miles o incluso millones de nodos de interconexión. La relación entre la calidad de la clasificación o el pronóstico que la red neuronal pueda dar está directamente ligada a la calidad y cantidad de información con la que se cuenta para lograr el proceso de aprendizaje. Para el caso específico del que se habla en este trabajo, la red neuronal aquí presentada realizará un primer proceso de pronóstico, que es calcular el nivel de riesgo que presenta una mujer de acuerdo con sus características, y, posteriormente, con ese valor clasificará si el riesgo es bajo, medio o alto.

Materiales y métodos

El proceso de creación de una arquitectura de red neuronal requiere de diferentes etapas, en este caso se busca trabajar en la primera y segunda etapa: 1) la búsqueda y análisis de información, y 2) la creación de un conjunto de datos normalizados para alimentar a la red neuronal.

Etapa uno: personalización de la variable (social, ambiental, etc.) que se va a pronosticar. Para este experimento se usaron los datos de INEGI (2023) considerando los distintos elementos que mide este organismo, como escolaridad, comunitario, familiar, etc. (Tabla 1).

Tabla 1. Clasificación propuesta para la segmentación de población de mexicanas con 15 años o más.

CARACTERÍSTICA	OPCIONES				
Lugar donde radica	Rural		Urbano		
Situación conyugal	Casada/Unión libre		Separada/Divorciada/Viuda		Soltera
Edad (años)	15-24	25-34	45-54	55-64	65 o más
Escolaridad	Básica incompleta	Básica completa	Media superior completa	Superior completa	

Fuente: Elaboración propia.

La variable objetivo para este caso es medir el nivel de riesgo. En cuanto a las RN, se trabajan sobre términos de probabilidad, y los datos generalmente están distribuidos en un rango finito entre 0 y 1. Así, cuando el valor es más cercano a 0, la probabilidad de ocurrencia de un evento (en este caso existe bajo nivel de riesgo) es escasa; por el contrario, cuando el valor se aproxima a 1, la probabilidad de ocurrencia es muy alta (en este caso existe alto nivel de riesgo). En este sentido, las RN artificiales brindan un enfoque diferente para abordar cuestiones psicosociales en comparación con los modelos lineales convencionales. Por ejemplo, cuando se usa una red neuronal se pueden incluir variables de naturaleza diversa, como narrativas, comentarios, número de hombres y mujeres, la temperatura de un lugar, etc. Y la diferencia entre las unidades de medida de las diversas variables pasa a segundo plano al normalizar las entradas.

Etapa dos: Normalización de los datos. Como ya se mencionó previamente, para iniciar, es necesario contar con un conjunto de datos que le permitan a la red neuronal cumplir con su proceso de aprendizaje. Los elementos esenciales para este paso son:

- Recopilar datos confiables
- Analizar los datos para identificar suficiencia de estos
- Elegir cuáles conformarán el conjunto que va a alimentar la red neuronal y cuál de todos será la salida esperada.

Cuando se trata de recopilar información, es crucial identificar ciertos principios elementales. En primer lugar, la información debe provenir de fuentes confiables y verificables. Se requiere una atención meticulosa en la preparación de los datos de entrada y salida. El proceso para identificar las variables de entrada necesarias está condicionado por la naturaleza del problema que se está evaluando; por ejemplo, cuando se habla de IA, el sistema por sí solo encontrará los patrones y la relación entre los datos, es decir, el analista no asume una relación preexistente.

En este contexto, es factible afirmar que una red neuronal destinada a proveer pronósticos puede ser creada mediante diversos tipos de información:

- a. Datos vinculados explícita e implícitamente con la variable de salida en el ámbito específico
- b. Información derivada de las acciones relacionadas con la variable de salida

El INEGI (2023) establece que, al 2021, en México vivían 128 millones de personas, de las cuales el 51.2% son mujeres. De este porcentaje, más del 77% son mayores de 15 años. Los datos utilizados para este experimento corresponden a este sector de la población, esto se debe a que es una edad en la que -debido a factores como el trabajo o los estudios- la convivencia social y la movilidad aumentan en gran medida.

Las características por considerar se muestran en la Tabla 1, que son: área donde radica (rural o urbana) y situación conyugal (casada, en unión libre, separada, divorciada, viuda o soltera). Otros factores relevantes son la edad y la escolaridad. Estas características son utilizadas son las reportadas por el INEGI con datos cuantitativos referentes a probabilidad de experimentar violencia. Aunque existen otros factores para medir el riesgo de violencia, se consideraron solo estos debido a la dificultad de obtener dichos datos, ya que estas cuatro variables (área donde radica, situación conyugal, edad y escolaridad) son las únicas que son medidas por organismos confiables, cuyos datos son públicos y despersonalizados (Figura 2). Con esto, lo que se quiere decir es que la generación de muestras para crear el sistema de IA radica en despersonalizar la toma de información, ya que se busca que el cálculo de riesgo se pueda realizar sin la necesidad de que la persona experimente una situación de violencia y que cualquier mujer pueda encontrar la combinación de características que la identifican.

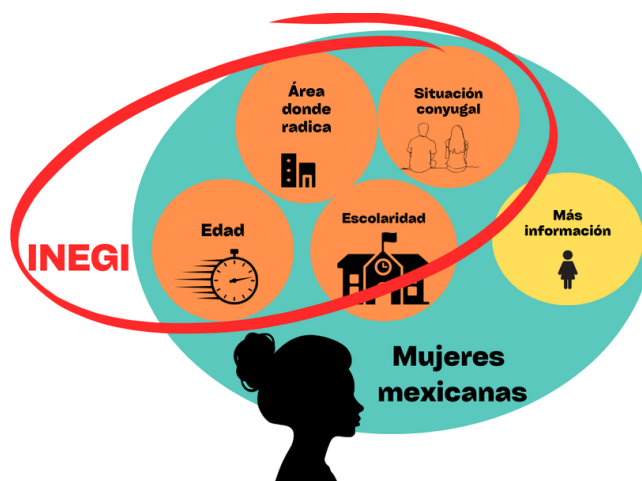


Figura 2. Información utilizada para generar el conjunto de datos.

Fuente: Elaboración propia.

Las salidas que se buscan predecir serán los niveles de riesgo que existen de experimentar alguno de los diferentes tipos de violencia en un intervalo del 0% al 100% de probabilidad. Una vez que se ha seleccionado la variable a estudiar, es necesario definir los parámetros para medir el fenómeno. El proceso que este equipo de trabajo siguió se detalla a continuación.

Se cuenta con el porcentaje de pertenencia a cada grupo social de manera individual; es decir, una mujer de 15 años ha experimentado violencia por parte de su actual o última pareja a lo largo de la relación por grupos de edad, como se muestra en la Figura 3.

