

**Evaluation of artificial intelligence techniques for ECG signal prediction.
Guayaquil. Ecuador. 2023**

**Evaluación de técnicas de inteligencia artificial para predicción de señales
de electrocardiograma. Guayaquil. Ecuador. 2023**

Autores:

Noboa-Terán, Cesar Augusto
UNIVERSIDAD DE GUAYAQUIL- ECUADOR
Maestría en Análisis y Visualización de Datos Masivos
Magister en Telecomunicaciones
Ingeniero en computación.
Docente en la Facultad de Ciencias Médicas



cesar.noboat@ug.edu.ec



<https://orcid.org/0000-0002-4295-705X>

Ramirez-Hecksher, Ana María
UNIVERSIDAD DE GUAYAQUIL - ECUADOR
Magister en Diseño Curricular
Master Universitario en Diseño y Gestión de Proyectos Tecnológicos
Licenciada en Ciencias de la Educación
Docente en la Facultad De Ciencias Médicas



anaramirezh@ug.edu.ec



<https://orcid.org/0000-0002-6767-155X>

Medina-Avelino, Jorge Alberto
UNIVERSITY OF PACIFICO, ECUADOR
Magister en Docencia y Gerencia en Educación Superior
Master Universitario en Desarrollo de Software
Ingeniero en Sistemas Computacionales
Docente en la Faculty of Technology and Innovation



jorge.medina@upacifico.edu.ec



<https://orcid.org/0000-0003-1682-7953>

Fechas de recepción: 14-MAY-2024 aceptación: 14-JUN-2024 publicación: 15-JUN-2024



<https://orcid.org/0000-0002-8695-5005>

<http://mqrinvestigiar.com/>



Resumen

Las enfermedades cardiovasculares son trastornos del corazón y de los vasos sanguíneos. Su mortalidad es alta y cada año fallecen casi 18 millones de personas en el mundo. El electrocardiograma es usado en medicina para monitorear pequeños cambios eléctricos en la piel del cuerpo de un paciente, emitidos por la actividad del corazón humano. En la actualidad con los avances tecnológicos y la evolución de los algoritmos de inteligencia artificial, se pueden aprovechar las diferentes técnicas de inteligencia artificial, para el análisis de señales de un electrocardiograma, para predecir una patología cardíaca y determinar qué algoritmo es el más adecuado, en la predicción del diagnóstico de una alteración presente.

Objetivo: Probar algoritmos de inteligencia artificial y evaluar su aplicación en la predicción de patologías cardíacas, a través de la introducción de información de electrocardiogramas, en la base de datos abierta de arritmias de MIT-BIH, para visibilizar su utilidad predictiva para alteraciones cardíacas en el ámbito de la medicina.

Material y Método. El estudio se realiza en la Facultad de Ciencias Médicas de la Universidad de Guayaquil, utiliza técnicas de inteligencia artificial para el análisis de señales ECG de la base de datos abierta de arritmias de MIT-BIH.

Conclusión. La evolución de los algoritmos de inteligencia artificial, permiten abordarla en el ámbito de la medicina, para monitorear si es posible predecir eventos cardíacos que complican la salud de los pacientes.

Palabras clave: Algoritmo; predictivo; trastornos; cardíacos; electrocardiograma



Abstract

Cardiovascular diseases are disorders of the heart and blood vessels. Its mortality is high and almost 18 million people die every year in the world. The electrocardiogram is used in medicine to monitor small electrical changes in the skin of a patient's body, emitted by the activity of the human heart. Currently, with technological advances and the evolution of artificial intelligence algorithms, different artificial intelligence techniques can be used to analyze the signals of an electrocardiogram, to predict cardiac pathology and determine which algorithm is the most appropriate, in predicting the diagnosis of a present alteration.

Objective: Test artificial intelligence algorithms and evaluate their application in the prediction of cardiac pathologies, through the introduction of electrocardiogram information in the MIT-BIH open arrhythmia database, to make visible their predictive usefulness for cardiac disorders in the field. Of medicine.

Material and method. The study is carried out at the Faculty of Medical Sciences of the University of Guayaquil, and uses artificial intelligence techniques for the analysis of ECG signals from the MIT-BIH open arrhythmia database.

Conclusion. The evolution of artificial intelligence algorithms allows it to be addressed in the field of medicine, to monitor whether it is possible to predict cardiac events that complicate the health of patients.

