

Artículo Original

Entrenamiento de una red neuronal para estimación del modelo homeostático de resistencia a la insulina

Training a neural network for estimating the homeostatic model of insulin resistance

Alberto Guevara Tirado¹ 

¹Universidad Científica del Sur. Lima, Perú

Editor responsable: Ángel Ricardo Rolón Ruíz Díaz . Ministerio de Salud Pública y Bienestar Social, Centro Médico Nacional-Hospital Nacional. Itauguá, Paraguay.

Revisor 1: José Luis Vázquez Noguera . Universidad Nacional de Asunción, Facultad Politécnica. San Lorenzo, Paraguay.

Revisor 2: Julio Mello . Universidad Nacional de Asunción, Facultad Politécnica. San Lorenzo, Paraguay.

RESUMEN

Introducción: la evaluación del modelo homeostático es una prueba muy cercana al estándar de oro (pinza euglucémica).

Objetivo: entrenar una red neuronal tipo perceptrón multicapa para determinar el modelo homeostático de resistencia a la insulina.

Metodología: estudio analítico y transversal. El aprendizaje de la red neuronal se realizó a partir de una base de datos de 2004 adultos venezolanos. Posteriormente se añadió 4363 adultos mexicanos de la base de datos de la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición (ENSANUT). Las variables fueron modelo homeostático de resistencia a la insulina (HOMA2-IR), insulina basal, glucosa basal. Se empleó redes neuronales tipo perceptrón multicapa.

Autor de Correspondencia: Alberto Guevara Tirado. Universidad Científica del Sur. Lima, Perú

Correo electrónico: albertoguevara1986@gmail.com

Artículo recibido: 30 de agosto de 2024. **Artículo aprobado:** 12 de diciembre de 2024

 Este es un artículo de acceso abierto, distribuido bajo los términos de [Licencia de Atribución Creative Commons](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), que permite uso, distribución y reproducción en cualquier medio, siempre que se acredite el origen y la fuente originales.

Como citar este artículo: Guevara Tirado A. Entrenamiento de una red neuronal para estimación del modelo homeostático de resistencia a la insulina. Rev. Nac. (Itauguá). 2025;17:e1700105 .

Resultados: el entrenamiento del modelo de redes neuronales tuvo un error relativo de 0,003, mientras que en la prueba fue 0,005. Para HOMA2-IR cualitativo, el porcentaje de pronósticos incorrectos fue 0,60 % en el entrenamiento, y 0,70 % en la prueba. Después del aprendizaje del modelo, se añadió valores de insulina y glucosa basal de 4363 adultos mexicanos, observándose que los valores de HOMA2-IR generados mediante perceptrón multicapa mantuvieron la eficiencia del modelo, obteniéndose un coeficiente de determinación R^2 de 0,983, lo que implica que el 98 % de la variación en los valores de HOMA2-IR pueden ser explicados mediante valores de HOMA2-IR obtenidos mediante perceptrón multicapa.

Conclusiones: la red neuronal tipo perceptrón multicapa, da resultados virtualmente idénticos a los obtenidos mediante la calculadora HOMA2-IR. La implementación de este algoritmo puede ser beneficioso como herramienta de fácil implementación en los sistemas de atención primaria, especializada y en entornos hospitalarios.

Palabras clave: resistencia a la Insulina, glucemia; redes neurales de la computación, toma de decisiones asistida por computador, diagnóstico por computador.

ABSTRACT

Introduction: the evaluation of the homeostatic model is a test very close to the gold standard (euglycemic clamp).

Objective: train a multilayer perceptron-type neural network to determine the homeostatic model of insulin resistance.

Methodology: analytical and cross-sectional study. The learning of the neural network was carried out from a database of 2004 Venezuelan adults. Subsequently, 4,363 Mexican adults were added to the database of the National Health and Nutrition Survey (ENSANUT). The variables were homeostatic model of insulin resistance (HOMA2-IR), basal insulin, and basal glucose. Multilayer perceptron-type neural networks were used.

Results: the training of the neural network model had a relative error of 0.003, while in the test it was 0.005. For qualitative HOMA2-IR, the percentage of incorrect predictions was 0.60 % in training, and 0.70 % in testing. After learning the model, insulin and basal glucose values from 4363 Mexican adults were added, observing that the HOMA2-IR values generated by multilayer perceptron maintained the efficiency of the model, obtaining a coefficient of determination R^2 of 0.983, which implies that 98 % of the variation in HOMA2-IR values can be explained by HOMA2-IR values obtained using multilayer perceptron.

Conclusions: the multilayer perceptron-type neural network gives results virtually identical to those obtained using the HOMA2-IR calculator. The implementation of this algorithm can be beneficial as a tool that is easy to implement in primary and specialized care systems and in hospital environments.

Keywords: Insulin Resistance; Glicemia; Neural Networks, Computer; Decision Making, Computer-Assisted; Diagnosis, Computer-Assisted.

