

## Predicción del riesgo cardiovascular con tablas de la Organización Mundial de la Salud y modelo predictivo diseñado con inteligencia artificial

### Cardiovascular Risk Prediction Using World Health Organization Tables and a Predictive Model Designed with Artificial Intelligence

Jorge Baudilio Vega Abascal<sup>1\*</sup> <https://orcid.org/0000-0001-9038-8499>

Alberto Rubén Piriz Assa<sup>2</sup> <https://orcid.org/0000-0002-6261-5807>

Diego Ambrosio Nápoles Riaño<sup>3</sup> <https://orcid.org/0000-0002-6261-5807>

Mayra Rosa Guimaré Mosqueda<sup>4</sup> <https://orcid.org/0000-0002-4910-3516>

<sup>1</sup> Policlínico Docente José Ávila Serrano. Velasco, Holguín, Cuba.

<sup>2</sup> Dirección General de Salud. Holguín, Cuba.

<sup>3</sup> Universidad de Ciencias Médicas. Holguín, Cuba.

<sup>4</sup> Hospital Instituto Ecuatoriano del Seguro Social. Riobamba, Chimborazo, Ecuador.

\* Autor para la correspondencia: [jvegaabascal28@gmail.com](mailto:jvegaabascal28@gmail.com)

## RESUMEN

**Introducción:** Hace más de dos décadas, las enfermedades cardiovasculares son las principales causas de muerte en el mundo y en Cuba, las insuficiencias en las funciones de predicción del riesgo de la enfermedad cardiovascular disponibles, dificultan una predicción eficaz del riesgo de la enfermedad cardiovascular en la atención primaria de salud.

**Objetivo:** Comparar la predicción del riesgo de enfermedad cardiovascular en una fracción de la población cubana entre las tablas de la Organización Mundial de la Salud de 2019 y el modelo predictivo diseñado con inteligencia artificial.

**Métodos:** Se realizó un estudio descriptivo para comparar las tablas de la Organización Mundial de la Salud de 2019 y un modelo predictivo con técnicas de inteligencia artificial, la fuente de casos fue la base de datos de una cohorte de una fracción de la población cubana, seguida durante 10 años.

**Resultados:** Las tablas de la Organización Mundial de la Salud de 2019, sobreestiman o infraestiman el riesgo de enfermedad cardiovascular en 457 personas, al comparar con el modelo predictivo, este añade predictores novedosos relacionados con la inflamación crónica o de bajo grado, y la patogenia de la

aterosclerosis, por lo que permite diagnosticar la dislipemia metabólica, además de sospechar la resistencia de la insulina y la aterosclerosis subclínica.

**Conclusiones:** El modelo predictivo diseñado con técnicas de inteligencia artificial fue más eficaz que las tablas de la Organización Mundial de la Salud de 2019 en la predicción del riesgo de enfermedad cardiovascular.

**Palabras clave:** modelos predictivos; riesgo cardiovascular; factores de riesgo cardiovascular; inteligencia artificial; atención primaria de salud.

## ABSTRACT

**Introduction:** For more than two decades, cardiovascular diseases have been the leading causes of death in Cuba and worldwide. The shortcomings of available cardiovascular disease risk prediction tools hinder effective cardiovascular risk prediction in primary healthcare.

**Objective:** To compare the prediction of cardiovascular disease risk in a subset of the Cuban population using the 2019 World Health Organization tables and a predictive model designed with artificial intelligence.

**Methods:** A descriptive study was conducted to compare the 2019 World Health Organization tables and a predictive model using artificial intelligence techniques. The data source was a cohort database of a subset of the Cuban population, followed for 10 years.

**Results:** The 2019 World Health Organization tables overestimated or underestimated the risk of cardiovascular disease in 457 individuals; when compared to the predictive model, this one adds novel predictors related to chronic or low-grade inflammation and the pathogenesis of atherosclerosis, thus enabling the diagnosis of metabolic dyslipidemia, as well as raising suspicion of insulin resistance and subclinical atherosclerosis.

**Conclusions:** The predictive model designed with artificial intelligence techniques was more effective than the 2019 World Health Organization tables in predicting the risk of cardiovascular disease.

**Keywords:** predictive models; cardiovascular risk; cardiovascular risk factors; artificial intelligence; primary health care.

