



Discordancia diagnóstica entre IMC y adiposidad en adultos físicamente activos

Diagnostic discordance between BMI and adiposity in physically active adults

Autores

José Antonio Valle Flores ¹
 María Magdalena Rosado Alvarez ¹
 Joffre Marcelo Ramírez Franco ¹
 Yadira del Rocío Bello Tomalá ¹
 Edgar Raúl Quezada Calle ¹

¹ Universidad Católica de Santiago de Guayaquil (Ecuador)

Autor de correspondencia:
 jose.valle@cu.ucsg.edu.ec

Recibido: 03-12-25
 Aceptado: 16-12-25

Cómo citar en APA

Valle Flores, J. A., Rosado Alvarez, M. M., Ramírez Franco, J. M., Bello Tomalá, Y. del R., & Quezada Calle, E. R. (2026). Discordancia diagnóstica entre IMC y adiposidad en adultos físicamente activos. *Retos*, 75, 471-484. <https://doi.org/10.47197/retos.v75.118279>

Resumen

Introducción: El Índice de Masa Corporal (IMC) se utiliza universalmente para clasificar el estado ponderal, pero su validez para reflejar la adiposidad real en poblaciones que realizan ejercicio es cuestionada. Resulta crítico analizar sus limitaciones frente a métodos de composición corporal.

Objetivo: Evaluar la concordancia y exactitud diagnóstica del IMC frente al porcentaje de grasa corporal, e identificar factores asociados a la discordancia en adultos físicamente activos.

Metodología: Estudio cuantitativo-transversal con 973 participantes de tres centros de acondicionamiento. Se comparó la clasificación ponderal (OMS) frente al porcentaje de grasa por bioimpedancia multifrecuencia (criterios ACE), analizando la concordancia mediante coeficiente Kappa y regresión logística binaria.

Resultados: La concordancia fue prácticamente nula (Kappa = 0.03), con una sensibilidad del IMC de apenas 23.3% para detectar obesidad real. La discordancia afectó al 34.3% de la muestra. El modelo identificó al sexo masculino como factor de riesgo para el error diagnóstico (OR = 2.41), mientras que el nivel avanzado de experiencia actuó como factor protector robusto (OR = 0.20).

Discusión: El indicador tradicional presenta sesgos sistemáticos, fallando en la detección de obesidad oculta en sujetos con menor experiencia y mostrando distorsiones por dimorfismo sexual en hombres.

Conclusiones: El IMC presenta una validez diagnóstica insuficiente para evaluar a adultos activos. Es imperativo transicionar hacia métodos de composición corporal directa para evitar sesgos al detectar exceso de grasa o interpretar adaptaciones musculares.

Palabras clave

Composición corporal; ejercicio; índice de masa corporal; obesidad; tejido adiposo.

Abstract

Introduction: Body Mass Index (BMI) is universally used to classify weight status; however, its validity in reflecting actual adiposity among populations engaging in regular exercise is questioned. It is critical to analyze its structural limitations against methods that differentiate body composition components.

Objective: To evaluate the diagnostic concordance and accuracy of BMI versus body fat percentage, and to identify factors associated with discordance in physically active adults.

Methodology: A quantitative cross-sectional study was conducted with 973 participants from three fitness centers. The WHO weight classification was compared against body fat percentage estimated by multi-frequency electrical bioimpedance (ACE criteria), analyzing concordance using the Kappa coefficient and binary logistic regression.

Results: Results showed practically null concordance (Kappa = 0.03), with a BMI sensitivity of barely 23.3% for detecting actual obesity. Diagnostic discordance affected 34.3% of the sample. The multivariate model identified male sex as a significant risk factor for diagnostic error (OR = 2.41), while an advanced level of training experience acted as a robust protective factor (OR = 0.20).

Discussion: The traditional anthropometric indicator presents systematic biases, failing primarily in the detection of hidden obesity among subjects with less experience and showing distortions associated with sexual dimorphism in men.

Conclusions: BMI presents insufficient diagnostic validity for evaluating active adults. It is imperative to transition towards direct body composition methods to avoid biases when detecting excess fat or interpreting muscular adaptations.

Keywords

Adipose tissue; body composition; body mass index; exercise; obesity.

Introducción

El índice de masa corporal (IMC) se mantiene como uno de los indicadores más utilizados para clasificar el estado ponderal en adultos; sin embargo, su capacidad para reflejar la adiposidad real continúa siendo cuestionada. Aun así, el IMC conserva un valor clínico y epidemiológico considerable, dado que numerosas cohortes poblacionales han demostrado su asociación robusta con morbilidad y mortalidad cardiovascular, lo que justifica su permanencia como herramienta de cribado en salud pública. No obstante, pese a esta utilidad operativa, sus limitaciones documentadas especialmente en la discriminación entre masa magra y masa grasa siguen siendo motivo de debate científico (Byker Shanks et al., 2025; Rubino et al., 2025). Diversos estudios recientes han mostrado que el IMC presenta limitaciones estructurales importantes, particularmente cuando se emplea como único marcador de exceso de grasa corporal en poblaciones heterogéneas (Wu et al., 2024). Estas limitaciones se hacen evidentes al compararlo con métodos de referencia como la absorciometría dual de rayos X (DXA), donde se ha documentado una elevada proporción de individuos clasificados incorrectamente según los puntos de corte tradicionales del IMC (Milanese et al., 2025). Esta discordancia diagnóstica genera preocupación, pues puede conducir a la subestimación del riesgo cardiometabólico en personas que, pese a presentar valores de IMC “normales”, poseen un porcentaje de grasa corporal elevado.

La evidencia más reciente muestra que esta problemática no es aislada. En población adulta, el rendimiento del IMC como herramienta de cribado presenta una variabilidad considerable cuando se utiliza el porcentaje de grasa corporal como referencia, particularmente mediante bioimpedancia eléctrica multifrecuencia (MF-BIA), donde se observan sensibilidades y especificidades inferiores a las deseables (Ayala-San Pedro et al., 2025). Además, se ha intensificado el debate científico sobre la utilidad real del IMC como indicador de salud, señalándose que su carácter antropométrico no permite diferenciar masa magra de masa grasa y que su interpretación puede resultar insuficiente en contextos clínicos y poblacionales complejos (Byker Shanks et al., 2025).

Una consecuencia directa de esta limitación es la creciente prevalencia de la denominada obesidad de peso normal (NWO, por sus siglas en inglés), condición caracterizada por un IMC en rangos de normalidad acompañado de un porcentaje de grasa elevado. Este fenómeno se ha descrito en distintos grupos poblacionales, incluidos adultos jóvenes y mujeres físicamente activas, en quienes la adiposidad puede ser subestimada cuando se recurre exclusivamente al IMC (Wu et al., 2025). En estudios recientes, se han identificado predictores específicos de esta discordancia, entre ellos la distribución grasa y ciertos patrones de actividad física (Parfenteva et al., 2024). A ello se suma la evidencia que propone la necesidad de ajustar los puntos de corte del IMC cuando se busca reflejar de forma precisa la adiposidad derivada de métodos como la DXA (Di Renzo et al., 2022), lo cual pone de manifiesto que los criterios convencionales pueden no ser adecuados para todas las poblaciones.

Ante esta complejidad, han surgido estudios que comparan directamente la clasificación basada en IMC con la obtenida a partir del porcentaje de grasa corporal, revelando niveles bajos de concordancia y valores de kappa que indican desacuerdo sustancial entre ambas aproximaciones (Ramírez-Ortega et al., 2025). En adultos físicamente activos, esta discrepancia puede ser aún mayor debido a la influencia de la masa magra, el entrenamiento regular y la variabilidad interindividual en la composición corporal. Investigaciones realizadas en universitarios y practicantes de actividad física han demostrado que el porcentaje de grasa corporal se asocia de forma más consistente con la condición física y el rendimiento que el propio IMC (Valenzuela-Contreras et al., 2024). De hecho, en jóvenes físicamente activos, el porcentaje de grasa emerge como un predictor más sensible de capacidad funcional que los indicadores basados únicamente en peso y talla (Horta-Gim et al., 2025).

