



Modelos de inteligencia artificial para el diagnóstico de la insuficiencia cardíaca: una revisión sistemática de la literatura

Artificial intelligence models for the diagnosis of heart failure: a systematic review of the literature

<https://doi.org/10.37135/ee.04.26.09>

Autores:

Andrés Francisco Orbea Fernández¹ – <https://orcid.org/0009-0001-7385-3106>

Carolina Mabel Alvarado Flores² – <https://orcid.org/0009-0004-2687-6438>

Cristina Isabel Alvarado Flores³ – <https://orcid.org/0009-0002-6356-1887>

Carlos Moisés Vázquez Moreno³ – <https://orcid.org/0000-0003-1240-2325>

Afiliación:

¹Universidad Regional Autónoma los Andes (UNIANDES), Ambato - Ecuador.

²Universidad Central del Ecuador, Quito – Ecuador.

³Escuela Superior Politécnica de Chimborazo, Riobamba – Ecuador.

Autor de correspondencia: Andrés Francisco Orbea Fernández. Universidad Regional Autónoma de los Andes (UNIANDES). Dirección postal: Km 5 1/2 vía Baños, Ambato 180215. Email: ma.andresfof52@uniandes.edu.ec. Teléfono: 0995691357

Recibido: 03 de febrero de 2026

Aceptado: 26 de abril de 2026

RESUMEN

La inteligencia artificial (IA) puede contribuir al diagnóstico temprano de insuficiencia cardíaca (IC). Esta revisión sistemática evaluó la precisión diagnóstica de modelos de IA aplicados al ECG y VFC para detectar insuficiencia cardíaca y disfunción ventricular izquierda (LVSD). Se revisó publicaciones entre 2011 y 2023, siguiendo la declaración PRISMA. La certeza de la evidencia y el riesgo de sesgo se evaluaron utilizando las herramientas GRADE y STROBE. Se obtuvieron 2332 resultados, posterior al cribado, se incluyeron 14 estudios. La sensibilidad combinada total fue del 98,30 % y la especificidad del 96,99 %. La inteligencia artificial aplicada al análisis de ECG y VFC ofrece una herramienta diagnóstica precisa y potencialmente útil para el cribado y la detección temprana de la insuficiencia cardíaca. Si bien los resultados fueron alentadores, se requiere mayor validación externa, estandarización metodológica y estudios prospectivos en entornos clínicos reales para garantizar la generalización y fiabilidad de estos algoritmos.



Palabras clave: inteligencia artificial; insuficiencia cardíaca; insuficiencia cardíaca diastólica; insuficiencia cardíaca sistólica.

ABSTRACT

Artificial intelligence (AI) may contribute to the early diagnosis of heart failure (HF). This systematic review evaluated the diagnostic accuracy of AI models applied to ECG and HRV for detecting heart failure and left ventricular dysfunction (LVSD). Publications from 2011 to 2023 were reviewed in accordance with the PRISMA statement. The certainty of the evidence and risk of bias were assessed using the GRADE and STROBE tools. A total of 2,332 results were identified; after screening, 14 studies were included. The overall combined sensitivity was 98.30 % and the specificity was 96.99 %. Artificial intelligence applied to ECG and HRV analysis offers an accurate and potentially useful diagnostic tool for the screening and early detection of heart failure. Although the results were encouraging, further external validation, methodological standardization, and prospective studies in real-world clinical settings are required to ensure the generalizability and reliability of these algorithms.

Keywords: Artificial Intelligence; Heart Failure; Heart Failure, Diastolic; Heart Failure, Systolic.

INTRODUCCIÓN

La insuficiencia cardíaca (IC) afecta a más de 60 millones de personas todo el mundo y continúa representando desafíos clínicos, persistencia de riesgo residual a pesar del tratamiento óptimo y la complejidad en el manejo de pacientes con insuficiencia cardíaca, fracción de eyección preservada.⁽¹⁾

La IC, de alta prevalencia, presenta elevadas tasas de mortalidad posterior al alta hospitalaria: 10,4 % a los 30 días, 22 % al año y 42,3 % a los cinco años. Por ello, su detección temprana es crucial para guiar decisiones clínicas individualizadas que mejoren el pronóstico clínico del paciente.⁽²⁾

En este contexto, la atención médica ha pasado de centrarse en el tratamiento hospitalario a enfocarse en la prevención y predicción de enfermedades crónicas. Lo que ha impulsado el rápido desarrollo de la salud digital, apoyada en tecnologías como sensores y dispositivos portátiles que recopilan datos en la vida diaria. La inteligencia artificial médica, basada en algoritmos que analizan estos datos para diagnosticar o predecir enfermedades, se ha convertido en un área clave de investigación.⁽³⁾

La inteligencia artificial (IA), a través de técnicas como el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo, permite automatizar procesos que anteriormente dependían de la cognición humana.⁽²⁾ En el ámbito de la medicina cardiovascular, la IA se ha incorporado progresivamente, demostrando un impacto significativo en el diagnóstico, la estratificación del riesgo y la predicción de resultados clínicos.⁽¹⁾



Su capacidad para analizar grandes volúmenes de datos con múltiples variables supera a los métodos tradicionales, ofreciendo herramientas prometedoras para la predicción del riesgo, la detección temprana del deterioro clínico y el apoyo en la toma de decisiones médicas. Se prevé que su aplicación se expanda hacia tareas clínicas cada vez más complejas, optimizando así el manejo y tratamiento de las enfermedades cardiovasculares.^(1,4)

La IA permite identificar patrones complejos en grandes volúmenes, datos y representa una herramienta prometedora para mejorar el abordaje clínico de la insuficiencia cardíaca, especialmente ante la escasez de evidencia sólida y la dependencia del juicio clínico de experto.⁽⁵⁾

Esta revisión sistemática analiza la aplicación de algoritmos de IA en la detección precoz de la insuficiencia cardíaca (IC).

METODOLOGÍA

Se realizó una revisión sistemática siguiendo la declaración PRISMA 2020 (Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses),⁽⁶⁾ con el objetivo de identificar, evaluar y sintetizar la evidencia científica disponibles sobre la aplicación de herramientas basadas en inteligencia artificial (IA), incluida la inteligencia artificial generativa, en el diagnóstico de la insuficiencia cardíaca (IC), tanto en su forma sistólica como diastólica.