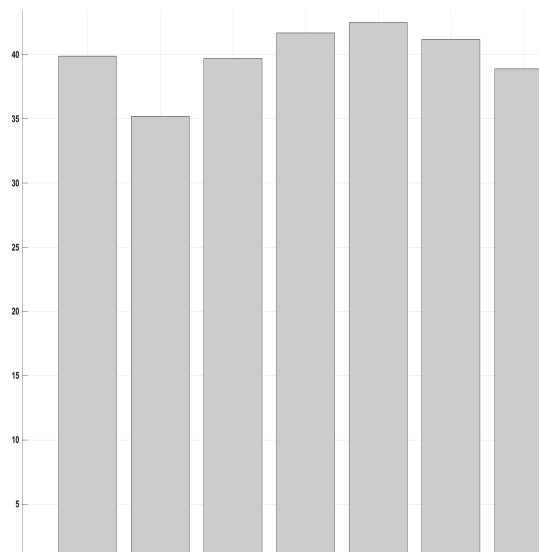


Figura 3. Porcentaje de mujeres de 15 años y más que han experimentado violencia por parte de su actual o última pareja a lo largo de la relación por grupos de edad

Fuente: INEGI (2023).

Sin embargo, el objetivo es tener la capacidad de calcular la probabilidad de experimentar diferentes tipos de violencia no solo por la edad de la persona, sino por otros factores, como los ya mencionados.

Según los datos de INEGI (2023), una mujer de área rural tiene la probabilidad de experimentar violencia en un 44% y 47% si es casada, 55.3% si tiene entre 15 y 24 años, y 75% si completó el nivel medio superior. Por tanto, a través de estos datos se calcula la probabilidad de que una mujer experimente violencia, dado que vive en un área rural, tiene entre 15 y 24 años, es casada y completó el nivel medio superior. Así, la probabilidad combinada de estos factores permite saber el nivel de riesgo de experimentar violencia psicológica. De esta manera, se asegura que todos los elementos psicosociales que conforman la vida de cada mujer son considerados.

Entonces se generó un vector característico para cada combinación posible (Tabla 2). Por ejemplo:

Tabla 2. Clasificación numérica para establecer vectores característicos para la generación del conjunto de datos.

CARACTERÍSTICA		
Lugar donde radica	Rural	1
	Urbano	2
Situación conyugal	Casada/Unión libre	1
	Separada/Divorciada/Viuda	2
	Soltera	3
Edad (años)	15-24	1
	25-34	2
	35-44	3
	45-54	4
	55-64	5
	65 y más	6
Escolaridad	Básica incompleta	1
	Básica completa	2
	Media superior completa	3
	Superior completa	4

Fuente: Elaboración propia.

Se considera $\mathcal{P}$ a la población objetivo, en este caso, mujeres cuya edad es mayor o igual a 15 años; es un conjunto finito.

Sobre el conjunto $\mathcal{P}$ se definen las siguientes particiones:

$$a) \quad \mathcal{P} = A_1 \cup A_2$$

donde:

$$A_1 = \{x \in \mathcal{P} \mid x \text{ vive en una zona rural}\}$$

$$A_2 = \{x \in \mathcal{P} \mid x \text{ vive en una zona urbana}\}$$

$$A_1 \cap A_2 = \emptyset$$

$$b) \quad \mathcal{P} = B_1 \cup B_2 \cup B_3$$

donde:

$$B_1 = \{x \in \mathcal{P} \mid \text{el estado civil de } x \text{ es casada}\}$$

$$B_2 = \{x \in \mathcal{P} \mid \text{el estado civil de } x \text{ es viuda/separada/divorciada}\}$$

$$B_3 = \{x \in \mathcal{P} \mid \text{el estado civil de } x \text{ es soltera}\}$$

$$B_1 \cap B_2 \cap B_3 = \emptyset$$

$$c) \quad C_i = \{x \in \mathcal{P} \mid \text{la edad de } x \text{ está en el rango de edad } R_i\}$$

donde:

$$R_1 = \{n \in \mathbb{Z} \mid 15 \leq n \leq 24\}$$

$$R_2 = \{n \in \mathbb{Z} \mid 25 \leq n \leq 34\}$$

$$R_3 = \{n \in \mathbb{Z} \mid 35 \leq n \leq 44\}$$

$$R_4 = \{n \in \mathbb{Z} \mid 45 \leq n \leq 54\}$$

$$R_5 = \{n \in \mathbb{Z} \mid 55 \leq n \leq 64\}$$

$$R_6 = \{n \in \mathbb{Z} \mid 65 \leq n\}$$

Claramente, $\mathcal{P} = \bigcup_{i=1}^6 C_i$ y $C_i \cap C_j = \emptyset$ si $i \neq j$

$$d) \quad D_i = \{x \in \mathcal{P} \mid \text{el nivel educativo de } x \text{ es } i\}$$

donde 1 corresponde a educación básica incompleta, 2 a educación básica completa, 3 a educación superior completa y 4 a educación superior completa.

Claramente, $\mathcal{P} = \bigcup_{i=1}^4 D_i$ y $D_i \cap D_j = \emptyset$ si $i \neq j$

sean:

$$A = \{1, 2\}, B = \{1, 2, 3\}, C = \{1, 2, 3, 4, 5, 6\} \text{ y } D = \{1, 2, 3, 4\}$$

Se define el espacio de vectores característicos como:

$$\Omega := A \times B \times C \times D$$

Por el principio fundamental del conteo:

$$|\Omega| = |A \times B \times C \times D|$$

$$|\Omega| = |A| \cdot |B| \cdot |C| \cdot |D|$$

$$|\Omega| = 2 \cdot 3 \cdot 6 \cdot 4 = 144$$

Por lo tanto:

$$\Omega = \{\langle a, b, c, d \rangle \mid a \in A, b \in B, c \in C, d \in D\}$$

Entonces, se define la función característica $f_c: \mathcal{P} \rightarrow \Omega$ dada por:

$$f_c(x) = \langle \alpha(x), \beta(x), \gamma(x), \delta(x) \rangle$$

donde $\alpha(x), \beta(x), \gamma(x), \delta(x)$ son las funciones de estado:

$$\alpha(x) = i, \text{ si } x \in A_i$$

$$\beta(x) = j, \text{ si } x \in B_j$$

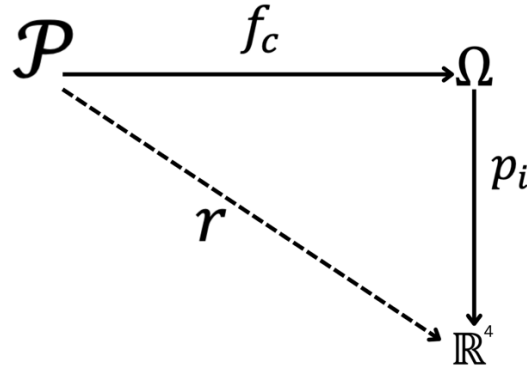
$$\gamma(x) = l, \text{ si } x \in C_l$$

$$\delta(x) = k, \text{ si } x \in D_k$$

De esta manera, la información oficial proporcionada por el INEGI brinda la medida de probabilidad $p_{iA}, p_{iB}, p_{iC}, p_{iD}$, que es la probabilidad de ocurrencia de violencia para cada conjunto del elemento i .