La relevancia del porcentaje de grasa corporal como indicador de salud y rendimiento ha impulsado el uso de técnicas accesibles como la MF-BIA. Estudios recientes han validado su precisión en adultos físicamente activos, mostrando alta reproducibilidad y una estimación más fiel de la adiposidad respecto a métodos tradicionales (Potter et al., 2025). Estas observaciones se ven reforzadas por investigaciones que comparan la MF-BIA con sistemas multicompartimentales y reportan concordancia aceptable en la estimación de masa grasa y masa libre de grasa (Zaplatosch et al., 2025). Asimismo, se ha documentado una alta fiabilidad y consistencia en dispositivos modernos de bioimpedancia utilizados en contextos de campo, lo que respalda su empleo en estudios poblacionales (Looney et al., 2024).

Por otra parte, la evolución tecnológica ha permitido complementar la evaluación de personas activas mediante la obtención de parámetros fisiológicos derivados de dispositivos de monitoreo continuo (relojes inteligentes), como la frecuencia cardíaca en reposo, promedio y máxima. Estos registros han demostrado ser válidos para caracterizar la respuesta fisiológica al esfuerzo y para contextualizar el nivel de actividad en condiciones reales (Nazaret et al., 2023), ofreciendo una visión más amplia del perfil fisiológico del individuo más allá de la composición corporal estática.

Considerando la evidencia disponible, resulta necesario profundizar en el grado de concordancia entre el diagnóstico basado en IMC y el obtenido por porcentaje de grasa corporal en adultos físicamente activos, así como en los factores fisiológicos asociados a esta posible discrepancia. En este contexto, el objetivo del presente estudio fue evaluar la concordancia y la exactitud diagnóstica del IMC frente al porcentaje de grasa corporal según la clasificación del American Council on Exercise (ACE), e identificar los factores antropométricos, individuales y de entrenamiento (incluyendo la respuesta de la frecuencia cardíaca) asociados a la discordancia diagnóstica en adultos físicamente activos.

Método

El estudio adoptó un enfoque cuantitativo, transversal y analítico, adecuado para examinar la concordancia diagnóstica entre el IMC y el porcentaje de grasa corporal estimado mediante MF-BIA, así como los factores asociados a la discordancia entre ambas métricas en adultos físicamente activos. El diseño transversal permitió evaluar estas relaciones a partir de condiciones reales de entrenamiento sin interferir o alternar las prácticas habituales de los participantes. La elección de dos indicadores de adiposidad respondió al amplio reconocimiento de que el IMC, pese a su utilidad operativa, presenta limitaciones importantes para identificar obesidad verdadera en personas con alto nivel de actividad física o proporciones atípicas de masa libre de grasa (Byker Shanks et al., 2025; Rubino et al., 2025). La comparación entre el IMC y el porcentaje de grasa corporal según los puntos de corte del ACE se justificó por la sensibilidad clínica superior que ha demostrado esta clasificación en poblaciones diversas, especialmente al discriminar obesidad auténtica más allá del peso corporal total.

El estudio se adhirió a los principios éticos de la Declaración de Helsinki. Dado que la investigación no implicó ninguna intervención experimental, manipulación de variables ni procedimientos invasivos fuera de la valoración física rutinaria del centro, no se requirió la aprobación de un comité de bioética clínica. No obstante, se contó con la autorización institucional formal del centro deportivo y la participación fue completamente voluntaria. Se garantizó el anonimato y la confidencialidad de los datos mediante la disociación de cualquier información personal identificable antes del análisis estadístico.

Participantes

973 adultos físicamente activos participaron en el estudio. La población fue reclutada mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia, en función de su disponibilidad y continuidad en programas regulares de entrenamiento en tres centros deportivos integrales ubicados en zonas urbanas de nivel socioeconómico medio-alto. Estos establecimientos fueron seleccionados específicamente porque ofrecían en sus instalaciones la totalidad de las modalidades analizadas (fuerza, HIIT, cardio y yoga), lo que permitió homogeneizar las condiciones ambientales de la práctica.

Los criterios de inclusión fueron: ser mayor de 18 años, entrenar al menos tres veces por semana durante los tres meses previos, y contar con mediciones antropométricas recientes y registros completos de entrenamiento y frecuencia cardíaca obtenidos mediante dispositivos inteligentes de muñeca.

Por otro lado, los criterios de exclusión fueron estrictos, descartando a individuos con patologías metabólicas, cardiovasculares o musculoesqueléticas limitantes, así como a aquellos con registros incompletos o inconsistentes. Adicionalmente, se excluyeron personas con dispositivos médicos incompatibles con la MF-BIA o cualquier otra patología que pudiera afectar la fiabilidad de las mediciones.

La muestra final se consolidó tras depurar el total de participantes, siguiendo procedimientos utilizados en estudios contemporáneos de composición corporal y validación de MF-BIA (Nielsen et al., 2023; Buch et al., 2022). Del grupo inicial, aproximadamente el 15 % fue excluido por no cumplir con los criterios de antigüedad o por fallas en la sincronización de sus datos. Aunque la selección fue por conveniencia (lo que limita las inferencias poblacionales amplias), el tamaño y la variabilidad en las modalidades de



entrenamiento aportaron consistencia suficiente para el análisis. Finalmente, un análisis de potencia post-hoc (G*Power v3.1) demostró la robustez estadística de este tamaño muestral para el modelo logístico propuesto, ofreciendo una potencia superior al 99 % ($1 - \beta > 0.99$) al asumir un error $\alpha = 0.05$ y un tamaño de efecto pequeño ($OR = 1.3$), asegurando la sensibilidad adecuada para los análisis inferenciales.

Procedimiento

La recolección de datos se efectuó entre julio y septiembre de 2025 de acuerdo con un plan previamente establecido, integrando mediciones antropométricas estandarizadas, información reciente sobre los patrones de entrenamiento y valores fisiológicos registrados por dispositivos inteligentes de muñeca utilizados habitualmente por los participantes. En una primera fase se obtuvieron las variables sociodemográficas básicas (edad y sexo) y las características del entrenamiento, incluyendo la modalidad predominante, la frecuencia semanal, la duración de la sesión y el nivel de experiencia, clasificado por el equipo técnico en tres categorías: Nivel 1 (Principiante, menos de un año de práctica continua), Nivel 2 (Intermedio, de uno a tres años) y Nivel 3 (Avanzado, más de tres años de entrenamiento constante), tomando como referencia la antigüedad en la modalidad y la competencia técnica en la ejecución de los ejercicios.

Las mediciones antropométricas fueron realizadas por personal entrenado siguiendo protocolos de estandarización reconocidos, considerando la posición anatómica correcta, la alineación en el plano de Frankfurt, mediciones duplicadas y calibración previa de los equipos para garantizar consistencia, reducir variabilidad interevaluador y minimizar errores (Kobel et al., 2022).

El IMC se calculó como peso/talla² (kg/m²) y se clasificó según los criterios diagnósticos establecidos por la Organización Mundial de la Salud (OMS): normopeso (18.5–24.9), sobrepeso (25.0–29.9) y obesidad (≥ 30). Esta categorización se mantuvo como referencia operativa debido a su vigencia en entornos clínicos y de salud pública, pese a sus limitaciones documentadas (Byker Shanks et al., 2025; Rubino et al., 2025).