Fuentes de información y estrategia de búsqueda

Se efectuó una búsqueda bibliográfica exhaustiva en las bases de datos electrónicas PubMed/MEDLINE, Scopus y Web of Science. La estrategia de búsqueda combinó términos controlados y no controlados mediante operadores booleanos, y se diseñó para identificar la mayor cantidad posible de literatura relevante, mediante una pregunta estructurada según el modelo PICO. La estrategia de búsqueda que arrojó mejores resultados fue: ("Generative Artificial Intelligence" OR "Artificial Intelligence") AND ("Heart Failure" OR "Heart Failure, Diastolic" OR "Heart Failure, Systolic").

Se incluyeron estudios publicados desde 2010 hasta diciembre de 2024 en inglés y español. La búsqueda se complementó con la revisión manual de las referencias bibliográficas de los estudios seleccionados con el fin de identificar publicaciones adicionales pertinentes.

Criterios de inclusión y exclusión

Se incluyeron estudios originales que evaluaran la utilización de algoritmos de inteligencia artificial para el diagnóstico de insuficiencia cardíaca en seres humanos, cuyos diseños metodológicos sean estudios



experimentales de cohortes prospectivos o retrospectivos. Los artículos seleccionados debían reportar métricas diagnósticas relevantes tales como sensibilidad, especificidad, área bajo la curva (AUC), precisión o valores predictivos. Se excluyeron estudios en animales o estudios in vitro, cartas al editor y resúmenes sin acceso a texto completo.

Proceso de selección de estudios

La selección de los estudios se realizó en dos fases sucesivas. En la primera, dos revisores independientes realizaron el cribado de títulos y resúmenes para excluir aquellos trabajos que no cumplieran con los criterios de elegibilidad. En la segunda fase, se realizó la lectura completa de los artículos potencialmente elegibles para confirmar su inclusión definitiva. Los desacuerdos entre los revisores se resolvieron mediante discusión y, cuando fue necesario, con la intervención de un tercer evaluador. El proceso de selección se documentó mediante el diagrama de flujo PRISMA 2020.

Extracción y síntesis de datos

La extracción de datos se realizó por dos revisores independientes, mediante una matriz prediseñada. Se recopilaron datos como el autor y el año de publicación, el país de origen del estudio, el tipo de investigación realizada y las características de la población evaluada. Además, se tomó en cuenta el tipo de insuficiencia cardíaca analizada (sistólica, diastólica o ambas), así como la tecnología de inteligencia artificial utilizada (por ejemplo, aprendizaje automático, aprendizaje profundo o redes neuronales). Finalmente, se registraron el conjunto de datos empleado y las métricas diagnósticas reportadas.

Los resultados se describieron mediante una síntesis narrativa de la literatura, agrupando los estudios según el tipo de inteligencia artificial aplicada, el subtipo de insuficiencia cardíaca abordado y la calidad metodológica. Cuando los datos eran comparables, se resumían en forma de tabla para facilitar la interpretación de los resultados.

Evaluación de la calidad metodológica

La calidad metodológica se evaluó mediante la aplicación de GRADE (por sus siglas en inglés, Grading of Recommendations, Assessment, Development and Evaluation)⁽⁷⁾ y el riesgo de sesgo de los estudios incluidos se evaluó utilizando herramientas metodológicas adecuadas al diseño de cada investigación. Se aplicó la guía STROBE (por sus siglas en inglés, Strengthening the Reporting of Observational Studies in Epidemiology) para estudios observacionales;⁽⁸⁾ para aquellos que desarrollaban o validaban modelos de predicción diagnóstica se utilizó la declaración TRIPOD (por sus siglas en inglés, Transparent Reporting of a multivariable prediction model for Individual Prognosis or Diagnosis)⁽⁹⁾ y cuando fue aplicable, se utilizó la herramienta QUADAS-2. Esta evaluación permitió contextualizar la validez interna de los resultados y la aplicabilidad de los modelos de inteligencia artificial en entornos clínicos reales.



RESULTADOS

La selección de estudios se realizó siguiendo el diagrama de flujo PRISMA. En total, se identificaron 4319 registros (1987 de PubMed y 2332 de Web of Science). Tras eliminar los duplicados, se revisaron 2824 títulos y resúmenes, de los cuales 2573 fueron eliminados. Posteriormente, se analizaron 228 estudios, de estos, 154 fueron excluidos por distintas razones, como un enfoque inadecuado, un diseño metodológico deficiente, estudios in vitro o la falta de métricas diagnósticas.

Finalmente, catorce estudios cumplieron los criterios de selección,⁽¹⁰⁻²³⁾ con investigaciones publicadas entre 2011 y 2023 centradas en el uso de técnicas de inteligencia artificial (IA) y análisis computacional de señales fisiológicas para el diagnóstico de la insuficiencia cardíaca (IC), insuficiencia cardíaca congestiva (ICC) o con disfunción sistólica del ventrículo izquierdo (LVSD). Las características de los estudios incluidos se describen en la tabla 1.

Se incluyeron estudios observacionales (retrospectivos como prospectivos), así como trabajos enfocados en el desarrollo, entrenamiento y validación de algoritmos de inteligencia artificial. Estos algoritmos se aplicaron a distintos tipos de datos, como señales de electrocardiograma (ECG), la variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC) y combinaciones de múltiples fuentes de información. Algunos estudios^(14,20,21) se evaluaron en contextos de urgencias o atención primaria, mientras que otros^(11,12,19) se centraron en cohortes experimentales con fines de validación algorítmica.

En cuanto a las técnicas de IA, se identificó el uso de árboles de decisión (CART),⁽¹⁰⁾ extracción dinámica de VFC,⁽¹¹⁾ deep learning (CNN, GPT-3 y redes neuronales convolucionales profundas)^(12,19) y modelos híbridos de aprendizaje automático.^(16,17) La mayoría de estos modelos fueron entrenados sobre datos electrocardiográficos para identificar disfunción ventricular, reducida fracción de eyección, o clasificar pacientes con sospecha de IC.