Entonces $p_i: \Omega \rightarrow \mathbb{R}, i = 1, 2, 3, 4$. Así, $p_i = p_{iA} p_{iB} p_{iC} p_{iD}$, donde p_i es la probabilidad condicional del vector característico i .

El riesgo r , entonces, se define por $r = p_i \cdot f_c$



en donde *riesgo* = *probabilidad de que x sufra violencia*

Así, por ejemplo: si la mujer pertenece a un área rural le corresponde 1, si la mujer es soltera es 3, si tiene 27 años le corresponde un 2 y si ha terminado sus estudios superiores le corresponde 4. El vector característico queda como: [1,3,2,4].

La salida de probabilidad combinada se calcula con base en los datos del INEGI (2023), y el vector de salida queda como:

$$\text{Vector característico de salida} = \begin{bmatrix} \text{Probabilidad de experimentar violencia psicológica} \\ \text{Probabilidad de experimentar violencia sexual} \\ \text{Probabilidad de experimentar violencia económica} \\ \text{Probabilidad de experimentar violencia física} \end{bmatrix}$$

Por ejemplo, se puede calcular la probabilidad de eventos combinados encontrando el producto de sus respectivas probabilidades de ocurrencia, teniendo en cuenta que se asume que dichos eventos son independientes uno del otro. Entonces, la probabilidad de riesgo de experimentar violencia psicológica para un vector característico [1,2,1,4] será el producto de las probabilidades de ocurrencia. Para términos de este trabajo, se asumen como eventos independientes el hecho de vivir en una zona rural o el hecho de estar casada. Es importante resaltar que solo bajo esta consideración es válido el modelo generado. De tal manera que el primer vector característico sería [1,1,1,1], que corresponde a una mujer que vive en un medio rural, es casada, es menor a 24 años y tienen educación básica incompleta. Por otro lado, el último vector característico es [2,3,6,4] que corresponde a una mujer que vive en un medio urbano, es soltera, tiene más de 65 años y tienen educación superior completa. De este modo, existen 144 combinaciones y necesariamente existe un vector característico que le corresponde a cada mujer bajo esta clasificación. Entonces, en este punto se debe resaltar que ninguna mujer fue entrevistada para generar esta base de datos, sino que el proceso es inverso. Se consideran estas cuatro características medidas por un organismo regido bajo un rigor científico estadístico y se organiza la información de tal manera que cada mujer pueda hallar su vector característico de acuerdo con sus características.

De esta manera se generan 144 muestras, cada muestra corresponde a una combinación de características (vivir en un área urbana, ser casada, tener más de 25 años y escolaridad media superior terminada). De esta forma, la entrada al sistema es el vector característico y la salida es cada una de las probabilidades de experimentar violencia.

El sistema de IA se planteó pensando en aprender los vectores característicos de la sección anterior y entonces determinar numéricamente la probabilidad de experimentar violencia con base en las características biopsicosociales de la mujer (Figura 4). Para la activación del proceso de aprendizaje, la selección de la arquitectura y el ajuste automático de los hiperparámetros de la red neuronal es necesario considerar los siguientes elementos:

- a. En este caso, la base de datos no tiene una división temporal, ya que los datos de un vector característico no dependen del otro.
- b. Al crear una red y ponerla a prueba con los datos con los que se cuentan, el número de capas y la cantidad de neuronas que componen la arquitectura, son prerrogativa del analista.
- c. La manera en la que se va a conectar la arquitectura
- d. La función de activación
- e. La elección de las reglas de aprendizaje
- f. La evaluación de los indicadores de error de la red neuronal

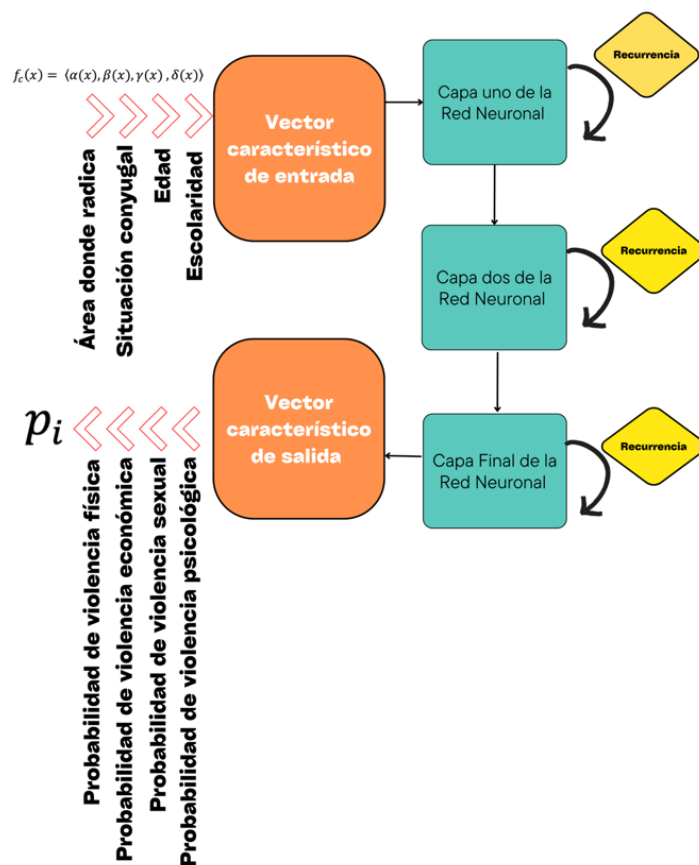


Figura 4. Arquitectura Generalizada de la red neuronal planteada.

Fuente: Elaboración propia.

Los parámetros de aprendizaje se vinculan con cálculos de error. Esto se hace con la finalidad de crear modelos cuyo error sea el menor posible y lograr un pronóstico más acertado, aunque es importante resaltar que un modelo con alta precisión no asegura un pronóstico igual de acertado. Es factible definir valores para estos parámetros que determinen cuándo la red neuronal debe detenerse una vez que se haya alcanzado el valor deseado.

