



Indicadores antropométricos de riesgo cardiovascular y condición física en población escolar

Anthropometric indicators of cardiovascular risk and physical fitness in the school population

Autores

Ramiro Orlando Acosta Pérez ¹
José Armando Vidarte Claros ²
Oswaldo Ceballos Gurrola ³
Carlos Andrés Collazos Morales ⁴

^{1,4} Universidad Manuela Beltrán (Colombia)

² Universidad Autónoma de Manizales (Colombia)

³ Universidad Autónoma de Nuevo León (México)

Autor de correspondencia: José Armando Vidarte Claros
jovida@autonoma.edu.co

Recibido: 08-10-25

Aceptado: 09-11-25

Cómo citar en APA

Acosta Pérez, R. O., Vidarte Claros, J. A., Ceballos Gurrola, O., & Collazos Morales, C. A. (2025). Indicadores antropométricos de riesgo cardiovascular y condición física en población escolar. *Retos*, 73, 1400-1415.
<https://doi.org/10.47197/retos.v73.117825>

Resumen

Introducción: El riesgo cardiovascular es una preocupación creciente en salud pública mundial. Los indicadores antropométricos, junto con los niveles de actividad física y condición física son elementos clave para predecir dicho riesgo.

Objetivo: Evaluar la relación entre los indicadores antropométricos y los niveles de condición física con el fin de pronosticar el riesgo cardiovascular en población escolar.

Metodología: Estudio cuantitativo, correlacional con alcance predictivo. Se analizaron datos de 414 individuos, mediante el software R (versión 4.x). Se aplicó estadística descriptiva y análisis correlacional, se utilizó regresión logística binaria para predecir el riesgo cardiovascular. Las mediciones antropométricas (peso, estatura, perímetros y pliegues cutáneos) permitieron calcular el índice de masa corporal, índice de cintura/cadera, índice de cintura/estatura y porcentaje de grasa. La actividad física se evaluó con el cuestionario PAQ-A y la condición física a través de la batería Alpha Fitness.

Resultados: El 54,35 % de los estudiantes fueron clasificados como inactivos, el 71 % presentó una condición física no saludable. Estos factores se correlacionaron significativamente con el riesgo cardiovascular, cuya prevalencia fue del 54,4 %. El modelo de regresión logística binaria alcanzó un AUC promedio de 0.826 ± 0.045 , demostrando alta capacidad de discriminación, estabilidad y confiabilidad.

Conclusión: Comparado con estudios internacionales, este modelo destaca por su precisión diagnóstica, consolidándose como una herramienta eficaz para la detección del riesgo cardiovascular en contextos escolares. Los hallazgos son consistentes con la literatura científica disponible en Colombia, América Latina, México, Estados Unidos, Europa, África y Asia. Lo que respalda la validez del modelo propuesto.

Palabras clave

Actividad física; condición física; indicadores antropométricos; regresión logística; riesgo cardiovascular.

Abstract

Introduction: Cardiovascular risk is an increasing concern in global public health. Anthropometric indicators, along with levels of physical activity and physical fitness, are key elements in predicting such risk.

Objective: To evaluate the association between anthropometric indicators and physical fitness levels in order to forecast cardiovascular risk in a school-aged population.

Methodology: A quantitative, correlational, and predictive study was conducted. Data from 414 individuals were analyzed using R software (version 4.x). Descriptive statistics and correlational analysis were applied, and binary logistic regression was used to estimate cardiovascular risk. Anthropometric measurements (weight, height, circumferences, and skinfolds) were used to calculate body mass index, waist-to-hip ratio, waist-to-height ratio, and body fat percentage. Physical activity was assessed using the PAQ-A questionnaire, and physical fitness was evaluated through the Alpha Fitness battery.

Results: 54.35% of the students were classified as inactive, and 71% presented unhealthy physical fitness levels. These factors were significantly correlated with cardiovascular risk, which showed a prevalence of 54.4%. The binary logistic regression model achieved an average AUC of 0.826 ± 0.045 , demonstrating high discriminatory power, stability, and reliability.

Conclusions: Compared to international studies, this model stands out for its diagnostic accuracy, establishing itself as an effective tool for detecting cardiovascular risk in school settings. The findings are consistent with the scientific literature available in Colombia, Latin America, Mexico, the United States, Europe, Africa, and Asia, supporting the validity of the proposed model.

Keywords

Physical activity; physical fitness; anthropometric indicators; logistic regression; cardiovascular risk.



Introducción

Desde la década de 1930 la epidemiología cardiovascular ha sido objeto de investigación, algunas de las razones responden a los cambios observados en las causas de mortalidad relacionadas con enfermedades del corazón y los vasos sanguíneos (O'Donnell, 2009). Posteriormente en la década del cincuenta, diversos estudios epidemiológicos permitieron comprender mejor las causas y los factores de riesgo de las enfermedades cardiovasculares, uno de ellos fue el Framingham Heart Study, mediante el cual se identificaron factores de riesgo para la enfermedad cardiovascular, incluyendo la hipertensión arterial, el tabaquismo, el colesterol elevado, la diabetes y la obesidad (Balcells, 2016).

En consecuencia, los entornos obesogénicos basados en los cambios en los estilos de vida y un elevado descenso en la actividad física, dado el incremento de actividades tecnológicas y sedentarias, favorecen el aumento del peso corporal y la obesidad, (Alemañy et al., 2020). En 2022, más de 390 millones de niñas, niños y adolescentes entre los 5 y 19 años tenían sobrepeso, de los cuales 160 millones eran obesos (OMS, 2025). Estos datos son relevantes ya que, la obesidad que se presenta en los primeros años de vida de un niño tiene una alta probabilidad de persistir en la edad adulta, así como la asociación con otras enfermedades no transmisibles en etapas tempranas (Fisberg et al., 2016).

Por tanto, el riesgo cardiovascular se ha convertido en una de las principales preocupaciones en salud pública mundial. (Iguasnia et al., 2024), donde la obesidad infantil y adolescente se convierten en uno de los principales factores de riesgo, dado su vínculo con múltiples comorbilidades como la diabetes tipo 2, hipertensión arterial y enfermedades cardiovasculares (Cardozo et al., 2016; Sagot & Martínez, 2023), a partir de esto se han promovido estrategias de detección temprana de estas enfermedades y de la inactividad física en estos grupos poblacionales (Juonala et al., 2011; WHO, 2021).

Es importante reiterar que la inactividad física y la obesidad son los factores de mayor incidencia en el riesgo cardiovascular, por lo tanto, su detección temprana mediante herramientas económicas, de fácil acceso y manejo, resulta relevante para la prevención y control de este (Miranda et al., 2023). Es así como surgen los indicadores antropométricos como elementos de diagnóstico obtenidos a partir de las medidas tomadas sobre el cuerpo humano que se utilizan para evaluar el tamaño, la forma, la composición y el estado nutricional de una persona (Rutti et al., 2023).

En este contexto, las mediciones antropométricas han demostrado ser una herramienta eficaz, accesible y no invasiva para la detección temprana del riesgo cardiometabólico en población pediátrica (Ferrer & Díaz, 2024; Alcaide-Leyva et al., 2023). Indicadores como el índice de masa corporal (IMC), el índice cintura/cadera (ICC), el índice cintura/estatura (ICE) y el porcentaje grasa (PG) permiten evaluar de manera práctica la composición corporal, siendo ampliamente utilizados en la atención primaria en salud (Lomaglio et al., 2022).

En sintonía con estos indicadores antropométricos, los niveles de actividad y de condición física se definen como factores determinantes y complementarios para predecir riesgos futuros en la población escolarizada (Ortega et al., 200; Vásquez et al., 2025). La inactividad física, se asocia a un riesgo de muerte entre un 20 % y un 30 % mayor que el de las personas físicamente activas, en la actualidad la inactividad física en los escolares es cada vez mayor, debido al tiempo dedicado a actividades sedentarias durante su tiempo libre; aumentando así, la prevalencia de obesidad infantil (OMS, 2024).

Por su parte, la condición física, entendida como un constructo multidimensional que incluye componentes morfológicos, cardiorrespiratorios, musculoesqueléticos y motores, se ha consolidado como un fuerte predictor de salud cardiovascular y bienestar general en la infancia y adolescencia (Herazo et al., 2018; Secchi et al., 2014; Candeaux et al., 2012). Por tanto, su evaluación objetiva se ha vuelto prioritaria, especialmente a través de instrumentos estandarizados como la batería Alpha Fitness, validada para escolares en el contexto europeo y latinoamericano (Ruiz et al., 2011; Vidarte et al., 2022). Estos elementos permiten una evaluación rápida, económica y no invasiva, que pueden ser utilizados de manera masiva para identificar individuos en riesgo y orientar políticas preventivas.

