Vol. 18 - Número 3 - 2024
pp. 163-184

www.nutricionclinicaenmedicina.com
©Nutrición Clínica en Medicina 2024

Recibido: 13/11/2024
Aceptado: 21/11/2024

[r e v i s i ó n]

Aportaciones de la inteligencia artificial en el área de la obesidad

Contributions of artificial intelligence in the field of obesity

Isabel De la Torre Díez[1], Mónica Casas Domínguez[1] y Daniel Antonio de Luis Román[2,3]

[1]Departamento de Teoría de la Señal y Comunicaciones e Ingeniería Telemática, Universidad de Valladolid, Valladolid. España. [2]Centro de Investigación de Endocrinología y Nutrición Clínica, Universidad de Valladolid. Valladolid. España. [3]Servicio de Endocrinología y Nutrición, Hospital Clínico Universitario de Valladolid. Valladolid. España.

Cómo citar este trabajo

De la Torre Díez I, Casas Domínguez M y De Luis Román DA. Aportaciones de la inteligencia artificial en el área de la obesidad. Nutr Clin Med 2024;18(3):163-184

Palabras clave

Obesidad, inteligencia artificial, *machine learning*, *deep learning*.

>>Resumen

La obesidad es un problema de salud a nivel mundial, que sigue creciendo y afecta tanto a adultos como a niños en todo el mundo. Este trastorno está relacionado con enfermedades graves como diabetes mellitus, aumento del riesgo cardiovascular y algunos tipos de cáncer. En este contexto, la inteligencia artificial se ha convertido en una herramienta útil para enfrentarse a los desafíos que produce la obesidad, ya que permite el análisis de datos de manera más profunda y detallada, descubriendo patrones y relaciones que antes no eran evidentes, y facilitando una medicina de precisión en estos pacientes. En el presente trabajo se realiza una revisión narrativa para analizar cómo se han aplicado las técnicas de Machine Learning y Deep Learning en la investigación sobre la obesidad con el fin de sintetizar las principales contribuciones que la inteligencia artificial ha ofrecido en este campo. La mayoría de los estudios, un total de 61, se centraron en la predicción de factores de riesgo de obesidad, mientras que hubo menos estudios sobre tratamiento y prevención, con nueve en cada área. Los estudios utilizaron dos enfoques principales del Machine Learning: técnicas clásicas y métodos de ensamblado. La técnica Support Vector Machines fue la más usada en clasificación y predicción, mientras que Regression (regresión logística) y Least Absolute Shrinkage and Selection Operator ayudaron a identificar las variables más importantes. Los métodos Random Forest y Extreme Gradient Boosting fueron los más utilizados en el análisis de datos complejos sobre obesidad. En Deep Learning, las Convolutional Neural Networks y las Recurrent Neural Networks fueron las más comunes, efectivas en el análisis de datos complejos como imágenes y secuencias temporales, mejorando el diagnóstico y la personalización de tratamientos. Además, la herramienta de inteligencia artificial explicable Shapley Additive Explanations fue la más usada para mejorar la interpretación de los modelos, clave en salud. La revisión identificó aportaciones en cuatro áreas principales: predicción

Correspondencia

Isabel De la Torre Díez
Email: isator@uva.es

Obra bajo Licencia Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional.
Más información:
http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/

4. APORTACIONES.indd 163 11/3/25 10:36

de riesgos, personalización de tratamientos, diagnóstico temprano y análisis de factores biológicos relacionados con la obesidad. Los modelos permitieron identificar a niños en riesgo, estimar el índice de masa corporal (IMC) a partir de fotografías, anticipar la respuesta de los pacientes a distintos tratamientos, prever condiciones como la resistencia a la insulina, y estudiar determinantes biológicos como el microbioma. También ayudan a personalizar tratamientos, como la cirugía bariátrica, al anticipar la pérdida de peso potencial en cada paciente según sus características específicas. Sin duda, todas las herramientas que permite utilizar la inteligencia artificial con los pacientes mejorarán el conocimiento en los pacientes con obesidad, abriendo nuevas posibilidades diagnósticas y terapéuticas.

Nutr Clin Med 2024; 18 (3): 163-184
DOI: 10.7400/NCM.2024.18.3.0004

Key words

Obesity, artificial intelligence, *machine learning, deep learning*.

<<Abstract

Obesity is a growing global health problem affecting both adults and children worldwide. This disorder is linked to serious diseases such as diabetes mellitus, increased cardiovascular risk and some types of cancer. In this context, artificial intelligence has become a useful tool to face the challenges caused by obesity, as it allows the analysis of data in a deeper and more detailed way, discovering patterns and relationships that were not previously evident and facilitating precision medicine in these patients. This paper conducts a narrative review to analyze how Machine Learning and Deep Learning techniques have been applied in obesity research, in order to synthesize the main contributions that artificial intelligence has offered in this field. The majority of the studies, a total of 61, focused on predicting obesity risk factors, while there were fewer studies on treatment and prevention, with nine in each area. The studies used two main approaches to Machine Learning: classical techniques and ensemble methods. The Support Vector Machines technique was the most used in classification and prediction, while Logistic Regression and Least Absolute Shrinkage and Selection Operator helped identify the most important variables. Random Forest and Extreme Gradient Boosting methods were the most commonly used in the analysis of complex obesity data. In Deep Learning, Convolutional Neural Networks and Recurrent Neural Networks were the most common, effective in the analysis of complex data, such as images and temporal sequences, improving diagnosis and personalization of treatments. In addition, the Artificial Intelligence Tool Explainable: Shapley Additive Explanations was the most widely used tool to improve the interpretation of models, which is key in healthcare. The review identified contributions in four main areas: risk prediction, treatment personalization, early diagnosis and analysis of biological factors related to obesity. The models made it possible to identify children at risk, estimate body mass index from photos, anticipate patients' response to different treatments, predict conditions such as insulin resistance, and study biological determinants such as the microbiome. They also help to personalize treatments, such as bariatric surgery, by anticipating potential weight loss in each patient according to their specific characteristics. Undoubtedly, all the tools that Artificial Intelligence allows us to use with our patients will improve our knowledge of patients with obesity, opening up new diagnostic and therapeutic possibilities.

Nutr Clin Med 2024; 18 (3): 163-184
DOI: 10.7400/NCM.2024.18.3.0004

>>Introducción

Según la Organización Mundial de la Salud, la obesidad ha aumentado considerablemente desde 1990. En el caso de los adultos se ha duplicado, mientras que entre los adolescentes se ha cuadruplicado. En 2022, este problema afectaba a una de cada ocho personas en todo el mundo. Además, 2500 millones de adultos tenían sobrepeso, de los cuales 890 millones eran obesos. En cuanto a los niños, 37 millones menores de 5 años tenían sobrepeso, y más de 390 millones de niños y adolescentes entre 5 y 19 años también presentaban sobrepeso, con 160 millones de ellos siendo obesos[1].

4. APORTACIONES.indd 164 11/3/25 10:36

Este trastorno aumenta de manera significativa el riesgo de desarrollar enfermedades como la diabetes *mellitus* tipo 2, problemas cardiovasculares, algunos tipos de cáncer y afecciones relacionadas con los huesos y las articulaciones. Además, la obesidad afecta a la calidad de vida, influyendo en aspectos como el sueño y la movilidad[1].

En los últimos años, la inteligencia artificial (IA) ha transformado la atención médica, contribuyendo en gran medida a mejorar las decisiones clínicas. Con el incremento masivo de los datos de salud y técnicas avanzadas de análisis, la IA permite analizar grandes volúmenes de datos y detectar patrones, mejorando a su vez la precisión en los diagnósticos[2].

El Machine Learning (ML) se emplea en tres áreas principales de la medicina: el análisis de imágenes médicas, donde se busca interpretar y mejorar diagnósticos mediante imágenes; el procesamiento del lenguaje natural, que ayuda a entender y clasificar documentos médicos, y el análisis de información genética, que permite profundizar en el estudio del ácido desoxirribonucleico y sus implicaciones[3].

El presente artículo lleva a cabo una revisión de tipo narrativo sobre las aportaciones de la IA en el campo de la obesidad. Este tipo de enfoque permite analizar la literatura existente de manera más amplia y general, sin necesidad de seguir una metodología estricta. El objetivo principal de esta revisión es examinar cómo se han aplicado las técnicas de ML y Deep Learning (DL) en la investigación sobre la obesidad, con el fin de sintetizar las principales contribuciones que la IA ha ofrecido en este campo. Al centrarse en publicaciones entre 2020 y 2024, esta revisión pretende ofrecer una visión actualizada del impacto de la IA en la investigación de la obesidad.

En primer lugar se explica el papel de la IA en la medicina, destacando cómo ML y DL permiten analizar datos complejos y personalizados. Posteriormente, se presentan los resultados de la revisión, incluyendo una descripción de la literatura revisada, su distribución según la base de datos y el año de publicación, y su clasificación en áreas como predicción, tratamiento y prevención de la obesidad. También se analiza la frecuencia del uso de las técnicas de IA más empleadas en los estudios. A continuación, se discute cómo estas técnicas contribuyen a predecir riesgos, optimizar tratamientos, prevenir y diagnosticar a tiempo, además de analizar factores biológicos que influyen en la obesidad. Finalmente, se plantean las conclusiones del estudio.

>>Inteligencia artificial en la medicina

La medicina evoluciona tan rápido que a los médicos les resulta difícil mantenerse al día con los nuevos avances. Además, se evidencia un aumento de la carga de trabajo y las tareas administrativas, lo que trae consigo un agotamiento del personal de salud y un incremento del riesgo de cometer errores médicos que ponen en peligro la seguridad de los pacientes. Es por ello que, a partir del empleo de algoritmos y *software* que imitan el razonamiento humano para analizar datos médicos, la IA puede contribuir al mejoramiento y el avance del cuidado de la salud[4].

Hoy en día, la IA se ha integrado en la medicina para mejorar la atención al paciente, acelerando procesos y aumentando la precisión de los diagnósticos, lo que eleva la calidad de la atención médica. En la actualidad, el aprendizaje automático se aplica en áreas como el análisis de imágenes radiológicas, la evaluación de muestras de anatomía patológica y la revisión de registros médicos electrónicos, facilitando el diagnóstico y tratamiento de los pacientes[5].

Machine Learning

ML es una rama de la IA que reúne varias estrategias analíticas para crear algoritmos capaces de obtener información de los datos, con el objetivo de explicar, clasificar o predecir. Su objetivo es imitar ciertos aspectos del razonamiento humano, como el reconocimiento de patrones y la toma de decisiones. En la medicina, el ML se ha utilizado para mejorar la precisión de diagnósticos, prever la mortalidad hospitalaria y anticipar la necesidad de determinadas terapias[6].

Existen diversos algoritmos de ML que se utilizan para la predicción, clasificación, agrupamiento y regresión, para aplicaciones médicas. Entre los modelos más utilizados en el análisis de datos médicos se encuentran:

4. APORTACIONES.indd 165 11/3/25 10:36

- Support Vector Machines (Máquinas de Soporte Vectorial, SVM).
- Clustering y K-Means Clustering.
- Decision Trees (Árboles de Decisión, DT).
- Random Forests (Bosques Aleatorios, RF).
- K-nearest Neighbors (K-Vecinos más Cercanos, KNN).
- Naïve Bayes (NB).

Estos modelos han demostrado ser efectivos para detectar enfermedades, clasificar imágenes médicas y segmentar poblaciones de riesgo. Su uso ha transformado áreas como la radiología, donde algoritmos como SVM y Random Forests se han empleado para identificar tumores y anomalías en imágenes de forma más rápida y precisa[7].

Deep Learning

El DL es una rama del ML que utiliza redes neuronales profundas para procesar y analizar grandes volúmenes de datos, aprovechando el poder de las computadoras modernas y el acceso a datos masivos. Este enfoque se ha convertido en algo popular en los últimos años, ya que permite identificar patrones complejos en distintos tipos de datos, como imágenes, texto y señales biomédicas[8].

Actualmente, los modelos más usados se entrenan de forma supervisada de principio a fin, lo cual simplifica mucho el proceso de aprendizaje. Las arquitecturas más utilizadas para analizar imágenes médicas son las Convolutional Neural Networks (Redes Neuronales Convolucionales, CNN), aunque las Recurrent Neural Networks (Redes Neuronales Recurrentes, RNN) están ganando popularidad. Las CNN son muy útiles para analizar imágenes médicas como radiografías y tomografías, ya que detectan patrones complejos que facilitan diagnósticos precisos. Por otro lado, las RNN, diseñadas para trabajar con datos en secuencia, son ideales para analizar registros médicos a lo largo del tiempo y permiten identificar cambios en patrones o respuestas a tratamientos específicos[9].

