Predicción a Largo Plazo de Infarto de Miocardio mediante Redes Neuronales Convolucionales Usando Representación Matricial de Electrocardiogramas

E. Caballero[1], A. Miguel[1], P. B. Munroe[2,3], J. Ramírez[1,2,4], J. P. Martínez[1,4]

[1] Instituto de Innovación en Ingeniería de Aragón, Universidad de Zaragoza, Zaragoza, España, {ecaballero, amiguel, julia.ramirez, jpmart}@unizar.es

[2] Clinical Pharmacology and Precision Medicine, William Harvey Research Institute, Queen Mary University of London, Londres, Reino Unido, p.b.munroe@qmul.ac.uk

[3] NIHR Barts Cardiovascular Biomedical Research Centre, Barts and The London Faculty of Medicine and Dentistry, Queen Mary University of London, Londres, Reino Unido.

[4] Centro de Investigación Biomédica en Red, Bioingeniería, Biomateriales y Nanomedicina. Zaragoza, España.

Resumen

La estratificación del riesgo de infarto de miocardio (IM) es fundamental para la intervención temprana y la prevención. Los modelos de redes neuronales profundas que toman como entrada el ECG se han mostrado prometedores a la hora de predecir eventos cardiovasculares. Sin embargo, estos métodos siguen limitados a periodos de seguimiento relativamente cortos y pueden no ser aplicables a una población general. Planteamos la hipótesis de que el rendimiento de estos modelos mejorará si los datos de entrada se presentan en un formato estructurado, lo que permitirá al modelo extraer características más relevantes de la misma señal de ECG. Diseñamos y comparamos el rendimiento de dos redes neuronales convolucionales, diseñadas para la predicción de IM en ocho periodos de seguimiento, de uno a doce años. El primer modelo se diseñó para tomar 3 segundos de un ECG de 1 derivación como entrada (1D), mientras que el segundo utiliza una representación matricial (2D) del mismo ECG de 1 derivación. Entrenamos ambos modelos utilizando 97 382 ECG de 1 derivación tomados de UKBiobank, utilizando señales de sujetos sin antecedentes previos de IM. Nuestro modelo 2D propuesto mostró un rendimiento ligeramente mejor, con un aumento medio del AUC de 0,008. Estos resultados sugieren que el modelo propuesto capta mejor la diferencia entre los sujetos con mayor riesgo de IM. Con este trabajo, buscamos mejorar la predicción del riesgo de IM para proporcionar a los profesionales sanitarios información precisa y oportuna para la toma de decisiones clínicas.

1. Introducción

Las enfermedades cardiovasculares (ECV) son la principal causa de muerte en el mundo, y representan alrededor del 32% de las muertes anuales. Las cardiopatías isquémicas (CI), incluido el infarto de miocardio (IM), son la principal causa de estas muertes [1, 2]. A pesar de los avances en el diagnóstico y el tratamiento, predecir y prevenir estos eventos sigue siendo un reto importante [3].

Los modelos de electrocardiograma (ECG) basados en la inteligencia artificial (IA) han demostrado potencial para predecir varias enfermedades cardiovasculares [4, 5]. En concreto para IM, se han propuesto varios modelos para predecir estos eventos utilizando diferentes enfoques [6-9]. Por ejemplo, Gustafsson [9] propuso un modelo para la predicción durante la hospitalización, utilizando ECG de 8 derivaciones, sexo y edad, obteniendo buenos resultados. Sin embargo, hay una falta de modelos dedicados a predecir las ECV en periodos de seguimiento a largo plazo. Además, la mayoría de los modelos se basan en modalidades de ECG de 12 derivaciones, lo que limita la aplicabilidad cuando solo se dispone de una derivación (como en el caso de relojes y bandas inteligentes). Un ejemplo de esto es el modelo propuesto por Sau [10], en el que desarrollaron un modelo de IA para predecir la mortalidad utilizando las 8 derivaciones independientes del ECG y luego lo adaptaron para utilizar solo una derivación.

Nuestro objetivo es superar estas limitaciones proponiendo un nuevo modelo basado en redes neuronales convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés) que utilice una representación matricial de la señal del ECG. Nuestra hipótesis es que con este formato de entrada la red neuronal podrá extraer características relevantes, como la variabilidad del ritmo cardíaco, que mejoren la predicción de ECV [11-13], gracias a la capacidad de las CNN para reconocer patrones espaciales complejos.