INTRODUCCIÓN

La insulina, descubierta en 1921, es una hormona peptídica secretada por las células beta pancreáticas, que regula la captación de glucosa desde la sangre hacia los tejidos, promueve la síntesis de glucógeno, participa en el metabolismo lipídico, transporte de aminoácidos, síntesis y degradación proteica, síntesis de ADN y transcripción genética⁽¹⁾. La insulino-resistencia (IR) es una respuesta biológica anormal a la estimulación insulínica por medio de la interrupción de vías moleculares en los tejidos, principalmente el muscular, hepático y adiposo⁽²⁾, siendo este último relevante en la fisiopatología de la IR, ya que los metabolitos lipídicos desregulados como quimiocinas y adipocinas, promueven la IR en los tejidos⁽³⁾. Entre las enfermedades asociadas a IR, están la obesidad, síndrome metabólico, enfermedades cardiovasculares, esteatosis hepática, síndrome de ovario poliquístico, diabetes mellitus-2 y cáncer^(4, 5, 6).

La prueba “estándar de oro” para la determinación de IR, es la pinza de glucosa hiperinsulinémica-euglucémica, la cual tiene una aplicabilidad clínica debido a sus riesgos y complejidad⁽⁷⁾, por lo que se han empleado estimaciones mediante la glucemia basal, insulina basal, cociente triglicéridos/HDL, índice triglicéridos/glucosa, entre otros⁽⁸⁾, siendo uno de los más precisos la evaluación del modelo homeostático (HOMA), el cual es un método que cuantifica la insulino-resistencia y la función de las células beta a partir de la estimación de glucosa e insulina basales⁽⁹⁾, correlacionándose de forma muy alta con el método de pinza de glucosa hiperinsulinémica-euglucémica⁽¹⁰⁾. El método HOMA-IR, se ha actualizado a HOMA2-IR, teniendo en consideración las fluctuaciones de glucosa hepática y periférica⁽¹¹⁾.

Dado la importancia clínica del HOMA2-IR para la evaluación de la homeostasis glucémica, es necesario fomentar su empleo en todos los niveles de atención médica, facilitando la disponibilidad de resultados de forma rápida y que permitan un registro clínico-epidemiológico que permitan aportar en el conocimiento del perfil glucémico de la población a estudiar, desde la atención primaria hasta especialistas, con fines de investigación y diagnóstico. Para ello se requieren herramientas de un acceso independiente del acceso a internet, que no requiera programación explícita y sea sencilla.

En ese sentido, el uso de redes neuronales simples tipo perceptrón multicapa puede ser una herramienta con la capacidad de realizar estimaciones de HOMA-IR después del entrenamiento del modelo, reduciendo tiempos de evaluación, evitando la necesidad de realizar ecuaciones de estimación, así como de la búsqueda de calculadoras clínicas cuya disponibilidad puede ser inconsistente, permitiendo obtener un recurso al alcance de todos los profesionales de salud. Por ello, el objetivo de esta investigación fue entrenar una red neuronal tipo perceptrón multicapa para determinar el modelo homeostático de resistencia a la insulina.

METODOLOGÍA

Diseño y población de estudio

Estudio analítico y transversal a partir de una base de datos secundaria proveniente de *F1000 research*, la cual es una plataforma de acceso abierto, en la cual también se realizan depósitos e intercambios de bases de datos (<https://f1000research.com/>). La base de datos fue subida por Salazar et al, quien la utilizo para realizar el artículo denominado “*Optimal cutoff for the evaluation of insulin resistance through triglyceride-glucose index: A cross-sectional study in a Venezuelan population*” (en español: “Punto de corte óptimo para la evaluación de la resistencia a la insulina a través del índice triglicéridos-glucosa: Un estudio transversal en una población venezolana”), el cual tuvo como objetivo determinar un punto de corte óptimo para el índice triglicéridos/glucosa en una población adulta de Maracaibo, Venezuela ⁽¹²⁾. La base de datos constó de 2004 adultos venezolanos desde los 18 años a quienes se les realizó mediciones antropométricas, biometría hemática, incluyendo la estimación de HOMA2-IR. No hubo criterios de exclusión, y tampoco hubo técnica de muestreo o aleatorización al seleccionar el total de la población de la base de datos. Este estudio fue realizado el mes de julio de 2024.

Asimismo, después de realizar el entrenamiento y prueba de la red neuronal, se incluyó una población de 4363 adultos mexicanos pertenecientes a la base de datos de la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición (ENSANUT-2022), disponible en *Kaggle* a través del siguiente enlace: <https://www.kaggle.com/datasets/frederickfelix/hipertensin-arterial-mxico/data>. Esta base de datos estuvo conformada por adultos desde los 18 años, seleccionándose de forma intencional a los que tuvieron disponibles los resultados de glucosa e insulina basales, con el propósito de incluirlos en el modelo de redes neuronales previamente sometido a aprendizaje con los 2004 adultos venezolanos del modelo de aprendizaje de la red neuronal, sumando un total de 6367 adultos. Las características de la población se encuentran en la [Tabla 1](#).