>>Resultados

En esta sección se presentan los resultados de esta revisión narrativa sobre la aplicación de la IA en la obesidad, organizados en diferentes subapartados. Se muestran los estudios encontrados según las bases de datos utilizadas, los años de publicación y las áreas de enfoque. Además, se analizan las técnicas de ML y DL empleadas, resaltando las tendencias más comunes.

Descripción de la literatura revisada

Para la realización de esta revisión narrativa, y con el objetivo de acceder a los estudios más relevantes y confiables, se utilizaron como fuente de datos las bibliotecas ScienceDirect y PubMed. Estas bases de datos fueron seleccionadas por su importancia en la publicación de artículos relacionados con la salud y la IA.

Para la búsqueda se establecieron como palabras claves: "obesity", "artificial intelligence", "machine learning" y "deep learning". Además, se limitó la búsqueda al período comprendido entre 2020 y 2024, garantizando una revisión más reciente y actual de la literatura existente, ya que en años anteriores se ha detectado un menor número de trabajos.

Con el objetivo de seleccionar los estudios más relevantes relacionados con la investigación, se priorizaron los artículos que abordan directamente la aplicación de la IA (ML y DL) en el campo de la obesidad. Se incluyeron los estudios que utilizaran estas técnicas con el objetivo de predecir posibles riesgos, optimizar tratamientos o desarrollar intervenciones preventivas, y se eliminaron los estudios duplicados.

Durante el proceso de extracción de datos se recopiló la información más relevante de los estudios seleccionados, incluyendo autor, título, resumen y año de publicación. Además, se identificaron los objetivos de cada estudio y se clasificaron en tres áreas: predicción, tratamiento y prevención.

Se realizó un análisis cualitativo de los estudios seleccionados, identificando patrones más significativos, clasificando los estudios según las técnicas de ML y DL que utilizaron. A partir de los resultados del análisis cualitativo, se realiza un análisis cuantitativo para enriquecer los resultados de la revisión.

Distribución de los estudios por base de datos

El proceso de búsqueda de los estudios comenzó en septiembre de 2024. Se identificaron un total

4. APORTACIONES.indd 166 11/3/25 10:36

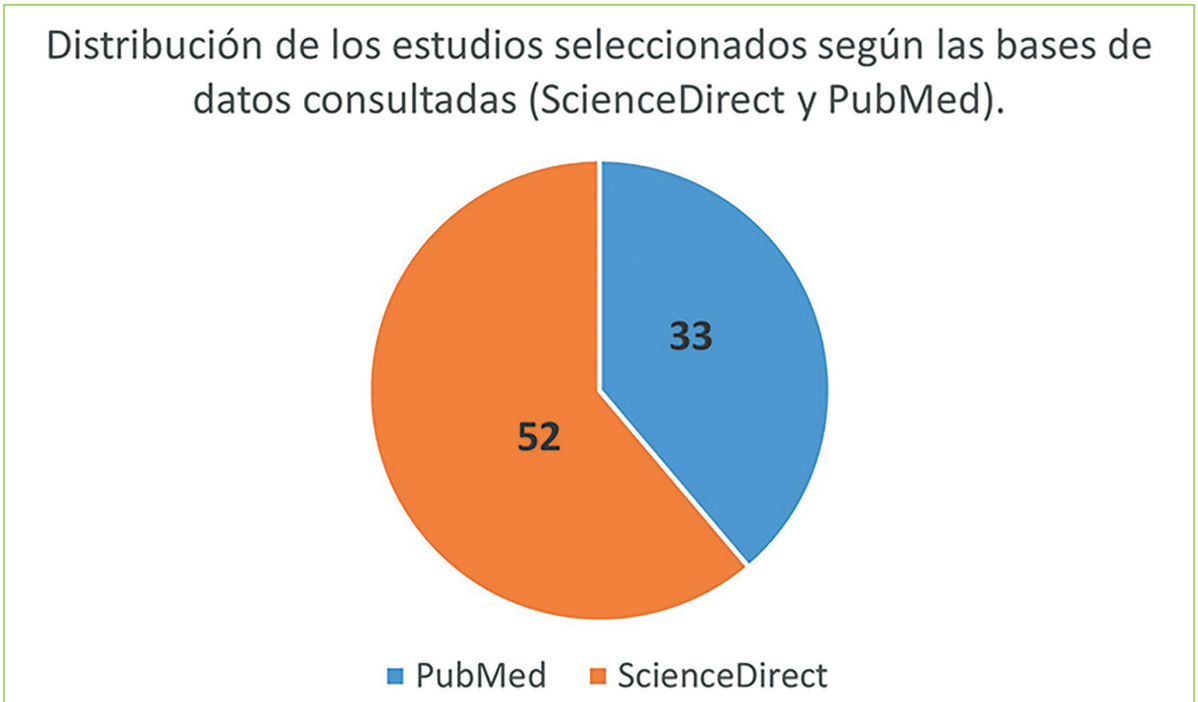


Figura 1. Distribución de los estudios seleccionados según las bases de datos consultadas (ScienceDirect y PubMed). Se muestra el total de artículos recuperados en cada fuente.

de 241 estudios: 122 en ScienceDirect y 119 en PubMed. Se eliminaron en un inicio 31 estudios duplicados, y se descartaron un total de 125 estudios, quedando 85 estudios seleccionados para la revisión. En la figura 1 se muestra la distribución de los estudios seleccionados según la base de datos. Para un desglose detallado de cada estudio, la tabla I presenta la lista completa de los estudios que fueron incluidos en la presente revisión, organizada por referencia, autores, título y año de publicación.

Distribución de los estudios por año

En la figura 2 se muestra la distribución de los estudios seleccionados durante el período de 2020 al 2024. En el gráfico de líneas de esta figura, se observa que en 2020 se publicaron 8 estudios, aumentando a 16 en el 2021. En el año 2022, el número de estudios disminuyó a 9, pero se incrementó nuevamente en el 2023 con 23 estudios, y alcanzó su punto máximo en 2024 con 29 estudios.

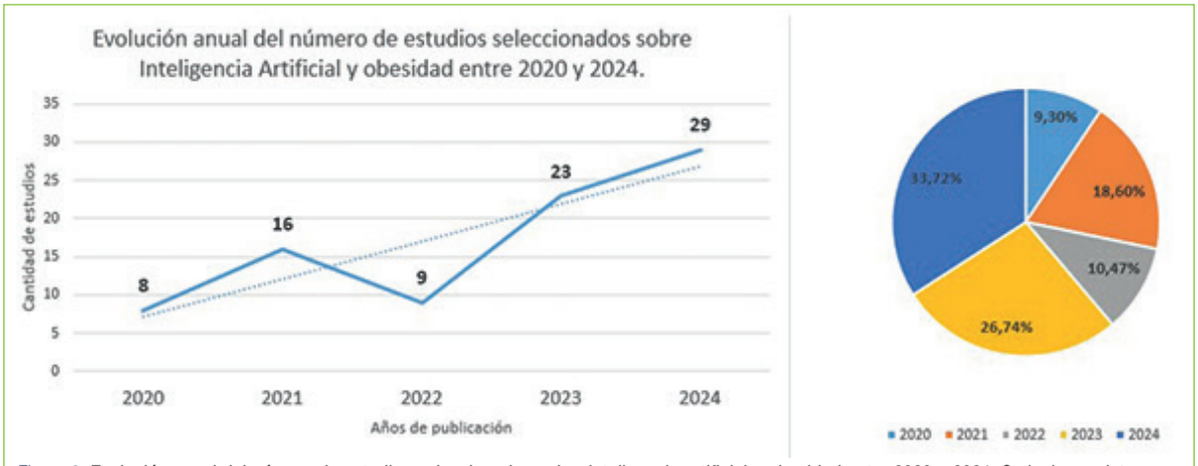


Figura 2. Evolución anual del número de estudios seleccionados sobre inteligencia artificial y obesidad entre 2020 y 2024. Se incluyen datos que representan la tendencia de publicaciones durante este periodo.

4. APORTACIONES.indd 167 11/3/25 10:36

En el gráfico circular se ofrece la distribución porcentual de los estudios por año. Estos datos muestran un crecimiento sostenido en los últimos 2 años, que juntos representan más de la mitad del total de los estudios revisados.

Clasificación de los estudios por área de enfoque

La clasificación de los estudios por el área de enfoque se muestra en la figura 3. Como se puede observar, la mayoría de los estudios, 61 en total, se centran en la predicción. Por otro lado, se identificaron 9 estudios enfocados en tratamiento y 9 en prevención.

Además, se encontraron estudios que combinan diferentes enfoques: 4 estudios que abarcan tratamiento y prevención, 1 estudio de predicción y tratamiento, y también 1 estudio de predicción y prevención.

Categorías de inteligencia artificial utilizadas

Se clasificaron los estudios según la categoría de IA empleada, distinguiendo entre ML, DL y la combinación de ambas técnicas. Como se puede observar en la figura 4, la clasificación de los estudios se destaca por su relevancia en el uso de técnicas de ML, con un total de 69 estudios que aplican esta técnica para el desarrollo de sus modelos. Por otro lado, se identificaron 8 estudios que aplicaron modelos más complejos de DL. Además, un total de 9 estudios emplearon la combinación de ML y DL, potenciando la capacidad de los modelos desarrollados.

También, además de las categorías principales ML y DL, 8 de los estudios seleccionados emplearon la IA Explicable (XAI) como herramienta de apoyo.

Técnicas específicas de inteligencia artificial

Los estudios revisados se clasificaron con relación a las técnicas de IA empleadas, agrupándolos en diferentes categorías en función de sus características y aplicaciones. Este proceso fue iterativo, a medida que avanzaba la revisión de los estudios se fueron identificando e incorporando nuevas técnicas que no estaban consideradas inicialmente, lo que garantizó una visión más completa de las tecnologías utilizadas. A continuación, se presentan las categorías asignadas:

- ML: se incluyeron los estudios que aplicaron únicamente técnicas de ML en sus modelos. En la figura 5 se muestra un resumen de las técnicas más utilizadas, y a continuación se detalla la clasificación de técnicas de ML empleadas en cada caso.

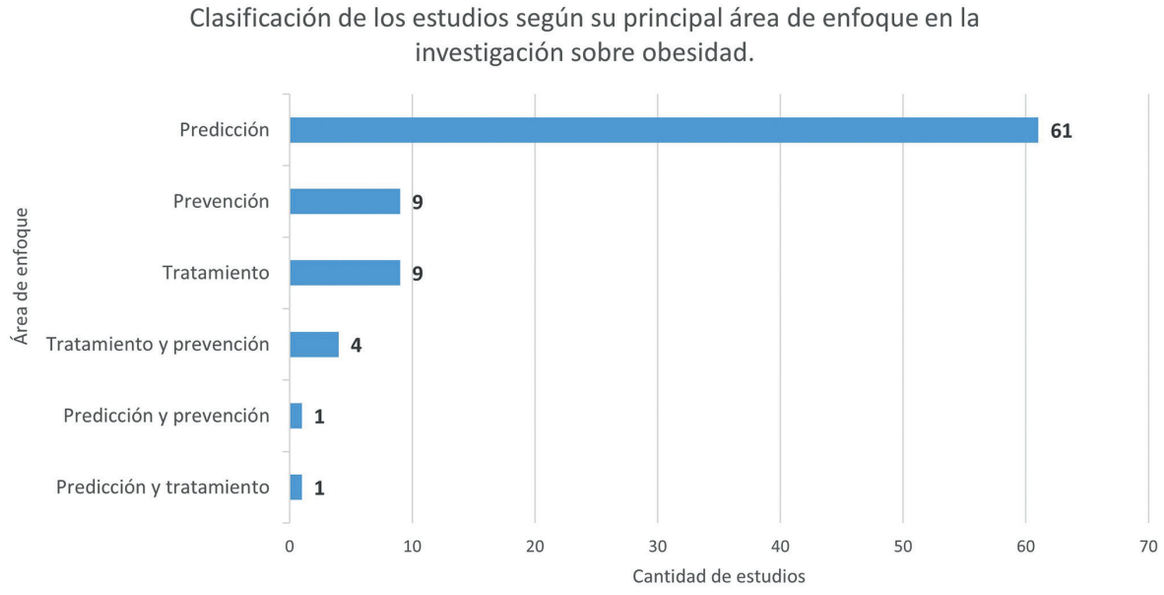


Figura 3. Clasificación de los estudios según su principal área de enfoque en la investigación sobre obesidad. Se incluye la proporción de artículos dedicados a predicción de riesgos, optimización de tratamientos, intervenciones preventivas y sus posibles combinaciones.

