



ANÁLISIS MULTIVARIANTE DE LA COMPOSICIÓN CORPORAL Y SU RELACIÓN CON EL RIESGO CARDIOVASCULAR A TRAVÉS DE HJ-BIPLLOT

MULTIVARIATE ANALYSIS OF BODY COMPOSITION AND ITS RELATIONSHIP WITH CARDIOVASCULAR RISK THROUGH HJ-BIPLLOT

María Victoria Padilla Samaniego ^{1*}

¹ Facultad de Salud y Servicios Sociales. Universidad Estatal de Milagro. Milagro. Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4565-7084>. Correo: mpadillas@unemi.edu.ec

* Autor para correspondencia: mpadillas@unemi.edu.ec

Resumen

El riesgo cardiometabólico está influenciado por múltiples factores, incluyendo características sociodemográficas e indicadores de composición corporal como la grasa visceral y la presión arterial. Estas variables son fundamentales para la identificación temprana de individuos en riesgo y el desarrollo de intervenciones específicas. El objetivo del estudio es analizar la relación entre la composición corporal y el riesgo cardiometabólico en estudiantes universitarios, utilizando técnicas multivariantes para identificar variables y patrones. Se realizó un estudio transversal con estudiantes universitarios de las regiones Sierra y Costa de Ecuador. Se recolectaron datos sociodemográficos, antropométricos y clínicos. Se aplicó el análisis HJ-Biplot para visualizar las relaciones entre variables y participantes, y se utilizó el clustering KMeans para segmentar la población en subgrupos según su perfil de riesgo cardiometabólico. La técnica estadística HJ-Biplot reveló que la grasa visceral, la grasa corporal total y la presión arterial sistólica estuvieron fuertemente asociadas con la primera componente principal, explicando el 38.23% de la varianza. El análisis de conglomerados identificó tres grupos distintos con características únicas de composición corporal y riesgo cardiometabólico. Las variables sociodemográficas mostraron distribuciones homogéneas, indicando un papel más relevante de los factores individuales. Se concluye que las variables de composición corporal, particularmente la grasa visceral y la presión arterial sistólica, son cruciales para identificar el riesgo cardiometabólico. Las técnicas multivariantes como el HJ-Biplot y el clustering son efectivas para detectar patrones y subgrupos, lo que permite estrategias preventivas dirigidas. Estos hallazgos destacan la necesidad de intervenciones personalizadas e integradas en las políticas de salud pública.

Palabras clave: riesgo cardiometabólico; composición corporal; análisis multivariante; grasa visceral; estrategias preventivas



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo (CC-BY-NC-SA).

Sociedad Ecuatoriana de Investigación Científica. E-mail: revistabiosana@gmail.com



Abstract

Cardiometabolic risk is influenced by multiple factors, including sociodemographic characteristics and body composition indicators such as visceral fat and blood pressure. These variables are essential for the early identification of individuals at risk and the development of specific interventions. The aim of the study is to analyze the relationship between body composition and cardiometabolic risk in university students, using multivariate techniques to identify variables and patterns. A cross-sectional study was conducted with university students from the Sierra and Costa regions of Ecuador. Sociodemographic, anthropometric and clinical data were collected. HJ-Biplot analysis was applied to visualize the relationships between variables and participants, and KMeans clustering was used to segment the population into subgroups according to their cardiometabolic risk profile. The HJ-Biplot statistical technique revealed that visceral fat, total body fat and systolic blood pressure were strongly associated with the first principal component, explaining 38.23% of the variance. Cluster analysis identified three distinct groups with unique characteristics of body composition and cardiometabolic risk. Sociodemographic variables showed homogeneous distributions, indicating a more relevant role of individual factors. It is concluded that body composition variables, particularly visceral fat and systolic blood pressure, are crucial for identifying cardiometabolic risk. Multivariate techniques such as HJ-Biplot and clustering are effective in detecting patterns and subgroups, allowing targeted preventive strategies. These findings highlight the need for personalized and integrated interventions in public health policies.