Tabla 1: Características de la población analizada para aprendizaje de la red neuronal y de la población incluida después del aprendizaje

Base de datos para aprendizaje de la red neuronal-2004 adultos venezolanos				Base de datos (ENSANUT-2022)-4363 adultos mexicanos			
		N	%		Mínimo	Máximo	Promedio
Sexo	Mujer	1050	52,40	Hb	5,50	19,90	14,22
	Hombre	954	47,60	HDL	9	279	36,03
Grupo etario	18-29	671	33,50	LDL	11,10	303	87,80
	30-49	770	38,40	CT	40	681	144,14
	>50	563	28,10	Cr	0,06	8,27	0,61
IAM	Si	23	1,10	Glucosa basal	10,4	280	96,89
	No	1981	98,90	Insulina basal	0,60	264,10	6,73
Angina	Si	22	1,10	TG	23	1320	137,27
	No	1982	98,90	HbA1c	3,90	17,20	5,45
Arritmias	Si	38	1,90	Perímetro abdominal	93	119	68,42
	No	1966	98,10	PAS	83	167	123,73
HTA	Si	391	19,50	IMC	18	34	22,45
	No	1613	80,50				
DM	No	1886	94,10				
	Tipo 2	116	5,80				
	Tipo 1	1	0,05				
	Gestacional	1	0,05				
	Bajo Peso	40	2				
IMC	Normopeso	580	28,90				
	Sobrepeso	714	35,60				
	Obesidad 1	411	20,50				
	Obesidad 2	173	8,60				
	Obesidad 3	86	4,30				
	Mínimo	Máximo	Promedio				
Perímetro abdominal	58	124	94,64				
CT	87	441	190,56				
Glucosa basal	62,50	364.	98,53				
Insulina basal	1,20	56	14,62				
HOMA2-IR	0,20	12,80	2,18				
TG	21,00	483	124,37				
PAS	70	174	119,64				
PAD	50	138	77,15				

Hb: hemoglobina; HbA1c: hemoglobina A1 glicosilada; TG: triglicéridos; HDL: lipoproteínas de alta densidad; LDL: lipoproteínas de baja densidad; PAS: presión arterial sistólica; PAD: presión arterial diastólica; HOMA2-IR: evaluación del modelo homeostático de insulino-resistencia; IMC: índice de masa corporal; IAM: infarto agudo de miocardio; Cr: creatinina sérica

Variables y mediciones

La variable dependiente fue HOMA2-IR, que es la versión actualizada de la evaluación del modelo homeostático (*homeostatic model assessment*). Es un método utilizado para cuantificar la insulino-resistencia y la función de las células beta pancreáticas. Esta variable fue cuantitativa y cualitativa, según la presencia o ausencia de insulino-resistencia considerando un valor mayor o igual a 2 como insulino-resistente. Las variables independientes fueron insulina basal (en U/mL) y glucosa basal (en U/mL). Según lo registrado en el informe de la base de datos secundaria del artículo de Salazar et al, la medición de glucosa basal se realizó con un analizador automático (*Human Gesellschaft für Biochemica und Diagnostica mbH*, Alemania). La insulina se determinó utilizando un método ELISA ultrasensible (*DRG Instruments GmbH*, Alemania). El índice HOMA2-IR se calculó utilizando el programa administrado por el *Oxford Diabetes Center, Endocrinology and Metabolism* (disponible en <http://www.dtu.ox.ac.uk/homacalculator/index.php>). Se utilizó un valor de corte de ≥ 2 para determinar insulino-resistencia⁽¹³⁾.

Análisis estadístico

Se emplearon redes neuronales artificiales simples tipo perceptrón multicapa, para determinar el HOMA2-IR obtenido mediante la calculadora clínica, a partir de los valores de insulina y glucosa basales. Las redes neuronales son arquitecturas computarizadas, modeladas de forma análoga a las redes neuronales biológicas. De forma similar a las neuronas biológicas, donde la capacidad de procesamiento es producto de las fuerzas de interconexión entre arreglos de nodos de procesamiento no lineales⁽¹⁴⁾. Las redes neurales computarizadas, también denominadas como perceptrones o modelos de conexión en múltiples capas, poseen unidades similares a las neuronas del sistema nervioso. Estas redes tienen la capacidad de reconocer patrones, son adaptativas, realizan tareas a partir de ejemplos previos y, por tanto, son mejores para la toma de decisiones que las máquinas lineales de aprendizaje tradicional. Además, no requieren programación explícita⁽¹⁵⁾. Los ajustes de hiperparámetros del perceptrón fueron predeterminados automáticamente por el programa SPSS statistics, donde el perceptrón multicapa implementado tuvo una estructura sencilla con dos variables de entrada (insulina basal y glucemia basal). La red incluyó una capa oculta, utilizando la función de activación tangente hiperbólica, y una capa de salida empleando la función de activación Softmax (cualitativo) e Identidad (cuantitativo) para predecir la variable dependiente HOMA2IR. Las funciones de error seleccionadas fueron entropía cruzada (cualitativo) y error de suma de cuadrados (cuantitativo). Después de obtener la arquitectura de la red neuronal entrenada y probada en la base de datos de los 2004 adultos venezolanos, se añadió 4363 adultos mexicanos de la base de datos de la Encuesta Nacional de Salud y Nutrición (ENSANUT) del gobierno mexicano, para obtener resultados de HOMA2-IR, los cuales fueron comparados con datos realizados mediante la

calculadora clínica HOMA2-IR de la Universidad de Oxford, comprobándose la precisión de los resultados y la homocedasticidad de los resultados mediante un gráfico de dispersión con coeficiente de determinación R^2 , para determinar el grado de ajuste de la variable independiente (valores de HOMA2-IR obtenido mediante perceptrón multicapa) respecto a la variable dependiente (HOMA2-IR derivado de la calculadora clínica de la Universidad de Oxford), obteniendo un valor R^2 que representa el porcentaje de la variable dependiente predicha por la variable independiente⁽¹⁶⁾. El análisis estadístico fue realizado con el programa SPSS *statistics* 25TM.