Resultados

La red neuronal quedó configurada como sigue. Se crea un modelo secuencial que permite establecer la relación entre los datos, se usan tres capas densas (la primera cuenta con 144 entradas), se reduce el número de entradas a 69 para la segunda capa densa, posteriormente se realiza una segunda reducción a 38 entradas para la tercera capa densa y, finalmente, lo reducimos a una única salida. Esta arquitectura se usó para cada salida de probabilidad de experimentar violencia. Se usaron funciones de transferencia del tipo lineal, ya que la salida es un valor de probabilidad donde no se presentarán datos negativos. Se usó un cálculo de error RMS (*Root Mean Square*) y una función de pérdida de tipo error cuadrático medio (Figura 5). La métrica para calcular la salida de la red fue error medio absoluto. Para el caso de los pronósticos de violencia psicológica y sexual, la red se entrenó con 20 épocas, mientras que la violencia económica y la violencia física se entrenaron únicamente con 10 épocas. En este caso la diferencia entre las épocas de entrenamiento de cada modelo depende exclusivamente de la naturaleza de los datos y del comportamiento de la función de error. Debido a que las magnitudes de la probabilidad para cada tipo de violencia son diferentes, se esperaba que su modelo requiera hiperparámetros distintos. Finalmente, se tiene que, para la entrega de pronóstico de la variable, una vez que los indicadores de error son suficientemente bajos, se considera que la red neuronal tendrá resultados prometedores, y en este punto es vital evaluar la calidad de las predicciones. Aunque el modelo pueda funcionar bien al seleccionar conjuntos de entrenamiento y prueba, podría ser inapropiado para la etapa de pronóstico.

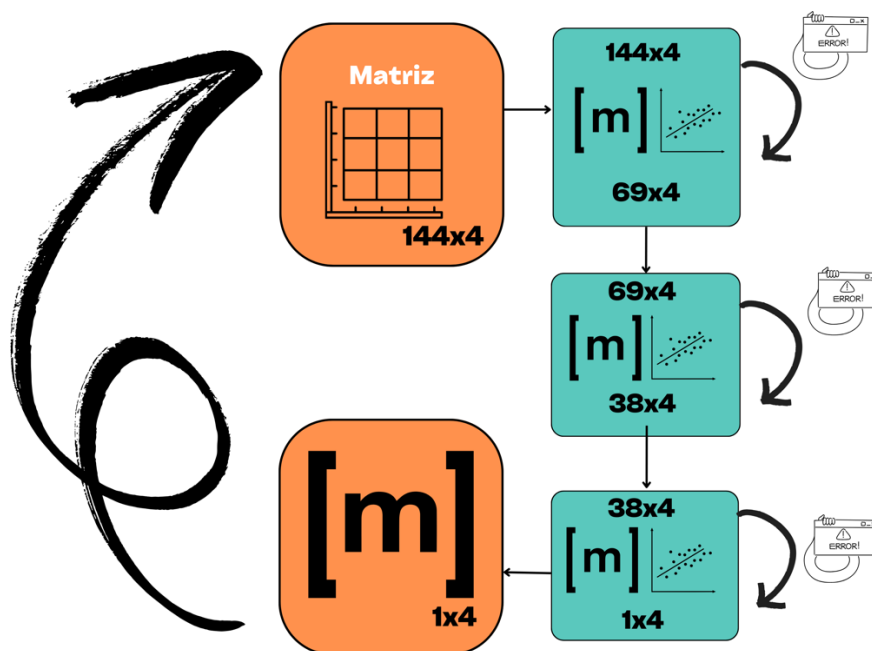


Figura 5. Arquitectura de la red neuronal recurrente para el cálculo de probabilidades.

Fuente: Elaboración propia.

En este punto es importante resaltar que ninguna de las cantidades que se reportan tiene unidades, es decir, se trabaja con números de muestras y cálculos de probabilidad, así como los errores cuadráticos medios, por lo que en ninguna gráfica ni cálculo se detalla este tema.

Con la finalidad de establecer una medida de aceptación, se calcula la convergencia de la red. Para ello, solo de manera ilustrativa se coloca el cálculo del error de la función de pérdida, y posteriormente el porcentaje de violencia de las más de 140 muestras, calculado con estadística descriptiva, y la línea superpuesta de lo predicho por la red. Se calcula el error absoluto medio (MAE, por sus siglas en inglés), que es la distancia vertical promedio entre los patrones ideales y lo predicho por la red (Figura 6 y Figura 8).

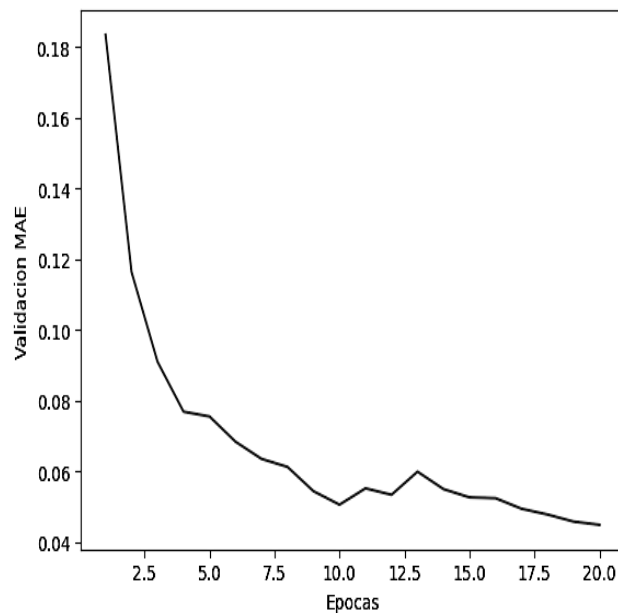


Figura 6. Cálculo de error MAE para la red neuronal de cálculo de violencia psicológica.

Fuente: Elaboración propia.

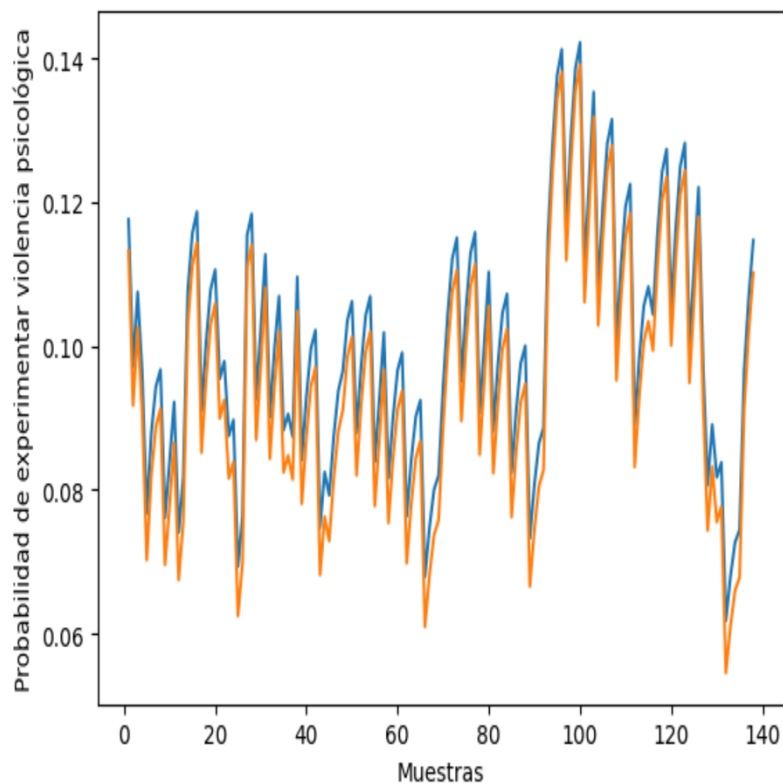


Figura 7. Línea azul, valores de violencia psicológica de distintos vectores característico, línea naranja, valores de violencia psicológica calculados a través de Inteligencia Artificial.
Fuente: Elaboración propia.

