

Sistema de procesamiento y caracterización de potenciales ECG para la clasificación de arritmias cardíacas mediante uso de técnicas de aprendizaje automático supervisadas

Edison Alexander Mora Piscal¹

Hermes Andrés Ayala Cucas²

Cítese como: Mora-Piscal, E. A. y Ayala-Cucas, H. A. (2023). Sistema de procesamiento y caracterización de potenciales ECG para la clasificación de arritmias cardíacas mediante uso de técnicas de aprendizaje automático supervisadas. En H. Juajibioy-Otero, J. A. Oviero, H. D. Huertas-Moreno, N. S. Gallego-Eraso, F. C. Gómez-Meneses y O. A. Bernal-Ortiz (comps.), *Investigar e innovar en ambientes diversos con sustento en el desarrollo humano sostenible* (pp. 76-93). Editorial UNIMAR. <https://doi.org/10.31948/editorialunimar.172.c253>

Resumen

La detección de arritmias cardíacas mediante sistemas computacionales se desempeña con el uso de la adquisición, procesado, caracterización y clasificación de señales electrocardiográficas. Se ha elaborado diferentes sistemas, métodos y herramientas; sin embargo, en la actualidad, hay dificultades con respecto a la fiabilidad, exactitud y costo computacional en el estudio de señales electrocardiográficas. Por lo tanto, en esta idea de investigación se presenta el desarrollo de un sistema de apoyo en la detección de señales normales y peligrosas de los registros, por medio de sistemas software, aptos para realizar el análisis de las particularidades del complejo QRS que facilitan, en gran medida, la clasificación de arritmias cardíacas. La utilización de algoritmos supervisados con la ayuda de una apropiada selección de características, es el elemento más representativo que se tiene en cuenta en esta investigación. Los ensayos se efectúan con el uso de la base de datos de arritmias cardíacas del Instituto Tecnológico de Massachusetts, entre ellos, registros con distintos tipos de arritmias cardíacas. Igualmente, se propone un sistema de bajo costo computacional que servirá en la aplicación de varios sistemas embebidos, capaces de realizar el procesamiento, caracterización y clasificación de señales ECG.

Palabras clave: arritmia cardíaca; procesamiento; caracterización; clasificación.

¹Semillero SINDATRONIC, Ingeniería Mecatrónica, Universidad Mariana. Correo electrónico: edimora@umariana.edu.co

²Semillero SINDATRONIC, Ingeniería Mecatrónica, Universidad Mariana. Correo electrónico: hayala@umariana.edu.co

ECG potential characterization and processing system for the classification of cardiac arrhythmias using supervised self-learning techniques

Abstract

Detection of cardiac arrhythmias through computational systems is developed with the use of the acquisition, processing, characterization, and classification of electrocardiographic signals. Different systems, methods, and tools have been developed; however, currently, there are difficulties regarding reliability, accuracy, and computational cost in the study of electrocardiographic signals. Therefore, this research idea presents the development of a support system in the detection of normal and dangerous signals from the records, by means of software systems, suitable for carrying out the analysis of the particularities of the QRS complex that facilitate, largely, the classification of cardiac arrhythmias. The use of supervised algorithms with the help of an appropriate selection of characteristics is the most representative element that is taken into account in this research. Trials are performed using the Massachusetts Institute of Technology's cardiac arrhythmia database, including registries with different types of cardiac arrhythmias. Likewise, a low computational cost system is proposed that will serve in the application of various embedded systems, capable of processing, characterizing, and classifying ECG signals.

Keywords: Cardiac arrhythmia; processing; characterization; classification.

Introducción

Las enfermedades cardiovasculares son un punto bastante extenso para afecciones relacionadas con el corazón. Estas patologías se deben a dificultades en el ritmo cardíaco; se las conoce como arritmias cardíacas (Gargallo et al., 2015). Este tipo de afecciones se dan cuando el ritmo cardíaco es demasiado rápido, lento o de una manera irregular. En algunas personas, provoca que sufran un efecto de aleteo en el tórax, debido a que el corazón late de una manera rápida. No obstante, estas afecciones provocan signos o síntomas demasiado molestos que, algunas veces, pueden ser perjudiciales para la salud, por ello, surge un particular interés por saber cuáles son los tipos de patologías más peligrosas que sufre el corazón en la actualidad y, con base en ello, recopilar las medidas de análisis que permitan evitar las enfermedades cardiovasculares (Smith y Blumenthal, 2011).

En este sentido, la presente idea de investigación surge de la necesidad de estudiar los problemas de ritmo cardíaco que presenta el corazón, con la intención de identificar el tipo de arritmias que pueda manifestar la persona; de igual manera, emprender estrategias de prevención adoptadas por diferentes tipos de procesamiento y caracterización de señales ECG.

El desarrollo de un sistema de procesamiento y caracterización de potenciales ECG busca proporcionar información útil sobre estado del ritmo cardíaco (arritmias cardíacas) a un personal cualificado, para que ellos estén en la capacidad de brindar un diagnóstico orientado a mejorar el estado de salud del paciente, realizar el seguimiento y control de estas patologías. (Ayala et al., 2021, p. 204)

Gracias a que se cuenta con suficientes estudios sobre el análisis de arritmias cardíacas y su metodología de prevención (Griffin et al., 1999), el presente trabajo es apropiado para reforzar

un mayor entendimiento sobre la incidencia de cada tipo de arritmia, sus características y los métodos de intervención. Por otra parte, el desarrollo de este sistema contribuye a extender los datos sobre el análisis de potenciales ECG, para compararlos con otros estudios y observar las posibles variantes según el tipo de persona, por ejemplo, en su género y edad.