Por último, cabe decir que, en Colombia, aunque se han realizado algunos estudios para validar modelos internacionales de predicción del riesgo cardiovascular como Framingham, SCORE2 o Globorisk entre otros, la evidencia muestra que estos tienden a sobreestimar el riesgo y requieren ajustes para aplicarse de manera precisa en la población nacional y utilizan variables clínicas a las cuales no se tiene acceso de forma inmediata en el contexto escolar. Además, son escasos los esfuerzos orientados al desarrollo de



modelos propios basados en datos locales que integren variables sociodemográficas, étnicas o contextuales específicas del país.

Los estudios que han explorado enfoques con inteligencia artificial aún presentan un desempeño predictivo moderado y carecen de validación externa amplia. Por lo tanto, en este panorama se evidencia un vacío científico en la construcción y calibración de modelos predictivos adaptados al contexto escolar colombiano, lo que refuerza la pertinencia y originalidad del presente trabajo. Por último, se encontró que el principal vacío es la utilización individual de los diferentes indicadores antropométricos lo cual se subsana en el presente estudio con la creación de una variable binaria que integra cinco indicadores antropométricos de riesgo cardiovascular, con lo cual se mejora la capacidad predictiva del modelo desarrollado.

El presente estudio tuvo como objetivo calcular y analizar los indicadores antropométricos (IMC, ICC, ICE, PG) a partir del componente morfológico de la batería Alpha Fitness y evaluar su asociación con los niveles de condición física en una muestra de escolares colombianos de 12 a 18 años.

Método

El presente estudio fue abordado desde el enfoque empírico analítico de tipo descriptivo transversal con un alcance correlacional y multivariado. El número poblacional se determinó tomando como base el Sistema Nacional de Matrícula Estudiantil (SIMAT), gestionado ante la Secretaría de Educación de Pasto Nariño (Colombia). Se identificó un total 28.820 escolares entre 12 y 18 años. La muestra se determinó con un nivel de confianza del 95% y un margen de error del 5%, para un total de 418 escolares teniendo presente un margen de pérdida del 10%, quienes se distribuyeron de manera similar por sexo, con una media de edad de $14,9 \pm 2,01$ años, la mayoría pertenecían a estrato socioeconómico bajo, se perciben desde el PAQ-A con un nivel de Inactividad física y un nivel de condición física no saludable.

El reclutamiento de los sujetos y de las instituciones educativas se realizó a través de un muestreo aleatorio simple (MAS), quienes cumplieron con los siguientes criterios de inclusión: - Estudiantes con las edades establecidas en el estudio y que se encuentren formalmente matriculados en el sistema educativo, - Haber diligenciado el consentimiento y asentimiento informado, - Estar aptos físicamente para el desarrollo de las pruebas. Y de exclusión: -Estudiantes que presentaron algún tipo de discapacidad o incapacidad temporal que les impidiera realizar las pruebas, -Estudiantes que al momento de realizar las pruebas manifiesten su desinterés por participar en el estudio.

Se utilizaron como técnicas la encuesta para las variables sociodemográficas y la observación para las diferentes valoraciones realizadas, teniendo presente el control de sesgos de evaluación (se hizo capacitación a los colaboradores que ayudaron en este proceso). Para determinar la Condición Física (CF) se aplicó la batería Alpha-fitness versión extendida, dando razón de lo establecido en el protocolo de los cuatro componentes, 1. morfológico (estatura en metros, peso en kilogramos, pliegue tríceps en milímetros, pliegue subescapular en milímetros, perímetro cintura en centímetros y perímetro de cadera en centímetros). 2. Componente Muscular (prensión manual dinamometría en kilogramos y salto de longitud en centímetros). 3. Componente Motor (velocidad agilidad 4x10 en segundos) y 4. Componente cardiorrespiratorio (test de Leger distancia recorrida en metros).

Las mediciones antropométricas fueron tomadas a partir de los protocolos establecidos por la Sociedad Internacional para el Avance de la Cineantropometría (ISAK), con personal capacitado en Nivel 1. A partir de estas mediciones se calcularon los siguientes indicadores de riesgo cardiovascular, índice de masa corporal $IMC = ([Peso (kg)/Talla (m)^2 = kg/m^2])$, índice de cintura cadera $[ICC = CCI (cm)/CCA (cm)]$, índice de cintura estatura $[ICE = cintura (cm)/estatura (cm)]$ y porcentaje graso (PG Estimado a partir de las ecuaciones de Slaughter, (Duarte et al., 2014), (Niñas Masa grasa (%)) = $1,33 (tric+subsc) - 0,013 (tric+subsc)^2 - 2,5$), (Niños Masa grasa (%)) = $1,21 (tric+subsc) - 0,008 (tric+subsc)^2 - 1,7$).

Las mediciones se realizaron, en cada una de las instituciones educativas a las que pertenecían los estudiantes y dentro de su jornada escolar apelando a la clase de educación física. Inicialmente se procedió a tomar las medidas antropométricas y de fuerza prensil dentro de los salones de clase, para una mejor comodidad, privacidad, confidencialidad y tratamiento ético. Se utilizaron los siguientes instrumentos,

báscula digital tipo médico de la marca BADECOL con capacidad de 150KG referencia EB 9003, tallímetro de pared con plataforma marca Seca ref 206, cinta métrica de antropometría marca Cescorf, adipómetro plicómetro marca Slim Guide, segmómetro flexible marca Cescorf, dinamómetro digital marca Camry 90kg tipo profesional. Por su parte, las mediciones que corresponden a las pruebas o test de campo de los componentes, motor, muscular y cardiorrespiratorio, se evaluaron de acuerdo con el protocolo establecido en la batería.

Análisis de datos

Los valores obtenidos en cada una de las variables evaluadas fueron registrados en una base de datos de Excel. Los datos recogidos fueron procesados en R versión 4.x (simulado mediante Python) utilizando los paquetes tidyverse, readxl y ggplot2. Se procedió a recodificar cada una de las variables con el fin de darles el tratamiento estadístico necesario, para ello se ajustaron esos valores a los baremos establecidos en el estudio de (Vidarte et al., 2022). Se resalta que estos puntos de comparación fueron discriminados por sexo y edad, puesto que los resultados obtenidos por hombres y mujeres presentan puntos de corte diferentes en cada edad, por ello los baremos del protocolo ya establecen esas diferencias que fueron las que se aplicaron en el sistema.

Se realizó inicialmente análisis univariado, utilizando medidas de tendencia central y dispersión para las variables cuantitativas y para las cualitativas frecuencias absolutas y relativas. Luego se realizó un análisis bivariado que permitió relacionar los índices antropométricos con las variables de condición física, se aplicaron pruebas como el coeficiente de correlación de Pearson (r) para variables cuantitativas, con la cual se midió la fuerza y el sentido de la relación lineal. Por otro lado, se aplicaron las pruebas de χ^2 y V de Cramer para variables categóricas. Por último, y a partir de las variables que fueron estadísticamente significativas en el análisis bivariado se procedió a realizar el análisis multivariado o predictivo que posibilitó la construcción del modelo de regresión logística binaria con el cual se pudo predecir el riesgo cardiovascular compuesto con base en las asociaciones observadas entre los índices antropométricos (riesgo cardiovascular) y las variables de la condición física. Para ello, además fue necesario construir la variable binaria denominada “riesgo cardiovascular” a partir de los indicadores: índice de masa corporal (IMC), índice cintura/cadera (ICC), índice cintura/estatura (ICE), porcentaje de grasa corporal (%Graso) y perímetro de cintura (PC). Esta variable permitió clasificar a los individuos en dos grupos, (0) sin riesgo cardiovascular y (1) con riesgo cardiovascular.

Es e aclarar que la investigación contó con el aval del Comité de Ética de la Universidad Manuela Beltrán de Colombia, mediante Acta N° DCTAFD 24-04 del 11 del mes abril de 2024, siendo un estudio con riesgo mayor al mínimo acorde a lo establecido en la resolución 08430 del Ministerio de Protección social de Colombia.

Resultados

El análisis de la distribución del riesgo según el sexo muestra como los indicadores IMC, ICC y PC en los hombres presenta mayores porcentajes de riesgo, mientras que el ICE y el PGC son las mujeres quienes presentan un mayor riesgo.