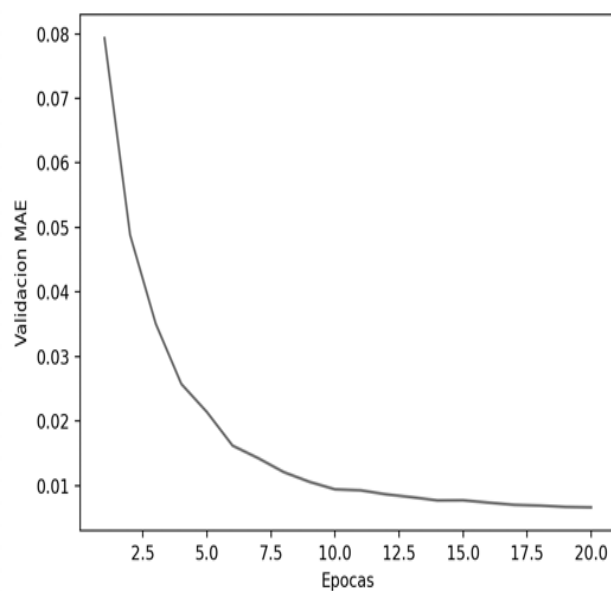


Figura 8. Cálculo de error MAE para la red neuronal de cálculo de violencia sexual.
Fuente: Elaboración propia.

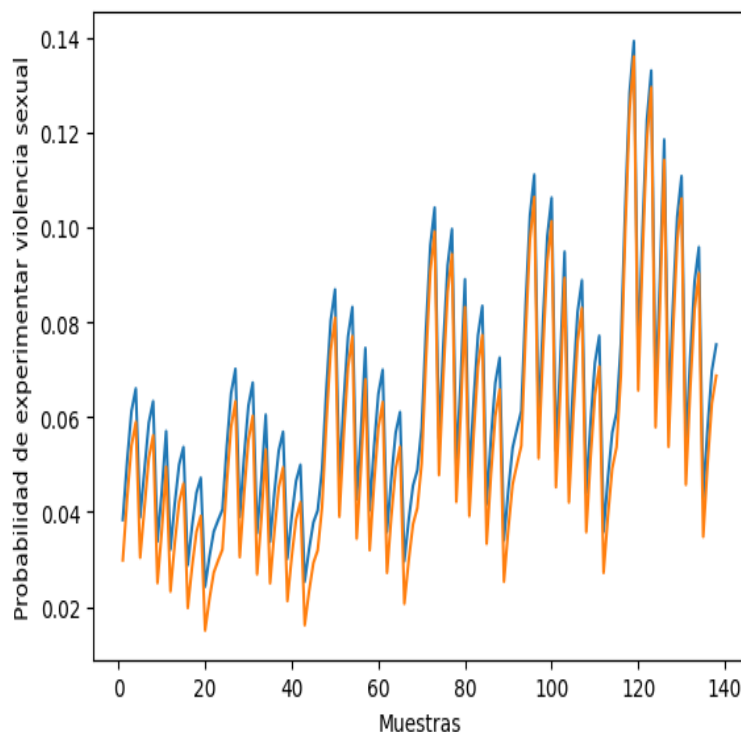


Figura 9. Línea azul, valores de violencia psicológica de distintos vectores característico, línea naranja, valores de violencia sexual calculados a través de Inteligencia Artificial.

Fuente: Elaboración propia.

En la Figura 6 y la Figura 8 es posible observar que el sistema de IA aprende aceptablemente, ya que el error calculado es menor a 0.04. Por otro lado, a partir de la Figura 7 y la Figura 9 se concluye que los patrones reales respecto a los elementos predichos por la red neuronal artificial son suficientemente cercanos como para considerar que estos se superponen. Los modelos de IA muestran solo los resultados de la violencia sexual y la violencia psicológica; sin embargo, los resultados de la violencia económica y la violencia física presentan comportamientos similares con un error MAE menor al 0.04, mientras que los patrones predichos respecto a los reales se superponen.

Discusión

Algunas observaciones interesantes se pudieron obtener de este preprocesamiento. Para el caso de violencia psicológica, el factor que más aporta al cálculo de probabilidad para dar un resultado más alto es vivir en un medio urbano, no tener pareja y ser menor a 25 años, considerando que el factor se dispara significativamente si no se tienen estudios básicos completos. Para el caso de violencia sexual, el factor que más aporta numéricamente es vivir en un medio urbano y tener estudios superiores completos, aunque el factor que también aporta significativamente es tener menos de 25 años. Para el caso de violencia económica, el factor de riesgo que sobresale también coincide con un medio urbano y una edad menor a 25 años. Para la violencia física, el factor de riesgo también coincide con un medio urbano, pero a diferencia de los factores anteriores, se resalta el factor ser separada. Es importante mencionar que el factor de estudios básicos incompletos se repite.

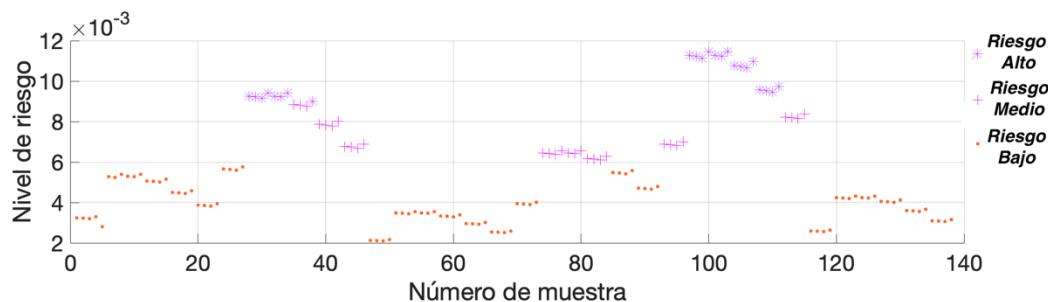


Figura 10. Línea azul, valores de violencia psicológica de distintos vectores característico, línea naranja, valores de violencia sexual calculados a través de Inteligencia Artificial. Niveles de Riesgo de Violencia Económica clasificada como alto, medio o bajo. En el eje x se observa el número de muestra.

Fuente: Elaboración propia.