Recibido: 29/12/2024

Aceptado: 03/01/2025

## Introducción

Las enfermedades cardiovasculares afectan a las poblaciones en la edad laboral y contribuyen a la pérdida de años potenciales de vida saludable y de productividad económica, situación que es reconocida como un problema de salud pública creciente en el mundo y en Cuba.<sup>(1,2)</sup>

De acuerdo a la Organización Mundial de la Salud (OMS) desde hace más de dos décadas, las enfermedades cardiovasculares son la principal causa de muerte en el mundo.<sup>(3)</sup>

En Cuba en el año 2023, que es la última información disponible, las enfermedades del corazón ocuparon el primer lugar de las causas de muerte, con una tasa de 313,5 por 100 000 habitantes, la tasa de años de vida potencial perdidos se elevó para las enfermedades del corazón y las enfermedades cerebrovasculares y el 60,3 % de las muertes por enfermedades del corazón ocurrió por enfermedades isquémicas, de ellas el 40,8 % por infarto agudo del miocardio, estos indicadores muestran una tendencia creciente en comparación con años anteriores.<sup>(4)</sup>

La predicción del riesgo cardiovascular deviene como la mejor de todas las herramientas necesarias para el Médico de Familia en la atención primaria de salud.<sup>(2,5)</sup>

La mayoría de las funciones de riesgo cardiovascular disponibles evidencian limitaciones teórico metodológicas, la más importante es su baja sensibilidad, otras son consideradas un número limitado de factores de riesgo, la mayoría clásicos; no incluyen otros factores metabólicos y biomarcadores de inflamación, a pesar de que estos acarrearán riesgo independiente de complicaciones vasculares.<sup>(1,6,7)</sup>

En Cuba se han empleado cinco tablas de riesgo, obteniéndose resultados heterogéneos, con resultados que clasifican a la población como de riesgo bajo o intermedio en el mayor por ciento, lo que no se corresponde con la realidad clínica de la morbilidad y mortalidad por enfermedades cardiovasculares.<sup>(5)</sup>

Las tablas de predicción de la OMS son válidas para su uso en la población cubana, en el 2019 la OMS revisa los modelos de predicción de 2007, con el objetivo de mejorar la precisión, la viabilidad y la sostenibilidad de los esfuerzos para reducir la carga de enfermedad cardiovascular en todo el mundo.<sup>(1)</sup>

Las insuficiencias en las funciones de predicción de riesgo disponibles dificultan una predicción eficaz del riesgo cardiovascular en la atención primaria de salud en Cuba, por consiguiente, no contribuyen a la reducción de la morbilidad y mortalidad por enfermedades cardiovasculares.

El objetivo de la investigación fue construir un modelo predictivo basado en Inteligencia artificial que supere las limitaciones de la predicción del riesgo de

enfermedad cardiovascular y comparar la predicción del riesgo cardiovascular, usando datos de una cohorte prospectiva de una fracción de la población cubana, entre el modelo diseñado y las tablas de la OMS de 2019, que son las recomendadas por la iniciativa HEARTS para su uso en Cuba.<sup>(8)</sup>

## Métodos

Se realizó un estudio descriptivo en el Policlínico José Ávila Serrano, de Velasco, provincia de Holguín, en Cuba, durante el año 2022, con el objetivo de comparar un modelo predictivo diseñado con técnicas de inteligencia artificial,<sup>(9)</sup> con las tablas de la OMS de 2019, se compararon por su diseño según: fuente de datos, método empleado, validación, nivel de evidencia de estudios pronósticos, categorías de riesgo, edad de los participantes, número y tipo de variables, aplicabilidad y facilidades de uso.

La predicción de los modelos fue comparada usando la base de datos del estudio de cohorte prospectivo PredRCG\_aps, con seguimiento durante 10 años, que incluyó 1633 pacientes, con edades entre 35 y 74 años, sin enfermedad cardiovascular establecida al ensamblar la cohorte, con valoración anual de los pacientes<sup>(10)</sup>

La base de datos, con 16 variables, cuatro nominales y el resto continuas, todas con una relación monótona con el evento de interés, fue la fuente de datos para el diseño del modelo predictivo basado en técnicas de inteligencia artificial.<sup>(9,10)</sup>

El resultado, en el seguimiento de la cohorte, fue la ocurrencia de un evento cardiovascular, como: angina de pecho, infarto del miocardio, enfermedad cerebrovascular isquémica o hemorrágica, crisis de isquemia cerebral transitoria y enfermedad arterial periférica, este resultado se sustenta en las guías clínicas como “eventos duros” que no involucran el juicio subjetivo, se empleó la Clasificación Internacional de Enfermedades (CIE- 10), definiéndose las causas de muertes como enfermedades cardíacas (CIE-10: 120, 121-122, 124), enfermedades cerebrovasculares (CIE-10: 160-162,163,164) y otras enfermedades cardiovasculares (CIE-10: 173).<sup>(9,10)</sup>

El modelo predictivo, basado en inteligencia artificial, fue implementado con las reglas del algoritmo *JRip* y las reglas del árbol de decisión J 48, se denominó ModPred IA ECV\_aps 1.0, con 16 reglas basadas en la estructura, del tipo *Sí <antecedente> Entonces <consecuente>*, de cumplirse la regla el paciente se consideró en riesgo de una enfermedad cardiovascular para un período de 10 años

y de no cumplirse ninguna regla de decisión el paciente no se consideró en riesgo.<sup>(10)</sup>