Keywords: Algorithm; predictive; disorders; cardiac; electrocardiogram



Introducción

En el nuevo siglo, el área de la salud tiene la obligación de velar por el bienestar del individuo en particular y de la sociedad en general. Por lo tanto, las exigencias en el desarrollo de conocimientos, habilidades y competencias es un factor indispensable y requiere elaborar cada vez mejores herramientas que aporten a los profesionales de la salud con información que contribuya a cumplir su labor. El área de la salud incluye varias carreras enfocadas en complementar la atención sanitaria, cada carrera tiene su ámbito de acción específico y aportan como parte del equipo de salud en coordinación con un médico especialista y aunque algunas tienen mayor afinidad con otras, todas tienen la misión de alcanzar el bienestar del paciente.

En el mundo se reportan las altas tasas de fallecimiento por enfermedades cardiovasculares, siendo también la principal causa de enfermedades, discapacidades y muertes prevenibles, se espera que su incidencia aumente en las próximas décadas. De acuerdo con la Organización Mundial de la Salud (OMS), las enfermedades cardiovasculares (ECV) son desórdenes del corazón y de los vasos sanguíneos, y se han convertido en la principal causa de muerte en todo el mundo. Las enfermedades cardiovasculares (ECV) pueden presentarse acompañadas de hipertensión arterial (presión arterial alta), enfermedad coronaria (infarto de miocardio), enfermedad cerebrovascular, enfermedad vascular periférica, insuficiencia cardíaca, cardiopatía reumática, cardiopatía congénita y enfermedad del miocardio. (Chevez et al., 2020).

Se desarrollan en forma silenciosa existen varios factores de riesgo que predisponen a padecer enfermedades coronarias asociadas a aterosclerosis y enfermedades cerebrovasculares. La frecuencia de enfermedades cardíacas congénitas también es significativa: 8 casos por 1.000 nacidos vivos cada año, mientras que la frecuencia de trombosis venosa profunda de las extremidades inferiores es de 1 a 2 casos por 1.000 personas. (Veloza et al., 2019).

En países de ingresos bajos y medios es donde más de las tres cuartas partes de muertes han ocurrido y el número de casos sigue aumentando. (OPS/OMS, 2021). En América Latina y el Caribe tanto en los países subdesarrollados como en los desarrollados, son la principal causa de muerte por enfermedades crónicas no transmisibles, origen anualmente se producen alrededor de 726 000 defunciones siendo la cardiopatía isquémica la principal causa. En las últimas dos décadas, esta cifra ha aumentado un 41%, lo que ha provocado 17,3 millones de muertes al año. Se presume que su impacto social y económico continuará en aumento Se presume que su impacto social y económico continuará en aumento (Dávila, 2020).

En Ecuador en el 2019 las enfermedades cardiovasculares se consideraban la primera causa de muerte, con el 26,49% del total de defunciones. En los últimos años se ha registrado un promedio de 247.000 primeras consultas y casi 1,5 millones de consultas para control. En el año 2018, una encuesta realizada por STEPS en Ecuador, en colaboración con el Ministerio



de Salud Pública (MSP) e Instituto Nacional de Estadísticas y Censos (INEC), reveló que las enfermedades cardiovasculares (ECV) se encuentran entre las mayores causas de mortalidad en el país, ocupando el primer lugar. Se reportó que el 19.8% de la población presentaba hipertensión, y el 17% tenía su presión arterial controlada, el 56.3% no estaba recibiendo tratamiento farmacológico para controlar su presión. En este contexto el MSP en colaboración con la Organización Panamericana de la Salud (OPS/OMS) Ecuador implementaron en 2019 la iniciativa HEARTS, con el objetivo de prevenir y controlar los problemas de las enfermedades cardiovasculares. (OMS/OPS, 2023)

Con estos antecedentes se requiere de estrategias y herramientas eficientes que contribuyan a mejorar la detección temprana de alteraciones del ritmo cardiaco para desarrollar un plan de tratamiento preventivo efectivos para controlar esta alteración de salud a tiempo y evitar consecuencias fatales.

El electrocardiograma (ECG) es usado en medicina para monitorear pequeños cambios eléctricos en la piel del cuerpo de un paciente emitidos por la actividad del corazón humano. Esta señal eléctrica es una representación de un voltaje en función del tiempo. Tiene una forma característica claramente diferenciada. La forma de esta señal permite a los médicos identificar ciertas alteraciones que evidencian patologías cardíacas, mediante un análisis visual basado en el conocimiento médico e historial del paciente.

El electrocardiograma o ECG

El electrocardiograma (ECG) es un método que amplifica los impulsos eléctricos del corazón y los registra durante un periodo de tiempo. Puede mostrar signos de una patología cardíaca, la cual puede ser interpretada por el juicio experto de un médico. Se recurre a un ECG cuando se sospecha de una dolencia cardíaca. Para realizar el electrocardiograma es necesario colocar sensores, llamados también electrodos, los cuales van adheridos sobre los brazos, piernas y tórax del paciente. Los electrodos están conectados mediante cables a una máquina o dispositivo que registra la magnitud y la dirección de las corrientes eléctricas del corazón durante cada latido (Cascino & Shea, 2022).