El trabajo tiene una utilidad metodológica, ya que se podría realizar futuros estudios que utilizaran metodologías compatibles, de manera que, se posibilitaran análisis conjuntos, comparaciones entre periodos temporales concretos y evaluaciones de las intervenciones que se estuvieran llevando a cabo para la prevención de este tipo de arritmias cardíacas. Adicionalmente, corresponde a un trabajo de investigación interdisciplinar que puede involucrar diferentes grupos de investigación de la Facultad de Ingeniería y de Salud, siendo este un aspecto importante para las metas de investigación y visibilidad interinstitucional de la Universidad Mariana.

Planteamiento del problema

Las afecciones del corazón son uno de los primordiales motivos de muerte en el mundo y en Colombia, según la Organización Mundial de la Salud (como se citó en Ayala et al., 2021), las enfermedades cardiovasculares afectan, en mayor medida, a países de ingresos bajos y medianos; en el año 2012, se registraron 17,5 millones de muertes por esta causa; la OMS establece que las principales causas de enfermedad vascular son el consumo de tabaco, la falta de actividad física y una alimentación poco saludable, entre otras.

En Colombia, desde finales de los años sesenta las enfermedades cardiovasculares empiezan a ser reconocidas como causa de morbilidad y mortalidad. A comienzos de la década de los ochenta adquieren relevancia epidemiológica y a partir de ese momento y durante los siguientes 30 años han ocupado los cinco primeros puestos en la lista de las diez principales causas de mortalidad para el país.

En la actualidad, la enfermedad isquémica cardíaca, el accidente cerebro vascular, la diabetes y la enfermedad hipertensiva ocupan los puestos 1º, 3º, 8º y 9º dentro de las diez principales causas de mortalidad en Colombia. (Ministerio de Salud y Protección Social, 2020, párr. 1-2)

Por su parte, el electrocardiograma (ECG) es usualmente monitoreado para el análisis de la actividad eléctrica del corazón, en comparación de muchas señales biológicas obtenidas de cualquier dispositivo, la caracterización y la clasificación clínica del ECG ha sido estudiada extensamente. Igualmente, se han realizado varias investigaciones dedicadas a detectar y analizar señales biomédicas (Bustamante et al., 2008; Alzate y Giraldo, 2006; Fernández-Menéndez et al., 2016) para la detección de arritmias cardíacas; no obstante, estas áreas del conocimiento aún enfrentan varios desafíos, tales como: la longitud de datos a analizar, costo computacional y el ruido de las señales (Vargas, 2019).

Por lo tanto, con el diseño de un sistema de procesamiento y caracterización de potenciales ECG para la clasificación de arritmias cardíacas se pretende realizar un aporte a las soluciones actuales que no llegan a la eficiencia y precisión de los niveles requeridos para la realización de diagnósticos dentro del ámbito clínico; el cual se basará en una revisión sistemática de las técnicas usadas (Peluffo, 2009). Sin embargo, una mejor detección necesita un alto coste computacional, ocupando cada vez sistemas de mayor potencia y estrategias de detección más avanzadas, como las técnicas de aprendizaje profundo, que pueden ayudar a superar los desafíos que enfrentan los sistemas computacionales actuales y lograr un aporte ya sea de precisión o de rendimiento, donde se puede monitorear y mejorar los tratamientos de enfermedades del corazón.

Objetivos

Objetivo general

Implementar un sistema de procesamiento y caracterización de potenciales ECG para la clasificación de arritmias cardíacas, mediante el uso de técnicas de procesamiento de señales y aprendizaje automático supervisado.

Objetivos específicos

- Establecer los criterios de diseño de un sistema de soporte diagnóstico que permita ayudar la interpretabilidad y análisis de señales cardíacas.
- Diseñar un algoritmo de identificación, filtrado y clasificación de latidos irregulares asociados a arritmias cardíacas, mediante el uso de series temporales y técnicas de procesamiento de señales.
- Evaluar los criterios de desempeño de los algoritmos desarrollados en relación con la precisión y costo computacional como herramienta de soporte para la detección de arritmias cardíacas.

Marco teórico

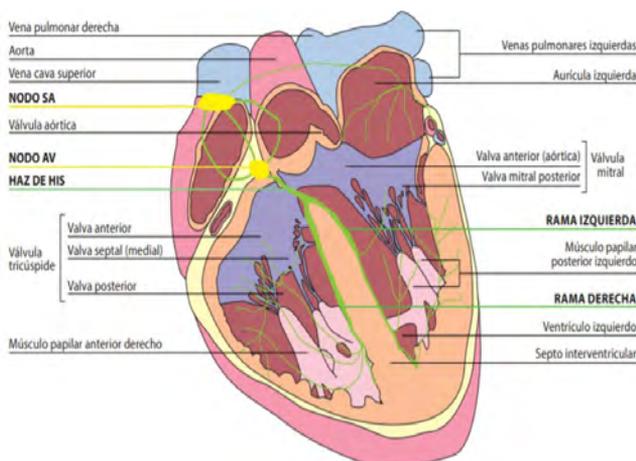
Fisiología del corazón

En el corazón internamente se origina cada latido de manera rítmica, el cual se presenta en contracciones coordinadas. Este se constituye de dos aurículas y dos ventrículos, izquierdos y derechos respectivamente, los cuales se encargan de recibir y, a la vez, bombear la sangre a los pulmones, oxigenarla y volver a redistribuirla por todo el cuerpo (Romero, 2015).

El corazón genera un patrón característico de las oscilaciones de voltaje, su intensidad eléctrica es derivado del potencial eléctrico producido por el músculo cardíaco (miocardio) que estimula la contracción del corazón, debido a que estos impulsos eléctricos se transmiten por las fibras musculares de las aurículas y de los ventrículos, impulsando su contracción como derivación de las discrepancias en la composición iónica entre los medios intra y extracelular (Vargas, 2019), en la Figura 1 se ilustra el sistema de conducción del corazón.

Figura 1

Sistema de conducción del corazón



Fuente: Azcona (2009).