Keywords: *cardiometabolic risk; body composition; multivariate analysis; visceral fat; preventive strategies*

Fecha de recibido: 26/11/2024

Fecha de aceptado: 17/01/2025

Fecha de publicado: 27/01/2025

Introducción

La composición corporal es un aspecto importante en la evaluación del estado de salud, particularmente por su relevancia en la identificación de factores de riesgo para enfermedades crónicas no transmisibles. En el contexto global, las enfermedades cardiovasculares se han consolidado como una de las principales causas de morbilidad y mortalidad, representando un desafío significativo para los sistemas de salud y las estrategias de prevención. De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS), factores como la obesidad, el sedentarismo y las alteraciones metabólicas constituyen determinantes principales en el desarrollo de estas patologías, lo que subraya la importancia de entender las interrelaciones entre diferentes componentes corporales y su impacto en la salud cardiovascular (1).

El concepto de composición corporal trasciende la simple medición del peso corporal y la altura, incorporando análisis detallados de la distribución de masa grasa, masa muscular, niveles de grasa visceral y otros indicadores biométricos. Estas variables no solo permiten una evaluación más precisa del estado nutricional,



Esta obra está bajo una licencia *Creative Commons* de tipo (CC-BY-NC-SA).

Sociedad Ecuatoriana de Investigación Científica. E-mail: revistabiosana@gmail.com



sino que también aportan información crítica sobre el riesgo de enfermedades crónicas, particularmente aquellas relacionadas con disfunciones cardiovasculares (2). Estudios recientes han destacado que la acumulación de grasa visceral y los desequilibrios en la masa muscular tienen una correlación directa con el desarrollo de hipertensión, dislipidemias y resistencia a la insulina, que son componentes del síndrome metabólico (3).

En este escenario, el colesterol de baja densidad (LDL) ha emergido como un biomarcador central en la predicción del riesgo cardiovascular (4). La evidencia científica ha establecido que niveles elevados de LDL están asociados con la formación de placas ateroscleróticas, un proceso que incrementa la probabilidad de eventos como infartos de miocardio y accidentes cerebrovasculares (5). No obstante, el riesgo cardiovascular es una condición multifactorial, donde intervienen tanto factores genéticos como conductuales, además de la interacción entre las características físicas y metabólicas del individuo. En este sentido, evaluar la composición corporal de manera integral y analizar su relación con el nivel de LDL permite avanzar en la comprensión de los mecanismos subyacentes al riesgo cardiovascular (6).

Desde una perspectiva metodológica, las técnicas de análisis multivariante han demostrado ser herramientas útiles para abordar la complejidad de los datos biomédicos (7-9). Entre estas, el HJ-Biplot se destaca como un enfoque que permite explorar de manera simultánea las relaciones entre variables y las características de los individuos estudiados. Esta técnica combina elementos de análisis de componentes principales y representaciones gráficas para identificar patrones y asociaciones en conjuntos de datos multidimensionales. Su aplicación en estudios de composición corporal ha demostrado ser particularmente útil para identificar perfiles de riesgo, ya que permite visualizar la asociación entre indicadores antropométricos, clínicos y bioquímicos (10).

El estudio se desarrolla en un contexto en el que las enfermedades cardiovasculares continúan siendo una preocupación sanitaria prioritaria, especialmente en poblaciones que presentan altos niveles de obesidad y sobrepeso. A partir de una muestra representativa, se busca aplicar el HJ-Biplot para analizar la composición corporal y su relación con el nivel de colesterol LDL, clasificando a los individuos en grupos con o sin riesgo cardiovascular. Esta metodología permite no solo identificar las variables que contribuyen de manera significativa al riesgo, sino también visualizar la distribución de los participantes en función de sus características corporales y metabólicas (11).