Los dispositivos que leen estas señales eléctricas generan un gráfico con el eje horizontal “x” mostrando el tiempo en segundos y en el eje vertical “y” se muestra la señal de voltaje medido en milivoltios, se usa una cuadrícula esta representación gráfica consta de varios segmentos: Onda P, Intervalo PR, complejo QRS, Segmento ST y onda T, los cuales se muestran en la siguiente figura:



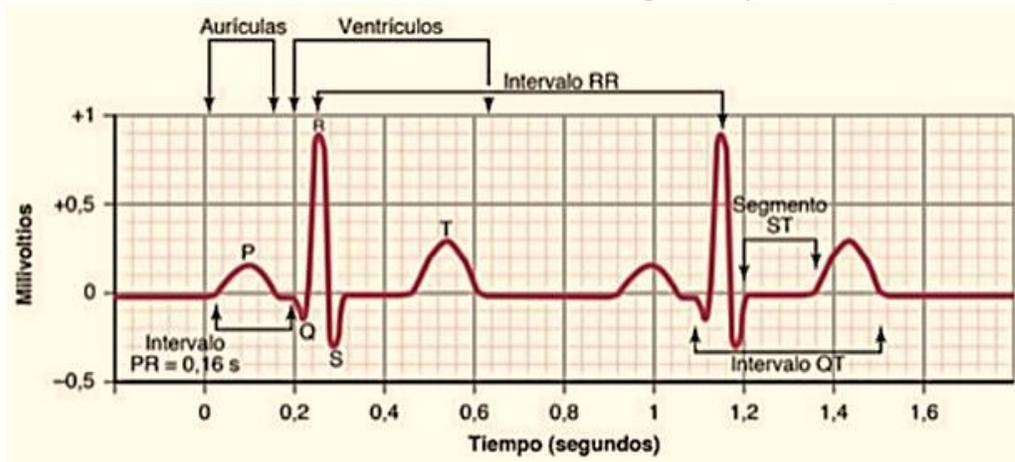


Figura 1. Señal ECG normal sobre una cuadrícula(Guyton et al., 2020)

Cuando existe una patología cardíaca, el patrón repetitivo de la señal puede variar, siendo el médico con su juicio experto capaz de identificar las causas de esta arritmia. Una arritmia es un trastorno de la frecuencia cardíaca o del ritmo cardíaco, el corazón puede latir demasiado rápido (taquicardia), demasiado lento (bradicardia) o de manera irregular (MedlinePlus, 2022).

El análisis considerará a la señal ECG como una serie de temporal que contenga medidas de voltaje versus tiempo, la cual puede ser caracterizada en términos de frecuencias y amplitudes, descartándose interpretaciones médicas del gráfico.

En la actualidad con los avances tecnológicos y la evolución de los algoritmos de inteligencia artificial se pueden abordar temáticas con medios digitales y ayuda de las computadoras. El presente trabajo pretende aprovechar las diferentes técnicas de inteligencia artificial para el análisis de señales de un electrocardiograma ECG, mediante una evaluación comparativa para predecir una patología cardíaca y determinar qué algoritmo es el más adecuado en la predicción del diagnóstico de una alteración presente en una señal ECG.

Las fuentes de datos

La base de datos de arritmia (acceso público) llamada MIT-BIH fue elaborada en la década de 1970 por las contribuciones del Hospital Beth Israel (BIH) y el Instituto Tecnológico de Massachussets (MIT). Este esfuerzo fue uno de los productos más importantes que se utilizó como material de prueba estándar para evaluación de detectores de arritmia, así como fue utilizado para la investigación básica de la dinámica cardíaca en más de 500 sitios en todo el mundo (Moody & Mark, 1992).

En este repositorio se cuenta con extractos de media hora obtenidos de 47 sujetos estudiados por el Laboratorio de Arritmias de BIH entre 1975 y 1979.

Se considera que el repositorio Kaggle, es útil también para crear un conjunto de datos a partir de los archivos de salida, es una herramienta valiosa (plataforma gratuita) que pone a

disposición de los usuarios problemas a solucionar, utilizando ciencia de datos, análisis predictivo o técnicas de machine learning, entre otros.

Objetivo: Probar algoritmos de inteligencia artificial y evaluar su aplicación en la predicción de patologías cardiacas, a través de la introducción de información de electrocardiogramas, en la base de datos abierta de arritmias de MIT-BIH, para visibilizar su utilidad predictiva para alteraciones cardiacas en el ámbito de la medicina.