Las tablas de predicción de riesgo de la OMS de 2019 para Las Américas, región del Caribe, utilizan como predictores la edad, el hábito de fumar, el antecedente de diabetes *mellitus*, las cifras de tensión arterial sistólica y de colesterol total, cuando no se dispone de colesterol se sustituye por el Índice de Masa Corporal (IMC) y no se utiliza como predictor la diabetes *mellitus*.<sup>(1)</sup>

Para predecir el riesgo cardiovascular en las tablas de la OMS se precisa si el paciente era diabético o no y su sexo, se elige la tabla correspondiente, determinándose si fumaba o no, la edad, el nivel de colesterol total, las cifras de tensión arterial sistólica y según el código de colores se identificó el nivel de riesgo. El nivel de riesgo de las tablas fue: color verde < 5 %, amarillo 5 y < 10 %, naranja 10 y < 20 %, rojo 20 y < 30 %, rojo fuerte > 30 %. En la investigación fue considerado riesgo bajo < 5 %, intermedio entre 5 y < 10 % y alto riesgo 10 % o más.

Fue calculado, en las categorías de riesgo bajo e intermedio de las tablas de la OMS, el índice aterogénico: triglicéridos/colesterol unido a lipoproteína de alta densidad (HDLc), que cuando es mayor de dos, se sospecha dislipemia aterogénica y en los restantes pacientes con un índice menor de 2, se consideraron las concentraciones de pcr-as mayores de 1 mg/dL.

En el análisis estadístico se utilizó el paquete estadístico Statistical Package for Social Sciences (SPSS), versión 25.

La investigación desde el punto de vista ético cumplió con la Declaración de Helsinki<sup>(11)</sup> para las investigaciones médicas en seres humanos y fue aprobada por el Comité de Ética de las Investigaciones Clínicas.

## Resultados

La prevalencia de los factores de riesgo cardiovascular seleccionados, en la cohorte prospectiva, mostró el antecedente de hipertensión arterial (27,7 %), el nivel de pcr-as mayor de 3 mg/dL (21,5 %), el hábito de fumar (16,9 %), la obesidad (16,7 %) y la obesidad abdominal (9,6 %), así como las cifras de glucemias alterada en ayunas en personas no diabéticas (10 %) y triglicéridos mayores de 2,2 mmol/L (17,2 %).<sup>(9,10)</sup>

Durante el seguimiento, presentaron un evento cardiovascular 102 pacientes. Se utilizó la curva de supervivencia de Kaplan Meier para determinar la estimación de la sobrevida por sexos que fue de 92 % en el masculino y 94,8 % en el femenino.

Características de los modelos acorde a su diseño, en el ModPredIA ECV\_aps 1.0, la fuente de datos fue una cohorte prospectiva de una fracción de una población

cubana, con nivel de evidencia I en estudios pronósticos, diseñado y validado con inteligencia artificial, las tablas de la OMS 2019, solo incluyen factores de riesgo clásicos.

El modelo predictivo incluye más factores de riesgo modificables, sobre los cuales se puede intervenir para su control y, por tanto, reducir con tempranas y efectivas intervenciones la morbilidad y la mortalidad por enfermedades cardiovasculares, además, son blancos u objetivos terapéuticos de las intervenciones terapéuticas (tabla 1).

**Tabla 1-** Comparación de las características de la tabla de predicción de riesgo cardiovascular OMS 2019 con modelo predictivo ModPredIA ECV\_aps 1.0

Características	Tablas OMS 2019	ModPredIA ECV_aps 1.0
Fuente de datos	Estimación de la carga de ECV para diferentes subregiones del mundo	Cohorte prospectiva
Nivel de evidencia de estudios pronósticos	II	I
Método empleado	Riesgos proporcionales de Cox	Inteligencia artificial
Estimación del riesgo a los 10 años	Porcentaje y categorías	Categorías
Categorías de riesgo	verde < 5 % amarillo 5 y < 10 % naranja 10 y < 20 % rojo 20 y < 30 % rojo fuerte > 30 %	Sí  No
Edad de los participantes	40 a 79 años	35 a 74 años
Número de variables	7	12
Tipo de variables	No modificables sexo diabetes edad  Modificables tas colesterol total	No modificables antecedentes DM antecedentes HTA edad  Modificables hábito de fumar tas

	imc hábito de fumar	circ. abdominal IMC HDLc LDLc triglicéridos glucemia ayuna pcr de alta sensibilidad
Aplicabilidad y facilidad de uso	Dos tablas de predicción de riesgo. Bajo costo especialmente sin colesterol en sangre	Tablas de predicción basado en reglas de decisión Variables clínicas y de laboratorio

ECV: Enfermedades cardiovasculares, tas: tensión arterial sistólica, circ. Abdominal: circunferencia abdominal, IMC: índice de masa corporal, HDLc: colesterol unido a lipoproteínas de alta densidad, LDLc: colesterol unido a lipoproteínas de baja densidad, pcr-as: proteína c reactiva de alta sensibilidad.