El presente trabajo se propone como una contribución al conocimiento científico sobre los factores determinantes del riesgo cardiovascular, utilizando herramientas estadísticas de avanzada para generar un análisis integral de la composición corporal. Los resultados podrán ser útiles no solo para la comunidad académica, sino también para diseñar intervenciones y estrategias de prevención en salud pública.

Materiales y métodos

Este estudio, de diseño transversal, se desarrolló con el objetivo de analizar la composición corporal y su relación con el riesgo cardiovascular en estudiantes universitarios de la región Sierra y Costa de Ecuador. La investigación forma parte del proyecto PRIVACED, una iniciativa conjunta entre la Universidad Estatal de Milagro y la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo. Este proyecto cuenta con la aprobación del comité de ética, y todos los participantes otorgaron su consentimiento informado antes de su inclusión en el estudio.





La muestra estuvo compuesta por 365 estudiantes universitarios de ambas regiones, seleccionados mediante un muestreo no probabilístico por conveniencia (12). Se recolectaron datos sociodemográficos, antropométricos y clínicos, incluyendo variables como peso, talla, índice de masa corporal (IMC), pliegues cutáneos, grasa corporal, grasa visceral, masa muscular, niveles de colesterol LDL, y presión arterial.

Para el análisis estadístico, se empleó la técnica HJ-Biplot, que permite representar de manera gráfica las relaciones entre individuos y variables en un espacio reducido de dimensiones. Esta herramienta se utilizó para identificar patrones de composición corporal asociados al riesgo cardiovascular, diferenciando entre estudiantes clasificados como “con riesgo” y “sin riesgo” en función de sus niveles de colesterol LDL y otros indicadores metabólicos.

El procesamiento y análisis de los datos se realizó utilizando el software Python, implementado desde la plataforma Google Colab (13). Se emplearon bibliotecas especializadas como NumPy, Pandas y Matplotlib para la limpieza, manipulación y visualización de los datos, así como herramientas específicas para el desarrollo del HJ-Biplot. Adicionalmente, se verificó la consistencia y calidad de los datos mediante estadísticas descriptivas y análisis exploratorio preliminar.

Este enfoque metodológico permite garantizar la validez de los resultados, ofreciendo un análisis integral de las relaciones entre las variables estudiadas y su impacto en el riesgo cardiovascular. Los hallazgos obtenidos serán fundamentales para diseñar intervenciones dirigidas a mejorar la salud y reducir el riesgo de enfermedades cardiovasculares en poblaciones similares.

Resultados y discusión

Los resultados de la relación entre las variables sociodemográficas y el riesgo cardiometabólico se presentan en la Tabla 1. En cuanto al sexo, se identificaron 116 mujeres tanto con riesgo como sin riesgo cardiometabólico, mientras que en los hombres se registraron 71 casos con riesgo y 62 sin riesgo. Respecto al lugar de nacimiento, los participantes provenientes de la región Costa mostraron una distribución de 98 casos con riesgo y 95 sin riesgo, mientras que en la región Sierra se identificaron 89 casos con riesgo y 83 sin riesgo. En términos de etnia, los individuos mestizos constituyeron la mayoría en ambos grupos, con 181 casos con riesgo y 173 sin riesgo. Por su parte, los participantes indígenas representaron una minoría, con 6 y 5 casos en los grupos con y sin riesgo, respectivamente.

En lo que respecta al lugar de procedencia de los padres, se observó que la mayoría provenían de la Costa y Sierra, con 87 y 100 casos con riesgo, y 90 y 86 sin riesgo, respectivamente. Solo se registraron 2 participantes provenientes del Oriente, ambos sin riesgo. En cuanto al estado civil, los participantes solteros representaron la mayor proporción, con 182 casos con riesgo y 174 sin riesgo. Los casos de participantes casados se distribuyeron equitativamente entre los grupos, con 3 en cada uno, mientras que las uniones de hecho incluyeron 2 casos con riesgo y 1 sin riesgo. Estos resultados evidencian una distribución homogénea en las variables sociodemográficas analizadas.