Como base para que el funcionamiento del corazón se lleve de forma sincrónica y ordenada, cuenta con un sistema nombrado sistema de conducción, el cual se inicia en el nodo sinusal, donde se origina este impulso y se imparte de derecha a izquierda en ambas aurículas, permitiendo la despolarización total de ellas, rápidamente el impulso aborda al nodo aurículo ventricular, donde experimenta una pausa de aproximadamente una décima de segundo, para posteriormente llevar a cabo la contracción auricular anteriormente que la contracción ventricular. Luego, se distribuye por medio del Haz de His y sus ramas, derecha e izquierda relativamente, y estas a la vez se subdividen a nivel del músculo cardíaco en una red encargada de la transmisión del impulso nervioso, nombrada fibras de Purkinje (Saldarriaga et al., 2010).

Electrocardiograma (ECG)

El electrocardiograma (ECG) es usualmente monitoreado para el estudio del movimiento eléctrico del corazón (Morales et al., 1986). Este consta de un rastreo de señales ECG, que son esquemas de los potenciales eléctricos engendrados por el corazón, que permiten impulsar y provocar la convulsión, del mismo modo, permiten guardar información relativa sobre la actividad cardíaca del paciente (Vargas, 2019).

Los estudios de señales ECG son considerablemente utilizados como un sistema de bajo costo y no invasivo para indicar la actividad del corazón, por consiguiente, esta evidencia bioeléctrica constituye una fuente de investigación, de la cual se puede encontrar anomalías en el ritmo cardíaco (García y Quino, 2018), siendo una de las principales causas de muertes en todo el mundo cada año.

El descubrimiento de patologías en el ritmo cardíaco se puede adquirir efectuando un oportuno seguimiento y estudio de estas potenciales electrocardiográficas. Por tanto, diseñar e implementar algoritmos que identifiquen de una manera confiable arritmias cardíacas se ha transformado en un espacio de indagación significativo.

Arritmias cardíacas

Las anomalías del corazón surgen cuando los estímulos eléctricos que concuerdan los latidos no trabajan correctamente, provocando que el corazón palpite exageradamente rápido, lento o de una forma anormal (Gallego y Rodríguez, 2013).

Según el estándar de la AAMI (Association for the Advancement of Medical Instrumentation), se recomienda etiquetar los tipos de arritmias existentes en 5 clases: ritmo normal (N), latido ectópico supraventricular (S), latido ectópico ventricular (V), latido de fusión (F), y latidos desconocidos (Q). (Vargas, 2019, p. 15)

Tabla 1

Conjunto de arritmias sugerido por la AAMI

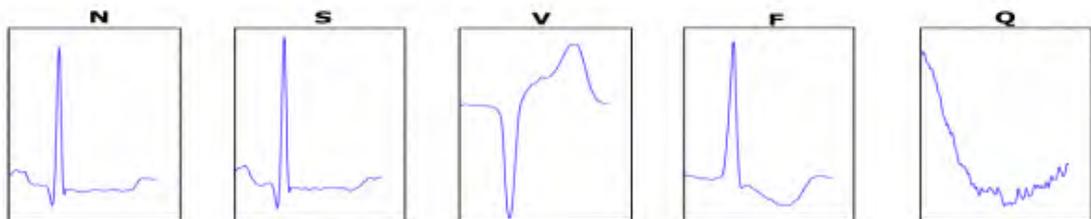
	N	S	V	F	Q
	Latidos diferentes de S,V,F o Q	Latidos supraventriculares	Latidos ventriculares	Latidos mezclados	Latidos desconocidos
Descripción de latido	Tipos de latidos de la base de datos MIT-BIH	N, L, R, fuga arterial (e), fuga de unión nodal (j)	A, aberración arterial, prematura (a), unión prematura (j), supraventricular prematuro (S)	<ul style="list-style-type: none"> V, fuga ventricular (E) Unión de V y N (F), unión de P y N (f) 	Generado por marcapasos (P), sin clase (Q)

Fuente: Vargas (2019).

El estudio anticipado de los 5 tipos de arritmias cardíacas puede ayudar a impedir algunas dificultades de respiración, entre otras. En la Figura 2, se indica los diferentes tipos de latidos que presenta el corazón.

Figura 2

Clases de latidos

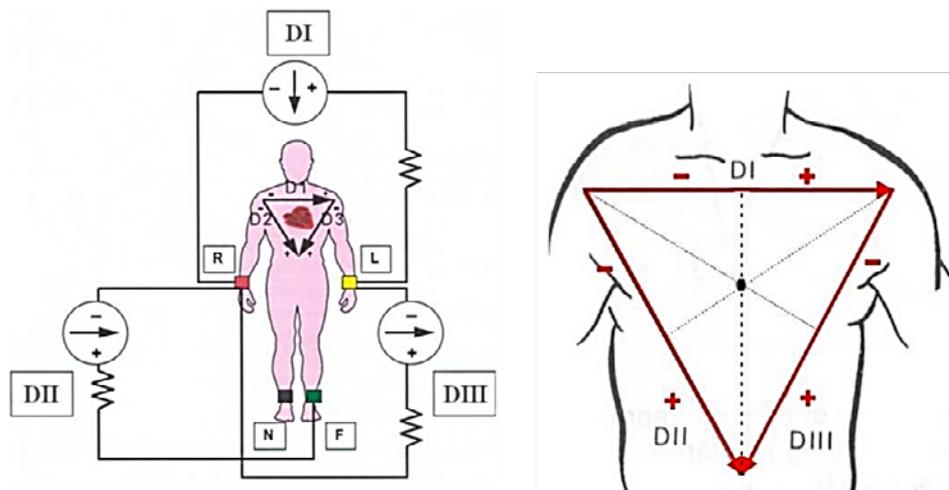


Fuente: Vargas (2019).