Material y Método. - La presente investigación tiene un enfoque cuantitativo y evaluará de manera cuantitativa algoritmos de aprendizaje automático para la predicción de un diagnóstico ECG. El diseño es experimental, en el cual se controlará las variables independientes, es decir los datos de entrada: Señal ECG y los hiperparámetros, existiendo una variable dependiente, la cual es el nivel de precisión del diagnóstico. La finalidad de este estudio es de tipo aplicado, se genera la mejor configuración de hiperparámetros para ser utilizada en futuras investigaciones aplicadas en esta línea de investigación.

La investigación se realiza en la Facultad de Ciencias Médicas de la Universidad de Guayaquil, forma parte del Proyecto denominado: “Sistema ubicuo para gestión de electrocardiogramas ECG en el análisis y tomas de decisiones.” con código FCI-024 bajo la dirección de la Coordinación de Investigación y Gestión del Conocimiento de la Universidad de Guayaquil. En el estudio se emplea señales ECG de la base de datos abierta de arritmias de MIT-BIH, (Instituto de Tecnología de Massachusetts) utilizada principalmente en investigación, detección y análisis de arritmias cardíacas. Esta base de datos intenta proporcionar un entorno totalmente automatizado para proporcionar información exacta para la detección de arritmias ventriculares. Se ingresa la información al repositorio Kaggle, las cuales serán preprocesadas para ajustarlas como entrada de algoritmos de inteligencia artificial, estos algoritmos serán parametrizados, luego a través de entrenamiento y validación llegar a optimización de los hiperparámetros del modelo de predicción. Las señales corresponden a las formas de electrocardiograma (ECG) de los latidos del corazón para el caso normal y los casos afectados por diferentes arritmias e infarto de miocardio. En total hay 87544 instancias de entrenamiento y 21892 instancias para validación, por lo que se considera tener un conjunto de datos robusto y avalado por instituciones de alto prestigio (Kaggle, 2022).

Estos datos de entrada serán sometidos a una etapa de preprocesamiento, donde se adecuarán a los requisitos de entrada de los algoritmos de inteligencia artificial. Los datos se encuentran grabados en archivos planos de tipo CSV, los cuales representan una serie de tiempo con niveles de voltaje cardiaco. Los procesos que se probarán en los datos de entrada para adecuarlos son: La normalización de los valores, el re-escalado de la señal, recorte de la señal. Se determinará claramente que procesos se llevarán a cabo.

A través de este estudio se busca responder la pregunta: Los algoritmos permiten obtener mejores niveles de precisión en la predicción de la señal ECG. Se identificó como variables independientes: El protocolo de entrada de datos e hiperparámetros y como variable



dependiente el rendimiento del algoritmo medido por sus niveles de precisión. La presente investigación contribuirá a visibilizar las oportunidades que tiene la inteligencia artificial en su aplicación en el ámbito de la medicina, tales como el reconocimiento de patrones en una señal ECG.

Las fuentes de la señal ECG utilizada, es la base de datos de arritmia de acceso público llamada MIT-BIH contribuciones del Hospital Beth Israel (BIH) y el Instituto Tecnológico de Massachussets (MIT) el cual se utilizó anteriormente como material de prueba estándar para evaluación de detectores de arritmia y en la investigación básica de la dinámica cardíaca en más de 500 sitios en todo el mundo (Moody & Mark, 1992).

El repositorio cuenta con extractos de media hora obtenidos de 47 sujetos estudiados por el Laboratorio de Arritmias de BIH entre 1975 y 1979. Para el presente estudio se eligieron 23 registros al azar de un conjunto de 4000 registros de 24 horas de ECG ambulatorios recopilados de una población mixta de pacientes hospitalizados (alrededor del 60%) y pacientes ambulatorios (alrededor del 40%) en el Hospital Beth Israel de Boston; y las 25 grabaciones restantes se seleccionaron del mismo conjunto para incluir arritmias menos comunes, pero clínicamente significativas que no estarían bien representadas en una pequeña muestra aleatoria.

Las grabaciones se digitalizaron a 360 muestras por segundo por canal, con una resolución de 11 bits en un rango de 10 mV (Moody & Mark, 1992).

Este dataset también se encuentra en el repositorio Kaggle, con un nivel de preprocesamiento y segmentación; y cada segmento corresponde a un latido del corazón. En este caso hay 87544 instancias de entrenamiento y 21892 instancias para validación (Kaggle, 2022).

Datos de arritmia catalogados
Número total de instancias: 109446
Número de categorías: 5
Frecuencia de muestreo: 125Hz
Clases: ['N': 0, 'S': 1, 'V': 2, 'F': 3, 'Q': 4]

Tabla 1. Características del dataset MIT-BIH (Kaggle, 2022)

Este dataset se utilizará para explorar la clasificación de estas señales utilizando técnicas de inteligencia artificial mediante algoritmos de aprendizaje automático.