El porcentaje de grasa corporal se estimó mediante MF-BIA con un equipo validado frente a DXA, técnica respaldada por estudios que evidencian concordancia aceptable en adultos mayores con masas musculares bajas (Nielsen et al., 2023), mujeres con variaciones fisiológicas relevantes (Westerheim et al., 2025) y pacientes con alteraciones metabólicas (Kim et al., 2024), además de su reproducibilidad en adultos activos mediante análisis Bland–Altman y coeficientes de consistencia interna (Buch et al., 2022).

Las mediciones se realizaron bajo condiciones controladas, asegurando ayuno de 4–6 horas, hidratación estable (sin alcohol ni cafeína 12 h antes), ausencia de ejercicio intenso en las 12 h previas y un horario homogéneo entre las 07:00 y 10:00 para minimizar variaciones circadianas. La clasificación del porcentaje de grasa corporal empleó los puntos de corte ACE para poblaciones activas, diferenciados por sexo: en hombres, 2–5 % (esencial), 6–13 % (atletas), 14–17 % (fitness), 18–24 % (aceptable) y ≥ 25 % (obesidad); en mujeres, 10–13 % (esencial), 14–20 % (atletas), 21–24 % (fitness), 25–31 % (aceptable) y ≥ 32 % (obesidad), lo que permitió generar variables ordinales y dicotómicas para los análisis de concordancia y exactitud diagnóstica (Mohajan & Mohajan, 2023).

Finalmente, los valores de frecuencia cardiaca en reposo, promedio y máxima se extrajeron de los registros generados por los relojes inteligentes empleados durante las sesiones habituales de entrenamiento, cuya utilización se justificó en evidencia reciente sobre su capacidad para modelar respuestas fisiológicas complejas en condiciones libres y con variabilidad ambiental (Nazaret et al., 2023), así como en recomendaciones metodológicas para la validación de sensores ópticos (Mühlen et al., 2021) y revisiones globales de precisión en contextos de actividad física (Doherty et al., 2024).

Instrumento

Las mediciones antropométricas se realizaron con una báscula digital seca 874 (capacidad 200 kg; resolución 50–100 g), estadiómetro seca 213 (rango 20–205 cm; resolución 1 mm), siguiendo protocolos de estandarización destinados a minimizar la variabilidad técnica (Kobel et al., 2022).

La composición corporal se evaluó mediante la MF-BIA (InBody 770, configuración tetrapolar de ocho puntos), cuyo uso se respalda en evidencia sólida de validez relativa y precisión diagnóstica frente a



DXA en diversas poblaciones adultas (Nielsen et al., 2023; Westerheim et al., 2025; Kim et al., 2025; Buch et al., 2022).

Los registros fisiológicos fueron obtenidos mediante relojes inteligentes con sensores ópticos PPG y acelerometría, aprovechando no solo su capacidad para registrar la frecuencia cardíaca, sino también su potencial para la evaluación avanzada del estado funcional y metabólico. Diversos estudios han descrito procedimientos de validación y criterios de precisión para estos dispositivos en contextos de actividad física y ejercicio (Mühlen et al., 2021; Doherty et al., 2024), lo que respalda su empleo como herramientas de monitoreo continuo en escenarios reales. En esta línea, Mun et al. (2024) demostraron que los datos generados por rastreadores comerciales permiten identificar de forma fiable riesgos metabólicos en fases tempranas, mientras que de Beukelaar y Mantini (2023) evidenciaron su utilidad para el seguimiento en tiempo real del rendimiento en entrenamientos de resistencia. Complementariamente, Nazaret et al. (2023) mostraron que los modelos personalizados basados en información procedente de relojes inteligentes representan adecuadamente la respuesta cardíaca frente a variaciones ambientales y a diferentes cargas de ejercicio.

Análisis de datos

El análisis se realizó con IBM SPSS Statistics v26 (SPSS), utilizando únicamente casos completos. La normalidad de las variables cuantitativas se verificó mediante la prueba de Kolmogorov-Smirnov. Debido a que la mayoría no presentó distribución normal, las variables continuas se describieron como mediana y rango intercuartílico (p25-p75), mientras que las variables categóricas se expresaron como frecuencias absolutas y porcentajes.

Para evaluar la concordancia entre el IMC y la clasificación ACE por porcentaje de grasa corporal, se construyó una matriz de clasificación cruzada a partir de la cual se calcularon el coeficiente kappa simple (κ), el kappa ponderado (κ_w) con pesos cuadráticos, el acuerdo observado (P_o), el acuerdo esperado (P_e), el número de concordancias (nc), el número de discordancias (nd) y el porcentaje de discordancia total y estratificada por sexo.

La exactitud diagnóstica del IMC frente al criterio ACE se analizó mediante una matriz 2x2 (TP, FP, FN y TN), que permitió estimar la sensibilidad, especificidad, valores predictivos (VPP y VPN), exactitud global, prevalencia de obesidad ACE, razones de verosimilitud (LR+ y LR-) y el índice de Youden (J). Los intervalos de confianza del 95% se calcularon mediante el método de Wilson para proporciones y el método logarítmico para LR+ y LR-. Las comparaciones entre hombres y mujeres, así como entre participantes concordantes y discordantes, se realizaron mediante la prueba U de Mann-Whitney, complementada con el tamaño del efecto mediante Cliff's delta (δ), siguiendo los puntos de corte estandarizados para efectos pequeños, medianos y grandes.

Finalmente, se ajustó un modelo de regresión logística binaria para identificar predictores independientes de discordancia diagnóstica. El modelo incluyó exclusivamente variables sociodemográficas y de entrenamiento (edad, sexo y nivel de experiencia), asegurando la independencia conceptual respecto a la variable dependiente. Se reportaron coeficientes B, errores estándar, razones de momios (OR) e intervalos de confianza del 95%, estimados mediante el método logarítmico. La evaluación global del modelo incluyó la verificación de colinealidad (VIF), la prueba de verosimilitud, el pseudo R^2 de Nagelkerke, los criterios de información AIC y BIC y la capacidad discriminativa mediante el área bajo la curva ROC. Este enfoque analítico es consistente con las recomendaciones metodológicas actuales para estudios que integran composición corporal, adiposidad y carga fisiológica en poblaciones físicamente activas (Buttar et al., 2025; Rubino et al., 2025).

Resultados

La Tabla 1 resume las características sociodemográficas, antropométricas, fisiológicas y de entrenamiento de los 973 participantes. Dado que las variables cuantitativas mostraron una distribución no normal (verificado mediante la prueba de Kolmogorov-Smirnov), los datos se presentan como mediana y rango intercuartílico (RIC: p25-p75). La mediana de edad de la muestra fue de 40 años (RIC: 28-49), con una distribución por sexo del 54.1 % hombres y 45.9 % mujeres.



En cuanto a las medidas antropométricas, el IMC presentó una mediana de 24.41 kg/m², ubicándose predominantemente en el rango de normopeso, mientras que el porcentaje de grasa corporal mostró una mediana del 26.0 %. Respecto a los parámetros fisiológicos monitoreados, la frecuencia cardiaca en reposo mediana fue de 60 lat/min (RIC: 55–67), la promedio de 145 lat/min y la máxima de 181 lat/min.

En relación con las conductas de entrenamiento, los participantes reportaron una duración mediana de sesión de 1.30 horas (RIC: 1.00–1.60) y una frecuencia semanal de 3 días. Finalmente, al categorizar el estado nutricional, el 56.7 % de la muestra se clasificó como normopeso según el IMC, mientras que, al aplicar los criterios de porcentaje de grasa (ACE), el 30.3 % de los participantes se situó en la categoría de obesidad.