Tabla 1. Niveles de riesgo cardiovascular por indicador y sexo biológico

| Indicador | Nivel riesgo | Masculino | | Femenino | |
|---------------------------|--------------|------------|------|------------|------|
| | | Frecuencia | % | Frecuencia | % |
| Índice de Masa Corporal | Sin riesgo | 73 | 48,7 | 77 | 51,3 |
| | Con riesgo | 137 | 51,9 | 127 | 48,1 |
| Índice Cintura Cadera | Sin riesgo | 121 | 49,6 | 123 | 50,4 |
| | Con riesgo | 89 | 52,4 | 81 | 47,6 |
| Índice Cintura Estatura | Sin riesgo | 131 | 56,7 | 100 | 43,3 |
| | Con riesgo | 79 | 43,2 | 104 | 56,8 |
| Porcentaje Grasa Corporal | Sin riesgo | 116 | 63,0 | 68 | 37,0 |
| | Con riesgo | 94 | 40,9 | 136 | 59,1 |
| Perímetro Cintura | Sin riesgo | 61 | 48,4 | 65 | 51,6 |
| | Con riesgo | 149 | 51,7 | 139 | 48,3 |



Tabla 2. Correlación entre las variables antropométricas vs los niveles de actividad física (PAQ – A)

| Variable Predictora | Variable Resultado – PAQ-A | |
|-------------------------|----------------------------|-----------|
| | R de Pearson | P - Valor |
| Índice de Masa Corporal | -0.089 | 0.070 |
| Perímetro Cadera | 0.138 | 0.004 |
| Índice Cintura Cadera | -0.166 | 0.000 |
| Índice Cintura Estatura | -0.165 | 0.000 |
| Tricipital (mm) | -0.148 | 0.002 |
| Subescapular (mm) | -0.236 | 0.000 |
| % Graso | -0.235 | 0.000 |
| Perímetro Cintura | -0.103 | 0.036 |

Fuente: Elaboración Propia. % Porcentaje

Como se observa en la tabla 2, se encontraron asociaciones estadísticamente significativas entre las variables de estudio, siendo esta correlación negativa y leve (excepto perímetro de cadera que es positiva). Esto sugiere que a mayor composición de grasa corporal o mayor acumulación de grasa abdominal, menor nivel de actividad física autorreportada.

Tabla 3. Correlación variables indicadores antropométricos de riesgo cardiovascular vs condición física

| Variable Predictora | Variable Resultado | | | | | | | | | |
|-------------------------------|------------------------------|---------|----------------|---------|------------------------------|---------|------------------------|---------|--------------------------|---------|
| | C. muscular | | C. motriz | | C. C/Respiratorio | | Puntuación final | | | |
| | Prensión manual Dinamometría | | Salto Longitud | | Velocidad-Agilidad Test 4x10 | | Resistencia Test Léger | | Condición física general | |
| | Valor r | Valor p | Valor r | Valor p | Valor r | Valor p | Valor r | Valor p | Valor r | Valor p |
| Índice de Masa Corporal | -0.158 | 0.000 | -0.091 | 0.000 | 0.216 | 0.000 | -0.227 | 0.000 | -0.578 | 0.000 |
| Perímetro Cadera | 0.028 | 0.003 | 0.017 | 0.002 | 0.038 | 0.025 | 0.014 | 0.002 | 0.078 | 0.003 |
| Índice Cintura Cadera (ICC) | -0.169 | 0.000 | -0.194 | 0.000 | 0.242 | 0.000 | -0.288 | 0.000 | -0.587 | 0.000 |
| Índice Cintura Estatura (ICE) | -0.435 | 0.000 | -0.391 | 0.000 | 0.489 | 0.000 | -0.487 | 0.000 | -0.76 | 0.000 |
| Pliegue Tríceps | -0.259 | 0.001 | -0.281 | 0.000 | 0.33 | 0.000 | -0.337 | 0.000 | -0.642 | 0.000 |
| Pliegue Subescapular | -0.163 | 0.000 | -0.25 | 0.000 | 0.338 | 0.000 | -0.323 | 0.000 | -0.602 | 0.000 |
| % Grasa Corporal | -0.292 | 0.000 | -0.335 | 0.000 | 0.397 | 0.001 | -0.404 | 0.000 | -0.691 | 0.001 |
| Perímetro Cintura | -0.209 | 0.000 | -0.24 | 0.000 | 0.348 | 0.000 | -0.364 | 0.000 | -0.705 | 0.000 |

Fuente: Elaboración Propia. % Porcentaje

La tabla anterior evidencia correlaciones negativas y estadísticamente significativas entre las variables antropométricas y los componentes de la condición física. Se resalta como las correlaciones entre ICE y prensión manual, salto longitudinal, velocidad agilidad y test de léger (r -0.435; 0.391; 0.489; 0.487), % grasa salto longitudinal velocidad y agilidad y test de léger (r -0.335; 0.397; 0.404), perímetro cintura y velocidad agilidad y test léger (-0.348; 0.364) y las antropométricas (excepto ICC) y la condición física general muestran un r ideal. Esto indica que a medida que aumenta la adiposidad corporal (ya sea total o central), se observa una disminución en la fuerza, la agilidad, la resistencia y en general de la condición física en su totalidad, datos coherentes por lo propuesto por (De Carrera et al., 2024).

Las correlaciones existentes fueron utilizadas en la creación del modelo de regresión logística binaria con el cual se predijo el riesgo cardiovascular compuesto, para ello, se integraron en una sola variable binaria los siguientes indicadores antropométricos de acuerdo con los puntos de corte y umbrales detallados así según la OMS: para el IMC el punto de corte fue de ≥ 25 (sobrepeso/ obesidad), el ICE > 0.5 (Riesgo Elevado), el PG $> 25\%$ (hombres) y $>$ de 30% (mujeres), el PC > 90 cm., (hombres) y > 80 cm (mujeres), el ICC > 0.9 (hombres) y > 0.85 (mujeres). Una vez definidos estos criterios, se procedió a evaluar para cada individuo si cumple o no con cada uno de ellos. Fue así como se construyeron cinco variables booleanas una por cada indicador antropométrico, indicando si presentaba riesgo según cada indicador (1 = con riesgo, 0 = sin riesgo). A continuación, se sumaron para cada individuo los factores de riesgo cumplidos. Así, cada uno de ellos tenía un conteo total de riesgos entre 0 y 5. Por lo cual los umbrales son establecidos por cada uno de los indicadores establecidos teniendo en cuenta su relevancia en la literatura científica.

La literatura justifica su utilización, a partir de afirmaciones como que no es suficiente evaluar el riesgo cardiovascular de forma aislada con cada uno de los indicadores por separado. La combinación de varios de ellos ha demostrado una mayor capacidad predictiva que los indicadores utilizados de forma individual. por lo cual sugieren que se deben utilizar varios indicadores para establecer con mayor validez,



estabilidad y precisión el riesgo cardiovascular, aspecto que definió la creación de esta variable binaria. (De Almeida et al., 2021). La variable binaria denominada "Riesgo Compuesto", clasifica a los sujetos en dos grupos: con riesgo (1) y sin riesgo (0), según cumplieran al menos dos de cinco criterios clínicamente validados: $IMC \geq 25$, $ICE > 0.5$, % de grasa corporal elevado, perímetro de cintura aumentado, e índice cintura/cadera por encima del umbral recomendado. El modelo incorporó variables de la batería ALPHA-Fitness y del cuestionario PAQ – A, seleccionadas por su asociación teórica y empírica con la salud cardiometabólica.

Tabla 4. Métricas de desempeño sobre el conjunto de prueba

| Clase | Precisión | Métricas | |
|----------------|-----------|--------------|----------|
| | | Sensibilidad | F1-score |
| Sin Riesgo (0) | 0.68 | 0.708 | 0.694 |
| Con Riesgo (1) | 0.813 | 0.792 | 0.803 |

Fuente: Elaboración Propia.

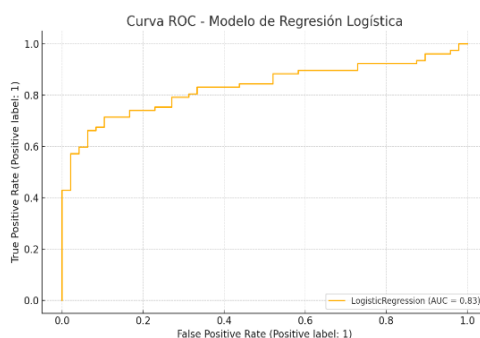
El modelo mostró un rendimiento general adecuado, con una exactitud del 76,0%, y valores de F1-score de 0.803 para la clase "Con Riesgo" y 0.694 para la clase "Sin Riesgo". La curva ROC evidenció una buena capacidad discriminativa, con un AUC de 0.83 en el conjunto de prueba.

Para comprobar la robustez del modelo, se aplicó validación cruzada (5-Fold), obteniéndose un AUC promedio de 0.826 (± 0.045), lo cual indica buena estabilidad y capacidad de generalización.