La predicción del riesgo de enfermedad cardiovascular entre el modelo predictivo y las tablas de la OMS predijo la mayoría de los pacientes como riesgo bajo e intermedio el 76,4 % y como riesgo intermedio el 25,7 % de los pacientes (tabla 2).

**Tabla 2-** Predicción del riesgo de enfermedad cardiovascular en una fracción de una población cubana

ModPredIA ECV_aps 1.0			Tablas OMS 2019		
Riesgo	n.º	%	Riesgo	n.º	%
Sí	519	31,8	Alto	387	23,6
			Intermedio	418	25,7
No	1114	68,2	Bajo	828	50,7

n = 1633.

El modelo predictivo clasificó como riesgo Sí y la predicción de las tablas de la OMS en esa categoría de riesgo Sí, en 305 (85,4 %) pacientes con riesgo bajo e intermedio presentaban un índice triglicéridos/HDLc mayor de 2, se sospecha que sean portadores de dislipemia aterogénica y en los restantes pacientes, sin sospecha de dislipemia aterogénica, evidenciaban concentraciones de pcr-as mayor de 1 mg/dL.

En concordancia a los resultados consideramos que este modelo infra estima el riesgo cardiovascular al compararlo con los pacientes en riesgo SÍ en el modelo ModPredIA ECV\_aps 1.0 (tabla 3).

**Tabla 3-** Predicción del riesgo cardiovascular según categoría de riesgo SÍ en ModPredIA ECV\_aps 1.0 y predicción en las tablas de la OMS 2019

ModPredIA ECV_aps 1.0			Tablas OMS 2019		
Riesgo	n.º (n = 1633)	%	Riesgo	n.º (n = 519)	%
SÍ	519	31,8	Alto	162	31,2
			Intermedio	173	33,3
			Bajo	184	35,5

el modelo predictivo clasificó como riesgo NO y la predicción de la tabla de la OMS en esos pacientes, de los 470 pacientes clasificados como riesgo alto e intermedio por las tablas de la OMS, en 152 (32,3 %), solo se evidenciaba como factor de riesgo una edad de 64 y más años(tabla 4).

**Tabla 4-** Predicción del riesgo cardiovascular según categoría de riesgo NO en modelo ModPredIA ECV\_aps 1.0 y predicción en las tablas de la OMS 2019

ModPredIA ECV_aps 1.0			Tablas OMS 2019		
Riesgo	n.º (n = 1633)	%	Riesgo	n.º (n = 1114)	%
NO	1114	68,2	Alto	225	20,2
			Intermedio	245	22,0
			Bajo	644	57,8

En resumen, las tablas de la OMS sobreestiman o infraestiman el riesgo de enfermedad cardiovascular en 457 pacientes al compararlas con el modelo predictivo, lo que evidencia una contradicción entre las tablas de la OMS 2019 y el modelo predictivo ModPredIA ECV\_aps 1.0.



## Discusión

La fuente de datos del modelo predictivo implementado fue una cohorte prospectiva de una fracción de una población cubana, los puntajes de riesgo, basados en cohortes poblacionales, son herramientas muy útiles en la práctica clínica, ya que permiten priorizar las intervenciones de prevención en sujetos según su riesgo.<sup>(7,10)</sup>

La prevalencia de los factores de riesgo coincide con otras investigaciones en poblaciones cubanas.<sup>(12)</sup>

Las tablas de la OMS es la única opción, las cuales no están disponibles en los estudios de cohortes prospectivos, la ausencia de índices validación o discriminación tiene un efecto real en la sensibilidad, especificidad y exactitud predictiva de dichas tablas.<sup>(1,13)</sup>

Las tablas de la OMS en la región del Caribe, están basadas en puntajes de riesgo sobre el análisis de la carga de morbilidad y mortalidad en la región,<sup>(1)</sup> nueve países muestran tasas medias de mortalidad superiores a las de Cuba.<sup>(14)</sup>

En la revisión bibliográfica no encontramos investigaciones sobre la predicción del riesgo cardiovascular con las tablas de la OMS, ni modelos predictivos diseñados con técnicas de inteligencia artificial en poblaciones cubanas, lo que limitó hacer comparaciones.