4. APORTACIONES.indd 168 11/3/25 10:36

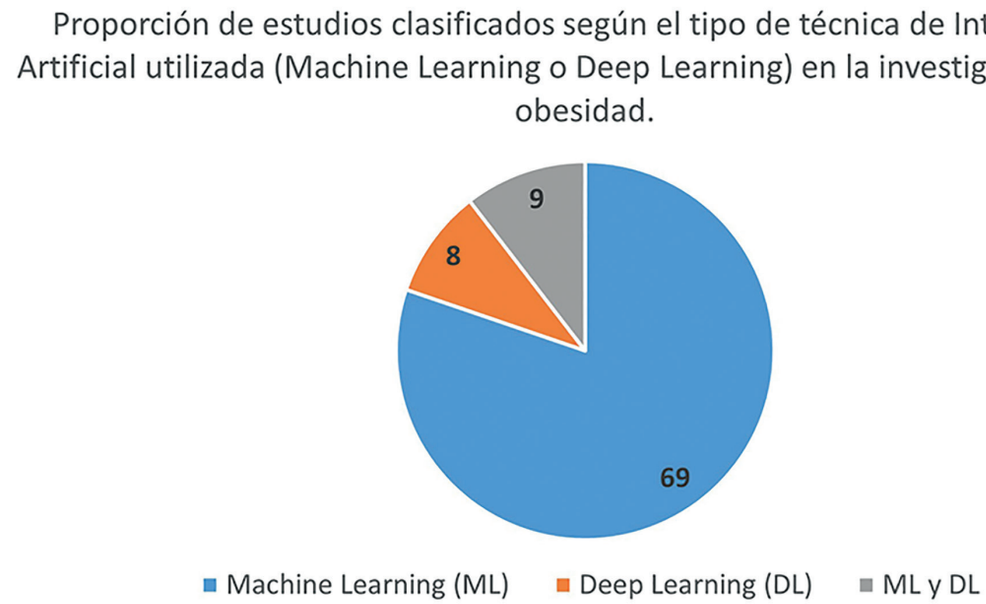


Figura 4. **Proporción de estudios clasificados según el tipo de técnica de inteligencia artificial utilizada (Machine Learning o Deep Learning) en la investigación sobre obesidad. Se presentan dos categorías principales: Machine Learning (ML) y Deep Learning (DL), mostrando su frecuencia relativa en los estudios seleccionados.**

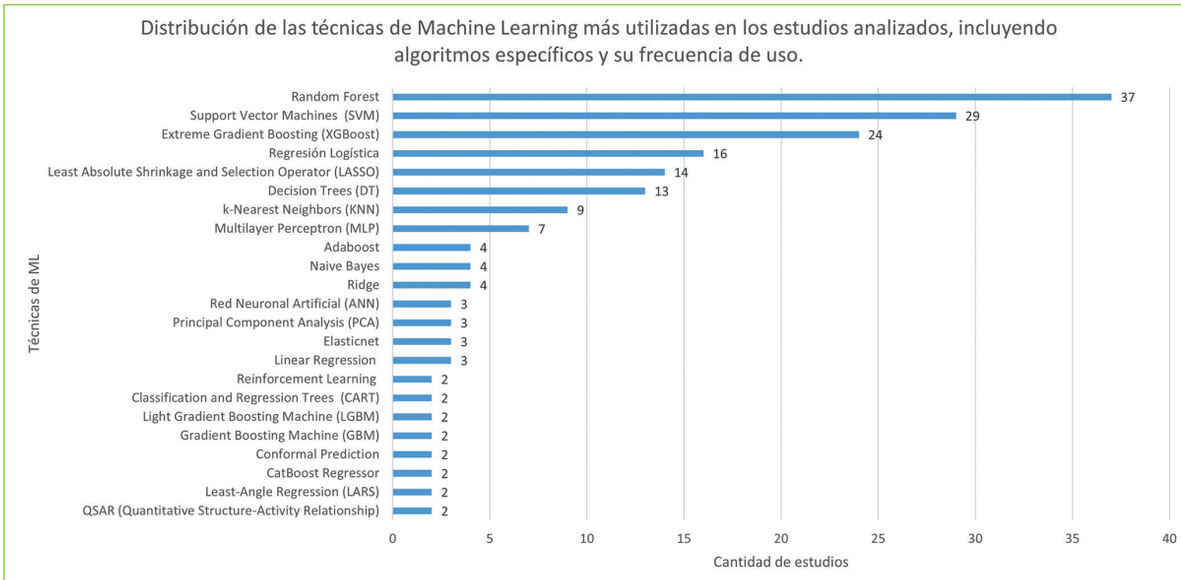


Figura 5. **Distribución de las técnicas de Machine Learning más utilizadas en los estudios analizados, incluyendo algoritmos específicos y su frecuencia de uso.**

– Técnicas clásicas de ML: se incluyeron los algoritmos tradicionales, que fueron ampliamente utilizados en los estudios. La técnica SVM fue la más usada, apareciendo en 29 estudios. La Logistic Regression fue también común, con 16 estudios que la aplicaron, mientras que el método LASSO se utilizó en 14 estudios para la selección de características relevantes. Los Decision Trees se utilizaron en 13 estudios. Finalmente, el algoritmo K-Nearest Neighbors se utilizó en 9 estudios, destacándose en tareas de clasificación y análisis de proximidad.
– Se emplearon otras técnicas en menor frecuencia, como Ridge (Regresión Regularizada), Naïve Bayes, Linear Regression

4. APORTACIONES.indd 169 11/3/25 10:36

(Regresión Lineal), ElasticNet, Quantitative Structure-Activity Relationship (QSAR) y Least-Angle Regression (LARS).
– Algoritmos no supervisados: se incluyeron los algoritmos de aprendizaje no supervisados encontrados en la revisión de los estudios. El Principal Component Analysis (Análisis de Componentes Principales) fue el más utilizado, aplicándose en 3 estudios. Otros métodos, como Clustering, el algoritmo de Selección de Características de Spearman y Cluster Optimization (Optimización por Clústeres), se utilizaron en un solo estudio cada uno.
– Métodos de ensamblado: se incluyeron los métodos de ensamblado que combinan varios modelos para mejorar la precisión de las predicciones. En los estudios revisados, el Random Forests fue el más empleado, apareciendo en 37 estudios, mientras que el XGBoost se utilizó en 24 estudios. Adaboost se empleó en 4 estudios, mientras que los métodos CatBoost Regressor, Bagging, Bootstrap Forest y RUSBoosted Trees, se utilizaron en un solo estudio cada uno.
– Técnicas de optimización y selección de características: estas técnicas se utilizaron en los estudios para mejorar la precisión de los modelos al seleccionar las variables más relevantes. La más utilizada fue Conformal Prediction en 2 de los estudios. Otras técnicas, como el Whale Optimization Algorithm (WOA) y Recursive Feature Elimination (RFE), se utilizaron en un estudio cada una.
– Redes neuronales: en los estudios seleccionados, se emplearon varias arquitecturas de redes neuronales. El Multilayer Perceptron (Perceptrón Multicapa, MLP) fue el más utilizado, apareciendo en 7 estudios. La Artificial Neural Network (Red Neuronal Artificial, ANN) se empleó en 3 estudios, mientras que otras variantes, como las Redes de Retropropagación y la Heterogeneous Mixture Learning Technology (Tecnología de Aprendizaje de Mezcla Heterogénea, HMLT), se usaron en un estudio cada una.
– Técnicas híbridas y aplicaciones múltiples: algunos estudios utilizaron técnicas híbridas para mejorar el rendimiento de los modelos. Las técnicas Gradient Boosting Machine (GBM) y Light Gradient Boosting Machine (LGBM) fueron las más empleadas, cada una apareciendo en 2 estudios. Además, el Random Survival Forest (RSF) se utilizó en un estudio.
– Técnicas específicas o variantes: algunos estudios utilizaron técnicas específicas para mejorar sus modelos. Los Classification and Regression Trees (Árboles de Clasificación y Regresión, CART) fueron los más comunes en esta categoría, apareciendo en 2 estudios. Otras técnicas, como el K-Means Clustering combinado con Dynamic Time Warping (DTW) y el Leave-One-Out Cross Validation (LOO-CV), se emplearon en un estudio cada una.

- Técnicas de DL: se incluyeron los estudios que aplicaron varias técnicas de redes neuronales profundas. Las CNN fueron las más comunes, utilizadas en 7 estudios para el análisis de datos complejos, como imágenes. Las RNN, empleadas en 4 estudios, se utilizaron principalmente para analizar datos secuenciales. Las Deep Neural Networks (Redes Neuronales Profundas, DNN) y la variante Long Short-Term Memory (LSTM), cada una utilizada en 3 estudios, permitieron capturar patrones en secuencias de datos extensas. Las Multilayer Feedforward Neural Networks (Redes Neuronales de Retropropagación Multicapa, MLFFNN) se aplicaron en 2 estudios como una arquitectura versátil de redes profundas.

- Otras técnicas de DL, como Deephit, Graph Attention Network (GAT), Transformer, MiniVGGNet y DeepLabV3, se usaron en un estudio cada una. En la figura 6 se muestra un resumen de las principales técnicas de DL empleadas en los estudios.

- XAI: para mejorar la interpretabilidad de los modelos, algunos estudios utilizaron herramientas de XAI. La técnica SHapley Additive exPlanations (SHAP) fue la más utilizada, apareciendo en 8 estudios. Partial Dependence Plots (PDP) se usó en 2 estudios, mientras que Permutation Importance se aplicó en un estudio.

>>Discusión

Esta revisión narrativa analizó el uso de la IA en el campo de la obesidad, centrada en estudios que aplicaron ML y DL para la predicción, tratamiento y prevención. El resultado de la distribución de los estudios refleja la importancia de usar

4. APORTACIONES.indd 170 11/3/25 10:36

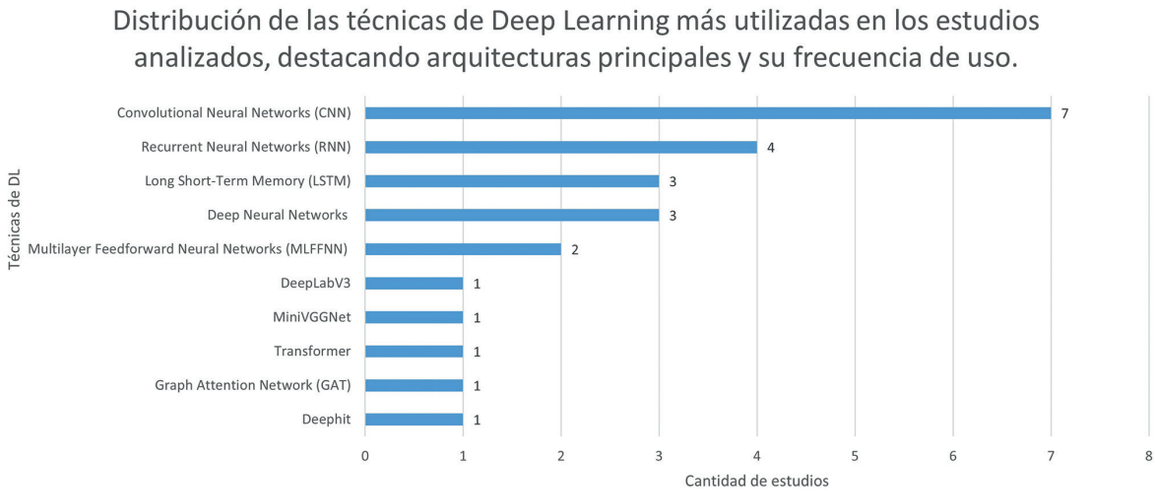


Figura 6. **Distribución de las técnicas de Deep Learning más utilizadas en los estudios analizados, destacando arquitecturas principales y su frecuencia de uso.**

varias fuentes para investigar temas complejos, como la aplicación de IA en la obesidad. De los 241 estudios iniciales, se seleccionaron un 35,3 % al priorizar calidad y relevancia.