2. Métodos y materiales

2.1. Materiales

Se utilizaron registros de ECG de la base de datos UKBiobank (aplicación 8256, el estudio fue aprobado por un comité de revisión institucional y todos los sujetos dieron su consentimiento informado).

Se excluyó a las personas que tenían un diagnóstico previo de IM (definido como ingreso hospitalario con IM documentado, utilizando los códigos ICD9, ICD10 y OPCS4); si la amplitud pico a pico del ECG después del preprocesamiento era inferior a 0,25 mV o superior a 5 mV, si la duración total del registro era menor a 3 segundos o si no había seguimiento durante al menos un año después del registro del ECG.

Utilizamos un total de 97 382 señales de ECG, después de aplicar los criterios de exclusión, tomadas de dos cohortes, dando prioridad al registro más antiguo disponible. 64 537

ISBN: 978-84-09-80259-3

señales de ECG provienen de una prueba de esfuerzo en bicicleta que constaba de tres etapas: reposo (15 segundos), actividad (6 minutos) y recuperación (1 minuto); en este estudio se registraron señales de ECG con 4 electrodos, ubicados en las muñecas y en las fosas cubitales. De estos registros utilizamos la primera derivación y solamente el segmento de ECG durante la primera etapa, es decir, cuando los sujetos estaban en reposo. Las 32 845 señales de ECG restantes provienen de un ECG en reposo de 12 derivaciones con duración variable, adquirido durante una visita a un estudio de imagenología; de esta cohorte tomamos la derivación I de los registros.

El tiempo medio de seguimiento tras el registro del ECG fue de 9,37 ± 3,84 años. La mediana de edad en el momento del registro del ECG fue de 60 años (RIC: 53 - 66). Dado que no disponemos de información de todos los sujetos para los 12 años completos de seguimiento, consideramos cada registro hasta el tiempo de seguimiento disponible, después de lo cual el sujeto se considera censurado y no se utiliza para calcular la pérdida en el entrenamiento de la CNN.

2.2. Preprocesado de ECG

La frecuencia de muestreo para todas las señales de ECG fue de 500 Hz. Todas las señales se filtraron utilizando un filtro Butterworth de paso de banda bidireccional con frecuencias de corte de 0,5 y 40 Hz, y órdenes de filtro de 3 y 10, respectivamente, para eliminar la deriva de la línea de base y el ruido de alta frecuencia.

2.3. Modelo 1D ECG CNN

El primer modelo CNN se diseñó para introducir un segmento de 3 segundos de la señal del ECG y generar un vector de 8 elementos, correspondiente a la predicción de IM en 8 instantes temporales (1, 2, 3, 4, 6, 8, 10 y 12 años) después del registro del ECG. Utilizamos una arquitectura de tres bloques: primero, un extractor de características, compuesto por seis capas convolucionales 1D; luego, una capa de promedio global de pooling para quedarnos con un solo vector de características; y, por último, un bloque de predicción compuesto por tres capas totalmente conectadas.

Para hacer frente al desequilibrio de clases (Tabla 1), utilizamos un aumento de datos para representar por igual las tres clases en todas las particiones (caso, control y censurado). Para ello, para cada partición, generamos 10 000 segmentos tomando aleatoriamente un segmento de 3 segundos de un ECG aleatorio, asegurándonos de que un tercio de las muestras resultantes representaran cada clase al final del seguimiento de 12 años.

Tabla 1. Balance de clases para cada periodo de seguimiento.

Años	Casos	Controles	Censurados
1	204 (0,21%)	97 178 (99,79%)	-
2	439 (0,45%)	96 067 (98,65%)	876 (0,90%)
3	671(0,69%)	93 036 (95,54%)	3 675 (3,77%)
4	909 (0,93%)	82 023 (84,23%)	14 450 (14,84%)
6	1 312 (1,35%)	69 489 (71,36%)	26 581 (27,30%)
8	1 702 (1,75%)	62 447 (64,13%)	33 233 (34,13%)
10	2 135 (2,19%)	54 720 (56,19%)	40 527 (41,62%)
12	2 490 (5,56%)	51 684 (53,07%)	43 208 (44,37%)

Para el entrenamiento de los modelos, utilizamos una estrategia de validación cruzada de 10 particiones, asegurándonos de que cada una mantuviera el equilibrio entre casos y controles del conjunto de datos completo, y reservando el 20% del total de señales para el conjunto de prueba, manteniendo también el equilibrio. Esta estrategia generó 10 modelos, uno para cada partición. La función de pérdida utilizada durante el entrenamiento fue diseñada para incluir a los sujetos solamente hasta su fecha de censura (fecha en la que ya no tenemos datos de seguimiento), esto para evitar que la falta de datos de seguimiento introduzca un sesgo de supervivencia. Las predicciones finales se obtuvieron promediando las predicciones generadas por los 10 modelos distintos. Todo el desarrollo y las pruebas de los modelos se realizaron utilizando el paquete PyTorch (versión 2.3.1+cu118) en Python (versión 3.8.10).