Desarrollo

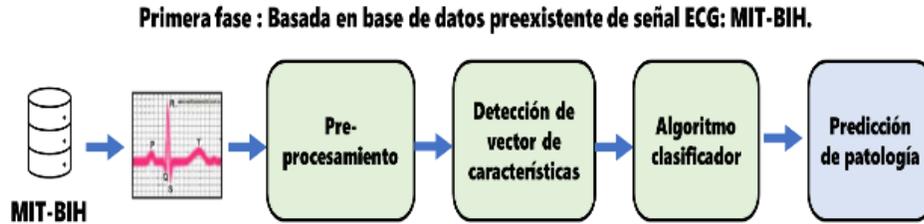


Figura 2. Algoritmos de la fase 1

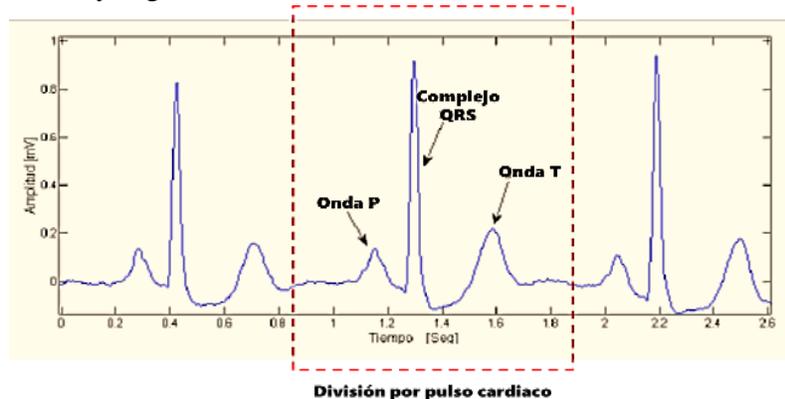
Los datos que se utilizan y que provienen de la base de datos MIT-BIH, constan de señal de entrada, que mide voltajes en el rango de 10 mV, la cual está digitalizada con resolución de 360 muestras por segundo. La base de datos original está formada de 48 fragmentos medidos en dos canales, los cuales fueron clasificados por cardiólogos.

Preprocesamiento de la señal

La señal ECG es de tipo continua, un corazón sano late entre 60 y 100 veces por minuto, el primer paso es acondicionar la señal con el objetivo de identificar pulsos individuales, normalizar los valores de voltaje y segmentar la señal continua, con la finalidad de generar diferentes instancias y cada instancia correspondiente a un pulso cardíaco.

Señal ECG de una persona sana, forma característica de la Onda P, Complejo QRS y la Onda T. Se muestra la ventana de tiempo de la señal, la cual debe ser dividida en instancias que luego pasarán al vector de características utilizado por el algoritmo de clasificación.

Figura 3. Detección y segmentación de la señal ECG.



Para el caso de una señal ECG muestreada directamente de un dispositivo de medición, esta debe ser filtrada a través de una serie de filtros para eliminar componentes indeseables de la señal. Acorde a la frecuencia del complejo QRS, la cual está centrada en 10 Hz, se requiere filtros que atenúen las frecuencias asociadas a ruido e interferencia de línea las cuales oscilan alrededor de 50 Hz (Álvarez, 2019).

Además de filtrada la señal debe ser segmentada, ya que, al ser continua, los segmentos al ser de larga duración tienen muchas pulsaciones, entonces debe identificarse los picos representativos de la señal y realizarse la segmentación. La segmentación del ECG en latidos individuales es el proceso previo necesario para la extracción de características y clasificación. Los algoritmos de segmentación se basan en la detección de puntos de referencia. Existen varios métodos para segmentar el ECG que tienen un bajo índice de detección en ciertos tipos de arritmias cardíacas, ya que su morfología aberrada dificulta la detección de sus puntos de referencia (Leppe Bravo, 2020).

No obstante, la base de datos MIT-BIH provee también las señales ya filtradas y segmentadas, siendo necesario este paso para la segunda fase del proyecto en el cual se debe hacer la captura de la señal y luego preprocesarla. El ancho de cada segmento filtrado de la señal proveniente de la base MIT-BIH de Kaggle, contiene 187 muestreos por pulso cardíaco, estando ya lista para su análisis.

Discusión y Resultados

Clasificación	Número de casos	Significado
0 = "N"	72471	Latidos Normales
4 = "Q"	6431	Latidos con anormalidades
2 = "V"	5788	Latido ectópico Ventricular
1 = "S"	2223	Latido Ectópico Supraventricular
3 = "F"	641	Latidos de Fusión

Tabla 2 Número de casos clasificados en la base MIT-BIH.