Para la obtención de las señales ECG, se utilizan secciones específicas para la ubicación de los electrodos, denominadas derivaciones. Un ECG típico consta de doce derivaciones, tres bipolares DI, DII y DIII (Vargas, 2019), como se pueden ver en la Figura 3 y que forman el triángulo de Einthoven.

Figura 3

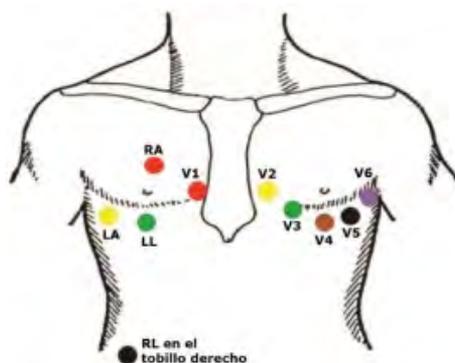
Derivaciones bipolares estándar de un ECG y Triángulo de Einthoven



Fuente: Cardona et al. (2010).

Figura 4

Derivaciones para el análisis ECG



Fuente: Vargas (2019).

Diagnóstico de arritmias

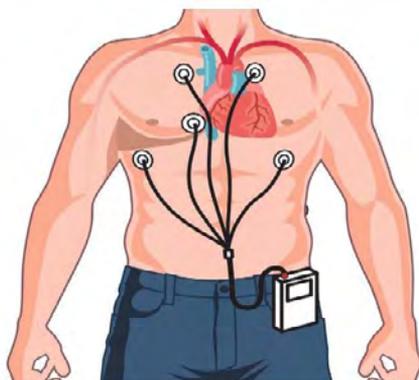
Cuando se trata de la clasificación de datos procesados existe el aprendizaje automático supervisado, que es uno de los aprendizajes automáticos más utilizados y populares. Este se basa principalmente en la experiencia, donde se genera un algoritmo entrenado para clasificar los nuevos datos, que generará y clasificará modelos a partir del análisis de la información brindada. Básicamente, su objetivo es descubrir fórmulas generales que mapeen entradas y salidas (Müller y Guido, 2017).

El electrocardiograma (ECG) de 12 derivaciones algunas veces no logra reconocer las enfermedades cardiovasculares, esto es debido al tiempo reducido de reconocimiento donde los pacientes presentan unas patologías mucho más altas. Para facilitar un registro de señales ECG mucho más confiable, se ve la necesidad de utilizar dispositivos denominados Holter, llamado así en honor a Norman Jefferis Holter (Vargas, 2019).

Los sistemas Holter son herramientas portátiles que evalúan y guardan constantemente las actividades del ritmo cardíaco. Este procedimiento de precaución y diagnóstico se le conoce como registro ambulatorio (García y Quino, 2018). Estos dispositivos Holter comúnmente llevan electrodos incorporados al pecho del paciente, como se indica en la Figura 5.

Figura 5

Monitor Holter



Fuente: Yo soy salud (2020).

Estos sistemas registran los potenciales eléctricos de modo continuo, identificando arritmias automáticamente o por accionamiento del usuario, estos a la vez transmiten el registro de forma rápida a un sistema móvil, donde el experto evalúa la situación del paciente (Arce-León et al., 2015).

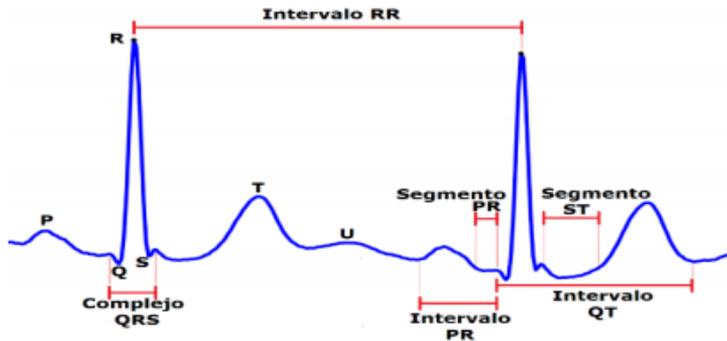
Debido a que los dispositivos de adquisición de señales ECG requieren de un tiempo bastante largo resulta una labor sobrecargada y difícil. Para ofrecer una solución a este trabajo, se utilizan sistemas de procesamiento y caracterización de los potenciales eléctricos; reuniendo los datos más significativos, esto permite que, el experto cualificado obtenga un gran ahorro en el tiempo de estudio y brindar una evaluación precisa de la identificación de arritmias cardíacas.

Intervalos ECG

Para obtener un estudio confiable en la adquisición de señales ECG, el monitoreo se lo realiza con la interpretación de los intervalos de tiempo de las distintas ondas del ECG, cada estado del trabajo eléctrico del corazón genera un control determinado que es desarrollado de 3 maneras diferentes: una desviación hacia lo alto, se la conoce como positiva, y por el lado inverso, si una desviación va hacia lo más bajo, será negativa, por tanto, la parte sobrante de la desviación situada en la vía se denomina isoeléctrico (Lema, 2016). Con base en lo anterior, en la Figura 6, se visualiza los intervalos y segmentos del ECG:

Figura 6

Intervalos y segmentos del ECG



Fuente: Vargas (2019).

Onda P: Es una señal de onda muy baja positiva o negativa, que sucede previamente del complejo QRS.

Intervalo PR: Esta señal se identifica a partir del principio de la onda P hasta el principio del complejo QRS, este segmento expone cierta parte del tiempo de la ubicación auriculoventricular y la despolarización auricular, como se puede apreciar en la Figura 7.

Figura 7

Intervalo PR

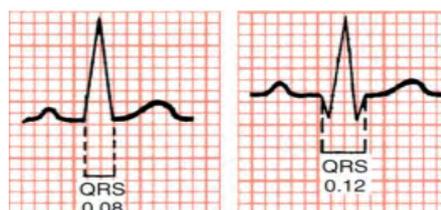


Fuente: Lema (2016).