Tabla 2. Cohorte y partición de señales ECG

	Prueba de bicicleta	ECG de 12 derivaciones	Total
Entrenamiento	51 521	26 384	77 905
Prueba	13 016	6 461	19 477
Total	64 537	32 845	97 382

2.4. Modelo 2D ECG CNN

El segundo modelo se diseñó para tomar como entrada una matriz representativa del registro de ECG de 1 derivación y, al igual que el modelo CNN de ECG 1D, producir un vector de 8 elementos con las predicciones de IM en los mismos instantes temporales. De manera similar, utilizamos la arquitectura de tres bloques, pero modificando el bloque extractor de características para manejar la matriz utilizando capas convolucionales 2D y modificando la capa de promedio global de pooling para tomar en cuenta la dimensión extra.

Para crear la matriz representativa, se detectaron todos los picos de onda R, utilizando un delineador basado en ondículas (wavelets), propuesto en [14]. De cada onda R detectada, extrajimos un segmento de 1,6 segundos, que abarcaba 0,35 segundos antes y 1,25 segundos después del pico. Estos segmentos contienen la morfología completa de

ISBN: 978-84-09-80259-3

un latido cardíaco típico (incluidas la onda P, el complejo QRS y la onda T) y, dependiendo de la frecuencia cardíaca, una parte significativa del siguiente latido, incorporando de este modo información sobre la variabilidad de la frecuencia cardíaca. Cada uno de estos segmentos se convirtió en una fila de nuestra matriz, con todos los segmentos alineados con el pico de la onda R. Esto creó una representación en la que la dimensión vertical capta la morfología de los latidos cardíacos individuales, mientras que la alineación permite a la red aprender las sutiles variaciones en la morfología y periodo de los latidos consecutivos.

Se utilizó la misma estrategia de validación cruzada de 10 particiones que la utilizada para el modelo 1D ECG CNN, asegurándonos además de utilizar los mismos sujetos en cada partición. Para el aumento de datos se segmentaron las matrices generadas en trozos de 4 filas (latidos) consecutivos; esto para representar aproximadamente lo mismo que se podría capturar en un segmento de 3 segundos, y poder así generar las mismas 10 000 señales, similar a lo realizado para el modelo 1D ECG CNN. En la figura 2 podemos ver un ejemplo de la representación matricial de un ECG en el que cada fila representa un latido y parte del siguiente.

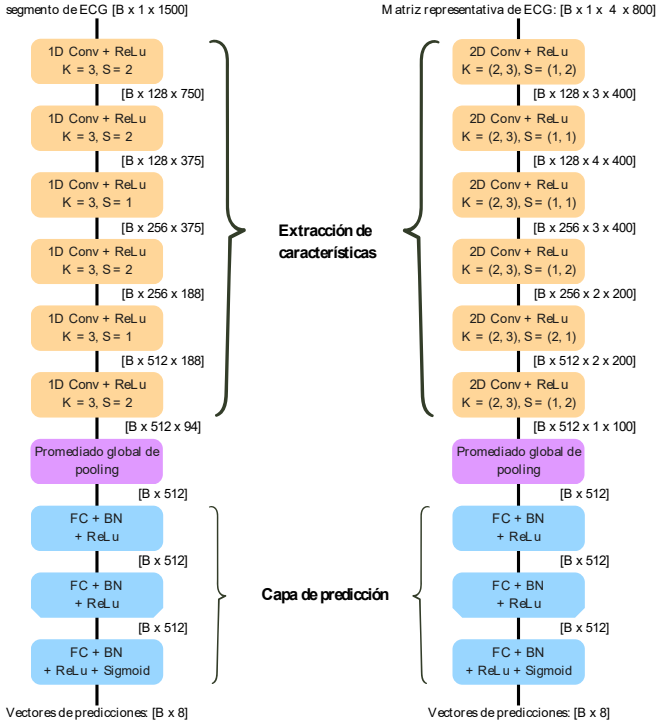


Figura 1. Comparación de arquitecturas de ambos modelos 1D ECG CNN (izquierda) y 2D ECG CNN (derecha)

Se eligieron dos arquitecturas de modelo similares para garantizar que las diferencias de rendimiento se debieran al preprocesamiento y la transformación de la señal, y no a la arquitectura de la red en sí.