Varios estudios destacan por el uso de tecnologías emergentes como estetoscopios digitales habilitados con IA,^(15,21) o por realizar validaciones externas en cohortes poblacionales.^(14,23) Asimismo, se observaron abordajes multimodales en la detección de ICC,⁽¹⁶⁾ y propuestas de diagnóstico integral mediante señales unicanal (ECG de una derivación) con potencial aplicación en atención primaria.

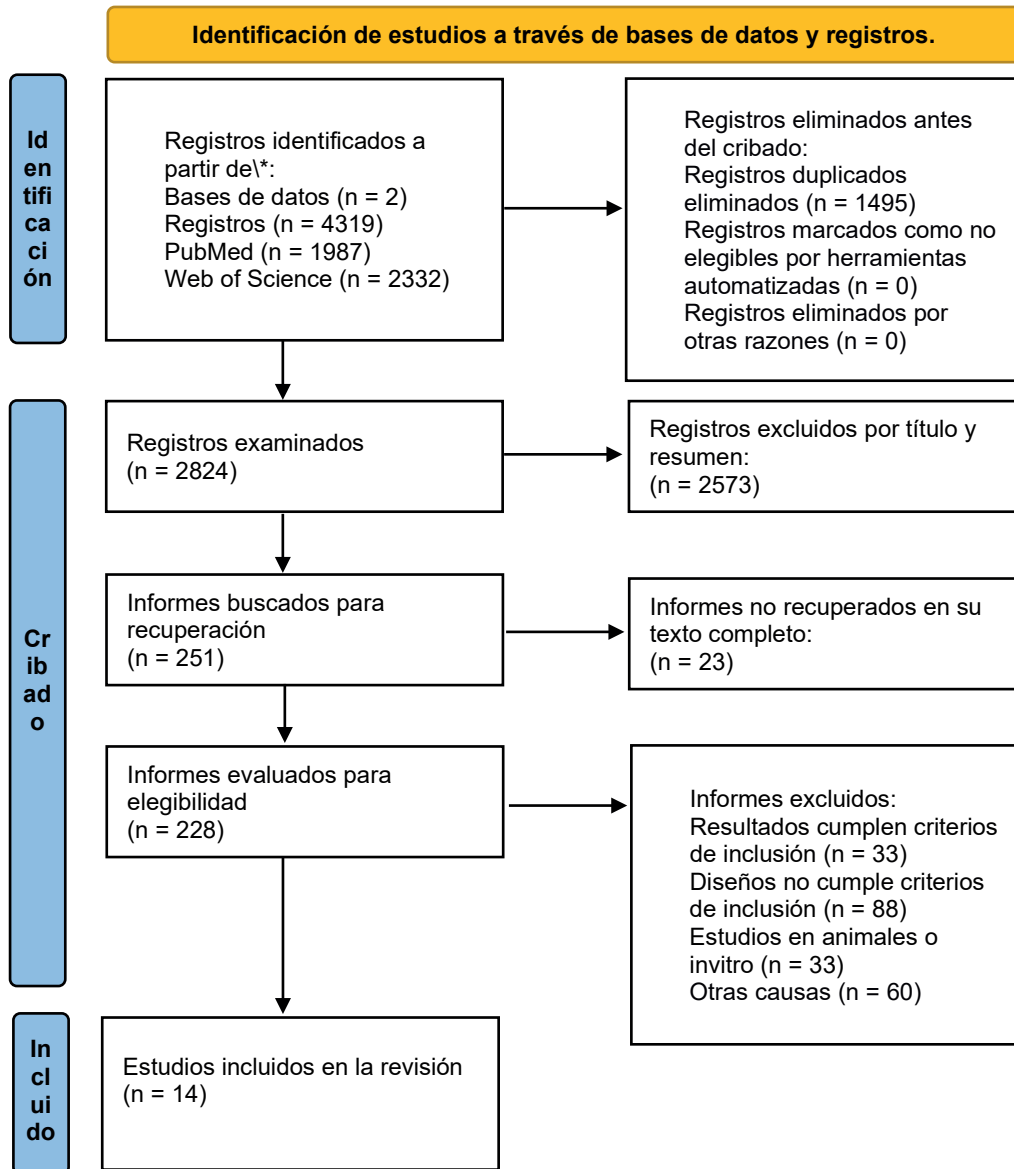


Figura 1. Flujograma PRISMA



Tabla 1. Características de los estudios incluidos

Estudio	Diseño	Definición de insuficiencia cardíaca	Tamaño de la muestra (n)	Verdaderos positivos (n)	Falsos positivos (n)	Falsos negativos (n)	Verdaderos negativos (n)
Pecchia et al. ⁽¹⁰⁾ , 2011, América	Cohorte retrospectiva	ICC	83	26	0	3	54
Chen et al. ⁽¹¹⁾ , 2016, América	Cohorte retrospectiva	ICC	59	36	0	1	22
Acharya et al. ⁽¹²⁾ , 2016, América	Cohorte retrospectiva	ICC	110000	29660	794	340	79206
Acharya et al. ⁽¹³⁾ , 2018, América	Cohorte retrospectiva	ICC	1658	779	15	24	840
Attia et al. ⁽¹⁴⁾ , 2019, América	Cohorte retrospectiva	LVSD	4227	7	111	19	4140
Attia et al. ⁽¹⁵⁾ , 2022, América	Cohorte retrospectiva	ICC	52870	3565	6979	550	41776
Hussain et al. ⁽¹⁶⁾	Cohorte retrospectiva	ICC	116	39	5	3	69
Lih et al. ⁽¹⁷⁾ , 2020, América y Europa	Cohorte retrospectiva	LVSD	150268	29997	2538	3	117730
Adedinsewo et al. ⁽¹⁸⁾ , 2021, América	Cohorte retrospectiva	ICC	1606	95	192	33	1286
Yang et al. ⁽¹⁹⁾ , América y Europa	Cohorte retrospectiva	ICC	59	36	0	1	22
Harmon et al. ⁽²⁰⁾ , 2022, América	Cohorte retrospectiva	LVSD	44986	3542	6100	777	34567
Bachtiger et al. ⁽²¹⁾ , 2022, Reino Unido	Cohorte prospectiva	LVSD	346	34	61	3	248
Attia et al. ⁽²²⁾ , 2022, América	Cohorte prospectiva	LVSD	100	7	0	0	93
Surendra et al. ⁽²³⁾ , 2023, Europa	Cohorte prospectiva	ICC	5299	213	1544	105	3437

ICC: insuficiencia cardíaca congestiva; LVSD: disfunción sistólica del ventrículo izquierdo.