Se evidencia un crecimiento en la publicación de estudios sobre el uso de IA en obesidad entre 2020 y 2024. En 2020 solo se publicaron 8 estudios, lo que refleja un interés inicial en el tema. Sin embargo, en 2023 y 2024, especialmente, hubo un aumento significativo, llegando a 29 estudios en 2024. Esto puede deberse a los avances en tecnologías de IA, como ML y DL, y a un interés mayor en la salud tras la pandemia de COVID-19. La necesidad de herramientas que predigan riesgos y ayuden en la prevención de enfermedades como la obesidad también ha impulsado este crecimiento reciente.

La mayoría de los estudios (61 en total) se centraron en la predicción de factores de riesgo de obesidad, reflejando la utilidad de la IA para identificar patrones complejos y hacer predicciones de riesgo. Los estudios sobre tratamiento y prevención fueron menos frecuentes (9 en cada área), posiblemente debido a que estos modelos son más complejos de implementar en la práctica clínica.

Algunos estudios combinan enfoques como tratamiento y prevención o predicción y tratamiento, aunque son pocos (6 en total). Estos trabajos sugieren que la IA podría usarse de forma integral no solo para identificar riesgos, sino también para tratar y prevenir la obesidad.

Por otro lado, se destacan dos enfoques principales de ML: las técnicas clásicas y los métodos de ensamblado. Entre las técnicas clásicas, las SVM fueron las más usadas, con 29 estudios que las aplicaron para tareas de clasificación y predicción de riesgo. La LR y LASSO también aparecieron con frecuencia, ya que ayudan a identificar las variables clave en los datos de salud, siendo utilizadas en 16 y 14 estudios, respectivamente.

Los métodos de ensamblado, como Random Forests y XGBoost, se emplearon en 37 y 24 estudios cada uno. Estos modelos combinan múltiples algoritmos para mejorar la precisión y son muy útiles cuando los datos son complejos o variados, algo común en el estudio de la obesidad.

En los estudios de DL revisados, las CNN fueron las más comunes, aplicadas en 7 estudios para analizar datos complejos como imágenes. Las RNN, con 4 estudios, se usaron para datos secuenciales, y técnicas como DNN y LSTM también se emplearon para capturar patrones en datos largos.

Por otro lado, la herramienta de XAI SHAP fue la más utilizada para mejorar la interpretación de los modelos, algo fundamental en el contexto de salud.

4. APORTACIONES.indd 171 11/3/25 10:36

Aportaciones de Machine Learning y Deep Learning en los estudios seleccionados en obesidad

En esta revisión, se destacan las principales contribuciones de las técnicas de ML y DL en cuatro áreas principales: predicción de riesgos, optimización de tratamientos, prevención y diagnóstico temprano, y análisis de factores relacionados con la obesidad.

Predicción de riesgos

Algunos estudios han creado modelos de aprendizaje profundo para predecir la obesidad en niños usando datos de salud y características como peso, altura, etnicidad y nivel socioeconómico[10-15]. Estos modelos pueden analizar grandes cantidades de información y ayudan a identificar a niños con riesgo de obesidad. Otros estudios han usado redes neuronales para estimar el IMC a partir de fotografías de la cara, lo que permite detectar la obesidad de forma rápida y sin necesidad de equipos especiales[16,17].

También se han desarrollado modelos predictivos para predecir si una mujer con obesidad necesitará cesárea durante su ingreso hospitalario. Estos modelos buscan reducir las complicaciones durante el parto y mejorar la planificación de intervenciones médicas en esta población de alto riesgo[18,19].

Además, un estudio ha utilizado datos de ventas de alimentos y bebidas para estimar los niveles de obesidad en varios países basándose en patrones de consumo. Esto ayuda a obtener información valiosa para programas de salud pública y la prevención de la obesidad a nivel mundial[20].

Optimización de tratamientos

Varios estudios han creado modelos que ayudan a anticipar cómo responderán los pacientes a tratamientos como la cirugía bariátrica o ciertos medicamentos. Estos modelos permiten a los médicos ajustar los tratamientos a cada paciente, aumentando con ello su efectividad y reduciendo efectos secundarios. Por ejemplo, algunos estudios han usado ML para predecir cuánto peso corporal puede perder un paciente después de una cirugía bariátrica, basándose en datos previos de cada paciente[21-25].

Un estudio aplicó modelos de IA para analizar perfiles de proteínas y predecir cómo responderán los pacientes al entrenamiento físico de alta intensidad, lo cual es útil para personas con sobrepeso y prediabetes[26].

También se han desarrollado sistemas que optimizan el uso de medicamentos para la obesidad, recomendando el fármaco más adecuado como sibutramina, liraglutida y metformina, según las características de cada paciente, lo que mejora los resultados y reduce costos[28].

Prevención y diagnóstico temprano

Se han usado algoritmos de ML para predecir la resistencia a la insulina en niños, una condición que a menudo ocurre antes de la obesidad y el síndrome metabólico[29,30]. Con datos biológicos, estos modelos pueden identificar a los niños en riesgo durante la pubertad, lo que permite intervenir a tiempo y prevenir problemas metabólicos futuros.

Algunos estudios han aplicado IA para identificar factores de riesgo específicos en adultos, como la circunferencia de cintura[31,32] y otros indicadores metabólicos[33]. Por ejemplo, el uso de DL para medir automáticamente el volumen del tejido adiposo epicárdico en angiografías ha mejorado la detección temprana de riesgos cardiovasculares en personas con obesidad[34].

Algunos modelos predictivos permiten estimar la grasa corporal[36-38] y otros indicadores de salud con más precisión que el IMC tradicional, ayudando a detectar riesgos cardiometabólicos de manera temprana[39,40]. Estos modelos ofrecen una evaluación más completa y detallada de la salud de cada persona, lo cual es clave para prevenir problemas cardiovasculares y metabólicos.

De forma más específica, se han desarrollado modelos que evalúan, según el sexo, el volumen de tejido adiposo visceral, tejido adiposo subcutáneo abdominal y músculo libre de grasa en el muslo[35]. Esto permite una medición mucho más precisa de los riesgos cardiometabólicos, superando las limitaciones del IMC y la circunferencia de la cintura.

Por ejemplo, se ha implementado un modelo de IA basado en señales de electrocardiografía para

4. APORTACIONES.indd 172 11/3/25 10:36

predecir el porcentaje de grasa corporal, ofreciendo una alternativa rápida y económica frente a métodos tradicionales como la absorciometría de rayos X de energía dual[41].

Análisis de factores relacionados con la obesidad

En algunos estudios, la IA se ha utilizado para investigar la relación entre el microbioma intestinal y la obesidad, identificando patrones en los datos del microbioma que podrían predecir el riesgo de obesidad o enfermedades relacionadas[42-46]. También se han creado modelos de XAI para estudiar la relación entre ciertas moléculas en el cuerpo, llamadas adipocitocinas, y el riesgo de cáncer de mama en mujeres con obesidad, lo cual podría ayudar a identificar nuevos biomarcadores para prevenir el cáncer en personas con obesidad[47].

En cuanto a los hábitos de salud, la IA se ha aplicado para analizar cómo el uso de aplicaciones de salud influye en la pérdida de peso corporal[48-50]. Por ejemplo, se han utilizado RNN para predecir cambios de peso según la frecuencia de registro de alimentos y ejercicio en aplicaciones de pérdida de peso, personalizando las recomendaciones[27]. Estos estudios han demostrado que ciertos patrones de autocontrol, como registrar alimentos y ejercicio, están muy ligados al éxito en la pérdida de peso corporal. Al identificar estos patrones, los modelos de IA pueden personalizar las recomendaciones y mejorar los resultados en programas de control de peso.

>>Conclusiones

Esta revisión narrativa demuestra cómo las técnicas de ML y DL están contribuyendo significativamente en el aumento del conocimiento de la obesidad en áreas clave como predicción de riesgos, personalización de tratamientos, prevención y diagnóstico temprano, y análisis de nuevos determinantes biológicos.

Los modelos de ML y DL han facilitado la predicción del riesgo de obesidad, especialmente en niños, permitiendo intervenciones tempranas para evitar futuras complicaciones. También ayudan a personalizar tratamientos, como la cirugía bariátrica, al anticipar la pérdida de peso corporal potencial en cada paciente según sus características específicas.

En prevención y diagnóstico temprano, los algoritmos han demostrado ser efectivos para detectar condiciones asociadas, como la resistencia a la insulina en niños, permitiendo intervenir antes de que aparezcan problemas más graves, como el síndrome metabólico y la diabetes *mellitus*. Otro aporte importante ha sido en el análisis de factores biológicos, como el microbioma intestinal, identificando nuevos determinantes biológicos relacionados con la obesidad y nuevos biomarcadores de riesgo.

Entre las técnicas de ML más utilizadas destacan las SVM, la LR y el método LASSO, que han sido efectivas en la identificación de factores de riesgo. También se emplearon métodos de ensamblado como Random Forests y XGBoost, que mejoran la precisión de los modelos predictivos.

En DL, las CNN y las RNN se usaron ampliamente para analizar datos complejos y patrones secuenciales, lo cual es útil en diagnósticos tempranos y personalización de tratamientos. Además, las herramientas de XAI, como SHAP, facilitaron la interpretación de estos modelos complejos, ayudando a los profesionales de la salud a entender mejor los factores de riesgo clave.

Conflicto de intereses

Los autores expresan que no existen conflictos de interés al redactar el manuscrito.

>>Bibliografía

1. Obesidad y sobrepeso [Internet]. [citado 2024 Oct 8]. Disponible en: https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/obesity-and-overweight#:~:text=En 2022, una de cada ocho personas en el mundo
2. Jiang F, Jiang Y, Zhi H, Dong Y, Li H, Ma S, et al. Artificial intelligence in healthcare: past, present and future. Stroke and Vascular Neurology. 2017 Dec;2(4):230-43.
3. Azghadi MR, Lammie C, Eshraghian JK, Payvand M, Donati E, Linares-Barranco B, et al. Hardware Implementation of Deep Network Accelerators Towards Healthcare and Biomedical Applications. IEEE Transactions on Biomedical Circuits and Systems. 2020 Dec;14(6):1138-59.