Complejo QRS: Esta señal equivale al accionamiento de los ventrículos y el tiempo de despolarización ventricular, se calcula a partir del inicio de la onda Q o R hasta el último tramo de la onda S o R. La expansión del impulso eléctrico se da por el ventrículo donde toma un tiempo entre 0.08 y 0.12 s, como se indica en la Figura 8.

Figura 8

Complejo QRS



Fuente: Lema (2016).

El intervalo QT: Caracteriza el tiempo habitual de las etapas de despolarización y repolarización ventricular que se calculan al principio de la onda Q hasta el último segmento de la onda T.

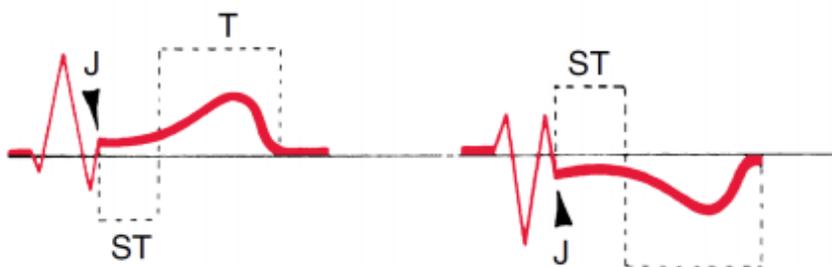
El intervalo RR: Es el lapso entre 2 ondas R seguidas y separadas entre 60 segundos, la cual indica la frecuencia del ritmo cardíaco por minuto con una rapidez ventricular normal.

El segmento PR: Representa el lapso entre la parte final de la onda P y el comienzo del complejo QRS.

Segmento ST: Es el transcurso entre el punto J y el principio de la onda T e interpreta la suspensión de la despolarización y el comienzo de la repolarización ventricular (Vargas, 2019). Generalmente, es un fragmento isoelectrico, no obstante, puede manifestar una altura cerca de 1 mm. En algunas patologías, por ejemplo, un ataque al miocardio, representa una derivación anormal (Lema, 2016). La Figura 9 representa lo antes mencionado:

Figura 9

Clasificación del segmento ST y el punto J.



Fuente: Lema (2016).

Onda T: Este intervalo significa un segmento de la repolarización ventricular a partir de una onda desigual en la cual su punta máxima alcanza la parte final del espacio (Lema, 2016). Cuando la onda es positiva, tiene un incremento lento y desciende bruscamente hacia la línea base, y lo mismo pasa si la onda es negativa.

Onda U: El principio de esta onda puede provenir del accionamiento tardío de secciones del miocardio ventricular. Su representación tiene una mayor definición en las desviaciones precordiales derechas V1 y V2.

Algoritmos de clasificación

Para el cumplimiento de los objetivos de la presente idea de trabajo, primero, se define la algoritmia para un adecuado procesamiento, caracterización y clasificación de los datos ECG. Cabe destacar que, esta es una etapa esencial y de gran importancia en el transcurso de detección de arritmias cardíacas, y como principio se tiene el uso de técnicas de aprendizaje automático (Machine Learning). A continuación, se explica a detalle.

- **Machine learning (aprendizaje automático)**

Esta es una técnica de análisis de datos que tiene como fin hacer que las máquinas “aprendan”, de manera que puedan reconocer patrones, hacer predicciones, entre otras. Se emplean básicamente métodos de cálculo para aprender información directamente de los datos sin depender de una ecuación predeterminada como modelo. En este caso, es fundamental para un adecuado procesamiento, caracterización y clasificación de los datos ECG (MathWorks, s.f.).

El aprendizaje automático (ML) fundamentalmente se emplea mediante dos tipos de técnicas de clasificación: aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado. En este caso, el trabajo se enmarca en el ámbito del aprendizaje supervisado, el cual se explica a continuación.

Algoritmos de aprendizaje automático

Aprendizaje supervisado

También llamado aprendizaje automático supervisado, el cual se basa principalmente en la experiencia; en este, se genera un algoritmo entrenado para clasificar los datos nuevos, lo cual va a originar y clasificar patrones a partir del análisis de información suministrada. Básicamente tiene como fin aprender sobre las fórmulas generales que mapea entradas a salidas (MathWorks, s.f.). Se compone de técnicas de clasificación y regresión para realizar dichos modelos predictivos, entre las cuales están las siguientes:

Técnicas de clasificación. Estas técnicas pueden predecir respuestas discretas. Un factor importante que se debe tener en cuenta es que esta se puede utilizar si sus datos se pueden etiquetar, categorizar o clasificar en general, esto depende del modelo que se aplique. Esta técnica se caracteriza por conocer cuáles son las salidas esperadas para cierto conjunto de datos proporcionados a la entrada, los cuales previamente son etiquetados, esto con el fin de que el sistema generalice y asocie para responder apropiadamente cuando reciba nuevas entradas (MathWorks, s.f.). Cabe destacar que posee técnicas como el reconocimiento de patrones sin supervisión, la cual es de gran utilidad en la detección de objetos y segmentación de imágenes. Entre los algoritmos más relevantes se encuentran: k-NN, SVM, MLP y Decision Tree.

Técnicas de regresión. Esta técnica principalmente se usa cuando se trabaja con un intervalo de datos o si la respuesta varía mucho, lo cual origina una demanda energética. En esta técnica, se tienen inicialmente variables dependientes e independientes, la tarea consiste en dibujar una recta (en el caso de la regresión lineal), según la tendencia de los datos, las variables dependientes son los datos nuevos que se quiere predecir con base en las características de las variables independientes. Entre los algoritmos más relevantes se encuentran los siguientes: Linear regression, logistic regression, decision tree, y random forest (MathWorks, s.f.).

Técnicas de clasificación supervisada

En el contexto con las técnicas de Machine Learning y las técnicas de aprendizaje automático supervisado, se explicará las técnicas que se utilizarán para la clasificación de los datos.