La evidencia conjunta reporta que, los modelos diagnósticos para ICC o LVSD alcanzan, una alta validez diagnóstica, con niveles elevados de sensibilidad y especificidad. Esto es especialmente notorio en cohortes retrospectivas de gran tamaño, como las de Acharya et al.⁽¹³⁾ y Lih et al.⁽¹⁷⁾, donde los falsos negativos son escasos (Tabla 2), lo que apunta a una utilidad real como herramienta de cribado poblacional.

En estudios con menor tamaño muestral, como los de Pecchia et al.⁽¹⁰⁾ y Chen et al.⁽¹¹⁾, la sensibilidad y especificidad es cercana al 100 %; sin embargo, el tamaño muestral reducido limita la solidez estadística de estas conclusiones y obliga a interpretar sus resultados con cautela. En el extremo opuesto, Attia et al.⁽¹⁴⁾ evidencian una sensibilidad modesta para la detección de LVSD, lo que pone de manifiesto que estos modelos tienen una validez heterogénea, que depende el contexto clínico.

Por otro lado, los estudios prospectivos (Bachtiger et al.⁽²¹⁾ y Surendra et al.⁽²³⁾) tienden a reportar un rendimiento más moderado, lo que sugiere que las estimaciones obtenidas en análisis retrospectivos podrían estar sobreestimadas, con respecto a lo que cabría esperar en la práctica clínica real.

La mayoría de los estudios incluidos, destacan que estos modelos son particularmente valiosos para descartar enfermedad, dado su alto valor predictivo negativo. Sin embargo, su valor predictivo positivo, muestra mayor variabilidad y depende en buena medida de la prevalencia y del diseño metodológico adoptado.

La aplicación de la IA al electrocardiograma y a la variabilidad de la frecuencia cardíaca abre una vía prometedora para la detección precoz de la insuficiencia cardíaca, con alta validez interna y externa (Tabla 2). No obstante, la heterogeneidad entre estudios y las diferencias de contexto obligan a ser prudentes antes de extrapolar estos resultados a entornos asistenciales específicos.



Tabla 2. Validez de la IA en el diagnóstico de insuficiencia cardiaca

Estudio	Sensibilidad	Especificidad	VPP	VPN
Pecchia et al. ⁽¹⁰⁾	0.90	1.00	1.00	0.95
Chen et al. ⁽¹¹⁾	0.97	1.00	1.00	0.96
Acharya et al. ⁽¹²⁾	0.99	0.99	0.97	1.00
Acharya et al. ⁽¹³⁾	0.97	0.98	0.98	0.97
Attia et al. ⁽¹⁴⁾	0.27	0.97	0.06	1.00
Attia et al. ⁽¹⁵⁾	0.86	0.86	0.34	0.99
Hussain et al. ⁽¹⁶⁾	0.93	0.93	0.89	0.96
Lih et al. ⁽¹⁷⁾	0.99	1.00	0.99	1.00
Adedinsewo et al. ⁽¹⁸⁾	0.74	0.87	0.40	0.97
Yang et al. ⁽¹⁹⁾	0.98	0.95	0.92	0.99
Harmon et al. ⁽²⁰⁾	1.00	0.95	0.47	1.00
Bachtiger et al. ⁽²¹⁾	0.83	0.80	0.30	0.98
Attia et al. ⁽²²⁾	1.00	1.00	1.00	1.00
Surendra et al. ⁽²³⁾	0.67	0.69	0.12	0.97

VPP: Predictivo Positivo; VPN: Valor Predictivo Negativo

Varios estudios^(11,12,15,17) alcanzaron una validez cercana al 100%, lo que evidencia un desempeño diagnóstico excelente. Sin embargo, algunos estudios presentaron limitaciones en el valor predictivo positivo,^(14,18,23) obteniéndose una relativamente alta de tasa de falsos positivos.

En el análisis cuantitativo global, la sensibilidad combinada alcanzó el 98.30 %, lo que indica la gran capacidad para identificar correctamente a los pacientes con IC a partir de señales de electrocardiograma o de la VFC. Por otro lado, la especificidad combinada fue del 96.99 %, lo que indica una alta capacidad para detectar a los verdaderos sanos.

Detección de disfunción ventricular izquierda y fracción de eyección reducida

Los estudios de Attia et al.^(14,18,22) validaron modelos basados en ECG asistidos por IA para detectar FEVI reducida, con un área bajo la curva (AUC) entre 0.87 y 0.93. Adedinsewo et al.⁽¹⁸⁾ reportaron una sensibilidad



del 74 % y especificidad del 87 % y Bachtiger et al.⁽²¹⁾, presentó una AUC de 0.85 para FEVI < 40 %. Finalmente, Harmon et al.⁽²⁰⁾ confirmaron la robustez del algoritmo en entornos reales y poblaciones diversas.

Métodos y desempeño en análisis de variabilidad de la frecuencia cardíaca (VFC)

Pecchia et al.⁽¹⁰⁾ Utilizaron técnicas estadísticas y computacionales para analizar grandes conjuntos de datos y encontrar patrones útiles mediante el método CART sobre variables de VFC para clasificar pacientes con ICC, alcanzando una exactitud del 84.3 %. Chen et al.⁽¹¹⁾ introdujeron un enfoque dinámico de VFC para cuantificar la severidad de ICC, logrando AUC >0.90. Acharya et al.⁽¹³⁾ utilizaron descomposición modal empírica (EMD) en señales VFC para la identificación automatizada de ICC, con buenos resultados iniciales antes de la retractación.

Validación externa y desempeño poblacional

Estudios como los de Attia et al.⁽¹⁴⁾ y Surendra et al.⁽²³⁾ realizaron validaciones externas en cohortes poblaciones comunitarias. El algoritmo validado por Surendra et al.⁽²³⁾ alcanzó una AUC de 0.86 en detección de ICC en la población general a partir de ECG de 12 derivaciones. Estos estudios sugieren la aplicabilidad práctica de los modelos de IA en contextos clínicos reales y no controlados.