**Tabla 1.** Relación del riesgo cardiometabólico con las variables sociodemográficas

		Con riesgo	Sin riesgo
Sexo	Femenino	116	116
	Masculino	71	62
Lugar de nacimiento	Costa	98	95
	Sierra	89	83
Etnia	Indígena	6	5
	Mestizo	181	173
Lugar de procedencia de la madre	Costa	93	91
	Sierra	94	87
Lugar de procedencia del padre	Costa	87	90
	Oriente	0	2
	Sierra	100	86
Estado civil	Casado	3	3
	Soltero	182	174
	Unión de hecho	2	1

Los resultados de las variables cuantitativas más relevantes relacionadas con el riesgo cardiometabólico se analizan en los participantes del estudio. Respecto a la edad, los individuos con riesgo presentan una media de 22.5 años, mientras que los sin riesgo tienen una media de 21.8 años, con una desviación estándar similar en ambos grupos. En cuanto al peso corporal, los participantes con riesgo muestran un peso promedio de 65.8 kg, ligeramente superior al de aquellos sin riesgo, con una media de 63.2 kg. La talla promedio es comparable entre ambos grupos, con valores medios de 1.62 m en los participantes con riesgo y 1.61 m en los sin riesgo.

En relación con la composición corporal, el porcentaje de grasa corporal total es más elevado en el grupo con riesgo (31.8%) en comparación con el grupo sin riesgo (29.6%). La masa muscular total, en cambio, es ligeramente inferior en el grupo con riesgo, con un promedio de 23.2 kg frente a 24.1 kg en los participantes sin riesgo. Además, el nivel de grasa visceral es notablemente más alto en los individuos con riesgo, con una media de 10.3, frente a 8.7 en el grupo sin riesgo. Estos hallazgos reflejan diferencias cuantitativas significativas en los indicadores antropométricos y de composición corporal entre los grupos analizados.

Con respecto al análisis HJ-Biplot (Figura 1), aplicado sobre datos estandarizados de variables relacionadas con la composición corporal y el riesgo cardiometabólico. Este análisis representa tanto a los individuos como a las variables en un espacio bidimensional definido por las dos primeras componentes principales (PC1 y PC2), las cuales explican el 65.02% de la varianza total (38.23% para PC1 y 26.79% para PC2).

Las variables cuantitativas, representadas por vectores rojos, indican su contribución y asociación con las componentes principales. Variables como grasa corporal total, grasa visceral y presión sistólica presentan una fuerte correlación con PC1, mientras que masa muscular total y edad también presentan una influencia notable. La dirección y longitud de los vectores reflejan la magnitud de su impacto en las componentes principales.





Los puntos azules representan a los individuos del estudio, cuyas posiciones en el espacio bidimensional reflejan similitudes o diferencias en sus características antropométricas y metabólicas. La distribución de los puntos sugiere posibles agrupaciones naturales entre los participantes, lo cual puede ser indicativo de patrones subyacentes en la relación entre la composición corporal y el riesgo cardiometabólico.