Tabla 1. Características sociodemográficas, antropométricas, fisiológicas y de entrenamiento

Variable	Mediana (p25 – p75)	Media ± DE	IC 95% de la Media
Sociodemográficas			
Edad (años)	40 (28 – 49)	38.68 ± 12.18	37.92 – 39.45
Antropométricas			
Peso (kg)	70.0 (58.1–86.0)	73.85 ± 21.21	72.52 – 75.18
Altura (m)	1.71 (1.62–1.78)	1.70 ± 0.13	1.69 – 1.71
IMC (kg/m ²)	24.41 (20.69–29.56)	25.32 ± 6.75	24.89 – 25.75
% Grasa Corporal	26.0 (20.3–30.6)	25.87 ± 5.98	25.49 – 26.26
Fisiológicas			
FC Reposo (lat/min)	60 (55–67)	60.83 ± 7.48	60.36 – 61.30
FC Promedio (lat/min)	145 (135–158)	145.46 ± 14.55	144.55 – 146.37
FC Máxima (lat/min)	181 (172–191)	180.97 ± 12.17	180.23 – 181.70
Entrenamiento			
Duración sesión (h)	1.30 (1.00–1.60)	1.31 ± 0.38	1.28 – 1.33
Frecuencia (días/sem)	3 (3–4)	3.32 ± 0.88	3.26 – 3.38
Variables Categóricas			
	n	%	
Sexo			
Masculino	527	54.1	—
Femenino	446	45.9	—
Clasificación IMC			
Bajo peso	37	3.8	—
Normopeso	552	56.7	—
Sobrepeso	234	24.0	—
Obesidad (I–III)	150	15.5	—
Clasificación ACE			
Grasa esencial	28	2.9	—
Atletas	66	6.8	—
Fitness	179	18.4	—
Promedio/Aceptable	405	41.6	—
Obesidad	295	30.3	—

Nota. DE: desviación estándar; IC 95%: intervalo de confianza del 95% para la media; p25–p75: rango intercuartílico (percentiles 25 y 75). IMC: índice de masa corporal; FC: frecuencia cardiaca; ACE: American Council on Exercise. Las variables categóricas se expresan como frecuencia absoluta (n) y porcentaje (%).

La Tabla 2 presenta los estadísticos de concordancia entre la clasificación ponderal basada en el IMC y la clasificación de adiposidad según los criterios ACE. El coeficiente Kappa simple obtenido fue de $\kappa = 0.0345$, mientras que el Kappa ponderado cuadrático fue de $\kappa_w = 0.0371$ (IC 95%: 0.014–0.060). En cuanto a las proporciones de acuerdo, el acuerdo observado ($P_o = 0.372$) presentó valores cercanos al acuerdo esperado por azar ($P_e = 0.359$). Del total de 973 participantes, se identificaron 639 casos concordantes (65.7 %) y 334 casos discordantes (34.3 %) entre ambos métodos de clasificación.

Tabla 2. Estadísticos de concordancia entre IMC y clasificación ACE

Estadístico	Valor	[IC 95%]
Coefficientes de Acuerdo		
Kappa simple (κ)	0.0345	—
Kappa ponderado cuadrático (κ_w)	0.0371	[0.014 – 0.060]
Error Estándar (EE)	0.012	—
p Valor	< 0.001	—
Acuerdo Observado (P_o)	0.372	—
Acuerdo Esperado por azar (P_e)	0.359	—
Distribución de la Muestra		
Casos Concordantes (n_c)	639	65.7%
Casos Discordantes (n_d)	334	34.3%



Total	973	100%
-------	-----	------

Nota. IC 95%: Intervalo de confianza del 95%. Los porcentajes se calcularon sobre el total de la muestra (N = 973). El coeficiente kappa ponderado (kw) utiliza pesos cuadráticos.

La Tabla 3 detalla las métricas de exactitud diagnóstica del IMC para la detección de obesidad, utilizando la clasificación por porcentaje de grasa (ACE) como referencia estándar. El análisis mostró una sensibilidad del 23.3 % (IC 95%: 19.5 % – 27.7 %) y una especificidad del 82.9 % (IC 95%: 79.5 % – 85.7 %). En cuanto a los valores predictivos, el Valor Predictivo Positivo (VPP) fue del 49.5 %, mientras que el Valor Predictivo Negativo (VPN) alcanzó el 60.1 %. Las razones de verosimilitud obtenidas fueron de 1.36 para la positiva (LR+) y de 0.93 para la negativa (LR-). Finalmente, el índice de Youden fue de J = 0.06 y la exactitud global del modelo se situó en el 58.0 %.

Tabla 3. Exactitud diagnóstica del IMC para detectar obesidad según clasificación ACE

Métrica Diagnóstica	Valor	[IC 95%]
Conteos (Matriz de Confusión)		
Verdaderos Positivos (TP)	95	—
Falsos Negativos (FN)	312	—
Falsos Positivos (FP)	97	—
Verdaderos Negativos (TN)	469	—
Capacidad de Detección		
Sensibilidad (Se)	23.3%	19.5% – 27.7%
Especificidad (Sp)	82.9%	79.5% – 85.7%
Exactitud Global (Accuracy)	58.0%	54.8% – 61.0%
Valor Predictivo		
Valor Predictivo Positivo (VPP)	49.5%	42.5% – 56.5%
Valor Predictivo Negativo (VPN)	60.1%	56.6% – 63.4%
Indicadores de Probabilidad		
Razón de Verosimilitud Positiva (LR+)	1.36	[1.06 – 1.75]
Razón de Verosimilitud Negativa (LR-)	0.93	[0.87 – 0.99]
Índice de Youden (J)	0.06	—
Contexto		
Prevalencia de Obesidad (ACE)	41.8%	38.8% – 45.0%

Nota. IC 95%: Intervalo de confianza del 95%. La obesidad por ACE se definió según los puntos de corte de porcentaje de grasa corporal (>25% en hombres, >32% en mujeres). El IMC se clasificó usando el punto de corte de obesidad de la OMS ($\geq 30 \text{ kg/m}^2$).

La Tabla 4 examina la distribución de la discordancia diagnóstica estratificada por sexo, revelando diferencias estadísticamente significativas entre ambos grupos ($p < 0.001$). El 40.9 % de los participantes masculinos fueron clasificados erróneamente, en comparación con el 27.1 % de las participantes femeninas.

Para el análisis de riesgo, se seleccionó al grupo femenino como categoría de referencia por presentar la menor prevalencia del evento (discordancia), lo que permite estimar el exceso de riesgo en la contraparte. Bajo este criterio, los hombres presentaron un Riesgo Relativo (RR) de 1.51 (IC 95%: 1.26–1.81) y un Odds Ratio (OR) de 1.87 (IC 95%: 1.42–2.45), indicando que la probabilidad de error diagnóstico es significativamente mayor en la población masculina.

Tabla 4. Análisis de discordancia diagnóstica IMC-ACE estratificado por género

Género	n total	Casos discordantes (n)	% Discordancia [IC 95%]	Riesgo Relativo [IC 95%]	Odds Ratio [IC 95%]	p- valor (χ^2)
Masculino	511	209	40.9% (36.7 – 45.2)	1.51 (1.26 – 1.81)	1.87 (1.42 – 2.45)	<0.001
Femenino	462	125	27.1% (23.2 – 31.3)	1.00 (Ref)	1.00 (Ref)	—
Total	973	334	34.3% (31.4 – 37.3)	—	—	—

Nota. IC 95%: Intervalo de confianza del 95%. Ref: Categoría de referencia, establecida en el grupo con menor prevalencia de discordancia (mujeres) para facilitar la interpretación del riesgo. La discordancia se define como el desacuerdo entre la clasificación de IMC (OMS) y la clasificación de porcentaje de grasa (ACE). El valor p corresponde a la prueba de Chi-cuadrado

La Tabla 5 compara las características de los participantes clasificados como concordantes frente a los discordantes. A nivel antropométrico, no se encontraron diferencias estadísticamente significativas en edad, peso, talla o IMC ($p > 0.05$). Sin embargo, se observó una diferencia marcada en la composición



corporal: el grupo discordante presentó una mediana de porcentaje de grasa significativamente mayor (27.3 %) en comparación con el grupo concordante (23.9 %), con un tamaño del efecto grande ($\delta = -0.412$; $p < 0.001$).