Consideraciones éticas

Al ser un estudio a partir de una base de datos secundaria, no se realizó ningún tipo de intervención ni uso o manipulación de muestras biológicas, empleándose solo registros clínicos y datos anónimos, por lo que no se requirió de evaluación por un comité de ética. La información complementaria, incluido la base de datos donde se realizó el entrenamiento de la red neuronal, están disponibles por medio del siguiente enlace: <https://f1000research.com/articles/6-1337/v1#DS0>

RESULTADOS

El entrenamiento del modelo de redes neuronales para valores de HOMA2-IR cuantitativo, se realizó con 1401 adultos, obteniendo un error relativo de 0,003, mientras que la prueba del modelo se realizó con 603 adultos, con un error relativo de 0,005. Para HOMA2-IR cualitativo, referido como la presencia o ausencia de insulino-resistencia con punto de corte de 2, el porcentaje de pronósticos incorrectos fue 0,60 % en el entrenamiento (n=1405) y de 0,70 % en la prueba (n = 599) (Tabla 2).

Tabla 2: Resumen del modelo de red neuronal para HOMA2-IR a partir de insulina y glucosa basales

HOMA2-IR (cuantitativo)			HOMA2-IR (cualitativo)		
Entrenamiento (n = 1401)	Error de suma de cuadrados	2,256	Entrenamiento (n = 1405)	Error de entropía cruzada	34,471
	Error relativo	0,003		Porcentaje de pronósticos incorrectos	0,6%
	Regla de parada utilizada	1 paso consecutivo sin disminución de error		Regla de parada utilizada	1 paso consecutivo sin disminución del error
	Tiempo de entrenamiento	00:00.1		Tiempo de entrenamiento	00:00.1
Pruebas (n = 603)	Error de suma de cuadrados	1,635	Pruebas (n = 599)	Error de entropía cruzada	17,229
	Error relativo	0,005		Porcentaje de pronósticos incorrectos	0,7%

La estructura de la red neuronal tipo perceptrón multicapa que empleo insulina basal y glucosa basal para predecir la insulino-resistencia de la HOMA2-IR de la calculadora clínica tuvo como función de activación de capa oculta la tangente hiperbólica, y como función de salida de la capa de salida, la función softmax. El modelo constó de 1 capa de entrada con 2 unidades, 1 capa oculta con 1 unidad, y una capa de salida con 2 unidades. La variable de mayor importancia fue la insulina basal (Figura 1).

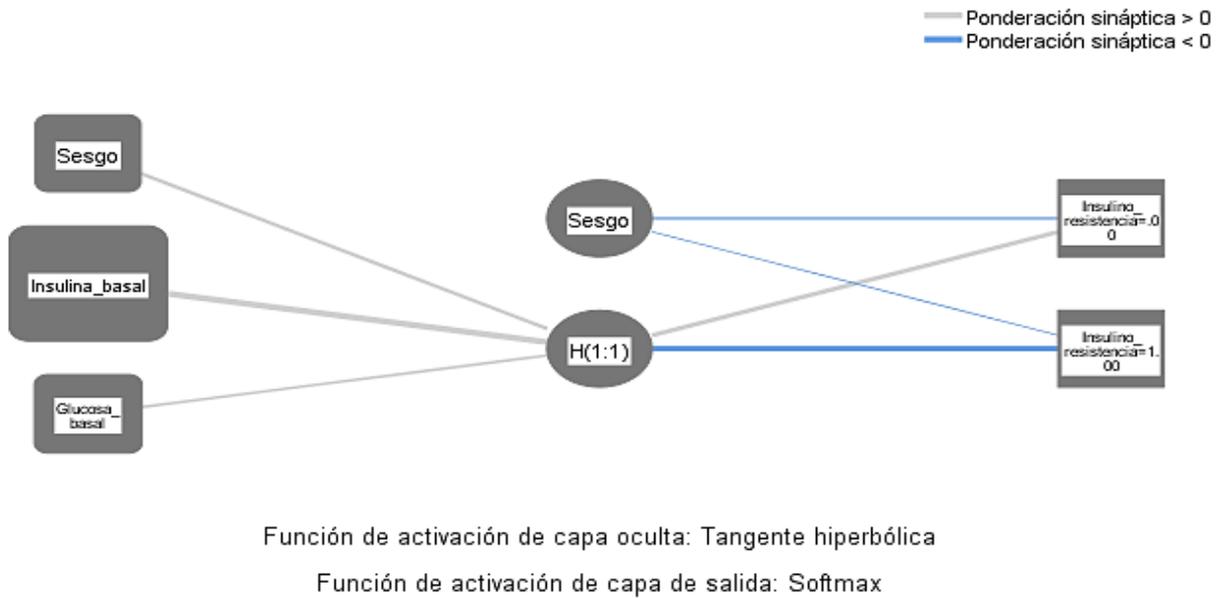


Figura 1: Estructura de red neuronal tipo perceptrón multicapa para predicción de insulino-resistencia de la calculadora HOMA2-IR cuantitativo a partir de insulina y glucosa basal

La estructura de la red neuronal tipo perceptrón multicapa tuvo como función de activación de capa oculta la tangente hiperbólica, y como función de salida de la capa de salida, la función identidad. El modelo constó de 1 capa de entrada con 2 unidades, 1 capa oculta con 3 unidades, y una capa de salida con una unidad. La variable de mayor importancia fue la insulina basal (Figura 2).