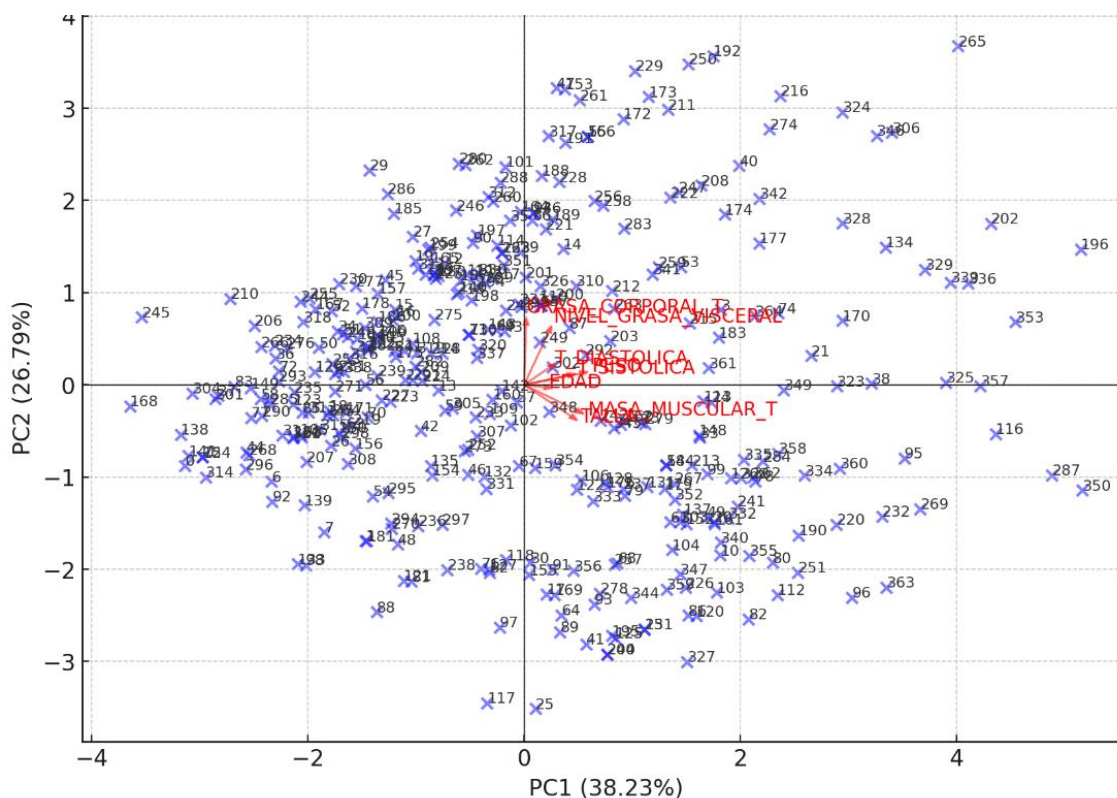


Figura 1. Representación HJ-Biplot de las variables de estudio

La Figura 2 corresponde a un análisis de conglomerados (clustering) basado en el método KMeans, aplicado a los datos transformados mediante las dos primeras componentes principales (PC1 y PC2), las cuales explican conjuntamente el 65.02% de la varianza total (38.23% y 26.79%, respectivamente). Cada punto en la figura representa a un individuo del estudio, y los colores diferencian los tres grupos identificados mediante la técnica aplicada.

Los clústeres están representados por los puntos de diferentes colores: el Clúster 1 (azul), el Clúster 2 (verde) y el Clúster 3 (naranja). Las elipses indican la dispersión de los datos dentro de cada grupo, lo que permite observar la variabilidad interna de cada conglomerado. Los centroides de cada clúster están marcados con cruces rojas, que representan los puntos de referencia promedio para cada grupo.

En el contexto del estudio, estos clústeres permiten identificar patrones específicos entre los participantes según sus características antropométricas y metabólicas. Los grupos pueden estar asociados con diferentes





niveles de riesgo cardiometabólico en función de variables principales como grasa corporal, masa muscular, presión arterial y niveles de grasa visceral.