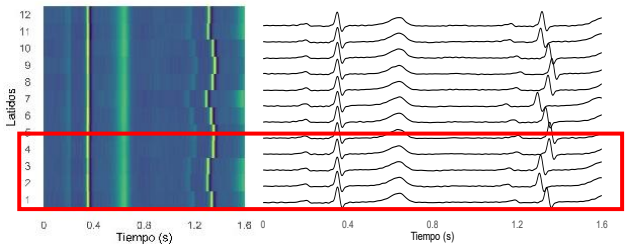


Figura 2. Representación visual de la transformación matricial del ECG, el cuadrado rojo representa el ejemplo de las 4 filas utilizadas como entrada de la CNN.

3. Resultados

El rendimiento del modelo se evaluó con el área bajo la curva característica operativa del receptor (AUC-ROC, por sus siglas en inglés) de la salida de la red para cada uno de los tiempos de seguimiento. La evaluación se realizó utilizando únicamente las señales reservadas para pruebas, correspondiente a 19 477 señales de ECG, que no fueron utilizadas ni para el entrenamiento ni para la validación.

Nuestro modelo 2D ECG CNN propuesto mostró un rendimiento ligeramente mejor, que se mantuvo en todos los tiempos de seguimiento. Nuestro modelo mostró una mejora en las predicciones, con un incremento del AUC-ROC de 0,008. El AUC-ROC aumentó de una media de 0,612 (IC del 95%: 0,589 - 0,636) a 0,620 (IC del 95%: 0,597 - 0,643). Se encontró una diferencia significativa en las predicciones a 3 y 4 años ($p = 1{,}3\times10^{-4}$ y $p = 8{,}9\times10^{-3}$, respectivamente).

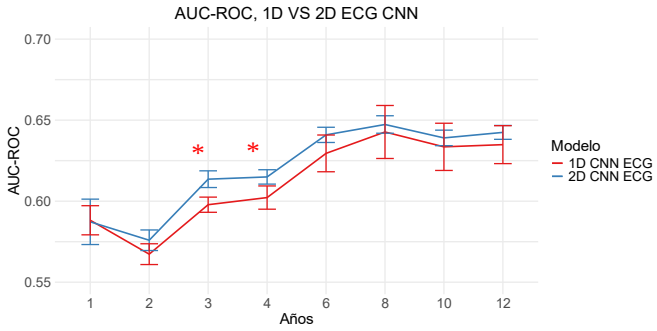


Figura 3. Comparación de AUC-ROC para ambos modelos para los 8 instantes de tiempo. (los asteriscos indican diferencia significativa)

4. Conclusiones

En este estudio, desarrollamos, entrenamos y probamos dos modelos CNN distintos diseñados para la predicción del riesgo de IM en ocho momentos a lo largo de un seguimiento de 12 años. Nuestro análisis comparativo del rendimiento de los modelos, evaluado mediante AUC-ROC, reveló que el modelo propuesto que utiliza representaciones matriciales de la señal del ECG superó de

ISBN: 978-84-09-80259-3

manera consistente al CNN 1D en diferentes predicciones de tiempo de seguimiento. Estos resultados sugieren que la representación matricial, al capturar tanto las características morfológicas de los latidos cardíacos individuales como la dinámica temporal entre ellos, es capaz de discernir mejor, diferencias sutiles pero críticas entre los sujetos con mayor propensión a sufrir un infarto de miocardio en el futuro.

Con este enfoque, nuestro objetivo es mejorar la precisión de la predicción del riesgo de IM y proporcionar a los médicos información más fiable y oportuna para guiar sus procesos de toma de decisiones. La estratificación del riesgo a largo plazo en la población general es especialmente difícil en el contexto de las enfermedades cardiovasculares debido a que se buscan indicios preclínicos, muy sutiles y, a menudo, a la disponibilidad limitada de datos longitudinales etiquetados de forma exhaustiva que abarquen muchos años. Nuestra investigación sobre estas técnicas avanzadas de aprendizaje profundo representa un paso adelante para abordar este problema, que podría permitir la identificación más temprana de las personas en riesgo y facilitar estrategias preventivas más proactivas y personalizadas.