En relación con las variables de entrenamiento, el grupo discordante reportó una menor duración por sesión (1.10 h vs. 1.20 h; $p < 0.001$) y una menor frecuencia semanal ($p < 0.001$), presentando tamaños del efecto pequeños a medianos. Por último, no se registraron diferencias significativas en las variables fisiológicas de frecuencia cardíaca (reposo, promedio o máxima), indicando una respuesta cardíaca similar entre grupos independientemente de la clasificación diagnóstica.

Tabla 5. Comparación de características antropométricas, fisiológicas y de entrenamiento entre participantes concordantes y discordantes

Variable	Concordantes (mediana, p25-p75)	Discordantes (mediana, p25-p75)	p Valor (U test)	Tamaño del Efecto (δ de Cliff)
Antropometría y Composición				
Edad (años)	38.5 (28.0 - 49.0)	41.0 (28.0 - 50.0)	0.113	-0.059
Peso (kg)	68.2 (57.8 - 85.0)	71.6 (59.1 - 87.0)	0.064	-0.069
Altura (m)	1.71 (1.61 - 1.79)	1.71 (1.62 - 1.80)	0.133	-0.056
IMC (kg/m ²)	23.7 (20.5 - 28.9)	24.8 (21.4 - 30.2)	0.225	-0.046
% Grasa corporal	23.9 (20.1 - 27.9)	27.3 (23.4 - 30.9)	< 0.001	-0.412
Entrenamiento y Hábitos				
Duración sesión (h)	1.20 (1.00 - 1.50)	1.10 (1.00 - 1.40)	< 0.001	0.251
Frecuencia (días/sem)	3 (3 - 4)	3 (2 - 4)	< 0.001	0.187
Fisiológicas (Respuesta Cardíaca)				
FC Reposo (lat/min)	62 (57 - 68)	61 (56 - 68)	0.670	0.016
FC Promedio (lat/min)	144 (135 - 158)	144 (135 - 159)	0.642	0.017
FC Máxima (lat/min)	180 (172 - 192)	180 (172 - 191)	0.643	-0.017

Nota. Datos presentados como Mediana (Rango Intercuartílico p25-p75). El valor p corresponde a la prueba U de Mann-Whitney. Interpretación del tamaño del efecto (δ): < 0.147 (despreciable), 0.147-0.33 (pequeño/mediano), > 0.33 (grande). Los valores en negrita indican diferencias estadísticamente significativas ($p < 0.05$).

La Tabla 6 presenta el modelo de regresión logística binaria ajustado para identificar los predictores independientes de la discordancia diagnóstica. El modelo global resultó estadísticamente significativo ($p < 0.001$), explicando el 8.3 % de la varianza (Pseudo- R^2 de Nagelkerke = 0.083).

Al evaluar los predictores individuales, el sexo masculino mostró una asociación positiva y significativa con la discordancia. Utilizando al sexo femenino como referencia (debido a su menor tasa de error diagnóstico), los hombres presentaron una probabilidad 2.41 veces mayor de ser clasificados erróneamente (OR = 2.41; IC 95%: 1.83 - 3.18; $p < 0.001$). Por el contrario, el nivel de experiencia avanzado (Nivel 3) actuó como un factor protector significativo, mostrando una reducción del 80 % en la probabilidad de discordancia respecto a los principiantes (OR = 0.20; IC 95%: 0.13 - 0.32; $p < 0.001$). Las variables de edad y nivel de experiencia intermedio no resultaron estadísticamente significativas en el modelo ajustado.

Tabla 6. Modelo de regresión logística binaria ajustado para la predicción de la discordancia diagnóstica entre el IMC y el porcentaje de grasa corporal

Predictor	Coficiente B	Error Estándar (EE)	Odds Ratio (OR)	[IC 95%] OR	p-valor
Constante	-1.116	0.260	0.328	—	< 0.001
Edad (años)	0.010	0.006	1.010	[0.99 - 1.02]	0.094
Sexo (Ref: Femenino)					
Masculino	0.879	0.141	2.412	[1.83 - 3.18]	< 0.001
Experiencia (Ref: Nivel 1)					
Nivel 2 (Intermedio)	0.033	0.148	1.033	[0.77 - 1.38]	0.823
Nivel 3 (Avanzado)	-1.592	0.236	0.203	[0.13 - 0.32]	< 0.001

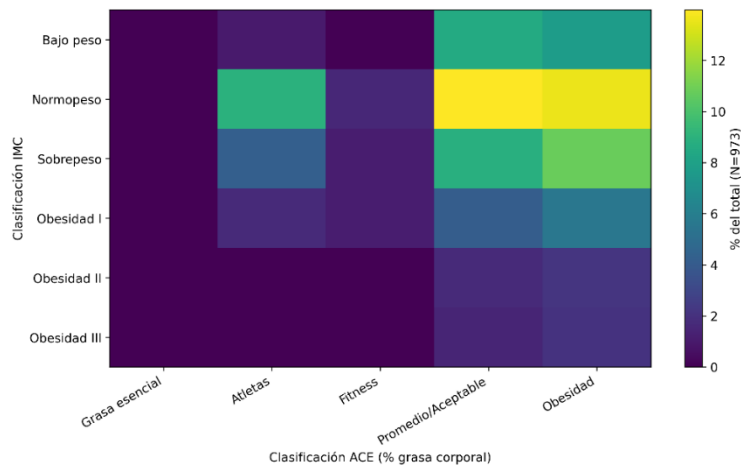
Nota. EE: error estándar; IC 95%: intervalo de confianza del 95%; Ref: Categoría de referencia. Estadísticos de ajuste: Pseudo- R^2 de Nagelkerke = 0.083. La variable dependiente es la presencia de discordancia (1 = Sí, 0 = No).

La Figura 1 ilustra la distribución conjunta entre la clasificación del IMC y la clasificación del porcentaje de grasa corporal según el ACE en adultos físicamente activos. Se observa que los participantes clasificados como normopeso y sobrepeso por IMC se distribuyen en distintas categorías de porcentaje de

grasa corporal, incluyendo atletas, fitness/en forma y promedio/aceptable. De forma similar, las categorías de obesidad según IMC agrupan individuos en más de una categoría de clasificación ACE.

Asimismo, se identifican combinaciones en las que categorías inferiores de IMC coexisten con categorías superiores de porcentaje de grasa corporal, así como situaciones inversas. Este patrón descriptivo evidencia la coexistencia de concordancia y discordancia entre ambas clasificaciones diagnósticas en la muestra analizada.