Tabla 5. Intervalos de confianza, colinealidad severa y colinealidad moderada

| Intervalos de Confianza de multicolinealidad antropométricas correlaciones altas | | | | | Colinealidad severa | | | | Colinealidad moderada | | | |
|----------------------------------------------------------------------------------|-----------------|--------------|--------------|-----------------------|-----------------------|-------------------|--------|----------|-----------------------|------------|--------|-------|
| Variable B | r de Pearson | IC95% (bajo) | IC95% (alto) | Variable | VIF | Tolerancia | R2_aux | Variable | VIF | Tolerancia | R2_aux | |
| Estatura(m) | Estatura | 1.000 | 1.000 | 1.000 | Estatura (cm) | 1000022122209.503 | 0.000 | 1.000 | Subescapular (mm) | 9.357 | 0.107 | 0.893 |
| IMC | Índice Ponderal | 0.898 | 0.878 | 0.915 | IMC | 821.211 | 0.001 | 0.999 | Tricipital (mm) | 8.351 | 0.120 | 0.880 |
| Subescapular (mm) | % Graso | 0.867 | 0.841 | 0.889 | Índice Ponderal | 592.965 | 0.002 | 0.998 | | | | |
| Tricipital (mm) | %Graso | 0.840 | 0.809 | 0.866 | Perímetro Cintura(cm) | 359.362 | 0.003 | 0.997 | | | | |
| | | | | Índice Cintura | 331.652 | 0.003 | 0.997 | | | | | |
| | | | | Estatura | 170.018 | 0.006 | 0.994 | | | | | |
| | | | | Peso (Kg) | 117.264 | 0.009 | 0.991 | | | | | |
| | | | | Índice Cintura Cadera | 47.658 | 0.021 | 0.979 | | | | | |
| | | | | Perímetro Cadera(cm) | 22.952 | 0.044 | 0.956 | | | | | |
| | | | | Porcentaje Graso | | | | | | | | |

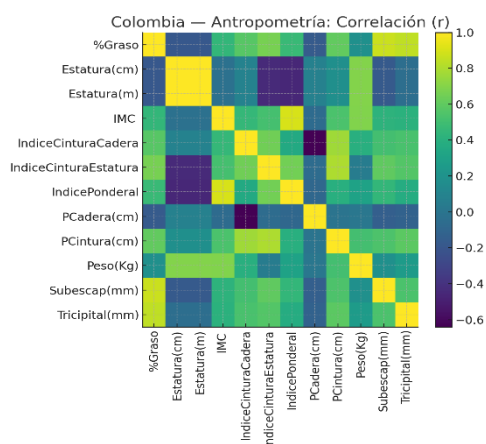
Figura 1. Curva ROC para el modelo de regresión logística



Fuente: Elaboración Propia.

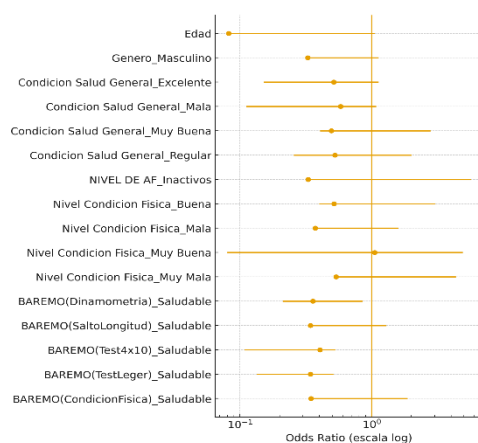


Figura 2. Mapa de calor de correlaciones variables antropométricas por bloques



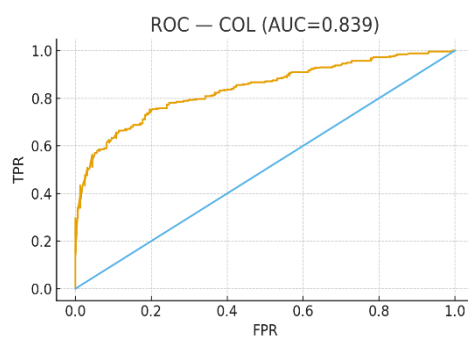
Fuente: Elaboración Propia.

Figura 3. Gráfico en relación con la base de datos Colombia aplicando la técnica Forest Plot – Odds Ratios



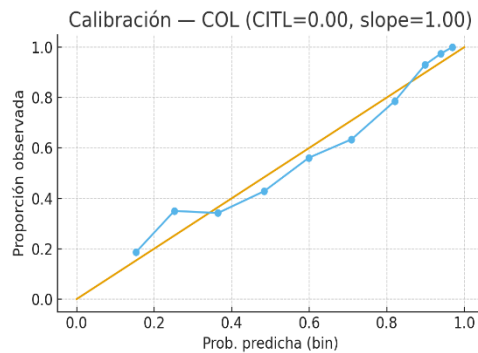
Fuente: Elaboración Propia.

Figura 4. Curva de ROC



Fuente: Elaboración Propia.

Figura 5. Curva de Calibración



Fuente: Elaboración Propia.

A continuación, se presenta los resultados obtenidos del proceso estadístico de calibración y bondad/ajuste a la base de datos de Colombia, donde se efectuaron las siguientes técnicas: AUC (ROC), Brier Score, CITL (intercepto de calibración), Slope (pendiente de calibración), ECE (10 bins), Hosmer–Le-meshow (estadístico y p-valor), McFadden R^2 , AIC/BIC. Umbral óptimo por Youden y métricas a $t=0.5$ y $t=Youden$ (sensibilidad, especificidad, PPV, NPV, exactitud).

Tabla 6. prueba de calibración y bondad/ajuste para variables antropométricas y condición física

| Base de datos | k | AUC | Brier | CITL | Slope | ECE_10 | HL_stat | HL_p | McFadden_ R^2 | AIC | BIC | Thr_Youden |
|---------------|----|--------|-------|------|-------|--------|---------|--------|-----------------|--------|---------|------------|
| Colombia | 15 | 0.8392 | 0.15 | 0 | 1. | 0.0452 | 7.3669 | 0.4976 | 0.2847 | 425.79 | -2004.4 | 0.61 |

Fuente: Elaboración Propia.

Tabla 7. Resultados obtenidos AUC

| Fold | AUC |
|--------|-------|
| Fold 1 | 0.852 |
| Fold 2 | 0.81 |
| Fold 3 | 0.747 |
| Fold 4 | 0.877 |
| Fold 5 | 0.845 |

Fuente: Elaboración Propia.

Tabla 8. Desempeño en Conjunto de Prueba

| Métrica | R. Logística | Random Forest | Mejor Modelo | Diferencia (%) |
|--------------------------------|---------------|---------------|--------------|----------------|
| Precisión (Clase "Con Riesgo") | 0.813 | 0.797 | Logística | +1.60% |
| Recall (Clase "Con Riesgo") | 0.792 | 0.766 | Logística | +2.60% |
| F1-score (Clase "Con Riesgo") | 0.803 | 0.781 | Logística | +2.12% |
| AUC (conjunto de prueba) | 0.831 | 0.821 | Logística | +1.04% |
| AUC Promedio (5-Fold CV) | 0.826 ± 0.045 | 0.807 ± 0.058 | Logística | +1.88% |

Fuente: Elaboración Propia.

Para el estudio de los intervalos de confianza de multicolinealidad, se tuvieron presente criterios para su proceso estadístico tales como: Correlaciones altas: $|r| \geq 0.80$ con IC 95% (Prueba Fisher z), Colinealidad severa: $VIF \geq 10$ (moderada: $5 \leq VIF < 10$) y la estructura colineal: Índice de condición (Prueba Belsley) ≥ 30 . En las variables de condición física Correlaciones altas ($|r| \geq 0.80$) top: (sin alertas para mostrar), colinealidad severa ($VIF \geq 10$): (sin alertas para mostrar) y Colinealidad moderada ($5 \leq VIF < 10$): (sin alertas para mostrar). Lo anterior evidenció el beneficio de un modelo más estable, con resultados más interpretables ya que cada variable aporta algo distinto y el desempeño en la práctica (AUC/F1), tuvo mayor confiabilidad.

En cuanto a la prueba de calibración bondad y ajuste del modelo se evidenció como la distribución AUC = 0.84 permite establecer una buena capacidad para separar casos/no casos, la calibración global: CITL ≈ 0.00 y Slope ≈ 1.00 establece que no hubo sesgo sistemático y escala adecuada de probabilidades, la

Bondad de ajuste: Hosmer–Lemeshow $p = 0.50$ (>0.05), establece que no hay evidencia de mal ajuste, la Consistencia por bins: $ECE(10) = 0.045$ muestra una ligera desviación promedio entre riesgo predicho y observado, la Precisión global: Brier = 0.160 establece que es mejor cuanto menor, el Umbral operativo (Youden): $\tau \approx 0.62$ con Sens = 0.754, Spec = 0.804, Acc = 0.773 muestra un balance adecuado. Lo anterior permite establecer que se encontró un modelo bien calibrado y con buena discriminación; útil para decisiones operativas.