Evaluación de la calidad metodológica

La tabla 3 resume la evaluación de la calidad de la evidencia, considerando limitaciones metodológicas inconsistencia de los resultados, indirectos de la evidencia, imprecisión de los hallazgos y clasificación global según los criterios del sistema GRADE.



Tabla 3. Evaluación de la calidad de la evidencia según la herramienta GRADE

Estudio	Diseño del estudio	Nivel de evidencia (GRADE)	Fuerza de recomendación
Pecchia et al. ⁽¹⁰⁾	Cohorte retrospectiva	⊕⊕⊕○	IIa
Chen et al. ⁽¹¹⁾	Cohorte retrospectiva	⊕⊕⊕○	IIa
Acharya et al. ⁽¹²⁾	Cohorte retrospectiva	⊕⊕⊕○	IIa
Acharya et al. ⁽¹³⁾	Cohorte retrospectiva	⊕○○○	III
Attia et al. ⁽¹⁴⁾	Cohorte retrospectiva	⊕⊕⊕○	I
Attia et al. ⁽¹⁵⁾	Cohorte retrospectiva	⊕⊕⊕○	I
Hussain et al. ⁽¹⁶⁾	Cohorte retrospectiva	⊕⊕⊕○	IIa
Lih et al. ⁽¹⁷⁾	Cohorte retrospectiva	⊕⊕⊕○	IIa
Adedinsewo et al. ⁽¹⁸⁾	Cohorte retrospectiva	⊕⊕⊕○	I
Yang et al. ⁽¹⁹⁾	Cohorte retrospectiva	⊕⊕⊕○	IIa
Harmon et al. ⁽²⁰⁾	Cohorte retrospectiva	⊕⊕⊕○	I
Bachtiger et al. ⁽²¹⁾	Cohorte prospectiva	⊕⊕⊕○	I
Attia et al. ⁽²²⁾	Cohorte prospectiva	⊕⊕⊕○	I
Surendra et al. ⁽²³⁾	Cohorte prospectiva	⊕⊕⊕○	I





⊕○○○ Muy bajo; ⊕⊕○○ Bajo; ⊕⊕⊕○ Moderado; ⊕⊕⊕⊕ Alto; I: Recomendación fuerte a favor de realizar (la intervención); IIa: Recomendación moderada a favor de realizar; IIb: Recomendación débil a favor de realizar; III: Recomendación de no realizar.

La mayoría de los estudios incluidos son de tipo cohortes retrospectivos, y presentan mayoritariamente, un nivel de evidencia moderado según la herramienta GRADE, lo que respalda principalmente recomendaciones fuertes (I) o moderadas a favor de la intervención (IIa). Solo un estudio presenta un nivel de evidencia muy bajo y la recomendación de no realizar la intervención (III). En conjunto, los resultados indican una consistencia general en la calidad moderada de la evidencia y un dominio hacia recomendaciones a favor de la intervención evaluada.

Además, la tabla 4 se muestran la aplicación de la herramienta STROBE (Strengthening the Reporting of Observational Studies in Epidemiology) en los estudios incluidos, teniendo en cuenta la solidez del diseño metodológico, la claridad en la presentación de los resultados y las estrategias utilizadas para controlar posibles sesgos.

Tabla 4. Cumplimiento STROBE de los estudios incluidos

Estudio	Objetivo	Aplicación STROBE	Cumplimiento general	Observaciones relevantes
Pecchia et al. ⁽¹⁰⁾	Monitoreo remoto de IC mediante minería de datos (CART) sobre VFC	Parcial	Moderado	Limitada descripción de control de confusión y pérdidas
Chen et al. ⁽¹¹⁾	Detección y cuantificación de IC con VFC dinámica	Sí	Alto	Diseño, variables y análisis claramente reportados
Acharya et al. ⁽¹²⁾	Diagnóstico automatizado de IC con CNN aplicada a ECG	Parcial	Moderado	Buen detalle técnico, menor énfasis en variables clínicas
Acharya et al. ⁽¹³⁾	Identificación de IC mediante EMD	Parcial	Bajo	Estudio retractado; debilita solidez metodológica
Attia et al. ⁽¹⁴⁾	Validación externa de algoritmo DL para disfunción ventricular	Sí	Alto	Adecuada descripción poblacional y validación externa
Attia et al. ⁽¹⁵⁾	Tamizaje de disfunción contráctil con ECG-IA	Sí	Alto	Amplia base de datos, metodología sólida y reproducible
Hussain et al. ⁽¹⁶⁾	Detección de IC mediante ML y características multimodales	Parcial	Moderado	Detalle técnico adecuado; limitada discusión de sesgos



Lih et al. ⁽¹⁷⁾	Diagnóstico electrocardiográfico integral con DL	Parcial	Moderado	Foco algorítmico; menor énfasis en reporte epidemiológico
Adedinsewo et al. ⁽¹⁸⁾	Identificación de disfunción sistólica en urgencias	Sí	Alto	Resultados clínicamente aplicables, adecuado control estadístico
Yang et al. ⁽¹⁹⁾	Reconocimiento automatizado de IC y CAD con THC-Net	Parcial	Moderado	Enfoque computacional; menor detalle clínico
Harmon et al. ⁽²⁰⁾	Desempeño real y ausencia de sesgo en ECG-IA	Sí	Alto	Evaluación longitudinal y análisis de equidad
Bachtiger et al. ⁽²¹⁾	Tamizaje en punto de atención con estetoscopio-ECG IA	Sí	Alto	Diseño prospectivo robusto, aplicabilidad clínica
Attia et al. ⁽²²⁾	Detección de FE baja con ECG de una derivación	Sí	Alto	Buena descripción de población y validación
Surendra et al. ⁽²³⁾	Tamizaje pragmático poblacional con red neuronal basada en ECG	Sí	Alto	Contextualización poblacional y análisis bien estructurado

La mayoría de los estudios tienen un cumplimiento alto de los criterios STROBE, con buena calidad metodológica y presentan descripciones claras del diseño, las variables y el análisis. Sin embargo, un grupo importante demuestra un cumplimiento moderado, presentando limitaciones en aspectos epidemiológicos, como el control de sesgos y factores de confusión. Finalmente, solo un estudio muestra un cumplimiento bajo, y fue retractado, lo que disminuye su validez.