Figura 1. Mapa de calor de la distribución conjunta entre las clasificaciones de IMC y ACE

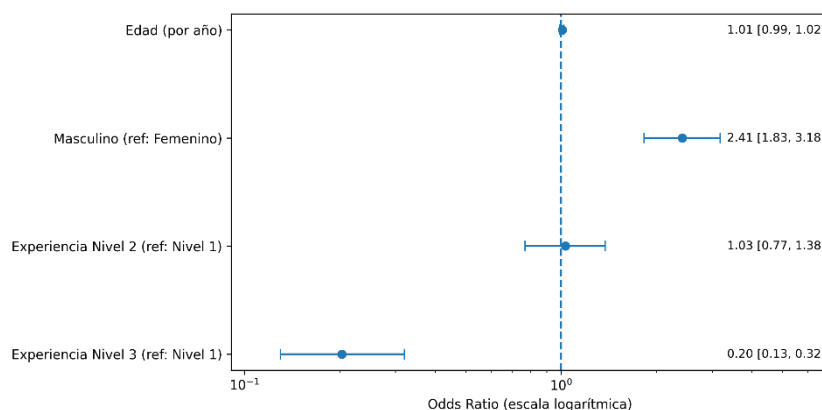


Nota. El gradiente de color indica la distribución proporcional de la muestra entre las categorías de IMC y porcentaje de grasa corporal (ACE).

La Figura 2 ilustra los predictores asociados a la discordancia diagnóstica entre la clasificación por IMC y la clasificación del porcentaje de grasa corporal según el ACE, estimados mediante un modelo de regresión logística ajustado.

Se observa que el sexo masculino presenta una mayor razón de probabilidades de discordancia diagnóstica en comparación con el sexo femenino. En relación con el nivel de experiencia, el nivel experto se asocia con una menor probabilidad de discordancia diagnóstica en comparación con el nivel principiante, mientras que el nivel intermedio no muestra una asociación diferenciada respecto a la categoría de referencia. La edad presenta una razón de probabilidades cercana a la unidad, indicando una variación mínima del efecto por año.

Figura 2. Forest plot de los predictores asociados a la discordancia diagnóstica IMC-ACE



Nota. Los puntos representan las razones de probabilidad (OR) y las líneas horizontales los intervalos de confianza del 95%; la línea vertical indica OR = 1.

Discusión

Los resultados de este estudio revelan una desconexión crítica entre el IMC y la adiposidad real en adultos físicamente activos, demostrando una concordancia prácticamente nula ($\kappa = 0.0345$; $\kappa_w = 0.037$) y una exactitud diagnóstica global del 58.0%, cifra que apenas supera lo esperado por azar. Esta evidencia empírica respalda los cuestionamientos actuales en la literatura científica, donde autores como Wu et al. (2024) y Potter, Chin, et al. (2025) sostienen que el IMC, al ser una medida sustituta basada únicamente en el peso, carece de la sensibilidad necesaria para distinguir la masa muscular de la reserva adiposa, promoviendo la urgencia de redefinir la obesidad basándose en el porcentaje de grasa corporal. Específicamente, la sensibilidad detectada fue de apenas un 23.3%, lo que implica que el indicador ponderal falló en identificar a más de tres cuartas partes de los sujetos con obesidad real. Este hallazgo es consistente con el fenómeno de la "obesidad con peso normal" descrito por Lahav et al. (2023), una condición donde individuos metabólicamente obesos son catalogados erróneamente como sanos. Esta limitación sistemática no es exclusiva de nuestra muestra; Milanese et al. (2025) reportaron recientemente que el sistema de la OMS genera clasificaciones incorrectas significativas al compararse con DXA, mientras que Huang, C. et al. (2025) destacaron que, en comparación con otros indicadores de adiposidad, el IMC mostró una capacidad inferior para identificar riesgos asociados como la diabetes tipo 2.

Al deconstruir los factores asociados a esta discordancia, nuestro modelo multivariado identificó que el sexo masculino presenta un riesgo elevado (OR = 2.41), mientras que el nivel avanzado de experiencia actuó como factor protector (OR = 0.20). Este patrón de dimorfismo sexual en la precisión antropométrica coincide con lo señalado por Li, H. et al. (2022) sobre las diferencias biológicas en la distribución de tejido magro, y se alinea con los hallazgos de Valenzuela Contreras et al. (2024) en estudiantes de educación física. Además, la magnitud de la discordancia en sujetos experimentados resuena con lo documentado por Rosado Álvarez et al. (2025) en practicantes de CrossFit, donde el IMC no logró reflejar el estado de salud cardiometabólico. Sin embargo, es crucial notar que la inexperiencia y la baja disponibilidad energética también complican la evaluación, tal como advierten Muñoz Aristizábal y Vidarte Claros (2025).

La caracterización conductual reveló que los sujetos discordantes (falsos negativos) tenían un menor volumen de entrenamiento y frecuencia semanal, lo que concuerda con Huang, T. et al. (2025) y Lisboa de Serpa et al. (2025), quienes enfatizan que la manipulación precisa de las variables del ejercicio y la periodización son claves para optimizar la composición corporal. A su vez, Buttar et al. (2025) vinculan una menor aptitud física con predictores de obesidad, explicando la acumulación de grasa "oculta" en los participantes menos activos, una trayectoria de riesgo que Aira et al. (2023) han demostrado que puede consolidarse desde la adolescencia.

Desde una perspectiva metodológica, aunque Li, M. et al. (2023) advierten que el coeficiente Kappa puede verse afectado por desequilibrios en la prevalencia, el valor cercano a cero obtenido confirma que el IMC y los criterios ACE miden constructos divergentes. La validez de nuestros resultados se sustenta en el uso de la MF-BIA, cuya precisión en entornos reales ha sido ratificada por Potter, Ward, et al. (2025) y Bondareva et al. (2024) frente a métodos de referencia. La robustez de la técnica se extiende a poblaciones diversas, habiendo sido validada en adultos mayores con diabetes por Buch et al. (2022) y en mujeres durante el posparto por Westerheim et al. (2025).

El uso de tecnología vestible para cuantificar métricas de entrenamiento aporta validez ecológica, alineándose con las recomendaciones de Mühlen et al. (2021) y la revisión de Doherty et al. (2024). La capacidad de monitorear respuestas personalizadas (Nazaret et al., 2023) e implementar metas para mitigar la sarcopenia (Ho et al., 2024) demuestra que la evaluación moderna debe ser dinámica. No obstante, se debe reconocer una limitación importante: aunque la MF-BIA utilizada ha sido validada, presenta limitaciones frente a técnicas gold-standard como la DXA. Factores como la hidratación o la distribución de la masa muscular pueden introducir error sistemático en la estimación del porcentaje de grasa. Dado que el estudio asume la MF-BIA como referencia por la inviabilidad de usar DXA en una muestra amplia, parte de la discordancia atribuida al IMC podría reflejar variaciones propias del método, generando falsos positivos o negativos. Futuras líneas podrían beneficiarse de tecnologías como la imagenología 3D validada por Tinsley et al. (2024) o nuevos índices como la Masa Grasa Relativa propuesto por Suthahar et al. (2025). A pesar de ello, la contundencia del tamaño del efecto ($\delta = -0.412$) valida nuestra conclusión sobre la obsolescencia del uso aislado del IMC en esta población.



Conclusiones

El estudio determina que el IMC presenta una validez diagnóstica insuficiente para evaluar a adultos físicamente activos, demostrando una concordancia marginal ($\kappa = 0.0345$) frente a la adiposidad real y una limitada capacidad para detectar más del 75% de los casos de obesidad por exceso de grasa. Se concluye que el error diagnóstico del IMC es sistemático y predecible, estando asociado significativamente al sexo masculino (OR = 2.41). Sin embargo, el nivel avanzado de experiencia en entrenamiento emergió como un robusto factor protector (OR = 0.20), lo que indica que la discordancia no solo responde a la hipertrofia muscular en atletas, sino que prevalece en sujetos con menor trayectoria de entrenamiento debido a fenotipos de obesidad con peso normal. En consecuencia, el uso aislado del IMC resulta una estrategia inadecuada para esta población, haciéndose imperativa la transición hacia métodos de composición corporal directa para evitar sesgos que ignoren el riesgo metabólico oculto o penalicen la adaptación muscular.