4. APORTACIONES.indd 173 11/3/25 10:36

4. Lanzagorta-Ortega D, Carrillo-Pérez DL, Carrillo-Esper R. Inteligencia artificial en medicina: presente y futuro. Gaceta Médica de México. 2023 Jun 2;158(91).
5. Ávila-Tomás JF, Mayer-Pujadas MA, Quesada-Varela VJ. La inteligencia artificial y sus aplicaciones en medicina II: importancia actual y aplicaciones prácticas. Atención Primaria. 2021 Jan;53(1):81-8.
6. Pedrero V, Reynaldos-Grandón K, Ureta-Achurra J, Cortez-Pinto E. Generalidades del Machine Learning y su aplicación en la gestión sanitaria en Servicios de Urgencia. Revista médica de Chile. 2021 Feb;149(2):248-54.
7. Garg A, Mago V. Role of machine learning in medical research: A survey. Computer Science Review. 2021 May; 40:100370.
8. Esteva A, Robicquet A, Ramsundar B, Kuleshov V, DePristo M, Chou K, et al. A guide to deep learning in healthcare. Nature Medicine. 2019 Jan 7;25(1):24-9.
9. Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, Setio AAA, Ciompi F, Ghafoorian M, et al. A survey on deep learning in medical image analysis. Medical Image Analysis. 2017 Dec; 42:60-88.
10. Gupta M, Eckrich D, Bunnell HT, Phan TLT, Beheshti R. Reliable prediction of childhood obesity using only routinely collected EHRs may be possible. Obesity Pillars. 2024 Dec; 12:100128.
11. Lim H, Lee H, Kim J. A prediction model for childhood obesity risk using the machine learning method: a panel study on Korean children. Scientific Reports. 2023 Jun 21;13(1):10122.
12. Cheng ER, Cengiz AY, Miled Z Ben. Predicting body mass index in early childhood using data from the first 1000 days. Sci Rep [Internet]. 2023 May 31;13(1):8781. Disponible en: https://www.nature.com/articles/s41598-023-35935-6
13. Pang X, Forrest CB, Lê-Scherban F, Masino AJ. Prediction of early childhood obesity with machine learning and electronic health record data. Int J Med Inform [Internet]. 2021 Jun; 150:104454. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1386505621000800
14. Marcos-Pasero H, Colmenarejo G, Aguilar-Aguilar E, Ramírez de Molina A, Reglero G, Loria-Kohen V. Ranking of a wide multidomain set of predictor variables of children obesity by machine learning variable importance techniques. Sci Rep [Internet]. 2021 Jan 21;11(1):1910. Disponible en: https://www.nature.com/articles/s41598-021-81205-8
15. Zare S, Thomsen MR, Nayga RM, Goudie A. Use of Machine Learning to Determine the Information Value of a BMI Screening Program. Am J Prev Med [Internet]. 2021 Mar;60(3):425–33. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0749379720305134
16. Pantanowitz A, Cohen E, Gradidge P, Crowther NJ, Aharonson V, Rosman B, et al. Estimation of Body Mass Index from photographs using deep Convolutional Neural Networks. Inform Med Unlocked [Internet]. 2021; 26:100727. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2352914821002069
17. Wang Y, Jin Z, Huang J, Lu H, Wang W. Facial Landmark based BMI Analysis for Pervasive Health Informatics. In: 2023 45th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC) [Internet]. IEEE; 2023. p. 1–5. Disponible en: https://ieeexplore.ieee.org/document/10340239/
18. Kolli R, Razzaghi T, Pierce S, Edwards RK, Maxted M, Parikh P. Predicting cesarean delivery among gravidas with morbid obesity–a machine learning approach. AJOG Global Reports [Internet]. 2023 Nov;3(4):100276. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S266657782300117X
19. Lodi M, Poterie A, Exarchakis G, Brien C, Lafaye de Micheaux P, Deruelle P, et al. Prediction of cesarean delivery in class III obese nulliparous women: An externally validated model using machine learning. J Gynecol Obstet Hum Reprod [Internet]. 2023 Sep;52(7):102624. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2468784723000910
20. Dunstan J, Aguirre M, Bastías M, Nau C, Glass TA, Tobar F. Predicting nationwide obesity from food sales using machine learning. Health Informatics J [Internet]. 2020 Mar 19;26(1):652–63. Disponible en: https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/1460458219845959
21. Lenér F, Höskuldsdóttir G, Landin-Wilhelmsen K, Björkelund C, Eliasson B, Fändriks L, et al. Anaemia in patients with self-reported use of iron supplements in the BAriatric surgery SUbstitution and nutrition study: A prospective cohort study. Nutrition, Metabolism and Cardiovascular Diseases. 2023 May;33(5):998-1006.
22. Kozarzewski L, Maurer L, Mähler A, Spranger J, Weygandt M. Computational approaches to predicting treatment response to obesity using neuroimaging. Rev Endocr Metab Disord [Internet]. 2022 Aug 23;23(4):773–805. Disponible en: https://link.springer.com/10.1007/s11154-021-09701-w
23. Zhang W, Ji G, Manza P, Li G, Hu Y, Wang J, et al. Connectome-Based Prediction of Optimal Weight Loss Six Months After Bariatric Surgery. Cerebral Cortex [Internet]. 2021 Mar 31;31(5):2561–73. Disponible en: https://academic.oup.com/cercor/article/31/5/2561/6043815
24. Ochs V, Tobler A, Wolleb J, Bieder F, Saad B, Enodien B, et al. Development of predictive model for predicting postoperative BMI and optimize bariatric surgery: a single center pilot study. Surgery for Obesity and Related Diseases [Internet]. 2024 Jul; Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1550728924006804
25. Ben Izhak M, Eshel A, Cohen R, Madar-Shapiro L, Meiri H, Wachtel C, et al. Projection of Gut Microbiome Pre- and Post-Bariatric Surgery To Predict Surgery Outcome. Chia N, editor. mSystems [Internet]. 2021 Jun 29;6(3). Disponible en: https://journals.asm.org/doi/10.1128/mSystems.01367-20
26. Diaz-Canestro C, Chen J, Liu Y, Han H, Wang Y, Honoré E, et al. A machine-learning algorithm integrating baseline serum proteomic signatures predicts exercise responsiveness in overweight males with prediabetes. Cell Reports Medicine. 2023 Feb;4(2):100944.

4. APORTACIONES.indd 174 11/3/25 10:36

27. Kim HH, Kim Y, Park YR. Interpretable Conditional Recurrent Neural Network for Weight Change Prediction: Algorithm Development and Validation Study. JMIR Mhealth Uhealth [Internet]. 2021 Mar 29;9(3):e22183. Disponible en: https://mhealth.jmir.org/2021/3/e22183
28. Zhukova I V., Derevitskii I V., Matveev GA, Golikova TI, Babenko AYu. Predictive Modeling for Decision Support in the Tasks of Selecting the Drug for Obesity Treatment. Procedia Comput Sci [Internet]. 2021;193:371–81. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1877050921020792
29. Torres-Martos Á, Anguita-Ruiz A, Bustos-Aibar M, Ramírez-Mena A, Arteaga M, Bueno G, et al. Multiomics and eXplainable artificial intelligence for decision support in insulin resistance early diagnosis: A pediatric population-based longitudinal study. Artificial Intelligence in Medicine. 2024 Oct;156:102962.
30. Torres-Martos Á, Bustos-Aibar M, Ramírez-Mena A, Cámara-Sánchez S, Anguita-Ruiz A, Alcalá R, et al. Omics Data Preprocessing for Machine Learning: A Case Study in Childhood Obesity. Genes (Basel) [Internet]. 2023 Jan 18;14(2):248. Disponible en: https://www.mdpi.com/2073-4425/14/2/248
31. Lima LDB, Teixeira S, Bordalo V, Lacoste S, Guimond S, Sousa DL, et al. A scale-equivariant CNN-based method for estimating human weight and height from multi-view clinic silhouette images. Expert Systems with Applications. 2024 Dec;256:124879.
32. Harris C, Olshvang D, Chellappa R, Santhanam P. Obesity prediction: Novel machine learning insights into waist circumference accuracy. Diabetes & Metabolic Syndrome: Clinical Research & Reviews [Internet]. 2024 Aug;18(8):103113. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1871402124001747
33. Deng X, Qiu L, Sun X, Li H, Chen Z, Huang M, et al. Early prediction of body composition parameters on metabolically unhealthy in the Chinese population via advanced machine learning. Front Endocrinol (Lausanne) [Internet]. 2023 Aug 29;14. Disponible en: https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fendo.2023.1228300/full
34. West HW, Siddique M, Williams MC, Volpe L, Desai R, Lyasheva M, et al. Deep-Learning for Epicardial Adipose Tissue Assessment With Computed Tomography. JACC Cardiovasc Imaging [Internet]. 2023 Jun;16(6):800–16. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1936878X22007227
35. Lu Y, Shan Y, Dai L, Jiang X, Song C, Chen B, et al. Sex-specific equations to estimate body composition: Derivation and validation of diagnostic prediction models using UK Biobank. Clinical Nutrition [Internet]. 2023 Apr;42(4):511–8. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0261561423000341
36. Uçar MK, Uçar Z, Köksal F, Daldal N. Estimation of body fat percentage using hybrid machine learning algorithms. Measurement [Internet]. 2021 Jan;167:108173. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0263224120307119
37. Fan Z, Gou J. Predicting body fat using a novel fuzzy-weighted approach optimized by the whale optimization algorithm. Expert Syst Appl [Internet]. 2023 May;217:119558. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0957417423000593
38. Chiong R, Fan Z, Hu Z, Chiong F. Using an improved relative error support vector machine for body fat prediction. Comput Methods Programs Biomed [Internet]. 2021 Jan;198:105749. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0169260720315820
39. Nana A, Staynor JMD, Arlai S, El-Sallam A, Dhungel N, Smith MK. Agreement of anthropometric and body composition measures predicted from 2D smartphone images and body impedance scales with criterion methods. Obesity Research & Clinical Practice. 2022 Jan;16(1):37-43.
40. Tian IY, Wong MC, Nguyen WM, Kennedy S, McCarthy C, Kelly NN, et al. Automated body composition estimation from device-agnostic 3D optical scans in pediatric populations. Clinical Nutrition. 2023 Sep;42(9):1619-30.
41. Uçar MK, Uçar Z, Uçar K, Akman M, Bozkurt MR. Determination of body fat percentage by electrocardiography signal with gender based artificial intelligence. Biomed Signal Process Control [Internet]. 2021 Jul;68:102650. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1746809421002470
42. Dong TS, Mayer EA, Osadchiy V, Chang C, Katzka W, Lagishetty V, et al. A Distinct Brain-Gut-Microbiome Profile Exists for Females with Obesity and Food Addiction. Obesity [Internet]. 2020 Aug 22;28(8):1477–86. Disponible en: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/oby.22870
43. Salazar N, Ponce-Alonso M, Garriga M, Sanchez-Carrillo S, Hernández-Barranco AM, Redruello B, et al. Fecal Metabolome and Bacterial Composition in Severe Obesity: Impact of Diet and Bariatric Surgery. Gut Microbes [Internet]. 2022 Dec 31;14(1). Disponible en: https://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/19490976.2022.2106102
44. Liu Y, Wang Y, Ni Y, Cheung CKY, Lam KSL, Wang Y, et al. Gut Microbiome Fermentation Determines the Efficacy of Exercise for Diabetes Prevention. Cell Metab [Internet]. 2020 Jan;31(1):77-91.e5. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1550413119306084
45. Liu W, Fang X, Zhou Y, Dou L, Dou T. Machine learning-based investigation of the relationship between gut microbiome and obesity status. Microbes Infect [Internet]. 2022 Mar;24(2):104892. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1286457921001143
46. Ali S, Na R, Waterhouse M, Jordan SJ, Olsen CM, Whiteman DC, et al. Predicting obesity and smoking using medication data: A machine-learning approach. Pharmacoepidemiol Drug Saf [Internet]. 2022 Jan 17;31(1):91–9. Disponible en: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/pds.5367