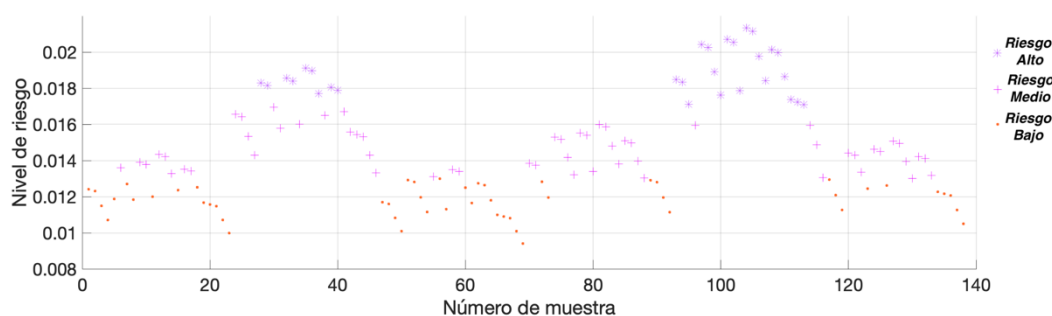


Figura 11. Niveles de Riesgo de Violencia Física clasificada como alto, medio o bajo. En el eje x se observa el número de muestra.

Fuente: Elaboración propia.

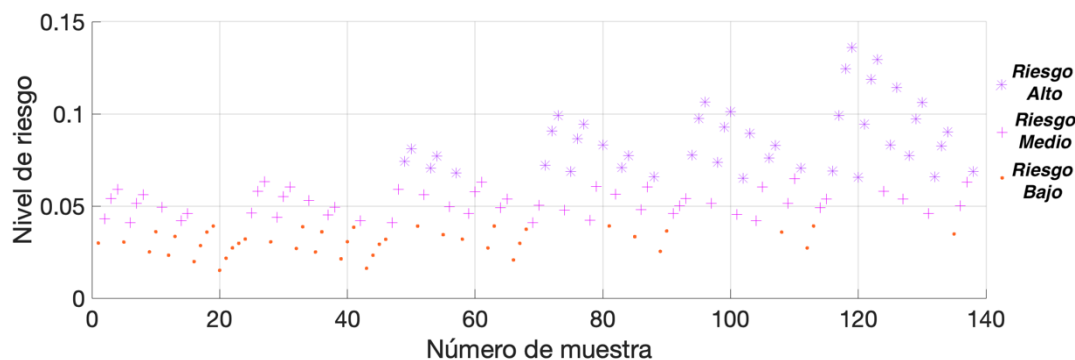


Figura 12. Niveles de Riesgo de Violencia Sexual clasificada como alta, media o baja. En el eje x se observa el número de muestra.

Fuente: Elaboración propia.

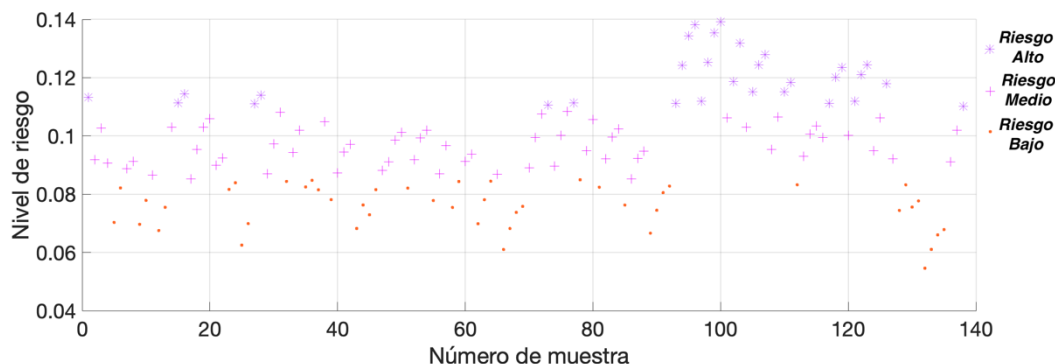


Figura 13. Niveles de Riesgo de Violencia Psicológica clasificada como alto, medio o bajo. En el eje x se observa el número de muestra.
Fuente: Elaboración propia.

En las Figuras 10, 11, 12 y 13 se puede observar que, para todos los tipos de violencia, los vectores característicos alrededor de la muestra, 100 presentan indicadores de violencia de riesgo alto, cuya característica coincidente es que viven en un ambiente urbano, son separadas, son divorciadas o viudas y tienen entre 25 y 44 años. Derivado de estas mismas figuras, se observa que los casos en donde coinciden los niveles de menor riesgo en indicadores de todos los tipos de violencia están las mujeres adultas mayores casadas de áreas rurales. Para los casos de riesgo intermedio no existe un patrón de coincidencia para todos los tipos de violencia.

Respecto a la metodología de cálculo usando IA en contraposición de sistemas de estadística pura, como el cálculo de la probabilidad condicional, se puede resaltar que la red neuronal puede calcular casos en los que la mujer no se identifica con claridad entre la clasificación que los autores proponen. Un ejemplo de esto es: una mujer que radica en una zona urbana, que es soltera, que tiene 24 años y que terminó la preparatoria se puede representar con el vector [2,3,1,3]. Sin embargo, por su momento y situaciones de vida está por cumplir los 25 años y dentro de sus planes está el iniciar una carrera universitaria en una nueva ciudad en un poblado en una zona metropolitana. Su vector característico podría tener una variación [1.5, 3, 1.2, 3.1]. Es decir, ella podría valorar el primer elemento del vector característico en un punto intermedio, ya que vive en la Ciudad de México y se va a mudar a la Universidad de Guanajuato; y aunque es una ciudad grande, no es comparable con la Ciudad de México. El siguiente valor ella lo podría valorar como un 3, ya que sigue siendo soltera; el siguiente valor lo coloca en 1.2 debido a que está por cumplir 25 y pasa al siguiente rango de edad de la clasificación; y, finalmente, el último valor lo considera en 3.1 debido a que ya está por iniciar sus estudios universitarios.

La red neuronal puede calcular el valor de probabilidad combinada con base en los patrones aprendidos de la clasificación. Entonces, la tolerancia que permite las entradas en la red neuronal hace flexible el sistema en términos de los cálculos, ya que para el caso de la probabilidad solo sería posible calcularlo para los casos finitos conocidos por el sistema. Operacionalmente, es posible realizar el cálculo al tomar el vector de entrada y multiplicarla por las matrices de pesos de cada capa; no obstante, es necesario un estudio más profundo para comprobar la hipótesis.

Respecto a la escalabilidad y la adaptabilidad del modelo, se puede comentar que si ciertamente permite conclusiones como que la escolaridad más alta y los ambientes urbanos influyen en incrementar la probabilidad de experimentar violencia sexual de manera general, es necesario enfatizar que este tipo de trabajos, en donde se usan bases de datos despersonalizadas, tienen un sesgo inherente por no considerar más detalles del contexto de la persona que está siendo analizada, ya que los datos provienen de una medida generalizada de una institución pública.

Dentro de las limitaciones que tiene el modelo se puede mencionar que el modelo está construido para un fenómeno social que ocurre en México, por lo que el modelo es local. Aún así, considerando que esta base de datos ya ha sido constituida, es posible utilizarla para futuros estudios en donde sea posible incluir datos de más países, más contextos sociales, así como una actualización periódica de los datos. Con la finalidad de mejorar el modelo, se podría granular la información buscando disminuir los intervalos de edades, contextos sociales, etc.