Agradecimientos

Expresamos nuestro sincero agradecimiento a la dirección y al equipo técnico del centro de acondicionamiento físico por facilitar el acceso a sus instalaciones y a la base de datos anonimizada, permitiendo el desarrollo de esta investigación en un contexto ecológico real. Asimismo, agradecemos a todos los participantes por su consentimiento y colaboración indirecta a través de sus valoraciones rutinarias, cuya disciplina en el entrenamiento ha hecho posible este análisis.

Referencias

- Aira, T., Kokko, S. P., Heinonen, O. J., Korpelainen, R., Kotkajuuri, J., Parkkari, J., Savonen, K., Toivo, K., Uusitalo, A., Valtonen, M., Villberg, J., Niemelä, O., Vähä-Ypyä, H., & Vasankari, T. (2023). Longitudinal physical activity patterns and the development of cardiometabolic risk factors during adolescence. *Scandinavian Journal of Medicine & Science in Sports*, 33(9), 1807–1820. <https://doi.org/10.1111/sms.14415>
- Ayala-San Pedro, J. A., Avila-Salcedo, D. R., Martínez-Borja, L. M., & Castillo-Montufar, E. (2025). Assessment of body mass index for obesity diagnosis in the Mexican population: A cross-sectional analysis. *Obesities*, 5(2), 34. <https://doi.org/10.3390/obesities5020034>
- Bondareva, E. A., Parfenteva, O. I., Troshina, E. A., Ershova, E. V., Mazurina, N. V., Komshilova, K. A., Kulemin, N. A., & Ahmetov, I. (2024). Agreement between bioimpedance analysis and ultrasound scanning in body composition assessment. *American Journal of Human Biology*, 36(4), e24001. <https://doi.org/10.1002/ajhb.24001>
- Buch, A., Ben-Yehuda, A., Rouach, V., Maier, A. B., Greenman, Y., Izkhakov, E., Stern, N., & Eldor, R. (2022). Validation of a multi-frequency bioelectrical impedance analysis device for the assessment of body composition in older adults with type 2 diabetes. *Nutrition & Diabetes*, 12(1), 45. <https://doi.org/10.1038/s41387-022-00223-1>
- Buttar, K. K., Kacker, S., & Saboo, N. (2025). The association between cardiorespiratory fitness and obesity predictors in healthy young adults: An observational study. *APIK Journal of Internal Medicine*, 13(2), 133–138. https://doi.org/10.4103/ajim.ajim_43_24
- Byker Shanks, C., Bruening, M., & Yaroach, A. L. (2024). BMI or not to BMI? Debating the value of body mass index as a measure of health in adults. *The International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity*, 22(1), 23. <https://doi.org/10.1186/s12966-025-01719-6>
- de Beukelaar, T. T., & Mantini, D. (2023). Monitoring resistance training in real time with wearable technology: Current applications and future directions. *Bioengineering*, 10(9), 1085. <https://doi.org/10.3390/bioengineering10091085>
- Di Renzo, L., Itani, L., Gualtieri, P., Pellegrini, M., El Ghoch, M., & De Lorenzo, A. (2022). New BMI cut-off points for obesity in middle-aged and older adults in clinical nutrition settings in Italy: A cross-sectional study. *Nutrients*, 14(22), 4848. <https://doi.org/10.3390/nu14224848>



- Doherty, C., Baldwin, M., Keogh, A., Caulfield, B., & Argent, R. (2024). Keeping pace with wearables: A living umbrella review of systematic reviews evaluating the accuracy of consumer wearable technologies in health measurement. *Sports Medicine*, 54(11), 2907–2926. <https://doi.org/10.1007/s40279-024-02077-2>
- Ho, M.-H., Peng, C.-Y., Liao, Y., & Yen, H.-Y. (2024). Efficacy of a wearable activity tracker with step-by-step goal-setting on older adults' physical activity and sarcopenia indicators: Clustered trial. *Journal of Medical Internet Research*, 26, e60183. <https://doi.org/10.2196/60183>
- Horta-Gim, M. A., Rendón del Cid, P. A., Vega Orozco, S. I., Horta Gim, V. H., & Romero Pérez, E. M. (2025). Relación entre composición corporal y condición física en niños y adolescentes del noroeste de México. *Retos*, 66, 1085–1093. <https://doi.org/10.47197/retos.v66.113985>
- Huang, C., Lopes, A., & Britton, A. (2025). Which adiposity index is best? Comparison of five indicators and their ability to identify type 2 diabetes risk in a population study. *Diabetes Research and Clinical Practice*, 225, Article 112268. <https://doi.org/10.1016/j.diabres.2025.112268>
- Huang, T., Feng, H., Xie, Z., Wang, Y., Wang, Q., & Wang, Z. (2025). Effects of exercise on body fat percentage and cardiorespiratory fitness in sedentary adults: A systematic review and network meta-analysis. *Frontiers in Public Health*, 13, Article 1624562. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2025.1624562>
- Kim, Y., Beom, J., Lee, S. Y., Jang, H. C., Kim, K., Kim, M., Shim, G. Y., Won, C. W., & Lim, J.-Y. (2024). Comparison of bioelectrical impedance analysis and dual-energy X-ray absorptiometry for the diagnosis of sarcopenia in the older adults with metabolic syndrome: Equipment-specific equation development. *Aging Clinical and Experimental Research*, 37(1), 12. <https://doi.org/10.1007/s40520-024-02898-1>
- Kobel, S., Kirsten, J., & Kelso, A. (2022). Anthropometry – Assessment of body composition. *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin*, 73(3), 106–111. <https://doi.org/10.5960/dzsm.2022.527>
- Lahav, Y., Kfir, A., & Gepner, Y. (2023). The paradox of obesity with normal weight: A cross-sectional study. *Frontiers in Nutrition*, 10, Article 1173488. <https://doi.org/10.3389/fnut.2023.1173488>
- Li, H., Konja, D., Wang, L., & Wang, Y. (2022). Sex differences in adiposity and cardiovascular diseases. *International Journal of Molecular Sciences*, 23(16), 9338. <https://doi.org/10.3390/ijms23169338>
- Li, M., Gao, Q., & Yu, T. (2023). Kappa statistic considerations in evaluating inter-rater reliability between two raters: Which, when and context matters. *BMC Cancer*, 23(1), 799. <https://doi.org/10.1186/s12885-023-11325-z>
- Lisboa de Serpa, G., Carneiro de Oliveira, S. D., Nogueira Godinho, W. D., & Carneiro Loureiro, A. C. (2025). Comparação entre treinamento periodizado e não periodizado na aptidão física: Uma revisão guarda-chuva. *Retos*, 70, 882–892. <https://doi.org/10.47197/retos.v70.114374>
- Looney, D. P., Schafer, E. A., Chapman, C. L., Pryor, R. R., Potter, A. W., Roberts, B. M., & Friedl, K. E. (2024). Reliability, biological variability, and accuracy of multi-frequency bioelectrical impedance analysis for measuring body composition components. *Frontiers in Nutrition*, 11, 1491931. <https://doi.org/10.3389/fnut.2024.1491931>
- Milanese, C., Itani, L., Cavedon, V., & El Ghoch, M. (2025). The WHO BMI system misclassifies weight status in adults from the general population in north Italy: A DXA-based assessment study (18–98 years). *Nutrients*, 17(13), 2162. <https://doi.org/10.3390/nu17132162>
- Mohajan, D., & Mohajan, H. K. (2023). A study on body fat percentage for physical fitness and prevention of obesity: A two compartment model. *Journal of Innovations in Medical Research*, 2(4), 1–10. <https://doi.org/10.56397/jimr/2023.04.01>
- Mühlen, J. M., Stang, J., Lykke Skovgaard, E., Judice, P. B., Molina-Garcia, P., Johnston, W., Sardinha, L. B., Ortega, F. B., Caulfield, B., Bloch, W., Cheng, S., Ekelund, U., Brønd, J. C., Grøntved, A., & Schumann, M. (2021). Recommendations for determining the validity of consumer wearable heart rate devices: Expert statement and checklist of the INTERLIVE Network. *British Journal of Sports Medicine*, 55(14), 767–779. <https://doi.org/10.1136/bjsports-2020-103148>
- Mun, S., Park, K., Kim, J.-K., Kim, J., & Lee, S. (2024). Assessment of heart rate measurements by commercial wearable fitness trackers for early identification of metabolic syndrome risk. *Scientific Reports*, 14(1), 23865. <https://doi.org/10.1038/s41598-024-74619-7>
- Muñoz Aristizábal, M. A., & Vidarte Claros, J. A. (2025). Baja disponibilidad energética en atletas y su relación con la composición corporal: Revisión de alcance. *Retos*, 68, 1272–1296. <https://doi.org/10.47197/retos.v68.115402>