DISCUSIÓN

Los hallazgos recopilados en esta revisión sistemática evidencian el creciente interés y avance en el uso de técnicas de inteligencia artificial para la detección automática de insuficiencia cardíaca a partir de señales electrocardiográficas y de variabilidad de la frecuencia cardíaca. Los modelos basados en aprendizaje profundo, CRISP-DM y otras metodologías de machine learning han demostrado una elevada precisión diagnóstica, con resultados prometedores en la identificación de disfunción ventricular izquierda y de fracción de eyección reducida, aspectos clave en el manejo clínico de la insuficiencia cardíaca.

Esto supone un gran potencial para mejorar el cribado y el diagnóstico precoz, especialmente en donde el acceso a técnicas de imagen convencionales, como la ecocardiografía, es limitado. Además, existe la probabilidad de utilizar dispositivos portátiles (estetoscopios digitales con algoritmos incorporados) podría facilitar la integración de estas tecnologías en la atención primaria y la telemedicina.



La IA tiene un papel cada vez más relevante en el diagnóstico y manejo de la IC, por su elevada validez en la interpretación de ECG y VFC.^(24,25) Más allá de estos métodos, la IA ofrece un enfoque integral en el tratamiento del paciente cardíaco, al integrarse en diversas etapas del proceso clínico: desde la recolección de datos, el triaje y la selección de pruebas diagnósticas, hasta la adquisición, procesamiento y análisis de imágenes cardíacas.⁽²⁴⁾

Las técnicas de aprendizaje profundo permiten mejorar la calidad, reproducibilidad y eficiencia del diagnóstico por imagen cardiovascular, automatizando procesos tradicionalmente manuales y reduciendo la variabilidad interobservador.⁽²⁴⁾ Además, modelos de IA ya han demostrado su capacidad para predecir mortalidad y guiar decisiones clínicas en IC, contribuyendo a una medicina más personalizada y eficiente.^(25,26)

A pesar de estos avances, persisten desafíos importantes relacionados con la heterogeneidad de los estudios, la necesidad de validaciones externas robustas y la integración efectiva de estos sistemas en la práctica clínica diaria. Además, los aspectos éticos y la interpretabilidad de los modelos de IA continúan representando limitaciones que requieren mayor atención para garantizar la aceptación y seguridad en su aplicación clínica.⁽²⁶⁾ Por tanto, se recomienda que futuras investigaciones se enfoquen en el desarrollo de modelos más generalizables y transparentes, así como en estudios prospectivos que evalúen su impacto clínico en la toma de decisiones médicas y en los resultados de los pacientes.

Limitaciones:

Aunque los estudios incluidos muestran un alto rendimiento diagnóstico, la evidencia disponible presenta limitaciones relevantes que restringen su implementación en la práctica clínica. Existe predominio de estudios retrospectivos y las cohortes, lo que aumenta el riesgo de sesgos y limita la generalización de los resultados. Además, la variabilidad en la definición de los desenlaces y en los puntos de corte de la fracción de eyección dificulta la comparación de resultados.

Existe una validación externa es escasa, sobre todo en regiones donde los factores clínicos y la calidad del ECG pueden influir en el rendimiento de los modelos. Si bien la alta sensibilidad sugiere un posible rol como herramienta de cribado, los bajos valores predictivos positivos observados implican un riesgo elevado de falsos positivos y sobreutilización de recursos. A ello se suman desafíos éticos relacionados con la interpretabilidad de los modelos, la protección y confidencialidad de datos y el riesgo de sesgos algorítmicos derivados de la sobre presentación de poblaciones latinoamericanas.

Perspectivas futuras e integración clínica:

Las investigaciones futuras deben priorizar estudios prospectivos, multicéntricos, con validaciones externas rigurosas en contextos latinoamericanos que incorporen poblaciones diversas y escenarios de atención



primaria, urgencias y comunidades rurales. También es necesario avanzar hacia modelos de IA que sean explicables y permitan comprender qué características del ECG o de la variabilidad de la frecuencia cardíaca influyen en la predicción para facilitar su aceptación clínica.

La integración clínica efectiva de estos modelos requerirá su evaluación como herramientas complementarias incorporadas en los flujos de trabajo clínicos habituales, y acompañarlos de análisis de impacto en desenlaces clínicos, costo-efectividad y toma de decisiones clínicas y terapéuticas. En este sentido, la inteligencia artificial aplicada al ECG podría convertirse en un recurso estratégico para el cribado temprano de la insuficiencia cardíaca en entornos con recursos limitados, siempre que se garantice una implementación ética, validada y adaptada a las realidades epidemiológicas locales.

CONCLUSIONES

La inteligencia artificial permite una detección temprana y precisa de la insuficiencia cardíaca congestiva, a partir del análisis automatizado de señales simples como el ECG y la variabilidad de la frecuencia cardíaca, alcanzando sensibilidades y especificidades combinadas cercanas al 98 %, lo que la posiciona como una herramienta diagnóstica confiable de apoyo clínico. Uno de los principales aportes añadido de la IA en la IC es su capacidad de identificar disfunción ventricular izquierda subclínica, incluso en entornos no especializados, lo que facilita el tamizaje en atención primaria, urgencias y población general mediante dispositivos accesibles y no invasivos.

La utilidad clínica de la IA depende de su validación externa y calidad metodológica, ya que, aunque el desempeño global es alto, algunos modelos presentan limitaciones en el valor predictivo positivo; por lo que su implementación debe ser complementaria al juicio clínico y respaldada en estudios prospectivos y poblacionales de mayor calidad.

Financiamiento

Los autores declaran que no recibieron financiamiento de ninguna institución u organización para la realización de la presente investigación.

Conflictos de intereses

En cumplimiento con el formulario de divulgación uniforme del Comité Internacional de Editores de Revistas Médicas (ICMJE), todos los autores declaran no presentar conflictos de intereses. No existen relaciones financieras actuales ni en los últimos tres años, ni otras relaciones o actividades que pudieran haber influido en el trabajo presentado.