Conclusiones

En este artículo se observa que se puede obtener un producto estimado del grado de riesgo dependiendo de las características psicosociales de cada mujer. También se resalta la creación de un conjunto de datos que podría ser utilizado no solo para este estudio, sino para cualquier persona que desea trabajar datos referentes al tema de equidad y violencia de género.

Por otra parte, se observa en general que los medios urbanos son más violentos que los rurales. Es posible verificar a través del modelo de IA que los casos de mayor riesgo coinciden con la ausencia de una pareja, y la escolaridad, especialmente en puntos extremos como estudios básicos incompletos o estudios superiores completos.

Por otro lado, de manera global, a partir del análisis de los resultados se puede inferir que las mujeres que tienen mayor educación son más propensas a experimentar violencia en todas sus facetas. En este apartado se puede especular que esto puede deberse a que se tiene una mayor cultura a la denuncia debido a la socialización y campañas de concientización de la violencia que existen en los contextos sociales en los que desenvuelven y los casos se encuentran documentados.

Los hallazgos de esta investigación pueden contribuir a estrategias de prevención, como:

- Evitar estar sola en áreas urbanas.
- Durante los estudios universitarios es necesario establecer estrategias de acompañamiento para disminuir el riesgo y exhortar a las autoridades escolares a implementar programas como los senderos seguros.
- Políticas públicas para incentivar a las mujeres a continuar con sus estudios y para evitar la deserción derivada de la violencia de género.
- Es necesaria mayor educación sexual, con la finalidad de concientizar temas como el consentimiento y la acción.

Agradecimientos

Los autores agradecemos al Instituto Politécnico Nacional (IPN), Unidad Profesional Interdisciplinaria en Ingeniería Campus Hidalgo (UPIIH), por el apoyo recibido a través de la Secretaría de Investigación y Posgrado para el desarrollo de proyectos de investigación con número de registro SIP 20254020, 20254472 y 20254415.

Conflictos de interés

Los autores declaran que no existen conflictos de interés que pudieran haber influido en la investigación realizada.

Referencias

- Abdulla, P. P., Divyasheel, S., & Chandrika, K. R. (2023). KIKO: A tools framework for industrial domain-specific natural language processing tasks. *4th International Conference on Communication, Computing and Industry 6.0 (C2I), Bangalore, India*, 01-06. <https://doi.org/10.1109/C2I659362.2023.10430901>
- Baroni, A., & Padovani, C. (2025). AI, democracy and gender equality: EU regulatory frameworks and the wager of gender mainstreaming. *European Journal of Communication*, 40(4), 411-432. <https://doi.org/10.1177/02673231251349323>
- Bonet, B., & Geffner, H. (2020). Learning first-order symbolic representations for planning from the structure of the state space. *Proceedings of the 24th European Conference on Artificial Intelligence (ECAI-20)*, 2322-2329. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1909.05546>
- Chaudhary, D., Singh, S., Patel, R., Sahoo, B. M., Shivhare, B. D., & Gupta, A. D. (2020). The relationship between neural networks and stock market predictions. *Research, Innovation, Knowledge Management and Technology Application for Business Sustainability (INBUSH)*, Greater Noida, India, 111-118. <https://doi.org/10.1109/INBUSH46973.2020.9392176>
- Chitnis, R., Silver, T., Tenenbaum, J. B., Kaelbling, L. P., & Lozano-Pérez, T. (2021). Glib: Efficient exploration for relational model-based reinforcement learning via goal-literal babbling. *Proceedings of the 35th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-21)*, 11782-11791. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2001.08299>
- Chowdhury, M., & Ahmad, A. (2023). Gardener: A gardening assistance mobile application with plant details, plant shopping, expert contact, alert, and plantation tips facilities. *7th International Conference on Computation System and Information Technology for Sustainable Solutions (CSITSS)*, Bangalore, India, 1-6. <https://doi.org/10.1109/CSITSS60515.2023.10334114>
- Comisión Económica para América Latina y el Caribe (CEPAL). (6 de febrero de 2024). CEPAL: Al menos 4.473 mujeres fueron víctimas de feminicidio en América Latina y el Caribe en 2021. <https://www.cepal.org/es/comunicados/cepal-al-menos-4473-mujeres-fueron-victimas-feminicidio-america-latina-caribe-2021>
- Corte, P. S. (2024). Evaluación de impacto a los programas Proagro y Bienestar sobre los ingresos en los hogares rurales en la región golfo-centro de México. *Revista de Economía*, 41(103), 128-153. <https://doi.org/10.33937/reveco.2024.409>
- Dimand, R. W. (2024). James Tobin on overlapping generations models and the microeconomic foundations of macroeconomics reconsidered. *OEconomia*, 14(1), 21-37. <https://doi.org/10.4000/oeconomia.16900>
- González-Véliz, C., & de Andrés, S. (2023). Corrientes del ciberfeminismo y transición digital feminista en América Latina y el Caribe: hacia un futuro digital más equitativo. *Revista Punto Género*, (20), 31-61. <https://doi.org/10.5354/2735-7473.2023.73459>
- Hayawi, K., Shahriar, S., & Hacid, H. (2024). On digital art generation using generative adversarial networks. *International Conference on Electrical, Computer and Energy Technologies (ICECET)*, Sydney, Australia, 1-6. <https://doi.org/10.1109/ICECET61485.2024.10698003>
- Hernández, V. I., & Almonte, L. (2024). Pobreza y especialización productiva. Un estudio de econometría espacial para los municipios de Oaxaca, México, 2020. *Revista de Economía*, 41(103), 99-127. <https://doi.org/10.33937/reveco.2024.408>
- Idemudia, I., & Onoshakpor, C. (2023). Gender, workforce and artificial intelligence. *IEEE AFRICON*, Nairobi, Kenya, 1-3. <https://doi.org/10.1109/AFRICON55910.2023.10293367>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (2023). *Tableros estadísticos de consumo y variables mensuales*. <https://www.inegi.org.mx/tablerosestadisticos/vcm/>
- Instituto Nacional de Estadística y Geografía (INEGI). (13 de marzo de 2024). *Encuesta Nacional sobre la Dinámica de las Relaciones en los Hogares* [Presentación de PowerPoint]. https://www.inegi.org.mx/contenidos/programas/endireh/2021/doc/endireh2021_presentacion_ejecutiva.pdf
- Instituto Nacional de las Mujeres (Inmujeres). (2022). *Indicadores básicos sobre la violencia contra las mujeres*. http://estadistica.inmujeres.gob.mx/formas/panorama_general.php?menu1=4&IDTema=4&pag=1