Por último, Se comparó el rendimiento del modelo de regresión logística con un clasificador Random Forest. Aunque ambos modelos presentaron buenos resultados, la regresión logística fue ligeramente superior en todas las métricas (AUC, precisión y F1-score), además de ofrecer mayor interpretabilidad, por lo que se consideró más adecuado para su uso educativo y clínico. Entre los principales resultados, destacan como factores protectores: Resultados "saludables" en el test de agilidad 4x10 m (OR = 0.239, $p < 0.001$), El Test de Léger (resistencia cardiorrespiratoria) (OR = 0.261, $p < 0.001$), Y la dinamometría manual (fuerza muscular) (OR = 0.424, $p < 0.05$). En contraste, la inactividad física fue el principal factor de riesgo (OR = 2.97, $p < 0.001$), incrementando significativamente la probabilidad de pertenecer al grupo con riesgo cardiovascular.

Discusión

Métrica AUC y validación del modelo

La métrica seleccionada para contrastar, comparar y discutir los resultados de este trabajo fue el AUC (Área Bajo la Curva ROC), esta métrica permite medir la capacidad del modelo para distinguir entre los casos con y sin riesgo cardiovascular, siendo una medida ampliamente utilizada en clasificación binaria. Esta métrica indica en qué medida el modelo puede distinguir correctamente entre un estudiante con y sin riesgo cardiovascular. Para ello se utilizó la técnica de validación cruzada con 5 particiones (también llamada 5-Fold Cross-Validation). El conjunto de datos fue dividido en cinco partes del mismo tamaño. En cada iteración, el modelo fue entrenado con cuatro partes y evaluado con la parte restante. Este proceso se repitió cinco veces, cambiando cada vez la parte que se usó para evaluar. Finalmente, se calculó el promedio de las métricas obtenidas.

Por lo anterior, es pertinente decir que, este modelo obtuvo un AUC promedio de 0.826 ± 0.045 , lo cual quiere decir que el modelo es capaz de establecer correctamente que un estudiante presenta o no riesgo cardiovascular en aproximadamente el 83 % de los casos, lo cual refleja una buena capacidad discriminativa. En consecuencia, este modelo se convierte en una herramienta útil y viable para programas de tamizaje en entornos escolares debido a su simplicidad, interpretabilidad y rendimiento.

Comparación con estudios previos por región y contexto

América latina

Zorrilla et al. (2020), reportaron un AUC de 0.816, utilizando también un modelo de regresión logística binaria para predecir el riesgo cardiovascular. Este valor, muy cercano al obtenido en esta investigación, respalda la validez del modelo desarrollado, especialmente considerando que ambos estudios se enfocan en población adolescente de Colombia y utilizan variables antropométricas, sociodemográficas y conductuales similares. Rodríguez et al., (2023), validaron el score de la Calculadora de riesgo de ASCVD (enfermedad cardiovascular aterosclerótica) en una cohorte local, alcanzando un AUC de 0.782 (IC 95 %: 0.71–0.85), un valor relativamente cercano al obtenido por este estudio (0.826 ± 0.045), lo que indica que el modelo propuesto tiene un rendimiento competitivo frente a escalas clínicas ampliamente utilizadas. Así mismo Estrella et al. (2019), compararon tres indicadores antropométricos: IMC, circunferencia de cintura (CC) y razón cintura/talla, evaluando su capacidad para identificar obesidad y factores de riesgo cardiometabólico mediante curvas ROC. Logrando un AUC superiores a 0.80 en la detección de la presencia de tres o más factores de riesgo cardiometabólico, este resultado es relativamente más bajo al encontrado en esta investigación, sin embargo, está muy cerca del valor obtenido.

Carvalho. et al. (2022) reportaron AUC de 0.93 en hombres y 0.90 en mujeres para la índice cintura estatura (WHtR) en adolescentes de 18 a 19 años, utilizando como estándar de referencia la pletismo-grafía por desplazamiento de aire (ADP). Aunque estos valores son superiores al presente modelo, es

importante destacar que dicho estudio utilizó un método de medición más preciso, invasivo y costoso (ADP), mientras que en este caso se aplicaron únicamente indicadores antropométricos accesibles, lo que refuerza la utilidad de este modelo en contextos escolares. Peña y Piña, (2023) diseñaron un modelo predictivo temprano de obesidad infantojuvenil, reportando un AUC de 0.68, sensiblemente inferior al obtenido en el presente estudio. Esta diferencia puede reflejar tanto el tipo de variable empleada (antecedentes familiares vs indicadores actuales de salud) como la naturaleza del evento a predecir (obesidad vs riesgo cardiovascular compuesto). Quirino et al., (2025) reportaron AUC entre 0.934 y 1.000, en población mexicana, los autores resaltan la importancia de los indicadores antropométricos. Aunque los valores de AUC encontrados en el modelo de esta investigación presentan una mínima diferencia con respecto al modelo mexicano, es importante saber que se cuenta con un espaldarazo científico, ya que, se refuerza y apoya la utilización de la antropometría en el propósito de pronosticar el riesgo cardiovascular.

Estados Unidos

Xie et al., (2024) reportaron AUC de 0.77 para WHR y 0.73 para percentil de IMC, utilizando datos de NHANES 2017–2018, con valores aún menores para el porcentaje de grasa corporal (0.56). En este contexto, el modelo colombiano muestra una superior capacidad predictiva, lo que destaca su pertinencia en programas de tamizaje escolar. Hu et al. (2024) compararon ocho indicadores antropométricos/metabólicos (WC, IMC, ABSI, WTI, entre otros) en 1408 adolescentes chinos y 3 550 estadounidenses con edades entre los 12 y 17 años. Los resultados obtenidos en ese estudio determinaron que el AUC fue 0.922 en chinos y 0.959 en estadounidenses, aunque estos resultados son relativamente más altos que el estudio que se analiza en el presente trabajo, esto marca un punto de referencia para que se trabajen modelos similares por su alta capacidad predictiva.

Asia

Nie et al. (2025) reclutaron 367 estudiantes chinos tibetanos entre 8 y 17 años de seis escuelas del distrito de Chengguan, Lhasa (3650 m de altitud). Se evaluaron las medidas antropométricas y los perfiles lipídicos. La mayoría de los índices antropométricos mostraron valores del área bajo la curva ROC (AUC) inferiores a 0,6, y solo MUAC, SST, IMC, RFM y MaHtR demostraron una precisión diagnóstica significativa. Estos resultados se contraponen a la efectividad del modelo propuesto en esta investigación y distan en precisión a favor del presente estudio, una vez más queda soportado con evidencia que el presente modelo de regresión logística donde se agruparon diferentes variables es un buen predictor de riesgo en adolescentes. Dundar, (2025) quien evaluó a 169 niños con obesidad en Turquía y encontró una prevalencia estimada de riesgo cardiovascular del 30% con un AUC entre 0.85 y 0.90 para el Índice Metabólico Cardiovascular (CMI) en la identificación del síndrome metabólico. Aunque ambos estudios muestran un desempeño sólido de los índices antropométricos para detectar riesgo metabólico, el estudio turco incorporó además marcadores bioquímicos que podrían aumentar la precisión diagnóstica. Esta comparación sugiere que los índices antropométricos son herramientas válidas para la detección temprana del síndrome metabólico, aunque la inclusión de biomarcadores podría optimizar aún más la capacidad predictiva.

África

Saad et al., (2024) compararon diversos indicadores, incluyendo el IMC, CC, WHtR y medidas alternativas como MUAC, ABSI y BRI. El MUAC fue el mejor predictor de hipertensión (AUC = 0.76), seguido por la CC (AUC = 0.74) e IMC (AUC = 0.73), mientras que WHtR, ABSI y BRI mostraron un rendimiento más bajo. Esto confirma que el uso exclusivo de indicadores individuales de forma aislada puede limitar la capacidad diagnóstica, mientras que al integrar diferentes indicadores de riesgo y construir la variable binaria “riesgo cardiovascular” y asociarla a otras variables como actividad física, condición física y aspectos sociodemográficos, el modelo ofrece una mejor precisión y robustez. A nivel mundial Ezzatvar et al., (2022) analizaron diferentes estudios en un metaanálisis, donde se evaluaron múltiples poblaciones infantiles y adolescentes, este estudio reportó un AUC promedio de 0.87. Igualmente se encontró que, en estudios latinoamericanos, el valor promedio de AUC se elevaba a 0.96. Aunque el AUC de la investigación desarrollada en Pasto Nariño, es ligeramente inferior, se mantiene dentro del rango superior de desempeño para modelos basados exclusivamente en antropometría, pero conjugando diferentes factores, a lo que se le ha denominado modelo de predicción de riesgo cardiovascular compuesto.