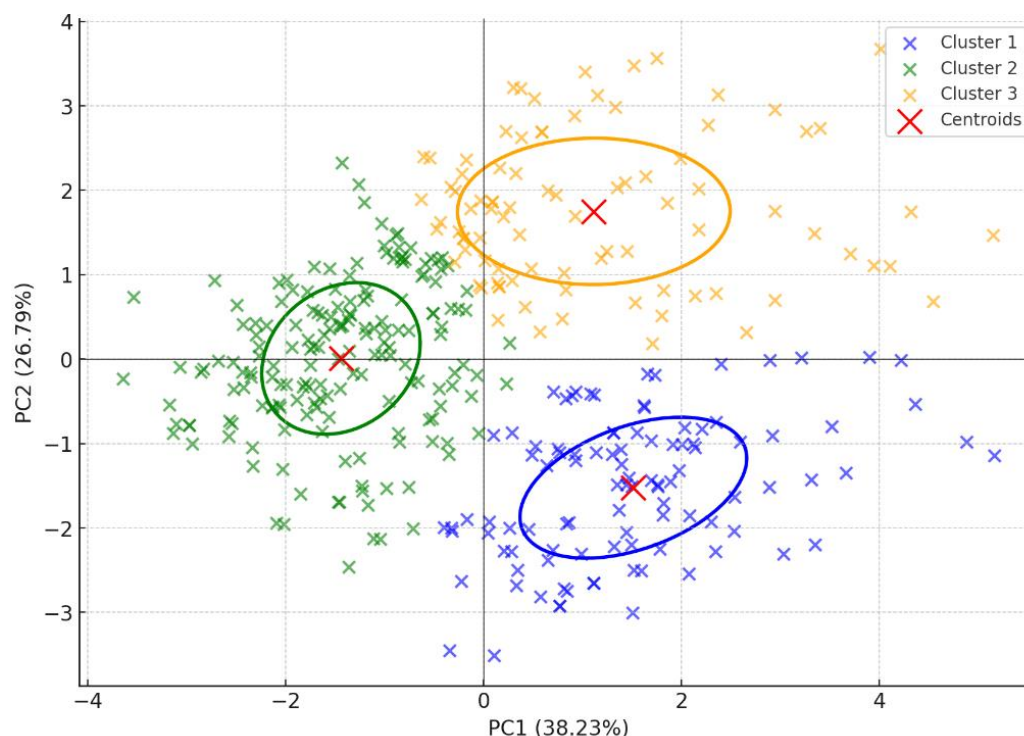


Figura 2. Agrupamiento clúster de las variables de estudio.

Discusión

Los resultados de este estudio muestran coincidencias y discrepancias con investigaciones previas sobre la relación entre variables sociodemográficas, antropométricas y de composición corporal con el riesgo cardiometabólico. La investigación de Wang (14), publicada en *Frontiers in Endocrinology*, coincide ampliamente con los hallazgos al identificar que la grasa visceral es un factor determinante del riesgo cardiovascular, incluso en individuos con un IMC normal. Este resultado refuerza la importancia de evaluar no solo la cantidad total de grasa, sino también su distribución, lo cual es clave en este estudio.

La investigación de Kammar-García et al. (15), realizada en una población joven, también apoya los resultados obtenidos, indicando que índices como el IMC y la grasa corporal se correlacionan significativamente con alteraciones metabólicas que aumentan el riesgo cardiovascular. Sin embargo, este estudio no evaluó el nivel de grasa visceral, limitando la comparación directa con nuestros resultados, donde este marcador mostró una influencia crítica.

Por otro lado, el estudio de Xu et al. (16), llevado a cabo en 2020, coincide parcialmente con los hallazgos. Wang y colaboradores encontraron que el índice de redondez corporal (BRI) se asocia estrechamente con la presencia de estenosis coronaria significativa. Aunque este índice no fue considerado en el presente trabajo,





los resultados destacan la relevancia de explorar medidas alternativas de composición corporal para identificar el riesgo cardiovascular.

La investigación de B.-Y. Kim et al. (17), publicada en *Journal of Obesity*, coincide de manera notable con los hallazgos relacionados con el análisis HJ-Biplot. Este estudio identificó, mediante análisis de componentes principales, que variables como la grasa corporal total y la presión arterial sistólica son determinantes en la diferenciación de perfiles de riesgo cardiometabólico, lo que se alinea con los resultados de este trabajo, donde estas variables tuvieron una fuerte influencia en la primera componente principal.