- Juba, B., & Stern, R. (2022). Learning probably approximately complete and safe action models for stochastic worlds. *Proceedings of the 36th AAAI Conference on Artificial Intelligence (AAAI-22)*, 9795–9804. <https://doi.org/10.1609/aaai.v36i9.21215>
- Karia, R., Verma, P., Speranzon, A., & Srivastava, S. (2024). Epistemic exploration for generalizable planning and learning in non-stationary settings. *Proceedings of the International Conference on Automated Planning and Scheduling*, 310–318. <https://doi.org/10.1609/icaps.v34i1.31489>.
- Leal-Enríquez, E. (13 de marzo de 2024). *¿Es posible medir matemáticamente la violencia contra las mujeres?*. Comisión Nacional para Prevenir y Erradicar la Violencia Contra las Mujeres. <https://www.gob.mx/conavim/articulos/es-posible-medir-matematicamente-la-violencia-contra-las-mujeres?idiom=es>
- Liu, X. M., & Murphy, D. (2022). Applying a trustworthy AI framework to mitigate bias and increase workforce gender diversity. *IEEE International Symposium on Technology and Society (ISTAS)*, Hong Kong, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ISTAS55053.2022.10227119>
- López, M. F., & Maldonado, N. P. (2023). Debate sobre el sujeto del feminismo: posturas y experiencias de agresión digital de mujeres feministas. *Revista Punto Género*, (20), 241-274. <https://doi.org/10.5354/2735-7473.2023.73467>
- Maier, E. (2007). Convenios internacionales y equidad de género: un análisis de los compromisos adquiridos por México. *Papeles de Población*, 13(53), 175-202. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1405-74252007000300008&lng=es&tlng=es
- Ministerio de Sanidad. (5 de febrero de 2024). *Violencia y salud*. <https://www.sanidad.gob.es/ciudadanos/violencia/violenciaSalud>
- Miranda, J. A., Rituerto-González, E., Luis-Minguez, C., Canabal, M. F., Ramírez, A., & Lanza-Gutiérrez, J. M. (2022). Bindi: affective internet of things to combat gender-based violence. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(21), 21174-21193. <https://doi.org/10.1109/IIOT.2022.3177256>
- Mishra, T., & Kumar, J. (2023). The role of AI in enhancing employee equality and gender justice in the IT industry. *2023 5th International Conference on Inventive Research in Computing Applications (ICIRCA)*, Coimbatore, India, 621–626. <https://doi.org/10.1109/ICIRCA57980.2023.10220629>
- Murcia, D. L., Rivas, L. V., Torres-Rodríguez, G. A., & Ubaque-Galván, I. P. (2024). Tierra y mujer rural en el departamento del Meta: avances de la implementación de la política de tierras en el marco del Acuerdo de paz. *Equidad y Desarrollo*, (43), e1574. <https://doi.org/10.19052/eq.vol1.iss43.1>
- Naciones Unidas. (30 de enero de 2023). *Inteligencia artificial para detectar y prevenir la violencia contra las mujeres*. <https://www.unodc.org/lpomex/es/noticias/enero-2023/inteligencia-artificial-para-detectar-y-prevenir-la-violencia-contra-las-mujeres.html>
- Oficina en México del Alto Comisionado de las Naciones Unidas para los Derechos Humanos (2011). *¿Cómo medir la violencia contra las mujeres en México?*, 35. https://hchr.org.mx/wp/wp-content/themes/hchr/images/doc_pub/Libro_Indicadores_VcM_Final.pdf
- Paris, M., Conte, M., Civit, B., Córca, L., & Mercado, M. V. (2023). Valoración económica de las emisiones de CO₂ por el cambio de uso del suelo. *Economía, Sociedad y Territorio*, 23(73), 901–929. <https://doi.org/10.22136/est20231883>
- Patil, S. M., Kharat, A. M., Jain, S., Tripathi, V. V. R., Bisen, G. K., & Joshi, A. (2024). Investigating the influence and function of artificial intelligence in contemporary marketing management: marketing in the AI era. *International Conference on Advances in Computing, Communication and Applied Informatics (ACCAI)*, Chennai, India, 1–5. <https://doi.org/10.1109/ACCAI61061.2024.10602227>
- Reyner-Fuentes, E., Rituerto-González, E., & Pelaez-Moreno, C. (2024). Machine unlearning reveals that the gender-based violence victim condition can be detected from speech in a speaker-agnostic setting. *arXiv*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.18177>
- Ricón-Isaza, P. N., & Grisales-Pascuaza, V. (2024). Las transformaciones y limitaciones en la participación política: una mirada de la mujer joven. *Equidad y Desarrollo*, (43), e1608. <https://doi.org/10.19052/eq.vol1.iss43.2>

- Rodríguez, A. (20 de octubre de 2023). Más de 100.000 fotos alteradas con IA para fines sexuales: ocho alumnas del IPN se enfrentan a la normalización de la violencia digital en México. *El País*. <https://elpais.com/mexico/2023-10-21/mas-de-100000-fotos-alteradas-con-ia-para-fines-sexuales-ocho-alumnas-del-ipn-se-enfrentan-a-la-normalizacion-de-la-violencia-digital-en-mexico.html>
- Rodríguez, R. E., Castro, D., & Ibarra, S. (2023). Violencia laboral de género como factor que inhibe la participación de las mujeres en el mercado de trabajo de México. *Revista de Economía*, 39(99), 110-133. <https://doi.org/10.33937/reveco.2022.277>
- Silva-Noreña, R., Gavira-Durón, N., Alonso-Rivera, A. (2024). Extensión del modelo de tres factores de Fama y French, rendimiento de mercados y sustentabilidad corporativa. *Revista Mexicana de economía y finanzas*, 19(4). <https://doi.org/10.21919/remef.v19i4.1074>
- Soldevilla, I., & Flores, N. (2021). Natural language processing through BERT for identifying gender-based violence messages on social media. *Proceedings of the IEEE International Conference on Information Communication and Software Engineering*. <https://doi.org/10.1109/ICICSE52190.2021.9404127>
- Teo, S. A. (2025). Artificial intelligence, human vulnerability and multi-level resilience. *Computer Law & Security Review*, 57, 106134. <https://doi.org/10.1016/j.clsr.2025.106134>
- Valdez-Santiago, R., Híjar-Medina, M. C., & Salgado, V. N. (2006). Escala de violencia e índice de severidad: una propuesta metodológica para medir la violencia de pareja en mujeres mexicanas. *Salud Pública de México*, 48(2), 221-231. http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0036-36342006000800002&lng=es&tlng=es
- Wang, D. (2019). Analysis of travelling characteristics based on the back propagation neural network. *IEEE International Conference on Power, Intelligent Computing and Systems (ICPICS)*, 348–352. <https://doi.org/10.1109/ICPICS47731.2019.8942418>
- Zaniolo, O., Maffezzoli, S., Povero, M., & Pradelli, L. (2024). Optimizing treatment of schizophrenia: clinical and economical potential for patient switch to long-acting injectables. *Farmaceutica, Health Economics and Therapeutic Pathways*, 25(1), 9-17. <https://doi.org/10.7175/fe.v25i1.1558>