Comparación de modelos: regresión logística vs Random Forest

Para la validación del modelo de regresión logística binaria propuesto en esta investigación se creó un modelo alternativo denominado Random Forest con el cual se realizó la comparación del rendimiento de acuerdo con las métricas obtenidas. Ambos modelos fueron entrenados bajo las mismas condiciones y utilizando las mismas variables predictoras seleccionadas previamente por su alta incidencia en el riesgo cardiovascular. La comparación de los dos modelos tiene como propósito, darle mayor peso científico, un sustento empírico y escoger el modelo de mejor rendimiento.

El algoritmo de Random Forest (RF) es una técnica de aprendizaje automático basada en la combinación de múltiples árboles de decisión, (Breiman, 2001), este ha demostrado ser una herramienta poderosa para la predicción del riesgo cardiovascular, especialmente en comparación con métodos estadísticos tradicionales como la regresión logística binaria, (Yang et al., 2020). Además, estudios comparativos amplios han mostrado que Random Forest supera consistentemente a la regresión logística en rendimiento predictivo sobre diversos conjuntos de datos reales (Fernández et al., 2014). Sin embargo, su aplicación no ha demostrado ser igualmente eficaz en el contexto escolar, donde factores como la interpretabilidad y la disponibilidad de datos suelen tener mayor peso (Daghistani & R Alshammari, 2020).

En este caso, los resultados muestran una ligera superioridad de la regresión logística (LR) frente a Random Forest (RF), todas las métricas clave favorecen a la LR, incluyendo precisión 0.813 vs 0.797, sensibilidad (recall) 0.792 vs 0.766, F1-score 0.803 vs 0.781 y área bajo la curva (AUC) promedio 0.826 ± 0.045 frente a un 0.807 ± 0.058 , por tanto, para este estudio, para el propósito planteado y para el contexto donde se llevó a cabo, LR es superior a RF y por lo tanto, se justifica su utilización en el presente estudio. Por otro lado, el modelo de Random Forest mostró una mayor desviación estándar en validación cruzada (± 0.058), lo que podría reflejar menos estabilidad y sensibilidad a la partición de datos en relación con la regresión logística (± 0.045). Lo anterior, apoya la idea de que a pesar de que los modelos de RF pueden presentar mejor rendimiento en determinadas circunstancias, su aplicación tiene que ser considerada de forma cuidadosa en función del contexto, de la cantidad de datos disponibles y de la necesidad de explicar.

El nivel competitivo del desempeño de LR frente a RF, queda demostrado en el estudio realizado por Yang et al., (2020), quienes compararon la regresión logística con algoritmo Random Forest para predecir mortalidad cardiovascular en adultos, los resultados mostraron que el modelo de RF logró un AUC de 0.870, superando ligeramente al de regresión logística (AUC = 0.843), de tal manera que LR es un enfoque con altos estándares de clasificación comparable a técnicas más complejas como RF pero con mayor simplicidad en su explicación. Asimismo, al comparar los resultados de este estudio con los reportados por (Zhou et al., 2024) en adolescentes de la provincia de Zhejiang, China, donde se obtuvieron valores de AUC de 0.862 para Random Forest y 0.843 para regresión logística, se puede apreciar que el desempeño obtenido en el estudio de Pasto es ligeramente inferior AUC promedio 0.826 ± 0.045 , sin embargo, se mantiene dentro de un rango comparable y robusto.

Limitaciones del estudio

Aunque los hallazgos obtenidos muestran resultados sólidos y consistentes con la literatura, es importante reconocer ciertos aspectos que podrían considerarse limitaciones menores del estudio. En primer lugar, el diseño de corte transversal no permite establecer relaciones causales directas, aunque sí ofrece una visión representativa de la asociación entre los indicadores antropométricos, la condición física y el riesgo cardiovascular en población escolar. (Savitz & Wellenius, 2023).

La especificidad del modelo desarrollado podría considerarse una limitante de esta investigación, ya que los modelos de predicción del riesgo cardiovascular tienden a ser altamente dependientes de las características de la población estudiada. Por tanto, la aplicabilidad y precisión del modelo podrían verse reducidas si se utiliza en poblaciones con perfiles antropométricos, genéticos o conductuales diferentes a los de los adolescentes evaluados en esta investigación, lo que podría limitar su generalización fuera del contexto local, (Damen et al., 2016).

De igual modo, el uso de instrumentos validados como el PAQ-A y la batería Alpha Fitness garantiza confiabilidad en la medición, aunque, como en toda evaluación autoinformada o basada en rendimiento físico, pueden existir pequeñas variaciones derivadas de la percepción individual o del nivel de esfuerzo al momento de la aplicación. La toma de medidas antropométricas requiere de personal capacitado con



certificación ISAK Nivel 1 para garantizar precisión y confiabilidad en los datos. La ausencia de evaluadores completamente entrenados podría introducir errores sistemáticos o variabilidad inter-evaluador, afectando la exactitud de los indicadores, lo que podría influir en la estimación del riesgo cardiovascular en la población estudiada.

Finalmente, el modelo predictivo se centró en variables antropométricas y de condición física, sin incluir otros factores biológicos o conductuales que podrían complementar la comprensión del riesgo cardiovascular. Sin embargo, este enfoque permitió obtener un modelo preciso, práctico y aplicable en el contexto escolar, lo que representa una de las principales fortalezas del estudio.

Conclusiones

Los niveles de inactividad física presenciados en esta población junto con los niveles de condición física no saludable se constituyen en un potencial factor de riesgo cardiovascular. Una de las alertas emitidas en este estudio tiene que ver con la prevalencia de riesgo cardiovascular, que tuvo una frecuencia 225 estudiantes evaluados y por inferencia estadística el 54,4% de la población escolar entre los 12 y 18 años de la ciudad de Pasto, presenta algún tipo de riesgo cardiovascular con los diferentes indicadores antropométricos que se utilizaron en esta investigación.

Los resultados mostraron múltiples asociaciones significativas entre diferentes variables, sin embargo, lo más destacado de este análisis se observó en las siguientes variables con correlaciones negativas, el índice de masa corporal (IMC), el índice cintura/cadera (ICC), el índice cintura/estatura (ICE), los pliegues cutáneos (tricipital y subescapular), el porcentaje graso y la circunferencia de cintura, estas variables en su totalidad presentaron correlaciones negativas significativas con todos los componentes de la condición física. Las relaciones encontradas indican que a medida que aumenta la adiposidad corporal (ya sea total o central), se observa una disminución en la fuerza, la agilidad, la resistencia y en general de la condición física en su totalidad, por tanto, se puede afirmar que a menores niveles de condición física mayor es el riesgo cardiovascular.

El nivel de rendimiento obtenido por el presente modelo (AUC de 0.83), lo sitúa sólidamente dentro del rango considerado alto en comparación y contraste con los reportes hechos en investigaciones recientes de diferentes contextos y lugares del mundo, lo que demuestra en primera instancia la solidez del enfoque metodológico de esta investigación y al mismo tiempo resalta la robustez de la capacidad predictiva del modelo propuesto. Los modelos predictivos basados en indicadores o variables aisladas son poco confiables y solo logran obtener rendimientos en sus métricas que escasamente superan el azar (AUC < 0,50), en este mismo sentido se observó que los indicadores incluidos de forma aislada en un modelo, aunque son útiles, presentan muchas limitaciones en sensibilidad, especificidad o generalización, por lo cual no es recomendable basarse en un único indicador. Por otro lado, es importante aclarar que, aunque existen investigaciones donde se han desarrollado modelos de pronóstico de riesgo cardiovascular basados en técnicas de Machine Learning e inteligencia artificial con mejores niveles en sus métricas, no cabe duda de que el presente modelo mostró un desempeño competitivo frente a estas y otras técnicas de pronóstico.

El modelo creado en esta investigación demuestra una clara ventaja frente a técnicas de Machine Learning e inteligencia artificial, esa superioridad se ve reflejada en la facilidad de interpretación debido a su simplicidad, se considera una técnica menos compleja que no requiere altos recursos computacionales, además, el tiempo de respuesta en el entrenamiento y procesamiento de datos es menor, es ideal para la clasificación de variables binarias, por último, es una técnica que presenta menor riesgo de sobreajuste. Por todas estas características la regresión logística es una técnica que logra obtener un balance óptimo entre precisión, practicidad y relevancia frente a técnicas más complejas.

Las métricas logradas en la creación del modelo de esta investigación se ubican claramente en el rango superior de acuerdo con los más altos estándares de estudios de contextos locales, nacionales e internacionales, solo algunos estudios muy específicos alcanzan o superan este valor, lo que destaca la robustez del modelo creado con esta metodología, además proporciona una capacidad predictiva avanzada, según informes internacionales recientes y se aísla de modelos similares de este país en particular. Su aplicación en el espacio escolar pone de manifiesto tanto su carácter practicable o de bajo coste como su potencial preventivo, lo que la lleva a hacer plantearse que podría ser utilizado en los programas de salud



pública dirigidos a la población adolescente. Por otra parte, la correspondencia entre los resultados obtenidos y los otros contextos de los estudios internacionales avala la selección de los indicadores utilizados y la utilidad de la antropometría de riesgo cardiovascular en adolescentes.