Declaración de contribución

Concepto y diseño: Andrés Francisco Orbea Fernández, Carolina Mabel Alvarado Flores, Cristina Isabel Alvarado Flores, Carlos Moisés Vázquez Moreno.

Adquisición, análisis e interpretación de los datos: Andrés Francisco Orbea Fernández, Carolina Mabel Alvarado Flores, Cristina Isabel Alvarado Flores, Carlos Moisés Vázquez Moreno.

Redacción del manuscrito: Andrés Francisco Orbea Fernández, Carolina Mabel Alvarado Flores, Cristina Isabel Alvarado Flores, Carlos Moisés Vázquez Moreno.

Revisión crítica del manuscrito por su contenido intelectual relevante: Andrés Francisco Orbea Fernández, Carolina Mabel Alvarado Flores, Cristina Isabel Alvarado Flores, Carlos Moisés Vázquez Moreno.

Supervisión: Andrés Francisco Orbea Fernández.

Todos los autores revisaron y aprobaron la versión final del manuscrito y asumen la responsabilidad por la integridad y exactitud de todos los aspectos del trabajo.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Khan MS, Arshad MS, Greene SJ, Van Spall HGC, Pandey A, Vemulapalli S, et al. Artificial intelligence and heart failure: A state-of-the-art review. *Eur J Heart Fail* [Internet]. 2023 [citado 14 Feb 2025];25(9): 1507–1525. Disponible en: <https://academic.oup.com/eurjhf/article-abstract/25/9/1507/8341908> DOI: <https://doi.org/10.1002/ejhf.2994>.
2. Yasmin F, Shah SMI, Naeem A, Shujauddin SM, Jabeen A, Kazmi S, et al. Artificial intelligence in the diagnosis and detection of heart failure: the past, present, and future. *Rev Cardiovasc Med* [Internet]. 2021 [citado 14 Feb 2025];22(4):1095–1113. Disponible en: <https://www.imrpress.com/journal/rcm/22/4/10.31083/j.rcm2204121> DOI: <https://doi.org/10.31083/j.rcm2204121>.
3. Lee S, Chu Y, Ryu J, Park YJ, Yang S, Koh SB. Artificial intelligence for detection of cardiovascular-related diseases from wearable devices: a systematic review and meta-analysis. *Yonsei Med J* [Internet]. 2022 [citado 22 Feb 2025];63(Suppl):S93–S107. Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8790582/> DOI: <https://doi.org/10.3349/ymj.2022.63.s93>.
4. Sun X, Yin Y, Yang Q, Huo T. Artificial intelligence in cardiovascular diseases: diagnostic and therapeutic perspectives. *Eur J Med Res* [Internet]. 2023 [citado 22 Feb 2025];28(1):242. Disponible en:



<https://link.springer.com/article/10.1186/s40001-023-01065-y> DOI: <https://doi.org/10.1186/s40001-023-01065-y>.

5. Al-Ani MA, Bai C, Hashky A, Parker AM, Vilaro JR, Aranda JM, et al. Artificial intelligence guidance of advanced heart failure therapies: a systematic scoping review. *Front Cardiovasc Med* [Internet]. 2023 [citado 22 Feb 2025];10:1127716. Disponible en: <https://www.frontiersin.org/journals/cardiovascular-medicine/articles/10.3389/fcvm.2023.1127716/full> DOI: <https://doi.org/10.3389/fcvm.2023.1127716>.
6. Page MJ, McKenzie JE, Bossuyt PM, Boutron I, Hoffmann TC, Mulrow CD, et al. The PRISMA 2020 statement: an updated guideline for reporting systematic reviews. *Rev Esp Cardiol* [Internet]. 2021 [citado 24 Feb 2025];74(9):790–799. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0300893221002748?via%3Dihub> DOI: <https://doi.org/10.1016/j.recesp.2021.06.016>.
7. Aguayo-Albasini JL, Flores-Pastor B, Soria-Aledo V. GRADE system: classification of evidence quality and strength of recommendation. *Cir Esp* [Internet]. 2014 [citado 14 Mar 2025];92(2):82–88. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0009739X13003394> DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ciresp.2013.08.002>.
8. Von Elm E, Altman DG, Egger M, Pocock SJ, Gøtzsche PC, Vandenbroucke JP. The Strengthening the Reporting of Observational Studies in Epidemiology (STROBE) statement. *Rev Esp Salud Publica* [Internet]. 2008 [citado 14 Mar 2025];82(3):251–259. Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC2034723/> DOI: 10.1136/bmj.39335.541782.AD.
9. Collins GS, Moons KGM, Dhiman P, Riley RD, Beam AL, Van Calster B, et al. TRIPOD+AI statement: updated guidance for reporting clinical prediction models that use regression or machine learning methods. *BMJ* [Internet]. 2024 [citado 14 Mar 2025];385:e078378. Disponible en: <https://www.bmj.com/content/385/bmj-2023-078378.short> DOI: <https://doi.org/10.1136/bmj-2023-078378>.
10. Pecchia L, Melillo P, Bracale M. Remote health monitoring of heart failure with data mining via CART method on VFC features. *IEEE Trans Biomed Eng* [Internet]. 2011 [citado 14 Mar 2025];58(3):800–804. Disponible en: <https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/5638128> DOI: <https://doi.org/10.1109/tbme.2010.2092776>.
11. Chen W, Zheng L, Li K, Wang Q, Liu G, Jiang Q. A novel and effective method for congestive heart failure detection and quantification using dynamic heart rate variability measurement. *PLoS One* [Internet]. 2016 [citado 14 Abr 2025];11(11):e0165304. Disponible en: <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0165304> DOI: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0165304>.