4.1. Limitaciones y trabajo futuro

La validación de la metodología únicamente en el Biobanco del Reino Unido limita su generalización a poblaciones más amplias debido a posibles sesgos demográficos y de prevalencia; se necesitan pruebas adicionales para validar este modelo. Además, la arquitectura 2D-CNN se adaptó a partir de una red optimizada en 1D, por lo que puede que no sea óptima para procesar una matriz, lo que sugiere la posibilidad de mejorar aún más el rendimiento con diseños y optimizaciones de redes 2D específicas.

La metodología propuesta ofrece la oportunidad de predecir diversos criterios de valoración cardiovasculares más allá del IM. Este enfoque podría aplicarse para identificar patrones en los ECG indicativos de arritmias, insuficiencia cardíaca u otras afecciones.

Agradecimientos

Este trabajo ha contado con el apoyo de los proyectos PID2022-140556OB-I00, PID2023-148975OB-I00 y CNS2023-143599 financiados por el Ministerio de Ciencia e Innovación (MCIN) y FEDER, y del Grupo T39-23R 2014-2020 de Interpretación de Señales Biomédicas y Simulación Computacional (BSICoS). JR agradece la financiación de la beca RYC2021-031413-I de MCIN. Los cálculos se realizaron utilizando ICTS NANBIOSIS.

Referencias

[1] N. Salari, et al. “The global prevalence of myocardial infarction: a systematic review and meta-analysis”, *BMC Cardiovasc. Disord.*, vol. 23, no. 206, Apr. 2023.

[2] A. Alexova, "ANNEX: Prevalence of STEMI", *ESC Press Office*, [Online]. Available: https://www.escardio.org/The-ESC/Press-Office/annex-prevalence-of-stemi. [Accessed: Aug. 9, 2025].

[3] E. Svennberg, et al., “State of the Art of Artificial Intelligence in Clinical Electrophysiology in 2025: A Scientific Statement of the European Heart Rhythm Association (EHRA) of the ESC, the Heart Rhythm Society (HRS), and the ESC Working Group on E-Cardiology”, *EP Europace*, vol. 27, no. euaf071, May 2025.

[4] M. Z.H. Kolk, et al., “Prediction of sudden cardiac death using artificial intelligence: Current status and future directions”, *Heart Rhythm*, vol. 22, no. 3, pp. 756-766, Mar, 2025.

[5] CH. Lin, et al., “A multitask deep learning model utilizing electrocardiograms for major cardiovascular adverse events prediction”, *npj Digital Medicine*, vol. 8, no.1, Jan. 2025.

[6] O. J. Mechanic, M. Gavin, and S. A. Grossman, "Acute Myocardial Infarction," *StatPearls*, no. NBK459269, Oct. 2017. [Online]. Available: https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29083808/

[7] D. Chumachenko, et al., "Machine Learning Methods in Predicting Patients with Suspected Myocardial Infarction Based on Short-Time HRV Data", *Sensors*, vol. 22, no. 7033, Sep. 2022.

[8] R. Liu, et al., "An artificial intelligence-based risk prediction model of myocardial infarction", *BMC Bioinform.*, vol. 23, no. 217, Jun. 2020.

[9] S. Gustafsson, et al., “Development and validation of deep learning ECG-based prediction of myocardial infarction in emergency department patients”, *Sci. Rep.*, vol. 12, no. 19615, Nov. 2022.

[10] A. Sau, et al., "Artificial intelligence-enabled electrocardiogram for mortality and cardiovascular risk estimation: a model development and validation study", *Lancet Digit. Health*, vol. 51, no e802, Nov. 2024.

[11] L. B. T. Yugar, et al., “The Role of Heart Rate Variability (HRV) in Different Hypertensive Syndromes”, *Diagnostics*, vol. 13, no. 785, Feb. 2023.

[12] N. Chattipakorn, et al., "Heart rate variability in myocardial infarction and heart failure", *Int. J. Cardiol.*, vol. 120, no. 3, pp. 289-296, Sep. 2007.

[13] Y. Zhang, et al. "Value of heart rate variability on dynamic electrocardiogram in predicting ventricular fibrillation in elderly acute myocardial infarction patients", *Ann. Palliat. Med*., vol. 9, no. 5, Sep. 2020.

[14] J. P. Martinez, et al., "A wavelet-based ECG delineator: evaluation on standard databases", *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. 51, no. 4, pp. 570-581, Apr. 2004.