Los resultados obtenidos en el estudio realizado en la ciudad de Pasto Colombia son competitivos y consistentes en comparación con la literatura científica disponible en Colombia, América Latina, México, Estados Unidos, Europa, África y Asia. El modelo de regresión logística binaria que se propone se caracteriza por su precisión, simplicidad e interpretabilidad, adecuadas para su implementación en el ámbito escolar o en programas de salud pública. A diferencia de otros modelos que solo dependen de variables antropométricas independientes o que requieren datos clínicos complejos, este modelo multivariado ha demostrado un buen rendimiento, tal y como se ha puesto de manifiesto en este trabajo y, por lo tanto, puede confirmarse su utilidad como una herramienta predictiva eficaz para el riesgo cardiovascular en población adolescente y en el contexto escolar.

Referencias

- Alcaide-Leyva, J. M., Romero-Saldaña, M., García-Rodríguez, M., Molina-Luque, R., Jiménez-Mérida, R., & Molina-Recio, G. (2023). Development of a Predictive Model of Cardiovascular Risk in a Male Population from the Peruvian Amazon. *Journal of Clinical Medicine*, 12(9), 3199. <https://doi.org/10.3390/jcm12093199>
- Alemañy, D.-P. C., Fernández, G. D.-P., Arrocha, M. F., Pérez, E. A., & Ramírez, H. R. (2020). Señales ateroscleróticas tempranas en adolescentes entre 10 y 19 años aparentemente sanos. *Revista Cubana de Medicina General Integral*, 36(2). http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0864-21252020000200006&lng=es&nrm=iso&tlng=en
- Balcells, M. (2016). El estudio Framingham. *Nah.Sen.Es*, 4(1), 43–46. https://nah.sen.es/vmfiles/abstract/NAHV4N1201643_46ES.pdf
- Breiman, L. (2001). Bosques aleatorios. *Machine Learning*, 45(1), 5–32., 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Candeaux, L., Candeaux, E., & Hermenegildo Pila Hernández, C. (2012). La condición física: Evolución histórica de este concepto. *Lecturas: Educación Física y Deportes*, ISSN-e 1514-3465, Nº. 170, 2012, 5 Págs., 170, 5–5. <https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=4742009&info=resumen&idioma=SPA>
- Cardozo, L. A. , Cuervo, Y. , & Murcia, J. (2016). *Porcentaje de grasa corporal y prevalencia de sobrepeso-obesidad en estudiantes universitarios de rendimiento deportivo de Bogotá, Colombia*. <https://doi.org/10.12873/363cardozo>
- Carvalho, A. K. T. , da Cunha França, A. M. , dos Santos, L. L. , Padilha, L. L. , & Boguea, E. G. (2022). Waist to height ratio cut off points to predict obesity in adolescents and association with inflammatory markers. *Nutrición Hospitalaria: Órgano Oficial de La Sociedad Española de Nutrición Clínica y Metabolismo (SENPE)*, ISSN-e 1699-5198, ISSN 0212-1611, Vol. 39, Nº. 6 (Noviembre-Diciembre), 2022, Págs. 1272-1279, 39(6), 1272–1279. <https://doi.org/10.20960/nh.03962>
- Daghistani, T. , y, & R Alshammari. (2020). Comparación de técnicas de aprendizaje automático de regresión logística estadística y bosque aleatorio para predecir la diabetes. *Researchgate.Net*. <https://doi.org/10.12720/jait.11.2.78-83>
- Damen, J. A. A. G., Hooft, L., Schuit, E., Debray, T. P. A., Collins, G. S., Tzoulaki, I., Lassale, C. M., Siontis, G. C. M., Chiochia, V., Roberts, C., Schlüssel, M. M., Gerry, S., Black, J. A., Heus, P., Van Der Schouw, Y. T., Peelen, L. M., & Moons, K. G. M. (2016). Prediction models for cardiovascular disease risk in the general population: systematic review. *Systematic Review. BMJ (Clinical Research Ed.)*, 353, i2416, 353, i2416. <https://doi.org/10.1136/BMJ.i2416>
- De Almeida, R. T., Matos, S. M. A., & Aquino, E. M. L. (2021). Individual and Combined Performance of Indicators of Overall and Central Obesity to Estimate Coronary Risk in ELSA-Brasil Participants. *Arquivos Brasileiros de Cardiologia*, 117(4), 701–712. <https://doi.org/10.36660/ABC.20200360>
- De Carrera, De, P., Física, L. A., & Deporte, Y. (2024). *Análisis comparativo de la condición física e índice cintura-talla entre los estudiantes de octavo y noveno de Educación General Básica de la Unidad*

Educativa Fiscomisional Alicia Loza Meneses y Unidad Educativa Particular San Francisco de Sales. <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/26948>

- Duarte, M. O., Ruelas, Y. F., López-Alcaraz, F., del Toro-Equihua, M., & Sánchez-Ramírez, C. A. (2014). Correlación entre el porcentaje de grasa determinado mediante la ecuación de Slaughter e impedancia bioeléctrica en niños mexicanos en edad escolar. *Nutrición Hospitalaria*, 29(1), 88–93. <https://doi.org/10.3305/NH.2014.29.1.6992>
- Dundar, C. (2025). Predictive Accuracy of Biochemical and Anthropometric Indices for Metabolic Syndrome in Children with Obesity: A Comparative Study. *Life* 2025, Vol. 15, Page 216, 15(2), 216. <https://doi.org/10.3390/LIFE15020216>
- Estrella, R., Salazar, F., Paredes, Y., & Racines, M. (2019). Predictores de riesgo cardiometabólico en adolescentes de Quito. *Revista de La Facultad de Ciencias Médicas (Quito)*, 44(1), 13–25. https://doi.org/10.29166/CIENCIAS_MEDICAS.V44I1.1898
- Ezzatvar, Y., Izquierdo, M., Ramírez-Vélez, R., del Pozo Cruz, B., & García-Hermoso, A. (2022). Accuracy of different cutoffs of the waist-to-height ratio as a screening tool for cardiometabolic risk in children and adolescents: A systematic review and meta-analysis of diagnostic test accuracy studies. *Obesity Reviews*, 23(2), e13375. <https://doi.org/10.1111/OBR.13375>
- Fernández, D. M., Cernadas, E., Barro, S., Amorim, D., & Fernández-Delgado, A. (2014). Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems? *Jmlr.OrgM Fernández-Delgado, E Cernadas, S Barro, D AmorimThe Journal of Machine Learning Research, 2014•jmlr.Org, 15, 3133–3181.* https://www.jmlr.org/papers/volume15/delgado14a/delgado14a.pdf?source=post_page-----
- Ferrer, A. M., Díaz-Perera Fernández, G., Alemañy Díaz-Perera, C., Alemañy Pérez, E., & Pérez Aseff, H. (2024). Indicadores antropométricos relacionados con las alteraciones de la tensión arterial en adolescentes aparentemente sanos. *Revista Cubana de Medicina General Integral*. http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S0864-21252024000100016&script=sci_arttext&lng=pt
- Fisberg, M., Maximino, P., Kain, J., & Kovalskys, I. (2016). Obesogenic environment – intervention opportunities. *Jornal de Pediatria*, 92(3), 30–39. <https://doi.org/10.1016/J.JPED.2016.02.007>
- Herazo, B. Y., Núñez-Bravo, N., Sánchez-Güette, L., Osorio Álvarez, L., Quintero Barahona, E., Yepes Sarmiento, L., & Vázquez-Rojano, K. (2018). Condición física en escolares: diferencias según los niveles de actividad física. In *Revista Latinoamericana de Hipertensión* (Vol. 13). Cooperativa servicios y suministros 212518 RS. <http://hdl.handle.net/20.500.12442/2441>
- Hu, X., Yang, Z., Ge, W., Ding, Y., & Zhong, Y. (2024). Evaluating eight indicators for identifying metabolic syndrome in Chinese and American adolescents. *Nature.ComX Hu, Z Yang, W Ge, Y Ding, Y Zhong, J Long, X Zhu, J Hu, J YinPediatric Research, 2024•nature.Com.* <https://doi.org/DOI:10.1038/s41390-024-03247-8>
- Iguasnia, J. Menéndez, J., Noemí Tomalá-Bazán, C., Jessica Villacrés-Castro, G., Mabel Soriano-Mateo, M., & Pamela Menéndez Iguasnia, J. (2024). El impacto de la actividad física en la prevención del síndrome metabólico: un enfoque teórico. *SAPIENS International Multidisciplinary Journal*, 1(3), 14–34. <https://doi.org/10.71068/ZC0SRM56>
- Juonala, M., Magnussen, C. G., Berenson, G. S., Venn, A., Burns, T. L., Sabin, M. A., Srinivasan, S. R., Daniels, S. R., Davis, P. H., Chen, W., Sun, C., Cheung, M., Viikari, J. S. A., Dwyer, T., & Raitakari, O. T. (2011). Childhood adiposity, adult adiposity, and cardiovascular risk factors. *New England Journal of Medicine, Mass Medical Soc, 365(20), 1876–1885, 365(20), 1876–1885.* <https://doi.org/10.1056/NEJMOA1010112>
- Lomaglio, D. B., Marrodán Serrano, M. D., Dipierri, J. E., Alfaro, E. L., Bejarano, I. F., Cesani, M. F., Dahinten, S. L., Garraza, M., Menecier, N., Navazo, B., Quintero, F. A., Román, E. M., Torres, M. F., & Zonta, M. L. (2022). Referencias de índice de masa corporal. Precisión diagnóstica con área grasa braquial en escolares argentinos. *Archivos Latinoamericanos de Nutrición*, 72(1), 31–42. <https://doi.org/10.37527/2022.72.1.004>
- Miranda, E., Betancourt, R., & ... R. G. (2023). Índices antropométricos para la estimación de obesidad en jóvenes universitarios. *Rev16deabril.Sld.Cu.* https://rev16deabril.sld.cu/index.php/16_04/article/view/1747
- Nie, M. J., Sun, R. Z., Fan, C. Q., Fei, X., & Li, H. J. (2025). Prevalence of dyslipidemia and predictive value of anthropometric indicators among children and adolescents in the Tibetan Plateau. *Frontiers in Nutrition*, 12. <https://doi.org/10.3389/fnut.2025.1531197>