12. Acharya UR, Fujita H, Oh SL, Hagiwara Y, Tan JH, Adam M, et al. Deep convolutional neural network for the automated diagnosis of congestive heart failure using ECG signals. *Appl Intell* [Internet]. 2019 [citado 14 Abr 2025];49(1):16–27. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s10489-018-1179-1> DOI: <https://doi.org/10.1007/s10489-018-1179-1>.
13. Acharya UR, Fujita H, Sudarshan VK, Oh SL, Muhammad A, Koh JEW, et al. Application of empirical mode decomposition for automated identification of congestive heart failure using heart rate signals. *Neural Comput Appl*. 2017 [citado 14 Abr 2025];28(10):3073–3094. Retracted. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00521-016-2612-1> DOI: <https://doi.org/10.1007/s00521-016-2612-1>.
14. Attia IZ, Tseng AS, Benavente ED, Medina-Inojosa JR, Clark TG, Malyutina S, et al. External validation of a deep learning electrocardiogram algorithm to detect ventricular dysfunction. *Int J Cardiol* [Internet]. 2021 [citado 14 Abr 2025];329:130–135. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0167527320343138> DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijcard.2020.12.065>.
15. Attia ZI, Kapa S, Lopez-Jimenez F, McKie PM, Ladewig DJ, Satam G, et al. Screening for cardiac contractile dysfunction using an artificial intelligence-enabled electrocardiogram. *Nat Med* [Internet]. 2019 [citado 14 May 2025];25(1):70–74. Disponible en: <https://www.nature.com/articles/s41591-018-0240-2> DOI: <https://doi.org/10.1038/s41591-018-0240-2>.
16. Hussain L, Awan IA, Aziz W, Saeed S, Ali A, Zeeshan F, et al. Detecting congestive heart failure by extracting multimodal features and employing machine learning techniques. *Biomed Res Int* [Internet]. 2020 [citado 14 May 2025];2020:4281243. Disponible en: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1155/2020/4281243> DOI: <https://doi.org/10.1155/2020/4281243>.
17. Lih OS, Jahmunah V, San TR, Ciaccio EJ, Yamakawa T, Tanabe M, et al. Comprehensive electrocardiographic diagnosis based on deep learning. *Artif Intell Med* [Internet]. 2020 [citado 14 May 2025];103:101789. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0933365719309030> DOI: <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2019.101789>.
18. Adedinsewo D, Carter RE, Attia Z, Johnson P, Kashou AH, Dugan JL, et al. Artificial intelligence-enabled ECG algorithm to identify patients with left ventricular systolic dysfunction presenting to the emergency department with dyspnea. *Circ Arrhythm Electrophysiol* [Internet]. 2020 [citado 14 May 2025];13(8):e008437. Disponible en: <https://www.ahajournals.org/doi/full/10.1161/CIRCEP.120.008437> DOI: <https://doi.org/10.1161/circep.120.008437>.
19. Yang W, Si Y, Zhang G, Wang D, Sun M, Fan W, et al. A novel method for automated congestive heart failure and coronary artery disease recognition using THC-Net. *Inf Sci* [Internet]. 2021 [citado 22



- May 2025];568:427–447. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0020025521003637> DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2021.04.036>.
20. Harmon DM, Carter RE, Cohen-Shelly M, Svatikova A, Adedinsewo DA, Noseworthy PA, et al. Real-world performance, long-term efficacy, and absence of bias in the artificial intelligence-enhanced electrocardiogram to detect left ventricular systolic dysfunction. *Eur Heart J Digit Health* [Internet]. 2022 [citado 22 May 2025];3(2):238–244. Disponible en: <https://academic.oup.com/ehjdh/article/3/2/238/6586624?guestAccessKey=> DOI: <https://doi.org/10.1093/ehjdh/ztac028>.
 21. Bachtiger P, Petri CF, Scott FE, Park SR, Kelshiker MA, Sahemey HK, et al. Point-of-care screening for heart failure with reduced ejection fraction using artificial intelligence during ECG-enabled stethoscope examination. *Lancet Digit Health* [Internet]. 2022 [citado 24 May 2025];4(2):e117–e125. Disponible en: [https://www.thelancet.com/journals/landig/article/PIIS2589-7500\(21\)00256-9/fulltext](https://www.thelancet.com/journals/landig/article/PIIS2589-7500(21)00256-9/fulltext) DOI: [https://doi.org/10.1016/s2589-7500\(21\)00256-9](https://doi.org/10.1016/s2589-7500(21)00256-9).
 22. Attia ZI, Dugan J, Rideout A, Maidens JN, Venkatraman S, Guo L, et al. Automated detection of low ejection fraction from a one-lead electrocardiogram using an AI algorithm applied to a digital stethoscope. *Eur Heart J Digit Health* [Internet]. 2022 [citado 24 May 2025];3(3):373–379. Disponible en: <https://academic.oup.com/ehjdh/article/3/3/373/6590492?guestAccessKey=> DOI: <https://doi.org/10.1093/ehjdh/ztac030>.
 23. Surendra K, Nürnberg S, Bremer JP, Knorr MS, Ückert F, Wenzel JP, et al. Pragmatic screening for heart failure in the general population using an electrocardiogram-based neural network. *ESC Heart Fail* [Internet]. 2023 [citado 26 May 2025];10(2):975–984. Disponible en: <https://academic.oup.com/esICC/article/10/2/975/8304932?guestAccessKey=> DOI: <https://doi.org/10.1002/ehf2.14263>.
 24. Loncaric F, Camara O, Piella G, Bijmens B. Integration of artificial intelligence into clinical patient management: focus on cardiac imaging. *Rev Esp Cardiol (Engl Ed)* [Internet]. 2021 [citado 30 May 2025];74(1):72–80. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1885585720303145> DOI: <https://doi.org/10.1016/j.rec.2020.07.003>.
 25. Zargarzadeh A, Javanshir E, Ghaffari A, Mosharkesh E, Anari B. Artificial intelligence in cardiovascular medicine: an updated review of the literature. *J Cardiovasc Thorac Res* [Internet]. 2023 [citado 30 May 2025];15(4):204–209. Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10862032/> DOI: <https://doi.org/10.34172/jcvtr.2023.33031>.
 26. Bourazana A, Xanthopoulos A, Briasoulis A, Magouliotis D, Spiliopoulos K, Athanasiou T, et al. Artificial intelligence in heart failure: friend or foe? *Life* [Internet]. 2024 [citado 30 May 2025];14(1):145. Disponible en: <https://www.mdpi.com/2075-1729/14/1/145> DOI: <https://doi.org/10.3390/life14010145>.