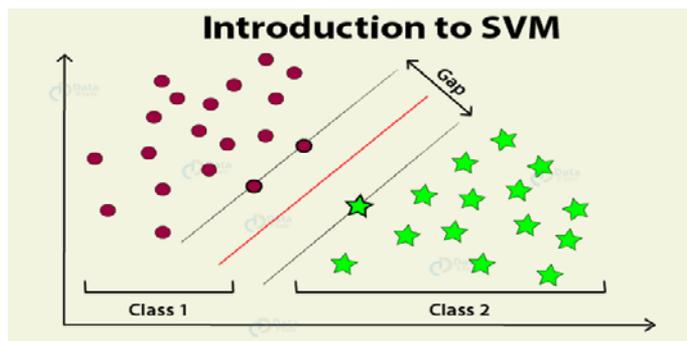
Support Vector Machine (SVM). Máquina de soporte vectorial (SVM sigla en inglés) es una de las técnicas de Machine Learning, enfocada en la técnica de aprendizaje supervisado, es decir, en la clasificación y regresión; esta aprovecha al máximo la precisión de las predicciones de un modelo sin ajustar en exceso los datos de entrenamiento. Cabe destacar que, es uno de los clasificadores lineales más utilizados.

SVM funciona de manera que al correlacionar un dato en un espacio de n-dimensiones, los puntos se pueden categorizar; aquí se representa el total de características que se usarán para la clasificación. Posteriormente, se produce un hiperplano o separador lineal que divide los datos en dos categorías. Los casos de entrenamiento ubicados justo en la frontera del hiperplano son los que se tienen en cuenta para generar una separabilidad lineal de los mismos.

Adicionalmente, se puede resaltar que SVM utiliza el método Kernel para el análisis de patrones (Dhaka y Khetarpal, 2019), el cual posee un parámetro de regularización que controla el equilibrio óptimo entre un margen amplio y un pequeño número de puntos de datos clasificados erróneamente (IBM, 2021). En la Figura 10, se clasifica dos clases: la clase 1 está representada por los círculos, y la clase 2, por estrellas; los vectores soporte son los casos de entrenamiento que están más próximos al separador lineal, entre más amplio sea el margen entre las dos categorías, mejor será el modelo para predecir la categoría de nuevos registros.

Figura 10

Support Vector Machine

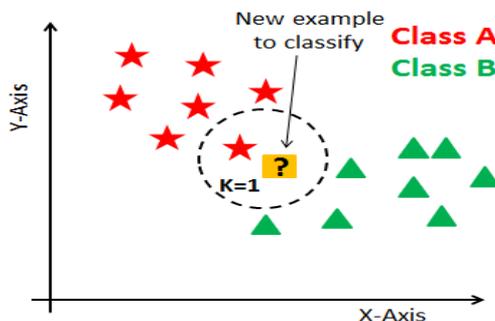


Fuente: DataFlair (s.f.)

k-Nearest Neighbor (k-NN). Se considera a k-NN como uno de los algoritmos de clasificación no paramétrico basado en instancias más utilizados en Machine Learning, debido a su simplicidad y versatilidad. La clasificación se logra a partir de la información proporcionada al momento del entrenamiento para determinar que un elemento x pertenezca a una clase (Xiang et al., 2018). Para lograr la clasificación, se seleccionan los vecinos más próximos, los vecinos más próximos son aquellos que tienen un rango de similitud con respecto al nuevo caso. El valor de vecinos próximos a analizar se especifica en k . En la Figura 11, se muestra dos clases, la primera, se representa con estrellas, y la segunda, con triángulos; el nuevo caso está representado por un cuadro, el valor de k es tomado como uno, es decir, toma los datos más cercanos al cuadro. Debido al rango de similitud, el nuevo caso será clasificado como perteneciente a la clase A.

Figura 11

k - Nearest Neighbor

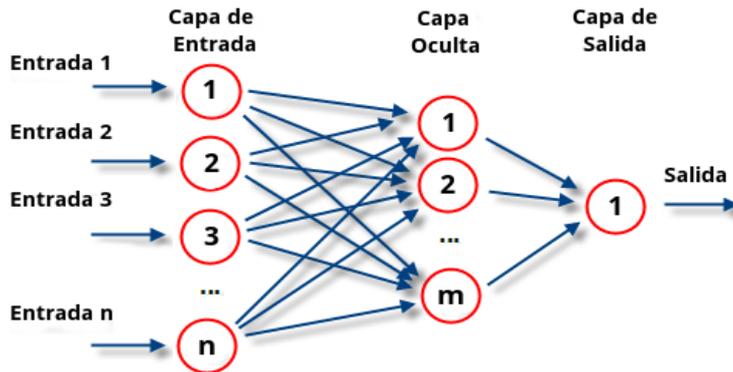


Fuente: <https://n9.cl/rn1j>

Perceptrón Multicapa. En la Figura 12, se puede observar una topología convencional de MLP. Se compone inicialmente por capas de entrada, las cuales no realizan procesamiento, puesto que son las que introducen los patrones iniciales de la red. Las capas ocultas son aquellas que provienen de otras capas y, al mismo tiempo, generan salidas, y las capas de salida son las que generan el error global de toda la red (Villagrán, 2017). El entrenamiento de MLP se realiza mediante el método Backpropagation, el cual calcula el peso que tiene cada neurona en el error total de la red, partiendo de la capa de salida hasta las capas iniciales, con el fin de lograr un mejor ajuste en el algoritmo (Orozco-Naranjo y Muñoz-Gutiérrez, 2013).