4. APORTACIONES.indd 175 11/3/25 10:36

47. Idrees M, Sohail A. Explainable machine learning of the breast cancer staging for designing smart biomarker sensors. Sensors International [Internet]. 2022;3:100202. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S266635112200047X
48. Khater T, Tawfik H, Singh B. Explainable artificial intelligence for investigating the effect of lifestyle factors on obesity. Intelligent Systems with Applications [Internet]. 2024 Sep;23:200427. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2667305324001017
49. Woo S, Jung S, Lim H, Kim Y, Park KH. Exploring the Effect of the Dynamics of Behavioral Phenotypes on Health Outcomes in an mHealth Intervention for Childhood Obesity: Longitudinal Observational Study. J Med Internet Res [Internet]. 2023 Aug 17;25:e45407. Disponible en: https://www.jmir.org/2023/1/e45407
50. Liu Y, Cao S. The analysis of aerobics intelligent fitness system for neurorobotics based on big data and machine learning. Heliyon [Internet]. 2024 Jun;10(12):e33191. Disponible en: https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S2405844024092223
51. Valeanu A, Margina D, Weber D, Stuetz W, Moreno-Villanueva M, Dollé MET, et al. Development and validation of cardiometabolic risk predictive models based on LDL oxidation and candidate geromarkers from the MARK-AGE data. Mechanisms of Ageing and Development. 2024 Dec;222:111987.
52. Glasbrenner C, Höchsmann C, Pieper CF, Wasserfurth P, Dorling JL, Martin CK, et al. Prediction of individual weight loss using supervised learning: findings from the CALERIETM 2 study. The American Journal of Clinical Nutrition. 2024 Sep;
53. Khater T, Tawfik H, Singh B. Explainable artificial intelligence for investigating the effect of lifestyle factors on obesity. Intelligent Systems with Applications. 2024 Sep;23:200427.
54. Jiang YC, Lai K, Muirhead RP, Chung LH, Huang Y, James E, et al. Deep serum lipidomics identifies evaluative and predictive biomarkers for individualized glycemic responses following low-energy diet-induced weight loss: a PREVention of diabetes through lifestyle Intervention and population studies in Europe and around. The American Journal of Clinical Nutrition. 2024 Oct;120(4):864-78.
55. Wu Q, Wei H, Lu C, Chi X, Li R, Zhao Q. Establishment of precise prevention strategies for the occurrence and progression of coronary atherosclerotic heart disease using machine learning. Heliyon. 2024 Aug;10(15):e35797.
56. Harris C, Olshvang D, Chellappa R, Santhanam P. Obesity prediction: Novel machine learning insights into waist circumference accuracy. Diabetes & Metabolic Syndrome: Clinical Research & Reviews. 2024 Aug;18(8):103113.
57. Nielsen JC, Hjorringgaard C, Nygaard MM, Wester A, Elster L, Porsgaard T, et al. Machine-Learning-Guided Peptide Drug Discovery: Development of GLP-1 Receptor Agonists with Improved Drug Properties. Journal of Medicinal Chemistry. 2024 Jul 25;67(14):11814-26.
58. Ochs V, Tobler A, Wolleb J, Bieder F, Saad B, Enodien B, et al. Development of predictive model for predicting postoperative BMI and optimize bariatric surgery: a single center pilot study. Surgery for Obesity and Related Diseases. 2024 Jul;
59. Liu Y, Cao S. The analysis of aerobics intelligent fitness system for neurorobotics based on big data and machine learning. Heliyon. 2024 Jun;10(12):e33191.
60. Zhang H, Zhang J, Zhao L, Yu B, Zhang H, Lu W, et al. Comprehensive database for food-gut microbiota-disease interactions (FGMDI) analysis and dietary recommendation applications. Food Bioscience. 2024 Aug;60:104091.
61. Lee S, Chun J. Identification of important features in overweight and obesity among Korean adolescents using machine learning. Children and Youth Services Review. 2024 Jun; 161:107644.
62. Cunha C, Rebelo J, Duarte R. Unveiling Neural Networks for Personalized Diet Recommendations. Procedia Computer Science. 2024; 241:606-11.
63. Zhang X, Dutton M, Liu R, Ali AA, Sherbeny F. Deep Learning–Based Survival Analysis for Receiving a Steatotic Donor Liver Versus Waiting for a Standard Liver. Transplantation Proceedings. 2023 Dec;55(10):2436-43.
64. Kolli R, Razzaghi T, Pierce S, Edwards RK, Maxted M, Parikh P. Predicting cesarean delivery among gravidas with morbid obesity–a machine learning approach. AJOG Global Reports. 2023 Nov;3(4):100276.
65. Liu Y, Pan F, Wang O, Zhu Z, Li Q, Yang Z, et al. QSAR model of pancreatic lipase inhibition by phenolic acids and their derivatives based on machine learning and multi-descriptor strategy. Journal of Agriculture and Food Research. 2023 Dec; 14:100783.
66. Saux P, Bauvin P, Raverdy V, Teigny J, Verkindt H, Soumphonphakdy T, et al. Development and validation of an interpretable machine learning-based calculator for predicting 5-year weight trajectories after bariatric surgery: a multinational retrospective cohort SOPHIA study. The Lancet Digital Health. 2023 Oct;5(10): e692-702.
67. Lodi M, Poterie A, Exarchakis G, Brien C, Lafaye de Micheaux P, Deruelle P, et al. Prediction of cesarean delivery in class III obese nulliparous women: An externally validated model using machine learning. Journal of Gynecology Obstetrics and Human Reproduction. 2023 Sep;52(7):102624.
68. Alnajar A, Benck KN, Dar T, Hirji SA, Ibrahim W, Detweiler B, et al. Predictors of outcomes in patients with obesity following mitral valve surgery. JTCVS Open. 2023 Sep; 15:127-50.
69. Qin T, Gao X, Lei L, Feng J, Zhang W, Hu Y, et al. Machine learning- and structure-based discovery of a novel chemotype as FXR agonists for potential treatment of nonalcoholic fatty liver disease. European Journal of Medicinal Chemistry. 2023 Apr; 252:115307.

4. APORTACIONES.indd 176 11/3/25 10:36

70. Lu Y, Shan Y, Dai L, Jiang X, Song C, Chen B, et al. Sex-specific equations to estimate body composition: Derivation and validation of diagnostic prediction models using UK Biobank. Clinical Nutrition. 2023 Apr;42(4):511-8.
71. West HW, Siddique M, Williams MC, Volpe L, Desai R, Lyasheva M, et al. Deep-Learning for Epicardial Adipose Tissue Assessment With Computed Tomography. JACC: Cardiovascular Imaging. 2023 Jun;16(6):800-16.
72. Fan Z, Gou J. Predicting body fat using a novel fuzzy-weighted approach optimized by the whale optimization algorithm. Expert Systems with Applications. 2023 May; 217:119558.
73. Aggarwal S, Pandey K. Early identification of PCOS with commonly known diseases: Obesity, diabetes, high blood pressure and heart disease using machine learning techniques. Expert Systems with Applications. 2023 May; 217:119532.
74. Salem NM, Jack KM, Gu H, Kumar A, Garcia M, Yang P, et al. Machine and deep learning identified metabolites and clinical features associated with gallstone disease. Computer Methods and Programs in Biomedicine Update. 2023; 3:100106.
75. Forman EM, Berry MP, Butryn ML, Hagerman CJ, Huang Z, Juarascio AS, et al. Using artificial intelligence to optimize delivery of weight loss treatment: Protocol for an efficacy and cost-effectiveness trial. Contemporary Clinical Trials. 2023 Jan; 124:107029.
76. Mahapatra M, Singh KK. Prediction of causes and effects of obesity in India by supervise learning approaches. Obesity Medicine. 2022 Sep; 34:100436.
77. Idrees M, Sohail A. Explainable machine learning of the breast cancer staging for designing smart biomarker sensors. Sensors International. 2022; 3:100202.
78. Liu W, Fang X, Zhou Y, Dou L, Dou T. Machine learning-based investigation of the relationship between gut microbiome and obesity status. Microbes and Infection. 2022 Mar;24(2):104892.
79. Flint SW, Leaver M, Griffiths A, Kaykanloo M. Disparate healthcare experiences of people living with overweight or obesity in England. eClinicalMedicine. 2021 Nov; 41:101140.
80. Ferdowsy F, Rahi KSA, Jabiullah MdI, Habib MdT. A machine learning approach for obesity risk prediction. Current Research in Behavioral Sciences. 2021 Nov; 2:100053.
81. Park HJ, Francisco SC, Pang MR, Peng L, Chi G. Exposure to anti-Black Lives Matter movement and obesity of the Black population. Social Science & Medicine. 2023 Jan; 316:114265.
82. Bishop TRP, von Hinke S, Hollingsworth B, Lake AA, Brown H, Burgoine T. Automatic classification of takeaway food outlet cuisine type using machine (deep) learning. Machine Learning with Applications. 2021 Dec; 6:100106.
83. Ben Izhak M, Eshel A, Cohen R, Madar-Shapiro L, Meiri H, Wachtel C, et al. Projection of Gut Microbiome Pre- and Post-Bariatric Surgery to Predict Surgery Outcome. Chia N, editor. mSystems. 2021 Jun 29;6(3).
84. Uçar MK, Uçar Z, Uçar K, Akman M, Bozkurt MR. Determination of body fat percentage by electrocardiography signal with gender based artificial intelligence. Biomedical Signal Processing and Control. 2021 Jul; 68:102650.
85. Pang X, Forrest CB, Lê-Scherban F, Masino AJ. Prediction of early childhood obesity with machine learning and electronic health record data. International Journal of Medical Informatics. 2021 Jun; 150:104454.
86. Zare S, Thomsen MR, Nayga RM, Goudie A. Use of Machine Learning to Determine the Information Value of a BMI Screening Program. American Journal of Preventive Medicine. 2021 Mar;60(3):425-33.
87. Zhukova I V., Derevitskii I V., Matveev GA, Golikova TI, Babenko AYu. Predictive Modeling for Decision Support in the Tasks of Selecting the Drug for Obesity Treatment. Procedia Computer Science. 2021; 193:371-81.
88. Pantanowitz A, Cohen E, Gradidge P, Crowther NJ, Aharonson V, Rosman B, et al. Estimation of Body Mass Index from photographs using deep Convolutional Neural Networks. Informatics in Medicine Unlocked. 2021; 26:100727.
89. Buch A, Magid A, Eldor R, Keinan-Boker L, Ben Haim L, Greenman Y, et al. Nutritional profiling of frail and obese, community dwelling older subjects: Results from a national survey. Experimental Gerontology. 2020 Dec; 142:111112.
90. Chiong R, Fan Z, Hu Z, Chiong F. Using an improved relative error support vector machine for body fat prediction. Computer Methods and Programs in Biomedicine. 2021 Jan;198:105749.
91. Uçar MK, Uçar Z, Köksal F, Daldal N. Estimation of body fat percentage using hybrid machine learning algorithms. Measurement. 2021 Jan; 167:108173.
92. Aguirre Palacios FA, Aguirre Caamaño MF, Celis G. Propuesta de fenotipo para diagnóstico temprano de posibilidad de síndrome metabólico en escolares de seis a 15 años. Hipertensión y Riesgo Vascular. 2020 Jul;37(3):115-24.
93. Barth B, Bizarro L, Miguel PM, Dubé L, Levitan R, O'Donnell K, et al. Genetically predicted gene expression of prefrontal DRD4 gene and the differential susceptibility to childhood emotional eating in response to positive environment. Appetite. 2020 May; 148:104594.
94. Derevitskii I V., Matveev GA, Vasilieva EYu, Babenko AYu, Lutsenko AE. Predictive Modelling of Weight -Loss-Therapy Results for Patients with Obesity. Procedia Computer Science. 2020; 178:254-63.
95. Liu Y, Wang Y, Ni Y, Cheung CKY, Lam KSL, Wang Y, et al. Gut Microbiome Fermentation Determines the Efficacy of Exercise for Diabetes Prevention. Cell Metabolism. 2020 Jan;31(1):77-91. e5.
96. Monshizadeh M, Ye Y. Incorporating metabolic activity, taxonomy and community structure to improve microbiome-based predictive models for host phenotype prediction. Gut Microbes. 2024 Dec 31;16(1).

4. APORTACIONES.indd 177 11/3/25 10:36

97. Al-Zubayer MdA, Alam K, Shanto HH, Maniruzzaman Md, Majumder UK, Ahammed B. Machine learning models for prediction of double and triple burdens of non-communicable diseases in Bangladesh. Journal of Biosocial Science. 2024 May 20;56(3):426-44.
98. Singer P, Robinson E, Raphaeli O. The future of artificial intelligence in clinical nutrition. Current Opinion in Clinical Nutrition & Metabolic Care. 2024 Mar;27(2):200-6.
99. Lin W, Shi S, Huang H, Wen J, Chen G. Predicting risk of obesity in overweight adults using interpretable machine learning algorithms. Frontiers in Endocrinology. 2023 Nov 17;14.
100. Jeong S, Yun SB, Park SY, Mun S. Understanding cross-data dynamics of individual and social/environmental factors through a public health lens: explainable machine learning approaches. Frontiers in Public Health. 2023 Oct 26;11.
101. Sikandar T, Rabbi MF, Ghazali KH, Altwijri O, Almijalli M, Ahamed NU. Minimum number of inertial measurement units needed to identify significant variations in walk patterns of overweight individuals walking on irregular surfaces. Scientific Reports. 2023 Sep 27;13(1):16177.
102. Carrilho TRB, Silva N de J, Paixão ES, Falcão IR, Fiaccone RL, Rodrigues LC, et al. Maternal and child nutrition programme of investigation within the 100 Million Brazilian Cohort: study protocol. BMJ Open. 2023 Sep 6;13(9): e073479.
103. Deng X, Qiu L, Sun X, Li H, Chen Z, Huang M, et al. Early prediction of body composition parameters on metabolically unhealthy in the Chinese population via advanced machine learning. Frontiers in Endocrinology. 2023 Aug 29;14.
104. Woo S, Jung S, Lim H, Kim Y, Park KH. Exploring the Effect of the Dynamics of Behavioral Phenotypes on Health Outcomes in an mHealth Intervention for Childhood Obesity: Longitudinal Observational Study. Journal of Medical Internet Research. 2023 Aug 17;25: e45407.
105. El Hajouji O, Sun RS, Zammit A, Humphreys K, Asch SM, Carroll I, et al. Prediction of opioid-related outcomes in a medicaid surgical population: Evidence to guide postoperative opiate therapy and monitoring. Althouse B, editor. PLOS Computational Biology. 2023 Aug 14;19(8): e1011376.
106. Wang Y, Jin Z, Huang J, Lu H, Wang W. Facial Landmark based BMI Analysis for Pervasive Health Informatics. In: 2023 45th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC). IEEE; 2023. p. 1-5.
107. Fujihara K, Yamada Harada M, Horikawa C, Iwanaga M, Tanaka H, Nomura H, et al. Machine learning approach to predict body weight in adults. Frontiers in Public Health. 2023 Jun 15;11.
108. Cheng ER, Cengiz AY, Miled Z Ben. Predicting body mass index in early childhood using data from the first 1000 days. Scientific Reports. 2023 May 31;13(1):8781.
109. Khudri MdM, Rhee KK, Hasan MS, Ahsan KZ. Predicting nutritional status for women of childbearing age from their economic, health, and demographic features: A supervised machine learning approach. Ahmad T, editor. PLOS ONE. 2023 May 12;18(5): e0277738.
110. Bizhanova Z, Sereika Sm, Brooks Mm, Rockette-Wagner B, Kariuki Jk, Burke Le. Identifying Predictors of Adherence to the Physical Activity Goal: A Secondary Analysis of the SMARTER Weight Loss Trial. Medicine & Science in Sports & Exercise. 2023 May;55(5):856-64.
111. Oghabian A, van der Kolk BW, Marttinen P, Valsesia A, Langin D, Saris WH, et al. Baseline gene expression in subcutaneous adipose tissue predicts diet-induced weight loss in individuals with obesity. PeerJ. 2023 Mar 24;11: e15100.
112. Torres-Martos Á, Bustos-Aibar M, Ramírez-Mena A, Cámara-Sánchez S, Anguita-Ruiz A, Alcalá R, et al. Omics Data Preprocessing for Machine Learning: A Case Study in Childhood Obesity. Genes. 2023 Jan 18;14(2):248.
113. Jeon J, Lee S, Oh C. Age-specific risk factors for the prediction of obesity using a machine learning approach. Frontiers in Public Health. 2023 Jan 17;10.
114. Feng NN, Du XY, Zhang YS, Jiao ZK, Wu XH, Yang BM. Overweight/obesity-related transcriptomic signature as a correlate of clinical outcome, immune microenvironment, and treatment response in hepatocellular carcinoma. Frontiers in Endocrinology. 2023 Jan 12;13.
115. Kozarzewski L, Maurer L, Mähler A, Spranger J, Weygandt M. Computational approaches to predicting treatment response to obesity using neuroimaging. Reviews in Endocrine and Metabolic Disorders. 2022 Aug 23;23(4):773-805.
116. Barrett LA, Xing A, Sheffler J, Steidley E, Adam TJ, Zhang R, et al. Assessing the use of prescription drugs and dietary supplements in obese respondents in the National Health and Nutrition Examination Survey. Qian J, editor. PLOS ONE. 2022 Jun 3;17(6): e0269241.
117. Kim HH, Kim Y, Michaelides A, Park YR. Weight Loss Trajectories and Related Factors in a 16-Week Mobile Obesity Intervention Program: Retrospective Observational Study. Journal of Medical Internet Research. 2022 Apr 15;24(4): e29380.
118. Salazar N, Ponce-Alonso M, Garriga M, Sanchez-Carrillo S, Hernández-Barranco AM, Redruello B, et al. Fecal Metabolome and Bacterial Composition in Severe Obesity: Impact of Diet and Bariatric Surgery. Gut Microbes. 2022 Dec 31;14(1).
119. Ali S, Na R, Waterhouse M, Jordan SJ, Olsen CM, Whiteman DC, et al. Predicting obesity and smoking using medication data: A machine-learning approach. Pharmacoepidemiology and Drug Safety. 2022 Jan 17;31(1):91-9.
120. Kim M, Yang J, Ahn WY, Choi HJ. Machine Learning Analysis to Identify Digital Behavioral Phenotypes for Engagement and Health Outcome Efficacy of an mHealth Intervention for Obesity: Randomized Controlled Trial. Journal of Medical Internet Research. 2021 Jun 24;23(6): e27218.