La predicción con las tablas de la OMS no se diferencia de las predicciones obtenidas anteriormente en la población cubana, fue clasificado el 76,4 % de la población en las categorías de riesgo bajo e intermedio, que al ser mayoritario es el grupo que más aporta a la morbilidad y mortalidad cardiovascular.<sup>(5,15)</sup>

La tabla OMS clasifica casi el 26 % de la población como riesgo intermedio, categoría, en la cual se deben aplicar otros métodos para reclasificar el riesgo, por consiguiente, al no estar disponibles, el paciente queda en “inercia terapéutica” lo cual limita a ofrecer una intervención oportuna.

El modelo predictivo elimina el riesgo intermedio, el paciente está o no en riesgo, lo que posibilita brindar a toda la población intervenciones de promoción, prevención o control del riesgo cardiovascular.<sup>(9)</sup>

Una concentración elevada de triglicéridos y bajas de HDLc producen un incremento de las LDL pequeñas y densas, que son las más aterogénicas. Para valorar la aterogenicidad de los lípidos en la sangre se han usado los índices aterogénicos, de gran utilidad, que nos dan una estimación aproximada del perfil lipídico del paciente.<sup>(16,17)</sup>

El 85,4 % de los pacientes clasificados como riesgo bajo o intermedio tenían sospecha de una dislipemia aterogénica y en los restantes mostraban una

inflamación crónica de bajo grado, detectable mediante la proteína c reactiva de alta sensibilidad (pcr-as), además, la mayoría de los pacientes con sospecha de dislipemia aterogénica mostraban concentraciones de pcr-as superiores a 1 mg/dL. Un nivel de pcr-as entre 3 -10 mg/dL se considera inflamación crónica de bajo grado y entre 1 y 3 mg/ dL, un riesgo cardiovascular moderado, lo que en términos de aplicabilidad clínica se ha relacionado con un mayor riesgo cardiovascular y con el desarrollo de condiciones clínicas futuras.<sup>(18)</sup>

La aterosclerosis es el proceso subyacente de las enfermedades cardiovasculares.<sup>(19)</sup> Las reglas de decisión del modelo predictivo son capaces de diagnosticar la dislipemia aterogénica, el síndrome metabólico y sospechar la aterosclerosis subclínica, que comparten el mismo perfil metabólico e inmunoinflamatorio, pero en la atención primaria de salud, están infradiagnosticadas y por consiguiente no controladas, a pesar de su evidente relación con la aterosclerosis, una situación similar es reportada en Latino América.<sup>(19,20)</sup>

La inflamación es reconocida en la aterosclerosis, considerando la percepción de que la enfermedad cardiovascular puede considerarse actualmente como una enfermedad inflamatoria y sus complicaciones son desencadenadas por mecanismos complejos de dislipemia e inflamación, ambos mecanismos están influenciados por los factores de riesgo cardiovascular, por tanto, la pcr-as puede contribuir a la predicción del riesgo cardiovascular.<sup>(20)</sup>

Estudios prospectivos demuestran que pequeños aumentos de la concentración de la pcr-as son predictivos de episodios cardiovasculares y su determinación con el método inmunturbidimétrico, la convierte en un biomarcador de inflamación de bajo grado.<sup>(21,22)</sup>

La inflamación es un proceso crucial en el desarrollo del ateroma y, por ende, de la ECV que se asocia a la resistencia a la insulina, obesidad central y dislipidemia, todas ellas componentes del SM. El SM es un proceso inflamatorio asociado con valores plasmáticos elevados de pcr-as.<sup>(21,22)</sup>

Las tablas de la OMS muestran limitaciones, usan como predictor el colesterol total y cuando no está disponible, el IMC, este mantiene su valor predictivo, pero deben determinarse también otras mediciones antropométricas para determinar la grasa visceral.<sup>(1)</sup>

La acumulación regional de grasa en los depósitos viscerales es un factor predictivo de riesgo cardiovascular más fiable que el IMC. Se han observado a individuos con un IMC normal, no obstante presentar alteraciones metabólicas como la resistencia a la insulina, adiposidad central, bajas cifras de HDLc, altas concentraciones de triglicéridos e hipertensión arterial.<sup>(23)</sup>

Además, para una evaluación más completa del riesgo cardiovascular, es recomendable analizar el perfil lipídico completo.<sup>(16,17)</sup>

En el modelo predictivo la obesidad abdominal y la glucemia alterada en ayunas fueron predictores más significativos que el IMC y la DM2, así la minería de datos es capaz de descubrir información implícita y potencialmente útil en los datos.<sup>(23)</sup> Considerando el valor de la glucemia alterada en ayunas ante los criterios glucogénicos actuales, que retrasan el diagnóstico de la DM 2, cuyas complicaciones son progresivas y acumulativas según tiempo de evolución.<sup>(16)</sup>

El modelo predictivo incluye predictores como la obesidad abdominal, la glucemia alterada en ayunas, los triglicéridos y la pcr-as, no considerados en las tablas de la OMS 2019, ni en otras funciones de riesgo disponibles.<sup>(9)</sup>