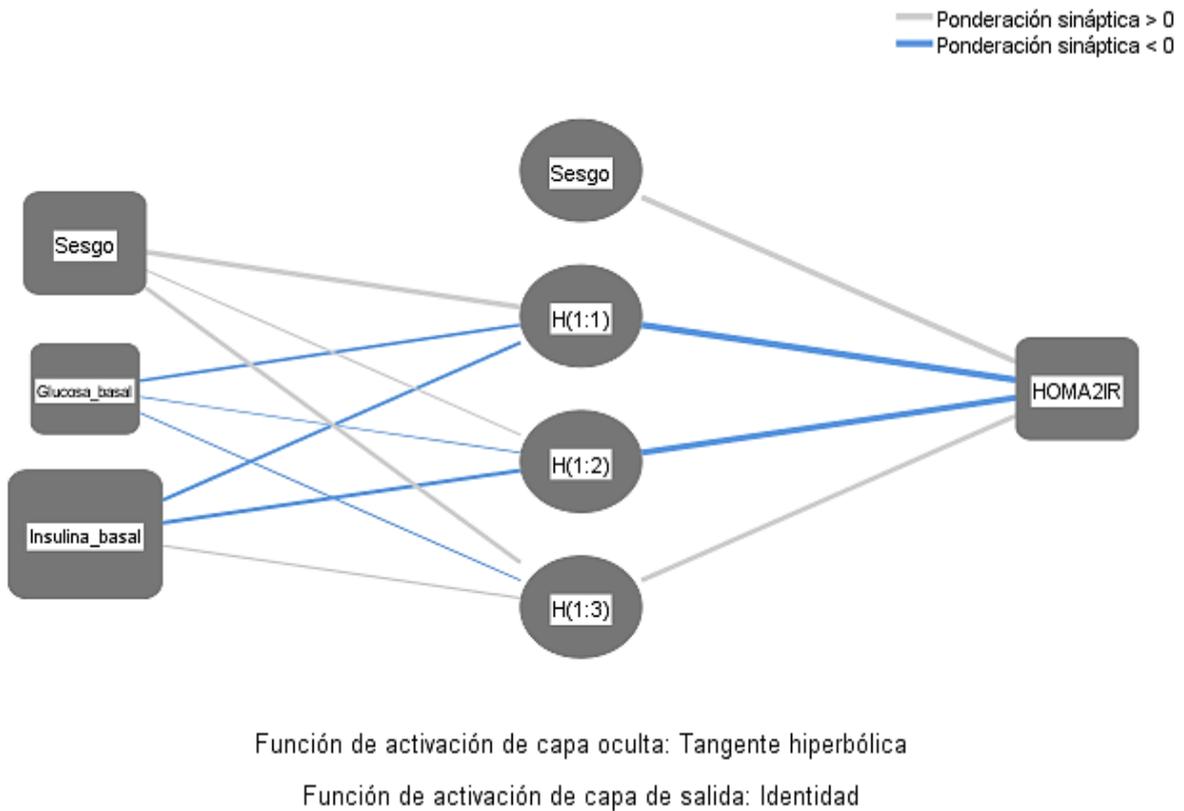


Figura 2: Estructura de red neuronal tipo perceptrón multicapa para predicción de HOMA2-IR cuantitativo a partir de insulina y glucosa basal

Una vez establecido el modelo de redes neuronales de la figura, con 1401 para entrenamiento y 603 para la prueba, respectivamente, se añadió valores de insulina y glucosa basal de una población de una base de datos secundaria perteneciente a 4363 adultos mexicanos, ampliando la base de datos a 6367 individuos, observándose que los valores de HOMA2-IR generados mediante perceptrón multicapa con la base de datos original (n=2004) mantuvo la eficiencia del modelo a pesar del aumento en el número de individuos, obteniéndose un coeficiente de regresión R^2 de 0,983, lo que implica que el 98% de la variación en los valores de HOMA2-IR pueden ser explicados mediante los valores de HOMA-IR obtenidos mediante perceptrón multicapa, observándose una distribución homocedástica (Figura 3).