- Nazaret, A., Tonekaboni, S., Darnell, G., Ren, S. Y., Sapiro, G., & Miller, A. C. (2023). Modeling personalized heart rate response to exercise and environmental factors with wearables data. *NPJ Digital Medicine*, 6(1), 207. <https://doi.org/10.1038/s41746-023-00926-4>
- Nielsen, R. L., Andersen, A. L., Kallemose, T., Damgaard, M., Bornæs, O., Juul-Larsen, H. G., Streyby Christensen, L. W., Jawad, B. N., Andersen, O., Rasmussen, H. H., Munk, T., Lund, T. M., & Houliand, M. B. (2023). Evaluation of multi-frequency bioelectrical impedance analysis against dual-energy X-ray absorptiometry for estimation of low muscle mass in older hospitalized patients. *Journal of Clinical Medicine*, 13(1), 196. <https://doi.org/10.3390/jcm13010196>
- Parfenteva, O. I., Kulemin, N. A., Bondareva, E. A., & Ahmetov, I. I. (2024). Prevalence and predictors of normal-weight obesity among women. *Nutrients*, 16(16), 2579. <https://doi.org/10.3390/nu16162579>
- Potter, A. W., Chin, G. C., Looney, D. P., & Friedl, K. E. (2025). Defining overweight and obesity by percent body fat instead of body mass index. *The Journal of Clinical Endocrinology & Metabolism*, 110(4), e1103–e1107. <https://doi.org/10.1210/clinem/dgae341>
- Potter, A. W., Ward, L. C., Chapman, C. L., Tharion, W. J., Looney, D. P., & Friedl, K. E. (2025). Real-world assessment of multi-frequency bioelectrical impedance analysis (MFBIA) for measuring body composition in healthy physically active populations. *European Journal of Clinical Nutrition*. <https://doi.org/10.1038/s41430-025-01664-4>
- Ramírez-Ortega, C., Mondragón-Lima, Á., Rocha-Aguado, A., Muñiz-Alvarado, M. L., & Médina-Gómez, O. S. (2025). Nivel de concordancia entre índice de masa corporal (IMC) por fórmula Quetelet y porcentaje de grasa corporal por bioimpedancia eléctrica para determinar obesidad. *Arandu UTIC*, 12(3), 2457–2470. <https://doi.org/10.69639/arandu.v12i3.1474>
- Rosado Álvarez, M. M., Valle Flores, J. A., Del Pezo Izaguirre, E., & Riofrío Cruz, M. (2025). Composición corporal, riesgo cardiometabólico y salud percibida en practicantes de CrossFit. *Retos*, 73, 1133–1144. <https://doi.org/10.47197/retos.v73.117870>
- Rubino, F., Cummings, D. E., Eckel, R. H., Cohen, R. V., Wilding, J. P. H., Brown, W. A., Stanford, F. C., Batterham, R. L., Farooqi, I. S., Farpour-Lambert, N. J., le Roux, C. W., Sattar, N., Baur, L. A., Morrison, K. M., Misra, A., Kadowaki, T., Tham, K. W., Sumithran, P., Garvey, W. T., ... Mingrone, G. (2025). Definition and diagnostic criteria of clinical obesity. *The Lancet Diabetes & Endocrinology*, 13(3), 221–262. [https://doi.org/10.1016/S2213-8587\(24\)00316-4](https://doi.org/10.1016/S2213-8587(24)00316-4)
- Suthahar, N., Lau, E. S., & Savarese, G. (2025). Relative fat mass: Refining adiposity measurement in the era beyond body mass index. *Current Heart Failure Reports*, 22(1), 22. <https://doi.org/10.1007/s11897-025-00709-w>
- Tinsley, G. M., Rodriguez, C., Florez, C. M., Siedler, M. R., Tinoco, E., McCarthy, C., & Heymsfield, S. B. (2024). Smartphone three-dimensional imaging for body composition assessment using non-rigid avatar reconstruction. *Frontiers in Medicine*, 11, Article 1485450. <https://doi.org/10.3389/fmed.2024.1485450>
- Valenzuela Contreras, L., Villaseca-Vicuña, R., Segueida-Lorca, A., Morales Ríos, C., Osorio Aud, J., & Barrera Díaz, J. (2024). Comparación de la composición corporal y rendimiento físico según sexo y su relación entre variables en estudiantes universitarios de educación física de Santiago de Chile. *Retos*, 56, 114–121. <https://doi.org/10.47197/retos.v56.103220>
- Westerheim, E., Øhman, E. A., Fosli, M., Winkvist, A., Henriksen, H. B., & Brekke, H. K. (2025). Relative validity of bioelectrical impedance analysis in estimating body composition in women with overweight and obesity 2 weeks and 6 months postpartum. *Food & Nutrition Research*, 69, Article 10869. <https://doi.org/10.29219/fnr.v69.10869>
- Wu, R., Li, M., Liao, Y., Zhang, J., Xu, C., & Yan, X. (2025). Prevalence and characteristics of sarcopenic obesity and normal weight obesity in Chinese women: A cross-sectional study based on body fat percentage. *BMC Public Health*, 25(1), 2817. <https://doi.org/10.1186/s12889-025-24086-0>
- Wu, Y., Li, D., & Vermund, S. H. (2024). Advantages and limitations of the body mass index (BMI) to assess adult obesity. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 21(6), 757. <https://doi.org/10.3390/ijerph21060757>
- Zaplatosch, M. E., Meireles, J. F., Amason, J. S., Dabeer, S., Kliszczewicz, B. M., Mangine, G. T., Barry, V. G., Gower, B. A., & Ingram, K. H. (2025). Validity of body composition estimates in women assessed by a multifrequency bioelectrical impedance device. *Sensors*, 25(16), 5037. <https://doi.org/10.3390/s25165037>

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

José Antonio Valle Flores
María Magdalena Rosado Alvarez
Joffre Marcelo Ramírez Franco
Yadira del Rocío Bello Tomalá
Edgar Raúl Quezada Calle

jose.valle@cu.ucsg.edu.ec
maria.rosado03@cu.ucsg.edu.ec
Joffre.ramirez@cu.ucsg.edu.ec
yadira.bello@cu.ucsg.edu.ec
edgar.quezada@cu.ucsg.edu.ec

Autor - Traductor
Autora
Autor
Autora
Autor