4. APORTACIONES.indd 178 11/3/25 10:36

121. Jiang X, Nelson AE, Cleveland RJ, Beavers DP, Schwartz TA, Arbeeva L, et al. Precision Medicine Approach to Develop and Internally Validate Optimal Exercise and Weight-Loss Treatments for Overweight and Obese Adults With Knee Osteoarthritis: Data From a Single-Center Randomized Trial. Arthritis Care & Research. 2021 May 11;73(5):693-701.
122. Zhang W, Ji G, Manza P, Li G, Hu Y, Wang J, et al. Connectome-Based Prediction of Optimal Weight Loss Six Months After Bariatric Surgery. Cerebral Cortex. 2021 Mar 31;31(5):2561-73.
123. Kim HH, Kim Y, Park YR. Interpretable Conditional Recurrent Neural Network for Weight Change Prediction: Algorithm Development and Validation Study. JMIR mHealth and uHealth. 2021 Mar 29;9(3): e22183.
124. Marcos-Pasero H, Colmenarejo G, Aguilar-Aguilar E, Ramírez de Molina A, Reglero G, Loria-Kohen V. Ranking of a wide multidomain set of predictor variables of children obesity by machine learning variable importance techniques. Scientific Reports. 2021 Jan 21;11(1):1910.
125. Prasad B, Agarwal C, Schonfeld E, Schonfeld D, Mokhlesi B. Deep learning applied to polysomnography to predict blood pressure in obstructive sleep apnea and obesity hypoventilation: a proof-of-concept study. Journal of Clinical Sleep Medicine. 2020 Oct 15;16(10):1797-803.
126. Dong TS, Mayer EA, Osadchiy V, Chang C, Katzka W, Lagishetty V, et al. A Distinct Brain-Gut-Microbiome Profile Exists for Females with Obesity and Food Addiction. Obesity. 2020 Aug 22;28(8):1477-86.
127. Dunstan J, Aguirre M, Bastías M, Nau C, Glass TA, Tobar F. Predicting nationwide obesity from food sales using machine learning. Health Informatics Journal. 2020 Mar 19;26(1):652-63.

ANEXO

Tabla I. Estudios recientes sobre inteligencia artificial y obesidad (2020-2024)

Nº	Fuente bibliográfica	Autores	Título	Año
1	(51)	Andrei Valeanu, Denisa Margina, Daniela Weber et al.	Development and validation of cardiometabolic risk predictive models based on LDL oxidation and candidate geromarkers from the MARK-AGE data	2024
2	(52)	Christina Glasbrenner, Christoph Höchsmann, Carl F Pieper *et al.*	Prediction of individual weight loss using supervised learning: findings from the CALERIETM 2 study	2024
3	(10)	AMehak Gupta, Daniel Eckrich, H. Timothy Bunnell, Thao-Ly T. Phan, Rahmatollah Beheshti	Reliable prediction of childhood obesity using only routinely collected EHRs may be possible	2024
4	(53)	Tarek Khater, Hissam Tawfik, Balbir Singh	Explainable artificial intelligence for investigating the effect of lifestyle factors on obesity	2024
5	(54)	Yingxin Celia Jiang, Kaitao Lai, Roslyn Patricia Muirhead *et al.*	Deep serum lipidomics identifies evaluative and predictive biomarkers for individualized glycemic responses following low-energy diet-induced weight loss: a PREVention of diabetes through lifestyle Intervention and population studies in Europe and around the World (PREVIEW) substudy	2024
6	(29)	Álvaro Torres-Martos, Augusto Anguita-Ruiz, Mireia Bustos-Aibar et al.	Multiomics and eXplainable artificial intelligence for decision support in insulin resistance early diagnosis: A pediatric population-based longitudinal study	2024
7	(55)	Qingfeng Wu, Huiyi Wei, Cong Lu, Xiaoxian Chi, Rongfang Li, Qingbin Zhao	Establishment of precise prevention strategies for the occurrence and progression of coronary atherosclerotic heart disease using machine learning	2024
8	(56)	Carl Harris, Daniel Olshvang, Rama Chellappa, Prasanna Santhanam	Obesity prediction: Novel machine learning insights into waist circumference accuracy	2024
9	(31)	Lucas Daniel Batista Lima, Silmar Teixeira, Vinicius Bordalo *et al.*	A scale-equivariant CNN-based method for estimating human weight and height from multi-view clinic silhouette images	2024
10	(57)	Jens Christian Nielsen, Claudia Hjorringgaard, Mads Morup Nygaard *et al.*	Machine-Learning-Guided Peptide Drug Discovery: Development of GLP-1 Receptor Agonists with Improved Drug Properties	2024

4. APORTACIONES.indd 179 11/3/25 10:36

Tabla I *(cont.)*. Estudios recientes sobre inteligencia artificial y obesidad (2020-2024)				
Nº	**Fuente bibliográfica**	**Autores**	**Título**	**Año**
11	(58)	Vincent Ochs, Anja Tobler, Julia Wolleb *et al.*	Development of predictive model for predicting postoperative BMI and optimize bariatric surgery: a single center pilot study	2024
12	(59)	Yuanxin Liu, Shufang Cao	The analysis of aerobics intelligent fitness system for neurorobotics based on big data and machine learning	2024
13	(60)	Huiqin Zhang, Jie Zhang, Ling Zhao *et al.*	Comprehensive database for food-gut microbiota-disease interactions (FGMDI) analysis and dietary recommendation applications	2024
14	(61)	Serim Lee, JongSerl Chun	Identification of important features in overweight and obesity among Korean adolescents using machine learning	2024
15	(62)	Carlos Cunha, João Rebelo, Rui Duarte *et al.*	Unveiling Neural Networks for Personalized Diet Recommendations	2024
16	(63)	Xiao Zhang, Matthew Dutton, Rongjie Liu, Askal A. Ali, Fatimah Sherbeny	Deep Learning–Based Survival Analysis for Receiving a Steatotic Donor Liver Versus Waiting for a Standard Liver	2023
17	(64)	Rajasri Kolli, Talayeh Razzaghi, Stephanie Pierce, Rodney K. Edwards, Marta Maxted, Pavan Parikh	Predicting cesarean delivery among gravidas with morbid obesity–a machine learning approach	2023
18	(65)	Yaqi Liu, Fei Pan, Ou Wang *et al.*	QSAR model of pancreatic lipase inhibition by phenolic acids and their derivatives based on machine learning and multi-descriptor strategy	2023
19	(66)	Patrick Saux, Pierre Bauvin, Violeta Raverdy *et al.*	Development and validation of an interpretable machine learning-based calculator for predicting 5-year weight trajectories after bariatric surgery: a multinational retrospective cohort SOPHIA study	2023
20	(40)	Isaac Y. Tian, Michael C. Wong, William M. Nguyen *et al.*	Automated body composition estimation from device-agnostic 3D optical scans in pediatric populations	2023
21	(67)	Massimo Lodi, Audrey Poterie, Georgios Exarchakis *et al.*	Prediction of cesarean delivery in class III obese nulliparous women: An externally validated model using machine learning	2023
22	(68)	Ahmed Alnajar, Kelley N. Benck, Tawseef Dar *et al.*	Predictors of outcomes in patients with obesity following mitral valve surgery	2023
23	(69)	Tong Qin, Xuefeng Gao, Lei *et al.*	Machine learning- and structure-based discovery of a novel chemotype as FXR agonists for potential treatment of nonalcoholic fatty liver disease	2023
24	(70)	Yueqi Lu, Ying Shan, Liang Dai *et al.*	Sex-specific equations to estimate body composition: Derivation and validation of diagnostic prediction models using UK Biobank	2023
25	(21)	Frida Lenér, Gudrún Höskuldsdóttir, Kerstin Landin-Wilhelmsen *et al.*	Anaemia in patients with self-reported use of iron supplements in the BAriatric surgery SUbstitution and nutrition study: A prospective cohort study	2023
26	(26)	Candela Díaz-Canestro, Jiarui Che, Yan Liu *et al.*	A machine-learning algorithm integrating baseline serum proteomic signatures predicts exercise responsiveness in overweight males with prediabetes	2023
27	(71)	Henry W. West BMedSci, Muhammad Siddique, Michelle C. Williams *et al.*	Deep-Learning for Epicardial Adipose Tissue Assessment With Computed Tomography: Implications for Cardiovascular Risk Prediction	2023