En la génesis y la progresión de la aterosclerosis están interrelacionados la resistencia a la insulina persistente, la disfunción endotelial, la dislipemia aterogénica o metabólica, la aterosclerosis subclínica y la inflamación de bajo grado.<sup>(25,26)</sup>

Las tablas de la OMS sobreestiman el riesgo cardiovascular, al solo considerar como factor de riesgo la edad, que en adultos mayores es un tema controvertido, los autores consideran que el riesgo según la edad se debe tratar de forma holística, para lograr su control, lo cual puede evitar la rotura de la placa vulnerable y así sus complicaciones.<sup>(27,28)</sup>

El modelo predictivo implementado identifica los biomarcadores de carga alostática, es la comunidad, el escenario ideal para intervenir, en la actualidad la medicina ya no puede ejercerse ignorando estos poderosos determinantes ambientales.<sup>(29)</sup>

El modelo predictivo, es comprensible y de fácil uso, las reglas de decisión no se superponen y pueden interpretarse según el juicio clínico del médico, para la aplicación de intervenciones preventivas o terapéuticas.

Los modelos predictivos no son concordantes, la dialéctica materialista nos ofrece leyes, que son el fundamento de toda explicación de la realidad. Una de esas leyes es la ley de transición de la cantidad a la cualidad y viceversa, cuando una cosa pasa de poseer una cualidad a poseer otra hablamos de "salto cualitativo".<sup>(30)</sup>

Como todo movimiento es el resultado de la lucha de elementos contrarios, el salto cualitativo supone la resolución de una contradicción, el cambio de una cualidad por otra que supera, de alguna manera, a la anterior,<sup>(30)</sup> basado en que se evidencia un salto cualitativo, los autores consideran que el modelo predictivo obtenido es más eficaz que las tablas de la OMS 2019, reafirma que los modelos diseñados con técnicas de inteligencia artificial muestran mejor rendimiento que los modelos tradicionales.

Se concluye que el modelo predictivo diseñado con técnicas de inteligencia artificial fue más eficaz que las tablas de la OMS de 2019 en la predicción del riesgo cardiovascular, se basó en su diseño, la comparación en la predicción del riesgo entre ambos modelos y la evidencia de un salto cualitativo, un avance en el desarrollo del modelo predictivo basado en inteligencia artificial, después de verificada su superioridad sobre las bases teóricas que cubre el insuficiente fundamento del modelo de la OMS.

## Referencias bibliográficas

1. World Health Organization (WHO) CVD Risk Chart Working Group. World Health Organization cardiovascular disease risk charts: revised models to estimate risk in 21 global regions. *Lancet Glob Health* 2019. 2019;1-11. DOI: [http://dx.doi.org/10.1016/S2214-109X\(19\)30318-3](http://dx.doi.org/10.1016/S2214-109X(19)30318-3)
2. Vega Abascal J, Guimará Mosqueda M, Vega Abascal L. Riesgo cardiovascular, una herramienta útil para la prevención de las enfermedades cardiovasculares. *Rev Cubana Med Gen Integr*. 2011 [acceso 12/12/2024];27(1):91-7. Disponible en: <http://scielo.sld.cu/pdf/mgi/v27n1/mgi10111.pdf>
3. Organización Mundial de la Salud. Enfermedades no transmisibles. 2022 [acceso 29/04/2013]. Disponible en: <https://www.who.int/es/health-topics/noncommunicable-diseases>
4. Anuario Estadístico de Salud. MINSAP. Cuba. 2023 [acceso 26/09/2024]. Disponible en: <https://files.sld.cu/dne/files/2024/09/Anuario-Estad%c3%adstico-de-Salud-2023-EDICION-2024.pdf>
5. Grillo-Martín M, Mezquia de Pedro N, González-García S. Tablas de predicción de riesgo cardiovascular empleadas en Cuba. *Revista Cubana de Cardiología y Cirugía Cardiovascular*. 2023 [acceso 20/05/2023];29(1):1408. Disponible en: <https://revcardiologia.sld.cu/index.php/revcardiologia/article/view/1408>
6. Siniawski DA, Masson WM, Barbagelata L. Limitaciones de los puntajes de riesgo cardiovascular en prevención primaria. ¿Una oportunidad para los moduladores de riesgo? *Revista Argentina de Cardiología*. 2023 [acceso 12/03/2025];91(2):109-16. Disponible en: <https://www.redalyc.org/journal/3053/305377366003/html/>
7. Pizarro R, Masson W. Estudios prospectivos poblacionales: las fortalezas de las cohortes históricas. *Acta Gastroenterol Latinoam*. 2020 [acceso 23/03/2021];50(4):382-7. Disponible en: <https://actagastro.org/estudios-prospectivos-poblacionales-las-fortalezas-de-las-cohortes-historicas/>