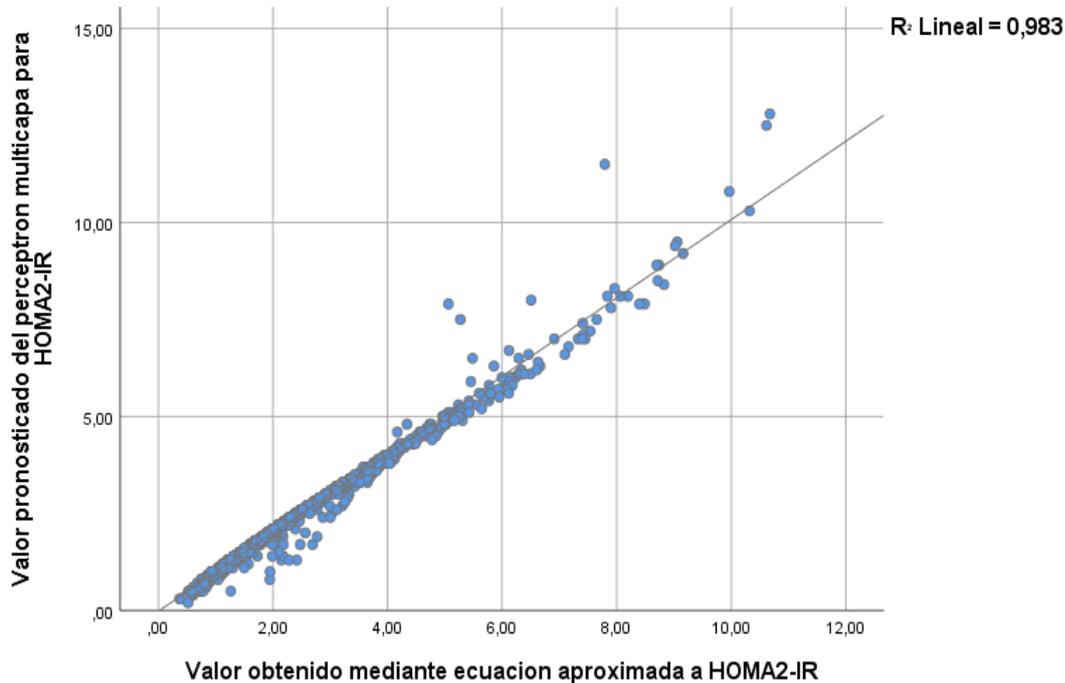


Figura 3: Gráfico de dispersión con ajuste de línea con coeficiente de determinación entre HOMA2-IR y HOMA2-IR mediante redes neuronales tipo perceptrón multicapa después de añadir 4363 adultos de la base de datos ENSANUT-2022 de México.

DISCUSIÓN

El modelo de redes neuronales tipo perceptrón multicapa tuvo una precisión virtualmente del 100% para predecir los valores de HOMA2-IR obtenidos a partir de la calculadora clínica. Este modelo, sometido a aprendizaje con 2004 individuos para los procesos de entrenamiento y prueba, se mostró estable después de añadir 6367 individuos pertenecientes a un país diferente del de la población original. Los resultados mostraron la capacidad del perceptrón para la modelación de parámetros bioquímicos asociados a insulino-resistencia que podría servir como un sistema empleable en lugar de la calculadora clínica de HOMA2-IR, para la cual no hay una fórmula matemática alternativa.

Si bien existió homocedasticidad en casi el 100% de casos tras la aplicación del algoritmo entrenado después de incluir 4363 personas, hubo un bajo número de casos que se alejó de la línea media, lo que sucedió debido a que hubo pacientes incluidos en la red neuronal con diabetes mellitus-2, que en algunos casos tuvieron niveles de glucosa basal muy elevados (en algunos casos superando los 250 mg/dL), lo cual puede ser una limitación del algoritmo en caso se sea aplicado en pacientes diabéticos con un mal control glicémico, aunque, debido al alto valor R^2 , su uso en pacientes diabéticos es factible, pero considerando que la precisión puede tener una ligera disminución en caso de mal control

glucémico. Sin embargo, la estabilidad de la distribución permite que el perceptrón multicapa desarrollado sea una herramienta altamente adecuada para analizar la insulino-resistencia en pacientes normoglucémicos con factores de riesgo para diabetes-mellitus, y también para prediabéticos. En ese sentido, podría ser implementada en entornos clínicos reales, como servicios de atención primaria y en especialidades como endocrinología, para realizar un seguimiento de la evolución de las concentraciones séricas de insulina para tamizaje o para pacientes con factores de riesgo de endocrinopatías, así como la vigilancia del estado insulinémico en pacientes con diabetes mellitus no controlada, y en diabéticos en tratamiento con insulina.

El uso de redes neuronales de computación para evaluar la insulino-resistencia ha sido explorada mediante métodos altamente complejos. Gonzales-Martin et al, desarrolló un modelo de predicción de inteligencia artificial de la sensibilidad a la insulina, la resistencia a la insulina y la diabetes utilizando genes obtenidos mediante expresión diferencial en 50 pacientes ⁽¹⁷⁾. Park et al, desarrolló un estudio que tuvo como objetivo generar el modelo más adecuado para predecir la insulino-resistencia en adultos coreanos mayores de 40 años utilizando un enfoque de aprendizaje automático⁽¹⁸⁾. Chakradar et al, empleo diferentes herramientas de aprendizaje automático para predecir la insulino-resistencia por medio del cociente triglicéridos/HDL ⁽¹⁹⁾. Tsai *et al*, desarrollo un modelo predictivo a partir de datos como edad, sexo, raza, índice de masa corporal, glucosa basal, hemoglobina glicosilada, triglicéridos, colesterol total y HDL, disponibles en la Encuesta Nacional de Examen de Salud y Nutrición de EE. UU. (NHANES) ⁽²⁰⁾. En ese sentido, este es probablemente el primer estudio que plantea el uso de redes neuronales simples tipo perceptrón multicapa, para la predicción de insulino-resistencia basado en la calculadora HOMA2-IR, siendo este parámetro el más cercano al estándar de oro (pinza euglucémica). El entrenamiento de esta red neuronal puede tener algunas ventajas en su utilización respecto al empleo de la calculadora clínica.