El resampling, balancea la muestra en partes iguales, de tal forma que el algoritmo no se vea influenciado por la mayor cantidad de casos normales. Al visualizar la matriz de confusión se puede evidenciar el nivel de precisión por patología, los mayores niveles de precisión se alcanzan al predecir la patología "Q" o Latidos con anormalidades, con un 94 %. Mientras que solo obtuvo un nivel de precisión de 68% al predecir un electrocardiograma catalogado previamente como normal "N".

En el caso de este algoritmo no se tuvo acceso código específico utilizado por Sraitih et al, en 2010, probado en su artículo sobre detección de arritmias utilizando aprendizaje automático, no obstante, se presentan los resultados de esta implementación.

Los autores de este algoritmo hallaron los hiperparámetros mediante iteraciones sucesivas, ajustando los parámetros mediante combinaciones, y seleccionando las aproximaciones de exactitud, de tal manera que solo un subconjunto de los mejores parámetros candidatos dura hasta la última iteración. El promedio del modelo de mejor rendimiento se mantiene como el mejor estimador, procediendo a seleccionar esta combinación de hiperparámetros (Sraitih et al., 2021).



Los autores han probado diferentes kernels siguientes: Lineal, poli, rbf, sigmoide, el argumento C se probó con valores 10,100, 1000. El argumento C controla el balance entre bias y varianza del modelo. Cuando más se aproxima C a cero, menos se penalizan los errores y más observaciones pueden estar en el lado incorrecto del margen o incluso del hiperplano. En la práctica, su valor óptimo se identifica mediante validación cruzada.

Los valores finales del algoritmo fueron los siguientes:

C=10, grado=2, kernel=" poli"

La figura 4 ilustra la curva de aprendizaje de este algoritmo para clasificación de una señal ECG:

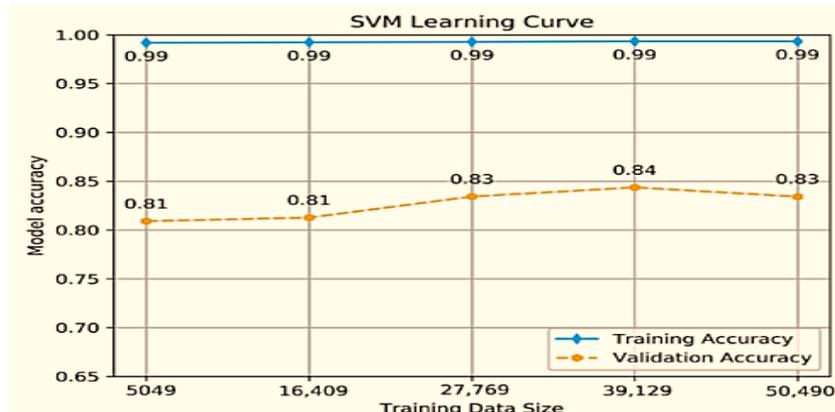


Figura 4. Curva de aprendizaje del clasificador SVM (Sraitih et al., 2021)

La curva de aprendizaje refleja el proceso de aprendizaje del modelo, que se ilustra midiendo la precisión de cada tamaño de conjunto de entrenamiento y validación que comienza desde un tamaño de datos pequeño hasta el máximo. La precisión debería maximizarse a medida que se ajustan más datos, 100 % de precisión, significa que el conjunto de datos de entrenamiento se ha aprendido perfectamente. La curva de aprendizaje calculada con un conjunto de entrenamiento muestra cómo está aprendiendo el modelo, y la curva de aprendizaje calculada a partir del conjunto de validación proporciona una idea de si el modelo está generalizando en datos no vistos. El modelo presenta una precisión máximo de 84%.

Es importante aclarar que estas configuraciones, posteriormente servirán de insumos para un proyecto futuro interdisciplinario en la Universidad de Guayaquil, en el cual se plantea la participación de docentes médicos y en la cual se tomarán electrocardiogramas a pacientes voluntarios y se comparará el criterio medico experto, con los resultados del sistema de predicción que será parametrizado, no obstante, esta fase no está contemplada en este proyecto.

No hay duda de que la prevención primaria y secundaria de las enfermedades cardiovasculares aporta muchas ventajas para preservar la salud, mejora el pronóstico de las enfermedades, reduce el uso de las operaciones más costosas, reduce el número de hospitalizaciones, mejora la calidad de vida de los pacientes. (Pérez, 2021).