8. Organización Panamericana de la Salud. HEARTS: Paquete técnico para el manejo de las enfermedades cardiovasculares en la atención primaria de salud. Riesgo cardiovascular: Manejo de las ECV basado en el riesgo. Washington, D.C.: OPS; 2024. DOI: <https://doi.org/10.37774/9789275328507>
9. Vega-Abascal J, Piriz-Assa A, Nápoles-Riaño D. Modelo predictivo de enfermedad cardiovascular basado en inteligencia artificial en la atención primaria de salud. Rev Cuban Med Gen Int. 2023 [acceso 23/10/2023];39(3):e2768. Disponible en: <https://revmgi.sld.cu/index.php/mgi/article/view/2768>
10. Vega Abascal J, Piriz Assa A, Guimará Mosqueda M, Vega Abascal L, Caballero González L, Nápoles Riaño D. PredRCG\_aps: Predicción del riesgo cardiovascular global en la atención primaria de salud. CCM. 2022 [acceso 19/09/2022];26(2). Disponible en: <http://www.revcoemed.sld.cu/index.php/cocmed/article/view/4202/2136>
11. World Medical Association Declaration of Helsinki: Ethical Principles for Medical Research Involving Human Subjects. JAMA. 2013;310(20):1-95. DOI: <https://doi.org/10.1001/jama.2013.281053>
12. Colectivo de autores. Enfermedades no transmisibles en Cuba. Tamayo Muñiz S, Pérez Perea L, Pérez González RD, coordinadores. La Habana: Editorial Ciencias Médicas; 2022. [acceso 18/05/2023]. Disponible en: <http://www.bvscuba.sld.cu/libro/enfermedades-notransmisibles-en-cuba>
13. Badawy M, Naing L, Johar S, Ong S, Rahman HA, Tengah D, *et al*. Evaluation of cardiovascular diseases risk calculators for CVDs prevention and management: scoping review. BMC Public Health. 2022;22(1):1742. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12889-022-13944-w>
14. Organización Mundial de la Salud. Estimaciones de salud mundial 2019: defunciones por causa, edad, sexo, país y región, 2000-2019. 2020 [acceso 28/04/2023]. Disponible en: <https://www.who.int/es/news/item/09-12-2020-who-reveals-leading-causes-of-death-and-disability-worldwide-2000-2019>
15. Revueltas-Agüero M, Valdés-González Y, Serra-Larín S, Suárez-Medina R, Ramírez-Sotolongo JC. Estimación del riesgo cardiovascular en una población, según dos tablas predictivas. Arch Méd Camagüey. 2020 [acceso 07/02/2021];24(5). Disponible en: <http://www.revistaamc.sld.cu/index.php/amc/article/view/7533/3636>
16. Ouchi G, Komiya I, Taira S, Wakugami T, Ohya Y. Triglyceride/low-density-lipoprotein cholesterol ratio is the most valuable predictor for increased small, dense LDL in type 2 diabetes patients. Lipids in Health and Disease. 2022;21(1):4. DOI: <https://doi.org/10.1186/s12944-021-01612-8>

17. Babic N, Valjevac A, Zaciragic A, Avdagic N, Zukic S, Hasic S. The Triglyceride/HDL Ratio and Triglyceride Glucose Index as Predictors of Glycemic Control in Patients with Diabetes Mellitus Type 2. *Med Arch*. 2019 [acceso 10/07/2021];73(3):163-8. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC6643328/>
18. Sáenz-San Martín A, Méndez-Ocampo P, Gutiérrez-Moctezuma I, Amezcua-Guerra LM. Proteína C reactiva, aspectos cardiovasculares de una proteína de fase aguda: una actualización para el médico. *Arch Cardiol Mex*. 2024 [acceso 12/12/2024];94(2):191-202. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC11160552/>
19. Castro M, Castro D, Seoane J, Torres L, González A, Aguirre C. Aterosclerosis subclínica en trabajadores de una institución de salud. *Rev Cuban Med*. 2021 [acceso 01/04/2022];60(3):e2134. Disponible en: [http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0034-](http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-)
20. Aray-Andrade M, López-Montanero E, Preciado-Gómez J. Dislipidemia aterogénica, factor subdiagnosticado para las complicaciones cardiovasculares. *Salud Pública Méx*. 2018 [acceso 07/10/2020];60(4):381-2. Disponible en: [http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci\\_arttext&pid=S0036-36342018000400007&lng=es](http://www.scielo.org.mx/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0036-36342018000400007&lng=es)
21. Fiallos J, Martínez E. Proteína C reactiva como biomarcador de procesos inflamatorios. [TESIS de Licenciada en Ciencias de la Salud en Laboratorio Clínico e Histopatológico]. Ecuador: Universidad Nacional de Chimborazo. 2022 [acceso 12/12/2024]. Disponible en: <http://dspace.unach.edu.ec/handle/51000/9496>
22. Vera-Ponce VJ, Rodas-Alvarado L, Talavera JE, Cruz-Ausejo L, Torres-Malca JR, *et al*. Asociación entre resistencia a la insulina y proteína C reactiva en una muestra de peruanos no obesos. *Revista del Cuerpo Médico Hospital Nacional Almanzor Aguinaga Asenjo*. 2021 [acceso 16/07/2022];14(2):124-7. Disponible en: [http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci\\_abstract&pid=S2227-47312021000200002&lng=es&nrm=iso&tlng=es](http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_abstract&pid=S2227-47312021000200002&lng=es&nrm=iso&tlng=es)
23. Humeres G. Limitaciones del IMC (Grandes limitaciones) - Grupo Sobre Entrenamiento. 2024 [acceso 12/03/2025]. Disponible en: <https://g-se.com/es/limitaciones-del-imc-grandes-limitaciones>
24. Witten I, Frank E, Hall M. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. Tercera. San Francisco, California: Morgan Kaufmman, Elsevier; 2011. p. 525. [acceso 12/03/2025]. Disponible en: [https://www.academia.edu/23331284/Data\\_Mining\\_Practical\\_Machine\\_Learning\\_Tools\\_and\\_Techniques\\_3rd\\_Edition](https://www.academia.edu/23331284/Data_Mining_Practical_Machine_Learning_Tools_and_Techniques_3rd_Edition)