La red neuronal tiene como principal diferencia con el uso de la calculadora, en que es un sistema que puede ser homogenizado para su empleo masivo a nivel hospitalario y de atención primaria, requiriendo solo de la instalación del programa SPSS *statistics*. Permitiendo la sistematización de los registros con propósitos de investigación clínica-epidemiológica. Asimismo, es factible realizar una estimación cualitativa de la presencia de insulino-resistencia al mismo tiempo que se realiza la cuantificación de HOMA2-IR tras el entrenamiento del modelo. En ese sentido, se puede entrenar la red neuronal para realizar diagnósticos rápidos de esta alteración, convirtiendo los valores de HOMA2-IR en variables dicotómicas, permitiendo agilizar los procesos de análisis diagnóstico clínico.

Además, la calculadora HOMA2-IR de la Universidad de Oxford, realiza únicamente la ejecución de la fórmula, dependiendo de su descarga del uso de internet, el cual puede no estar disponible y podría representar una demora para la búsqueda y descarga de la calculadora, mientras que el perceptrón multicapa, que no requiere de conexión a internet, además de ejecutar la ecuación, permite el registro de los datos en formato .sav, el cual puede ser convertido a .csv o .xlsx y complementadas con otros datos de interés como la edad, sexo, biometría hemática y antropométrica, entre otros, para su traspaso a historias clínicas electrónicas. En ese sentido, esta red neuronal entrenada puede ser implementada solo requiriendo la instalación del programa SPSS *statistics*, el cual es de bajo coste económico, y la ejecución del perceptrón requiere de instrucciones simples que pueden ser realizadas por personal de salud previamente capacitado en las rutas para la aplicación de la red neuronal. En ese sentido, una ventaja operativa importante es que la red neuronal genera datos que permiten el seguimiento de los pacientes, así como la investigación a través del análisis de otras variables coexistentes en la base de datos implementada, permitiendo el entrecruzamiento de información complementaria a la estimación de la insulino-resistencia.

Las limitaciones de esta investigación fueron los relacionados a la naturaleza de la base de datos, la cual provino de una fuente secundaria, pudiendo existir datos registrados de forma inexacta, con la posibilidad de sesgos de información y clasificación. Asimismo, si bien el empleo de la red neuronal tipo perceptrón multicapa es de fácil aplicación, ya que en principio solo requiere introducir los datos para obtener resultados con una capacidad predictiva prácticamente del 100%, requiere de una capacitación previa al personal de salud involucrado, lo cual, sin embargo, para fines de registro y obtención de datos, no implica una formación compleja, aunque, sin una correcta capacitación, o ante la introducción incorrecta de datos debido a descuido o falta de atención al colocarlos, los resultados obtenidos serán incorrectos. Aun así, se considera que el empleo de esta red neuronal para predecir HOMA2-IR podría incentivar y fomentar el interés por parte de profesionales de la salud por estos métodos no tradicionales de aprendizaje supervisado.

CONCLUSIONES

El uso de redes neuronales simples tipo perceptrón multicapa, da resultados virtualmente idénticos a los obtenidos mediante la calculadora HOMA2-IR. La implementación de este algoritmo de redes neuronales puede ser beneficioso como herramienta de fácil implementación en los sistemas de atención primaria, especializada y en entornos hospitalarios, agilizando y mejorando procesos

diagnósticos, y permitiendo el almacenamiento de la información para análisis clínico-epidemiológicos, mejorando la capacidad de predecir las posibilidades prospectivas de síndrome metabólico y diabetes mellitus-2.

Declaración de contribución de autores:

El autor es responsable por el contenido de esta investigación

Conflicto de intereses

Sin conflicto de intereses

Fuentes de financiamiento

Autofinanciado

Disponibilidad de datos y materiales

El manuscrito contiene toda la evidencia que respalda los hallazgos. Para obtener mayor información, previa solicitud razonable, el autor correspondiente puede proporcionar detalles más completos y un conjunto de datos.

Correo electrónico: albertoguevara1986@gmail.com

Nota del editor jefe

Todas las afirmaciones expresadas, en este manuscrito, son exclusivamente las de los autores y no representan necesariamente las de sus organizaciones afiliadas, ni las del editor, los editores responsables y los revisores. Cualquier producto que pueda ser evaluado en este artículo, o afirmación que pueda hacer su fabricante, no está garantizado ni respaldado por el editor.