El estudio permitió establecer la importancia de fases previas de tratamiento de la señal ECG:

Segmentación de la señal: Cada dispositivo medidor de señal ECG, tiene características propias de muestreo y digitalización de la señal, a esto hay que añadir la complejidad que el rango de latidos normales por minuto oscila entre 60 y 100, siendo la longitud de cada latido variable en tiempo. Esto implica que los algoritmos de segmentación son complejos involucrando matemáticas especializadas para análisis de señales.

La base utilizada MIT-BIH tiene la ventaja de estar en formato original “raw” y formato segmentado, permitiendo al investigador proceder a la siguiente fase de preprocesamiento de señal, no obstante en un proyecto futuro con señales ECG recopiladas de pacientes voluntarios, el algoritmo de segmentación de la señal debe ser programada en su totalidad. La fase de preprocesamiento es igual de importante, ya que se “normaliza” la señal en amplitud y mediante filtros se “suaviza” el ruido, permitiendo que el algoritmo capte con mayor eficacia las zonas de la señal importantes para el entrenamiento.

Conclusión

Este trabajo de investigación permitió un acercamiento profundo para comprender mejor los mecanismos de predicción de la señal ECG a través de algoritmos de inteligencia artificial, que será de gran utilidad a futuro para el desarrollo de un proyecto multidisciplinario con la participación de ingenieros y médicos. Reducir la prevalencia de enfermedades cardiovasculares presenta un desafío significativo. El estudio no sólo se centra en la prevención de enfermedades cardiovasculares, sino que también busca identificar y promover medidas destinadas a reducir las complicaciones en pacientes con factores de riesgo asociados.

Referencias bibliográficas

- Álvarez, M. M. (2019). Procesamiento de señales de electrocardiografía en equipos portables mediante estrategias de inteligencia artificial. <http://repositorioslatinoamericanos.uchile.cl/handle/2250/2336775>
- Amat Rodrigo, J. (2017). Máquinas de Vector Soporte (Support Vector Machines, SVMs). https://www.cienciadedatos.net/documentos/34_maquinas_de_vector_soporte_support_vector_machines
- Barrios, J. (2019, julio 26). La matriz de confusión y sus métricas—Juan Barrios. <https://www.juanbarrios.com/la-matriz-de-confusion-y-sus-metricas/>, <https://www.juanbarrios.com/la-matriz-de-confusion-y-sus-metricas/>
- Ben-Hur, A., & Weston, J. (2010). A User’s Guide to Support Vector Machines. *Methods in molecular biology* (Clifton, N.J.), 609, 223-239. https://doi.org/10.1007/978-1-60327-241-4_13
- Cascino, T., & Shea, M. J. (2022). Electrocardiografía—Trastornos del corazón y los vasos sanguíneos. Manual MSD versión para público general.



<https://www.msdmanuals.com/es/hogar/trastornos-del-coraz%C3%B3n-y-los-vasos-sangu%C3%ADneos/diagn%C3%B3stico-de-las-enfermedades-cardiovasculares/electrocardiograf%C3%ADa>

- Duran Suarez, J. (2017). Redes neuronales convolucionales en R: Reconocimiento de caracteres escritos a mano. <https://1library.co/document/ynxjmw1q-redes-neuronales-convolucionales-r-reconocimiento-caracteres-escritos-mano.html>
- González, L. (2018, noviembre 16). Introducción a Sobreajuste y Subajuste para Machine Learning.  Aprende IA. <https://aprendeia.com/sobreajuste-y-subajuste-en-machine-learning/>
- Google Colab. (2022). <https://research.google.com/colaboratory/intl/es/faq.html>
- Gregoire, D. C. (2020). Arrhythmia on ECG Classification using CNN. <https://kaggle.com/code/gregoiredc/arrhythmia-on-ecg-classification-using-cnn>
- Guyton, A. C., Hall, J. E., & Guyton, A. C. (2020). 11 - Capítulo 11 Guyton - Capítulo 11: Electrocardiograma normal. páginas 131-137. StuDocu. <https://www.studocu.com/es-mx/document/universidad-autonoma-de-queretaro/fisiologia/11-capitulo-11-guyton/8738275>
- Kaggle. (2022). ECG Heartbeat Categorization Dataset. <https://www.kaggle.com/shayanfazeli/heartbeat>
- Leppe Bravo, B. A. (2020). Clasificación de arritmias cardíacas en base a características lineales y no lineales del ECG con redes neuronales. <http://repositorio.espe.edu.ec/jspui/handle/21000/21897>
- Loaiza, K. (2020). Deep learning for decision support in dermatology. <https://doi.org/10.13140/RG.2.2.14692.60800>
- MedlinePlus. (2022). Arritmias: MedlinePlus enciclopedia médica. <https://medlineplus.gov/spanish/ency/article/001101.htm>
- Microsoft. (2022). Ajuste de hiperparámetros de un modelo (v2)—Azure Machine Learning. <https://docs.microsoft.com/es-es/azure/machine-learning/how-to-tune-hyperparameters>
- Moody, G. B., & Mark, R. G. (1992). MIT-BIH Arrhythmia Database [Data set]. physionet.org. <https://doi.org/10.13026/C2F305>
- Nvidia. (2022). ¿GPU vs. CPU? ¿Qué es la computación por GPU? | NVIDIA. <https://www.nvidia.com/es-la/drivers/what-is-gpu-computing/>
- Pérez Baliño, N. A. (2021). Con corazón en la cobertura universal de salud/Medicina, odontología y salud. Buenos Aires: Editorial Universitaria de Buenos Aires.
- Python.org. (2022). Applications for Python. Python.org. <https://www.python.org/about/apps/>
- Rodríguez Bermúdez, F. J. (2021). Diseño de un sistema de adquisición y procesamiento de señales electrocardiograficas para la ayuda en el diagnóstico de arritmias mediante