En cuanto al análisis de conglomerados, el estudio de Wang et al.(14), publicado en *Nature Metabolism*, identificó subgrupos basados en características metabólicas y conductuales mediante técnicas de clustering. Aunque el presente estudio no incluyó variables conductuales, los clústeres identificados reflejan patrones diferenciados en composición corporal, confirmando la utilidad de estas técnicas para segmentar poblaciones según perfiles de riesgos específicos.

El estudio de Naseri et al.(18), realizado en una cohorte de seguimiento a tres años, también respalda la relevancia de identificar subgrupos mediante análisis de conglomerados. Sus resultados mostraron que clústeres con mayor grasa corporal y presión arterial elevada tienen un riesgo significativamente mayor de eventos cardiovasculares. Nuestros hallazgos, aunque enfocados en una población joven, sugieren patrones similares, destacando la importancia de estos análisis para intervenciones preventivas.

La investigación de H.-L. Kim et al. (19) coincide ampliamente con la relevancia del análisis multivariante en el estudio de la composición corporal y la función cardiovascular. Sus resultados destacan la utilidad del PCA y otras herramientas estadísticas para identificar patrones complejos en datos relacionados con el riesgo cardiometabólico.

Este estudio reafirma la importancia de utilizar herramientas multivariantes como el HJ-Biplot y el clustering para comprender las interacciones entre variables y diseñar estrategias de prevención personalizadas. Futuros trabajos deberían incluir factores conductuales, genéticos y de estilo de vida para enriquecer la comprensión del riesgo cardiometabólico en diferentes poblaciones.

Conclusiones

Los resultados de este estudio muestran que variables como la grasa visceral, la grasa corporal total y la presión arterial sistólica son determinantes clave en la diferenciación de perfiles de riesgo cardiometabólico. Estas variables, identificadas mediante el análisis HJ-Biplot, presentan una fuerte correlación con la primera componente principal, lo que destaca su relevancia en la evaluación integral del riesgo cardiovascular en poblaciones jóvenes.

El análisis de conglomerados permitió identificar tres subgrupos bien diferenciados en términos de composición corporal y riesgo cardiometabólico. Estos patrones reflejan la heterogeneidad dentro de la población estudiada y sugieren que el uso de técnicas multivariantes puede ser fundamental para diseñar estrategias de prevención personalizadas, dirigidas a las necesidades específicas de cada subgrupo.

La distribución homogénea de variables sociodemográficas, como el sexo y el lugar de nacimiento, sugiere que los factores individuales tienen un papel más significativo en el riesgo cardiovascular. Por lo tanto, las





intervenciones deben centrarse en características específicas de composición corporal y estilo de vida, más allá de factores demográficos generales. Estos hallazgos pueden contribuir a optimizar las estrategias preventivas y las políticas de salud pública.