Figura 12

Dibujo esquemático de redes neuronales de MLP

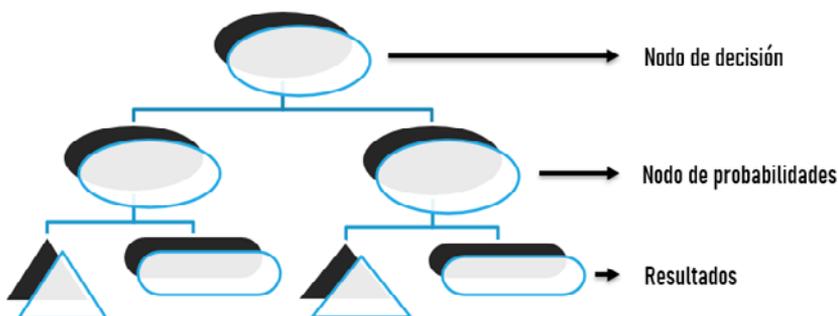


Fuente: Wikipedia (2022).

Decision Tree. Los árboles de decisión consisten en trazar todos los caminos posibles, considerando la importancia de cada atributo; utilizan particiones recursivas para clasificar los datos. A la hora de crear un árbol de decisión, es importante determinar qué atributo es el mejor o el más predictivo para dividir los datos en función de la característica. Los árboles de decisión (Figura 13) se construyen dividiendo el conjunto de entrenamiento en distintos nodos, en los que un nodo contiene todos o la mayoría de una categoría de datos (Charris et al., 2018).

Figura 13

Dibujo esquemático de Decision Tree

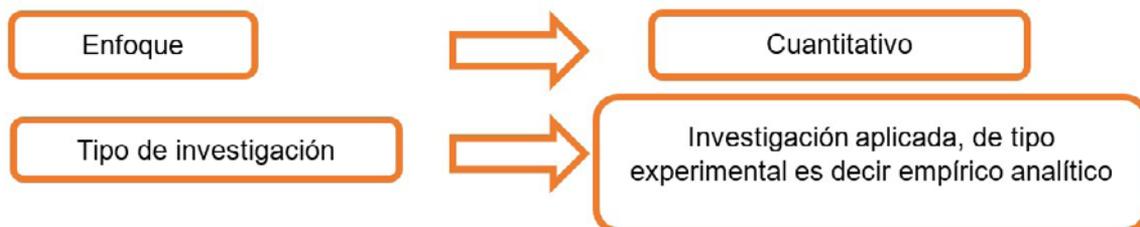


Metodología

Línea de investigación

Figura 14

Líneas de investigación



En esta sección, se describe la metodología propuesta para el desarrollo del sistema, el cual permitirá detectar, procesar, caracterizar y clasificar los potenciales ECG para el diagnóstico de arritmias cardíacas. En la Figura 15, se presenta un diagrama del proceso a seguir.

Figura 15

Metodología para la detección de arritmias



Realizar la identificación y preprocesamiento de latidos

En esta sección, se presenta la primera etapa, que se enmarca, inicialmente, en la selección de la base de datos, la cual debe ser validada y tener un nivel de fiabilidad aceptable. Adicional a ello, se requiere el uso de filtros, ya sea en el dominio espacial o frecuencial, con el fin de obtener una señal más limpia. Posteriormente, la siguiente etapa consiste en identificar el complejo QRS mediante uso de técnicas como derivación discreta de la señal y uso de umbrales para la segmentación.

Caracterización de pulsos cardíacos

El objetivo principal de esta etapa es extraer la información con mayor poder discriminante de una señal ECG, eliminando la información que sea irrelevante en su reconocimiento. La extracción de características es una de las etapas de la cual depende en gran medida el buen desempeño del sistema de reconocimiento de arritmias cardíacas. (Orozco, 2003, p. 32)

Dentro de las técnicas se encuentra las siguientes: la variabilidad de la frecuencia cardíaca (HVR), prematuridad y morfología. Estas técnicas van a permitir determinar el ritmo cardíaco, las contracciones auriculares prematuras (ABP) y forma del complejo QRS.

Diseño del algoritmo para la clasificación de arritmias cardíacas

Esta etapa consiste en el proceso de identificación de los algoritmos más relevantes para la reducción de características (Best First, PCA) y las técnicas para la clasificación, se basa en los enfoques de Machine Learning y Deep Learning. En el estado del arte, se debe identificar aquellas arquitecturas que permiten una solución con métricas de desempeño altas y con bajo costo computacional. De igual forma, se debe generar un diseño de experimento, con el fin de evaluar la fiabilidad y estabilidad de los algoritmos ante el ruido.

Establecer medidas de desempeño

La idea es evaluar el desempeño de los algoritmos, mediante el uso de métricas como: sensibilidad (S_e), especificidad (S_p) y porcentaje de clasificación (CP):

$$S_e = \frac{VN}{VN+FP} \times 100,$$

$$S_p = \frac{VP}{VP+FN} \times 100,$$

$$CP = \frac{VP+VN}{VP+VN+FP+FN} \times 100,$$

Donde:

- VP son los latidos de la clase de interés clasificados correctamente.
- VN son los latidos diferentes de la clase de interés clasificados correctamente.
- FP son los latidos diferentes de la clase de interés clasificados como latidos.
- FN son latidos de la clase de interés clasificados como latidos diferentes.

Resultados esperados

Se busca fortalecer a la comunidad académica por medio de la creación de una línea de base para continuar el proceso de investigación con énfasis en la generación de nuevas ideas y nuevos desarrollos tecnológicos.

Por otro lado, se planea difundir los resultados de la investigación donde sean propicios para fortalecer la investigación en la región, a través de lo siguiente:

- Publicación de un artículo.
- Registro de software.

- Notas informativas.
- Presentación durante un evento científico.

Finalmente, se espera que sea de gran ayuda para la comunidad médica y científica, que acelere los tiempos de diagnóstico y mejore, de manera similar, la precisión del diagnóstico. En última instancia, debe ser una alternativa computacional.