- redes neuronales convolucionales.
<http://dspace.unitru.edu.pe/handle/UNITRU/16524>
- SEIC. (2022). Complejo QRS. Ecocardio.com.
<https://ecocardio.com/documentos/biblioteca-preguntas-basicas/preguntas-al-cardiologo/1046-complejo-qrs.html>
- Sraitih, M., Jabrane, Y., & Hajjam El Hassani, A. (2021). An Automated System for ECG Arrhythmia Detection Using Machine Learning Techniques. *Journal of Clinical Medicine*, 10(22), 5450. <https://doi.org/10.3390/jcm10225450>
- UNIR. (2021, Agosto 3). ¿Qué son las redes neuronales? Concepto y usos principales. UNIR.
<https://www.unir.net/ingenieria/revista/redes-neuronales-artificiales/>
- Universidad de la Rioja. (2021). Curso Técnicas de Inteligencia Artificial (MEXAVM)— noviembre 2021 2Q. https://micampus.unir.net/courses/24346/external_tools/133648
- Yao, G., Mao, X., Li, N., Xu, H., Xu, X., Jiao, Y., & Ni, J. (2021). Interpretation of Electrocardiogram Heartbeat by CNN and GRU. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2021, 6534942. <https://doi.org/10.1155/2021/6534942>. Dávila Cervantes, C. A. (2020). Tendencia e impacto de la mortalidad por enfermedades cardiovasculares en México, 1990-2015. *Revista Cubana de Salud Pública*, 45(4). http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0864-34662019000400006&lng=es&tlng=es.
- OMS/OPS. (2023). Informe de Ecuador: Mejorar la salud cardiovascular mediante un enfoque participativo desde el nivel comunitario hasta el nacional. OMS/OPS. <https://www.paho.org/es/noticias/16-5-2023-informe-ecuador-mejorando-saludcardiovascular-desde-comunidades-locales-hasta>
- OPS/OMS. (2021). Las enfermedades del corazón como principal causa de muerte en las Américas. OPS/OMS. <https://www.paho.org/es/noticias/29-9-2021-enfermedadescorazon-siguen-siendo-principal-causa-muerte-americas>.
- Veloza, L., Jiménez, C., Quiñonez, D., Polanía, F., Pachón Valero, L. C., & Rodríguez Triviño, C. Y. (2019). Variabilidad de frecuencia cardiaca como factor predictor de las enfermedades cardiovasculares. *Revista Colombiana de Cardiología*, 26(4), 6. <https://www.elsevier.es/es-revista-revista-colombiana-cardiologia-203-articulo-variabilidad-frecuencia-cardiaca-como-factorS0120563319300683#:~:text=En%20conclusi%C3%B3n%2C%20puede%20decirse%20que,predecir%20las%20alteraciones%20de%20manera>

Conflicto de intereses:

Los autores declaran que no existe conflicto de interés posible.

Financiamiento:

No existió asistencia financiera de partes externas al presente artículo.

Nota:

El artículo forma parte de la producción científica del Proyecto: "Sistema ubicuo para gestión de electrocardiogramas ECG en el análisis y tomas de decisiones." con código FCI-024 bajo la dirección de la Coordinación de Investigación y Gestión del Conocimiento de la Universidad de Guayaquil, cuenta con la contribución de un investigador del proyecto "Monitorización continua cardiológica para enfermedades arrítmicas y no arrítmicas mediante dispositivos wearables y la aplicación de Evolutionary Artificial Neuroid Network (ENDN) para clasificación predictiva de señales ECGS" perteneciente a la Universidad del Pacífico.