REFERENCIAS

1. Thota S, Akbar A. Insulin. [Updated 2023 Jul 10]. In: StatPearls [Internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2024
2. Freeman AM, Acevedo LA, Pennings N. Insulin Resistance. 2023 Aug 17. In: StatPearls [Internet]. Treasure Island (FL): StatPearls Publishing; 2024
3. Ahmed B, Sultana R, Greene MW. Adipose tissue and insulin resistance in obese. Biomed Pharmacother [Internet]. 2021;137(111315):111315. doi: 10.1016/j.biopha.2021.111315

4. Almeda-Valdés P, Cuevas-Ramos D, Alberto Aguilar-Salinas C. Metabolic syndrome and non-alcoholic fatty liver disease. *Ann Hepatol* [Internet]. 2009;8(Supp 1):S18–24. doi: 10.1016/s1665-2681(19)31822-8
5. Kosmas CE, Bousvarou MD, Kostara CE, Papakonstantinou EJ, Salamou E, Guzman E. Insulin resistance and cardiovascular disease. *J Int Med Res* [Internet]. 2023;51(3):030006052311645. doi: 10.1177/03000605231164548
6. Szablewski L. Insulin resistance: the increased risk of cancers. *Curr Oncol* [Internet]. 2024;31(2):998–1027. doi: 10.3390/curroncol31020075
7. Gastaldelli A. Measuring and estimating insulin resistance in clinical and research settings. *Obesity (Silver Spring)*. 2022;30(8):1549–63. doi: 10.1002/oby.23503
8. Muniyappa R, Madan R, Varghese RT. Assessing insulin sensitivity and resistance in humans [Internet]. MDText.com; 2021 [citado 30 de agosto de 2024]. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/books/NBK278954/>
9. Tahapary DL, Pratisthita LB, Fitri NA, Marcella C, Wafa S, Kurniawan F, *et al.* Challenges in the diagnosis of insulin resistance: Focusing on the role of HOMA-IR and Tryglyceride/glucose index. *Diabetes Metab Syndr* [Internet]. 2022;16(8):102581. doi: 10.1016/j.dsx.2022.102581
10. Matthews DR, Hosker JP, Rudenski AS, Naylor BA, Treacher DF, Turner RC. Homeostasis model assessment: insulin resistance and β -cell function from fasting plasma glucose and insulin concentrations in man. *Diabetologia* [Internet]. 1985;28(7):412–9. doi: 10.1007/bf00280883
11. Fan B, Wu H, Shi M, Yang A, Lau ESH, Tam CHT, *et al.* Associations of the HOMA2-%B and HOMA2-IR with progression to diabetes and glycaemic deterioration in young and middle-aged Chinese. *Diabetes Metab Res Rev* [Internet]. 2022;38(5):412-419. doi: 10.1002/dmrr.3525
12. Salazar J, Bermúdez V, Calvo M, Olivar LC, Luzardo E, Navarro C, *et al.* Optimal cutoff for the evaluation of insulin resistance through triglyceride-glucose index: a cross-sectional study in a Venezuelan population. *F1000Res* [Internet]. 2018;6:1337. doi: 10.12688/f1000research.12170.3
13. Bermúdez V, Rojas J, Martínez MS, Apruzzese V, Chávez-Castillo M, Gonzalez R, *et al.* Epidemiologic behavior and estimation of an optimal Cut-Off point for Homeostasis Model Assessment-2 Insulin Resistance: a report from a Venezuelan population. *Int Sch Res Notices* [Internet]. 2014;2014:1–10. doi: 10.1155/2014/616271
14. Bhattacharya S, Bennet L, Davidson JO, Unsworth CP. Multi-layer perceptron classification & quantification of neuronal survival in hypoxic-ischemic brain image slices using a novel gradient direction, grey level co-occurrence matrix image training. *PLoS One* [Internet]. 2022;17(12):e0278874. doi: 10.1371/journal.pone.0278874

15. Chai SS, Cheah WL, Goh KL, Chang YHR, Sim KY, Chin KO. A multilayer perceptron neural network model to classify hypertension in adolescents using anthropometric measurements: A cross-sectional study in Sarawak, Malaysia. *Comput Math Methods Med* [Internet]. 2021;2021:1–11. doi: 10.1155/2021/2794888
16. Hamilton DF, Ghert M, Simpson AHRW. Interpreting regression models in clinical outcome studies. *Bone Joint Res.* 2015;4(9):152–3. doi: 10.1302/2046-3758.49.2000571
17. González-Martín JM, Torres-Mata LB, Cazorla-Rivero S, Fernández-Santana C, Gómez-Bentolila E, Clavo B, *et al.* An artificial intelligence prediction model of insulin sensitivity, insulin resistance, and diabetes using genes obtained through differential expression. *Genes (Basel)* [Internet]. 2023;14(12):2119. doi: 10.3390/genes14122119
18. Park S, Kim C, Wu X. Development and validation of an insulin resistance predicting model using a machine-learning approach in a population-based cohort in Korea. *Diagnostics (Basel)* [Internet]. 2022 [citado 30 de agosto de 2024];12(1):212. Disponible en: <https://www.mdpi.com/2075-4418/12/1/212>
19. Chakradar M, Aggarwal A, Cheng X, Rani A, Kumar M, Shankar A. A non-invasive approach to identify insulin resistance with triglycerides and HDL-c ratio using machine learning. *Neural Process Lett* [Internet]. 2023;55(1):93–113. doi: 10.1007/s11063-021-10461-6
20. Tsai S-F, Yang C-T, Liu W-J, Lee C-L. Development and validation of an insulin resistance model for a population without diabetes mellitus and its clinical implication: a prospective cohort study. *EClinicalMedicine* [Internet]. 2023;58(101934):101934. doi: 10.1016/j.eclinm.2023.101934