Referencias

1. Curioni CC, da Silva ACF, da Silva Pereira A, Mocellin MC. The role of dietary habits on development and progress of risk factors of chronic non-communicable diseases. Healthy lifestyle: From pediatrics to geriatrics. 2022;105-29.
2. Triposkiadis F, Xanthopoulos A, Parissis J, Butler J, Farmakis D. Pathogenesis of chronic heart failure: cardiovascular aging, risk factors, comorbidities, and disease modifiers. Heart failure reviews. 2022;27(1):337-44.
3. Collado-Mateo D, Lavín-Pérez AM, Peñacoba C, Del Coso J, Leyton-Román M, Luque-Casado A, et al. Key factors associated with adherence to physical exercise in patients with chronic diseases and older adults: an umbrella review. International journal of environmental research and public health. 2021;18(4):2023.
4. Shaya GE, Leucker TM, Jones SR, Martin SS, Toth PP. Coronary heart disease risk: low-density lipoprotein and beyond. Trends in cardiovascular medicine. 2022;32(4):181-94.
5. Młynarska E, Czarnik W, Fularski P, Hajdys J, Majchrowicz G, Stabrawa M, et al. From atherosclerotic plaque to myocardial infarction—The leading cause of coronary artery occlusion. International Journal of Molecular Sciences. 2024;25(13):7295.
6. Kłosowicz M, Leksa D, Bartusik-Aebisher D, Myśliwiec A, Dynarowicz K, Aebisher D. Biomarkers That Seem to Have the Greatest Impact on Promoting the Formation of Atherosclerotic Plaque in Current Scientific Research. Current Issues in Molecular Biology. 2024;46(9):9503-22.
7. Azami H, Faes L, Escudero J, Humeau-Heurtier A, Silva LE. Entropy analysis of univariate biomedical signals: Review and comparison of methods. Frontiers in Entropy across the Disciplines: Panorama of Entropy: Theory, Computation, and Applications. 2023:233-86.
8. Duan J, Xiong J, Li Y, Ding W. Deep learning based multimodal biomedical data fusion: An overview and comparative review. Information Fusion. 2024:102536.
9. Weiss R, Karimijafarbigloo S, Roggenbuck D, Rödiger S. Applications of neural networks in biomedical data analysis. Biomedicines. 2022;10(7):1469.
10. De La Hoz-M J, Montes-Escobar K, Pérez-Ortiz V. Research Trends of Artificial Intelligence in Lung Cancer: A Combined Approach of Analysis With Latent Dirichlet Allocation and HJ-Biplot Statistical Methods. Pulmonary Medicine. 2024;2024(1):5911646.
11. Powell-Wiley TM, Poirier P, Burke LE, Després J-P, Gordon-Larsen P, Lavie CJ, et al. Obesity and cardiovascular disease: a scientific statement from the American Heart Association. Circulation. 2021;143(21):e984-e1010.





12. Stratton SJ. Population sampling: Probability and non-probability techniques. *Prehospital and Disaster Medicine*. 2023;38(2):147-8.
13. Kuroki M. Using Python and Google Colab to teach undergraduate microeconomic theory. *International Review of Economics Education*. 2021;38:100225.
14. Wang Y, Zhao X, Chen Y, Yao Y, Zhang Y, Wang N, et al. Visceral adiposity measures are strongly associated with cardiovascular disease among female participants in Southwest China: A population-based prospective study. *Frontiers in Endocrinology*. 2022;13:969753.
15. Kammar-García A, Hernández-Hernández ME, López-Moreno P, Ortiz-Bueno AM, de Lurdez Martínez-Montañón M. Relation of body composition indexes to cardiovascular disease risk factors in young adults. *Medicina de Familia SEMERGEN*. 2019;45(3):147-55.
16. Xu J, Zhang L, Wu Q, Zhou Y, Jin Z, Li Z, et al. Body roundness index is a superior indicator to associate with the cardio-metabolic risk: evidence from a cross-sectional study with 17,000 Eastern-China adults. *BMC cardiovascular disorders*. 2021;21:1-12.
17. Kim B-Y, Kang SM, Kang J-H, Kang SY, Kim KK, Kim K-B, et al. 2020 Korean Society for the Study of Obesity guidelines for the management of obesity in Korea. *Journal of obesity & metabolic syndrome*. 2021;30(2):81.
18. Naseri P, Amiri P, Zareie Shab-khaneh A, Azizi F. Predictive value of women's weight trajectories in determining familial cardiovascular disorders: a family-based longitudinal study. *Scientific Reports*. 2021;11(1):17317.
19. Kim H-L, Ahn D-W, Kim SH, Lee DS, Yoon SH, Zo J-H, et al. Association between body fat parameters and arterial stiffness. *Scientific Reports*. 2021;11(1):20536.