25. Fu Y, Wu Y, Liu E. C-reactive protein and cardiovascular disease: From animal studies to the clinic. *Exp Ther Med*. 2020 [acceso 22/10/2022];20(2):1211-9. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7388508/pdf/etm-20-02-1211.pdf>
26. Fan J, Li X, Yu X, Liu Z, Jiang Y, Fang Y, *et al*. Global Burden, Risk Factors Analysis, and Prediction Study of Ischemic Stroke, 1990-2030. *Neurology*. 2023;17:10. DOI: <https://doi.10.1212/WNL.0000000000207387>
27. Rojas N, Caballero G, Madariaga A. Factores de riesgos tradicionales de enfermedad cardiovascular en el adulto mayor y su valor predictivo. *Revista Cubana de Medicina*. 2023 [acceso 20/07/2023];62(1). Disponible en: <https://revmedicina.sld.cu/index.php/med/article/view/2982>
28. Cosentino F, Verma S, Ambery P, Treppendahl MB, van Eickels M, Anker SD, *et al*. Cardiometabolic risk management: insights from a European Society of Cardiology Cardiovascular Round Table. *Eur Heart J*. 2023;00:1-16. DOI: <https://dx.doi.org/10.1093/eurheartj/ehad445>
29. Gaytán Ramírez E. La respuesta alostática al ambiente. El medio social como factor regulador de la fisiología y la salud humana | *Revista Chilena de Antropología*. *Rev Chil Antropol*. 2021 [acceso 18/03/2022];43. Disponible en: <https://revistadeantropologia.uchile.cl/index.php/RCA/article/view/64437/70814>
30. Engels F. Anti-Dühring. Capítulo XI. Moral y derecho. Libertad y necesidad. 2016 [acceso 25/07/2022]. Disponible en: <https://inter-rev.foroactivo.com/t6105-f-engels-anti-duhring-capitulo-xi-moral-y-derecho-libertad-y-necesidad>

### Conflicto de intereses

Los autores declaran que no existe conflicto de intereses.

### Contribuciones de los autores

*Conceptualización:* Jorge Baudilio Vega Abascal.

*Curación de datos:* Jorge Baudilio Vega Abascal, Mayra Rosa Guimará Mosqueda.

*Análisis formal:* Jorge Baudilio Vega Abascal, Alberto Rubén Piriz Assa.

*Investigación:* Jorge Baudilio Vega Abascal, Diego Ambrosio Nápoles Riaño.

*Metodología:* Jorge Baudilio Vega Abascal, Mayra Rosa Guimará Mosqueda.

*Supervisión:* Alberto Rubén Piriz Assa, Diego Ambrosio Nápoles Riaño.

*Validación:* Jorge Baudilio Vega Abascal, Diego Ambrosio Nápoles Riaño.

*Visualización:* Jorge Baudilio Vega Abascal, Mayra Rosa Guimará Mosqueda.

*Redacción del borrador original:* Jorge Baudilio Vega Abascal, Mayra Rosa Guimará Mosqueda.

*Redacción, revisión y edición:* Jorge Baudilio Vega Abascal, Mayra Rosa Guimará Mosqueda, Alberto Rubén Piriz Assa, Diego Ambrosio Nápoles Riaño.