- O'Donnell, C. & Elosua R. (2009). Factores de riesgo cardiovascular. Perspectivas derivadas del Framingham Heart Study. *Elsevier*. <https://doi.org/10.1157/13116658>
- OMS. (2024). *Actividad física*. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/physical-activity>
- OMS. (2025). *Obesidad y sobrepeso*. <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight>
- Ortega, F., Ruiz, J., & Castillo, M. (2008). La aptitud física en la infancia y la adolescencia: un poderoso marcador de salud. *Revista Internacional De*. <https://www.nature.com/articles/0803774>
- Peña, R. A., & Piña, Borrego. (2023). Modelo predictivo temprano de obesidad infanto-juvenil. *Revista de Ciencias Médicas de Pinar Del Río, Scielo.Sld.Cu*. http://scielo.sld.cu/scielo.php?pid=S1561-31942023000700006&script=sci_arttext
- Quirino, V. L., Mayoral-Chavez, M., Pérez-Cervera, Y., Ildefonso-García, O., Cruz-Altamirano, E., Ruiz-García, M., & Alpuche, J. (2025). Cardiometabolic risk assessment by anthropometric and biochemical indices in mexican population. *Frontiers in Endocrinology*, 16, 1588469. <https://doi.org/10.3389/fendo.2025.1588469>
- Rodríguez, A. D. C., Cabrera-Villamizar, A., Lorena Rodríguez-Pulido, A., Callegari, S., Alejandra, N., Rodríguez, O., Pinilla-Roncancio, M., Moreno López, S. M., & Andrés Sánchez-Vallejo, C. (2023). External validation of the ACC/AHA ASCVD risk score in a Colombian population cohort. *Scientific Reports*, 13(1), 6139. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-32668-4>
- Ruiz, España Romero, V., Castro Piñero, J., Artero, E. G., Ortega, F. B., Cuenca García, M., Jiménez Pavón, D., Chillón, P., Girela Rejón, M.ª J., Mora, J., Gutiérrez, A., Suni, J., Sjöström, M., & Castillo, M. J.. (2011). *Batería ALPHA-Fitness: test de campo para la evaluación de la condición física relacionada con la salud en niños y adolescentes*. https://scielo.isciii.es/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0212-16112011000600003
- Rutti, Y. Y. G., Lizama, R. D. L., Ramos, A. G. Y., Choo, C. B. R., Huiman, J. C. A., & Huamán, F. G. V. (2023). Salud mental e indicadores antropométricos en universitarios de ciencias de la salud, Lima-Perú. *Lima-Perú. Nutrición Clínica y Dietética Hospitalaria*, 43 (4), 189-196. <https://doi.org/10.12873/434gomez>
- Saad, A. H., Hassan, A. A., Al-Nafeesah, A., Aleed, A., & Adam, I. (2024). Prediction of Hypertension Based on Anthropometric Parameters in Adolescents in Eastern Sudan: A Community-Based Study. *Vascular Health and Risk Management*, 20, 511-519., 20, 511-519. <https://doi.org/10.2147/VHRM.S491857>
- Sagot, E., & Martínez, M. (2023). Obesidad infantil: una epidemia en crecimiento. Abordaje y prevención. *Revista Electrónica de PortalesMedicos.Com*. <https://www.revista-portalesmedicos.com/revista-medica/obesidad-infantil-una-epidemia-en-crecimiento-abordaje-y-prevencion/>
- Savitz, D. A., & Wellenius, G. A. (2023). Can Cross-Sectional Studies Contribute to Causal Inference? It Depends. *American Journal of Epidemiology*, 192(4), 514-516. <https://doi.org/10.1093/AJE/KWAC037>
- Secchi, García, G. C., España-Romero, V., & Castro-Piñero, J. (2014). Condición física y riesgo cardiovascular futuro en niños y adolescentes argentinos: una introducción de la batería ALPHA. *Archivos Argentinos de Pediatría*, 112(2), 132-140. <https://doi.org/10.5546/aap.2014.132>
- Vasquez, F., Salazar, G., Vasquez, S., & Torres, J. (2025). Association Between Physical Fitness and Cardiovascular Health in Chilean Schoolchildren from the Metropolitan Region. *Nutrients* 2025, Vol. 17, Page 182, 17(1), 182. <https://doi.org/10.3390/NU17010182>
- Vidarte Claros, J. A., Vélez Alvarez, C., Arenas, A. A., & Parra Sánchez, J. H. (2022). Valores percentiles de la condición física saludable en escolares (Percentile values of healthy physical condition in schools). *Retos*, 43, 162-170. <https://doi.org/10.47197/retos.v43i0.88112>
- WHO. (2021). *Enfermedades cardiovasculares*. https://www.who.int/es/health-topics/cardiovascular-diseases#tab=tab_1
- Xie, L., Kim, J., Almandoz, J. P., Clark, J., Mathew, M. S., Cartwright, B. R., Barlow, S. E., Lipshultz, S. E., & Messiah, S. E. (2024). Anthropometry for predicting cardiometabolic disease risk factors in adolescents. *Wiley Online Library*, 32(8), 1558-1567. <https://doi.org/10.1002/OBY.24090>
- Yang, L., Wu, H., Jin, X., Zheng, P., Hu, S., Xu, X., Yu, W., & Yan, J. (2020). Estudio de un modelo de predicción de enfermedades cardiovasculares basado en un bosque aleatorio en el este de China. *Informes Científicos*. <https://doi.org/10.1038/s41598-020-62133-5>



- Zhou, J., Sun, W., Zhang, C., Hou, L., Luo, Z., Jiang, D., Tan, B., Yuan, C., Zhao, D., Li, J., Zhang, R., & Song, P. (2024). Prevalence of childhood hypertension and associated factors in Zhejiang Province: a cross-sectional analysis based on random forest model and logistic regression. *Springer*, 24(1). <https://doi.org/10.1186/S12889-024-19630-3>
- Zorrilla, L. C., Ceballos-Santacruz, J. D., Ramírez-Giraldo, C. D., Patiño-Palma, B. E., & Calero-Saa, P. (2020). Factors associated with cardiovascular risk in high school students of a public school in the city of Santiago de Cali, Colombia. *Revista Ciencias de La Salud*, 18(1), 24–36. <https://doi.org/10.12804/revistas.urosario.edu.co/revsalud/a.8741>

Datos de los/as autores/as y traductor/a:

| | | |
|--------------------------------|-------------------------------------|---------|
| Ramiro Orlando Acosta Pérez | Ramiroacosta.op@academia.umb.co | Autor/a |
| José Armando Vidarte Claros | jovida@autonoma.edu.co | Autor/a |
| Oswaldo Ceballos Gurrola | Oswaldo.cebillosgr@unal.edu.mx | Autor/a |
| Carlos Andrés Collazos Morales | Carlos.collazos@docentes.umb.edu.co | Autor/a |