4. APORTACIONES.indd 180 11/3/25 10:36

Tabla I *(cont.)*. Estudios recientes sobre inteligencia artificial y obesidad (2020-2024)				
Nº	**Fuente bibliográfica**	**Autores**	**Título**	**Año**
28	(72)	Zongwen Fan, Jin Gou	Predicting body fat using a novel fuzzy-weighted approach optimized by the whale optimization algorithm	2023
29	(73)	Shivani Aggarwal, Kavita Pandey	Early identification of PCOS with commonly known diseases: Obesity, diabetes, high blood pressure and heart disease using machine learning techniques	2023
30	(74)	Nourah M. Salem, Khadijah M. Jack, Haiwei Gu *et al.*	Machine and deep learning identified metabolites and clinical features associated with gallstone disease	2023
31	(75)	Evan M. Forman, Michael P. Berry, Meghan L. Butryn *et al.*	Using artificial intelligence to optimize delivery of weight loss treatment: Protocol for an efficacy and cost-effectiveness trial	2023
32	(76)	Madhumita Mahapatra, Krishna Kumar Singh	Prediction of causes and effects of obesity in India by supervise learning approaches	2022
33	(39)	A. Nana, J.M.D. Staynor, S. Arlai, A. El-Sallam, N. Dhungel, M.K. Smith	Agreement of anthropometric and body composition measures predicted from 2D smartphone images and body impedance scales with criterion methods	2022
34	(77)	Muhammad Idrees, Ayesha Sohail	Explainable machine learning of the breast cancer staging for designing smart biomarker sensors	2022
35	(78)	Wanjun Liu, Xiaojie Fang, Yong Zhou, Lihong Dou, Tongyi Dou	Machine learning-based investigation of the relationship between gut microbiome and obesity status	2022
36	(79)	Stuart W. Flint, Meghan Leaver, Alex Griffiths, Mohammad Kaykanloo	Disparate healthcare experiences of people living with overweight or obesity in England	2021
37	(80)	Faria Ferdowsy, Kazi Samsul Alam Rahi, Ismail Jabiullah, Tarek Habib	A machine learning approach for obesity risk prediction	2021
38	(81)	Hyun Joon Park, Sara Chari Francisco, Rosemary Pang, Lulu Peng, Guangqing Chi	Exposure to anti-Black Lives Matter movement and obesity of the Black population	2023
39	(82)	Tom R.P. Bishop, Stephanie von Hinke, Bruce Hollingsworth, Amelia A. Lake, Heather Brown, Thomas Burgoine	Automatic classification of takeaway food outlet cuisine type using machine (deep) learning	2021
40	(83)	Meirav Ben Izhak, Adi Eshel, Ruti Cohen *et al.*	Projection of Gut Microbiome Pre- and Post-Bariatric Surgery To Predict Surgery Outcome	2021
41	(84)	Muhammed Kürşad Uçar, Zeliha Uçar, Kübra Uçar, Mehmet Akman, Mehmet Recep Bozkurt	Determination of body fat percentage by electrocardiography signal with gender based artificial intelligence	2021
42	(85)	Xueqin Pang, Christopher B. Forrest, Félice Lê-Scherban, Aaron J. Masino	Prediction of early childhood obesity with machine learning and electronic health record data	2021
43	(86)	Samane Zare, Michael R. Thomsen, Rodolfo M. Nayga Jr, Anthony Goudie	Use of Machine Learning to Determine the Information Value of a BMI Screening Program	2021
44	(87)	Irina V. Zhukova, Ilia V. Derevitskii, Georgy A. Matveev, Tatiana I. Golikova, Alina Yu. Babenko	Predictive Modeling for Decision Support in the Tasks of Selecting the Drug for Obesity Treatment	2021

4. APORTACIONES.indd 181 11/3/25 10:36

Tabla I *(cont.)*. Estudios recientes sobre inteligencia artificial y obesidad (2020-2024)				
Nº	**Fuente bibliográfica**	**Autores**	**Título**	**Año**
45	(88)	A. Pantanowitz, E. Cohen, P. Gradidge, N.J. Crowther, V. Aharonson, B. Rosman, D.M. Rubin	Estimation of Body Mass Index from photographs using deep Convolutional Neural Networks	2021
46	(89)	Assaf Buch, Avi Magid, Roy Eldor *et al.*	Nutritional profiling of frail and obese, community dwelling older subjects: Results from a national survey	2021
47	(90)	Raymond Chiong, Zongwen Fan, Zhongyi Hu, Fabian Chiong	Using an improved relative error support vector machine for body fat prediction	2021
48	(91)	Muhammed Kürşad Uçar, Zeliha Uçar, Fatih Köksal, Nihat Daldal	Estimation of body fat percentage using hybrid machine learning algorithms	2021
49	(92)	F. . Aguirre Palacios, M. F. Aguirre Caamaño, G. Celis	Phenotype proposal for early diagnosis of possibility of metabolic syndrome in school children aged 6 to 15 years	2020
50	(93)	Barbara Barth, Lisiane Bizarro, Patrícia Maidana Miguel *et al.*	Genetically predicted gene expression of prefrontal DRD4 gene and the differential susceptibility to childhood emotional eating in response to positive environment	2020
51	(94)	Ilia V. Derevitskii, Georgy A. Matveev, Elena Yu. Vasilieva, Alina Yu. Babenko, Anna E. Lutsenko	Predictive Modelling of Weight -Loss-Therapy Results for Patients with Obesity	2020
52	(95)	Yan Liu, Yao Wang, Yueqiong Ni *et al.*	Gut Microbiome Fermentation Determines the Efficacy of Exercise for Diabetes Prevention	2020
53	(96)	Mahsa Monshizadeh, Yuzhen Ye	A Incorporating metabolic activity, taxonomy and community structure to improve microbiome-based predictive models for host phenotype prediction	2024
54	(97)	Md Akib Al-Zubayer, Khorshed Alam, Hasibul Hasan Shanto, Md Maniruzzaman, Uttam Kumar Majumder, Benojir Ahammed	Machine learning models for prediction of double and triple burdens of non-communicable diseases in Bangladesh	2024
55	(98)	Pierre Singer, Eyal Robinson, Orit Raphaeli	The future of artificial intelligence in clinical nutrition	2024
56	(99)	Wei Lin, Songchang Shi, Huibin Huang, Junping Wen, Gang Chen	Predicting risk of obesity in overweight adults using interpretable machine learning algorithms	2024
57	(100)	Siwoo Jeong, Sung Bum Yun, Soon Yong Park, Sungchul Mun	Understanding cross-data dynamics of individual and social / environmental factors through a public health lens: explainable machine learning approaches	2024
58	(101)	Tasriva Sikandar, Mohammad Fazle Rabbi, Kamarul Hawari Ghazali, Omar Altwijri, Mohammed Almijalli, Nizam Uddin Ahamed	Minimum number of inertial measurement units needed to identify significant variations in walk patterns of overweight individuals walking on irregular surfaces	2024
59	(102)	Thais Rangel Bousquet Carrilho, Natanael de Jesus Silva, Enny Santos Paixão *et al.*	Maternal and child nutrition programme of investigation within the 100 Million Brazilian Cohort: study protocol	2024
60	(103)	Xiujuan Deng, Lin Qiu, Xin Sun *et al.*	Early prediction of body composition parameters on metabolically unhealthy in the Chinese population via advanced machine learning	2024

4. APORTACIONES.indd 182 11/3/25 10:36

Tabla I *(cont.)*. Estudios recientes sobre inteligencia artificial y obesidad (2020-2024)				
Nº	**Fuente bibliográfica**	**Autores**	**Título**	**Año**
61	(104)	Sarah Woo, Sunho Jung, Hyunjung Lim, YoonMyung Kim, Kyung Hee Park	Exploring the Effect of the Dynamics of Behavioral Phenotypes on Health Outcomes in an mHealth Intervention for Childhood Obesity: Longitudinal Observational Study	2024
62	(105)	Oualid El Hajouji, Ran S. Sun, Alban Zammit et al.	Prediction of opioid-related outcomes in a medicaid surgical population: Evidence to guide postoperative opiate therapy and monitoring	2024
63	(106)	Yujin Wang, Zhi Jin, Jia Huang, Hongzhou Lu, Wenjin Wang	Facial Landmark based BMI Analysis for Pervasive Health Informatics	2024
64	(11)	Heemoon Lim, Hyejung Lee, Joungyoun Kim	A prediction model for childhood obesity risk using the machine learning method: a panel study on Korean children	2024
65	(107)	Kazuya Fujihara, Mayuko Yamada Harada, *et al.*	Machine learning approach to predict body weight in adults	2024
66	(108)	Erika R. Cheng, Ahmet Yahya Cengiz, Zina Ben Miled	Predicting body mass index in early childhood using data from the first 1000 days	2024
67	(109)	Mohsan Khudri, Kang Keun Rhee, Mohammad Shabbir Hasan, Karar Zunaid Ahsan	Predicting nutritional status for women of childbearing age from their economic, health, and demographic features: A supervised machine learning approach	2023
68	(110)	Zhadyra Bizhanova, Susan M. Sereika, Maria M. Brooks, Bonny Rockette-Wagner, Jacob K. Kariuki, Lora E. Burke	Identifying Predictors of Adherence to the Physical Activity Goal: A Secondary Analysis of the SMARTER Weight Loss Trial	2023
69	(111)	Ali Oghabian, Birgitta W. van der Kolk, Pekka Marttinen, *et al.*	Baseline gene expression in subcutaneous adipose tissue predicts diet-induced weight loss in individuals with obesity	2023
70	(112)	Álvaro Torres-Martos, Mireia Bustos-Aibar, Alberto Ramírez-Mena *et al.*	Omics Data Preprocessing for Machine Learning: A Case Study in Childhood Obesity	2023
71	(113)	Junhwi Jeon, Sunmi Lee, Chunyoung Oh	Age-specific risk factors for the prediction of obesity using a machine learning approach	2023
72	(114)	Ning-Ning Feng, Xi-Yue Du, Yue-Shan Zhang, Zhi-Kai Jiao, Xiao-Hui Wu, Bao-Ming Yang	Overweight/obesity-related transcriptomic signature as a correlate of clinical outcome, immune microenvironment, and treatment response in hepatocellular carcinoma	2023
73	(115)	Leonard Kozarzewski, Lukas Maurer, Anja Mähler, Joachim Spranger, Martin Weygandt	Computational approaches to predicting treatment response to obesity using neuroimaging	2022
74	(116)	Laura A Barrett, Aiwen Xing, Julia Sheffler, *et al.*	Assessing the use of prescription drugs and dietary supplements in obese respondents in the National Health and Nutrition Examination Survey	2022
75	(117)	Ho Heon Ki, Youngin Kim, Andreas Michaelides, Yu Rang Park	Weight Loss Trajectories and Related Factors in a 16-Week Mobile Obesity Intervention Program: Retrospective Observational Study	2022
76	(118)	Nuria Salazar, Manuel Ponce-Alonso, María Garriga et al.	Fecal Metabolome and Bacterial Composition in Severe Obesity: Impact of Diet and Bariatric Surgery	2022
77	(119)	Sitwat Ali, Renhua Na, Mary Waterhouse *et al.*	A Predicting obesity and smoking using medication data: A machine-learning approach	2022
78	(120)	Meelim Kim, Jaeyeong Yang, Woo-Young Ahn, Hyung Jin Choi	Machine Learning Analysis to Identify Digital Behavioral Phenotypes for Engagement and Health Outcome Efficacy of an mHealth Intervention for Obesity: Randomized Controlled Trial	2021

4. APORTACIONES.indd 183 11/3/25 10:36

Tabla I *(cont.)*. Estudios recientes sobre inteligencia artificial y obesidad (2020-2024)				
Nº	**Fuente bibliográfica**	**Autores**	**Título**	**Año**
79	(121)	Xiaotong Jiang, Amanda E. Nelson, Rebecca J Cleveland *et al.*	Precision Medicine Approach to Develop and Internally Validate Optimal Exercise and Weight-Loss Treatments for Overweight and Obese Adults With Knee Osteoarthritis: Data From a Single-Center Randomized Trial	2021
80	(122)	Wenchao Zhang, Gang Ji, Peter Manza *et al.*	Connectome-Based Prediction of Optimal Weight Loss Six Months After Bariatric Surgery	2021
81	(123)	Ho Heon Kim, Youngin Kim, Yu Rang Park	Interpretable Conditional Recurrent Neural Network for Weight Change Prediction: Algorithm Development and Validation Study	2021
82	(124)	Helena Marcos-Pasero, Gonzalo Colmenarejo, Elena Aguilar-Aguilar, Ana Ramírez de Molina, Guillermo Reglero, Viviana Loria-Kohen	Ranking of a wide multidomain set of predictor variables of children obesity by machine learning variable importance techniques	2021
83	(125)	Bharati Prasad, Chirag Agarwal, Elan Schonfeld, Dan Schonfeld, Babak Mokhlesi	Deep learning applied to polysomnography to predict blood pressure in obstructive sleep apnea and obesity hypoventilation: a proof-of-concept study	2020
84	(126)	Tien S Dong, Emeran A. Mayer, Vadim Osadchiy *et al.*	A Distinct Brain-Gut-Microbiome Profile Exists for Females with Obesity and Food Addiction	2020
85	(127)	Jocelyn Dunstan, Marcela Aguirre, Magdalena Bastías, Claudia Nau, Thomas A. Glass, Felipe Tobar	Predicting nationwide obesity from food sales using machine learning	2020

4. APORTACIONES.indd 184 11/3/25 10:36