Conclusiones

Este proyecto de investigación y desarrollo tiende a ser innovador en el campo de la ciencia y la tecnología, ya que enfatiza la profundización de tres etapas, a saber: filtros, métodos de clasificación y estrategias de evaluación, para la clasificación de arritmias cardíacas.

Es importante resaltar que, la combinación de varios filtros enfocados en señales de ECG, técnicas de aprendizaje automático y métricas de evaluación profundiza cada proceso, con el fin de generar mejoras en el sistema a desarrollar, proyectando así un sistema más preciso y con altos resultados en relación con investigaciones anteriores.

Finalmente, gracias a una buena búsqueda en el marco de referencia, se logró obtener aspectos importantes para la implementación de sistemas informáticos, de esta forma, beneficiar al personal médico tanto a nivel nacional como global.

Referencias

- Alzate, A. y Giraldo, E. (2006). Clasificación de arritmias utilizando ANFIS, redes neuronales y agrupamiento substractivo. *Scientia Et Technica*, 2(31), 19-22. <https://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/6367>
- Arce-León, A., Rodríguez-Rodríguez, J. y Pedrote, A. (2015). Monitorización ambulatoria del ritmo cardíaco. Más allá del Holter de 24 horas. *CardiCore*, 50(3), 102-105. <http://dx.doi.org/10.1016/j.carcor.2015.05.004>
- Ayala, H., Mora, E., Mayorca, D. y Ortiz-Chamorro, A. (2021). Diseño de un sistema de procesamiento y caracterización de potencias ECG para la clasificación de arritmias cardíacas, mediante el uso de técnicas de aprendizaje automático supervisadas. *Boletín Informativo CEI*, 8(2), 204-210. <https://revistas.umariana.edu.co/index.php/BoletinInformativoCEI/article/view/2710>
- Azcona, L. (2009). El electrocardiograma. En A. López y C. Macaya (Eds.), *Libro de la salud cardiovascular del Hospital Clínico San Carlos y la Fundación BBVA* (pp. 49-56). <https://books.google.com.co/books?id=O2XEpDdesrAC&printsec=frontcover&hl=es#v=onepage&q&f=false>
- Bustamante, J., Sáenz, J. y Amaya, A. (2008). Sistema de detección, registro y telemonitoreo de arritmias cardíacas. *Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica*, 29(1), 28-40. <https://www.medigraphic.com/pdfs/inge/ib-2008/ib081f.pdf>
- Cardona, P., Mayoral, V. y Muñoz, P. (2010). Sistema para la adquisición de señales electrocardiográficas usando MATLAB®. *Scientia et Technica*, XVI(44), 304-309. <https://revistas.utp.edu.co/index.php/revistaciencia/article/view/1855>
- Charris, L., Henríquez, C., Hernández, S., Jimeno, L., Guillen, O. y Moreno, S. (2018). Análisis comparativo de algoritmos de árboles de decisión en el procesamiento de datos biológicos. *Investigación y Desarrollo En TIC*, 9(1), 26-34. <http://revistas.unisimon.edu.co/index.php/identific/article/view/3158/3905>

- DataFlair. (s.f.). Support Vector Machines Tutorial – Learn to implement SVM in Python. <https://data-flair.training/blogs/svm-support-vector-machine-tutorial/>
- Dhaka, M. S., & Khetarpal, P. (2019). *Classification of arrhythmia using time-domain features and support vector machine*. En *Conferencia IEEE de 2019 sobre tecnología de la información y la comunicación* (pp. 1-6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/CICT48419.2019.9066181>
- Fernández-Menéndez, S., García-Santiago, R., Vega-Primo, A., González, N., Lara-Lezama, L., Redondo-Robles, L., Montes-Montes, M., Riveira-Rodríguez, M. y Tejada-García, J. (2016). Arritmias cardiacas en la unidad de ictus: Análisis de los datos de la monitorización cardiaca. *Neurología*, 31(5), 289–295. <https://doi.org/10.1016/j.nrl.2015.03.013>
- Gallego, J. y Rodríguez, C. (2013). *Métodos de aprendizaje de máquina para la detección de arritmias cardiacas en tiempo real* [Tesis de pregrado, Universidad Pontificia Bolivariana].
- García, G. y Quino, K. (2018). *Desarrollo de un equipo tipo Holter de una derivación para monitoreo de señales cardiacas y una aplicación web de procesamiento de señales ECG para detección y estudio de arritmias de tipo fibrilación auricular* [Tesis de pregrado, Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas]. Repositorio Académico UPC. <https://repositorioacademico.upc.edu.pe/handle/10757/624461>
- Gargallo, E., Gil, F., Ganzo, M. y Gallego, M. (2015). Arritmias cardiacas en Urgencias. *Medicine*, 11(87), 5175–5184. <https://doi.org/10.1016/j.med.2015.09.010>
- Griffin, B., Topol, E., & Marso, S. (1999). *Manual of Cardiovascular Medicine*. Lippincott Williams & Wilkins
- IBM. (2021). Modelos de máquina de vectores de soporte. <https://www.ibm.com/docs/es/spss-modeler/SaaS?topic=nodes-support-vector-machine-models>
- Lema, D. (2016). *Electrocardiógrafo portátil para la empresa CRONIX* [Tesis de pregrado, Universidad Tecnológica Equinoccial]. Repositorio Dspace. <http://repositorio.ute.edu.ec/xmlui/handle/123456789/14640>
- MathWorks. (s.f.). Machine Learning. Tres cosas que es necesario saber <https://la.mathworks.com/discovery/machine-learning.html>
- Ministerio de Salud y Protección Social. (2020). Enfermedades cardiovasculares. Principales causas de mortalidad en Colombia. <https://www.minsalud.gov.co/salud/Paginas/Enfermedades-cardiovasculares.aspx>
- Morales, E., Téllez, G. y Rojas, R. (1986). Análisis y control de arritmias cardíacas. *Contribuciones Científicas y Tecnológicas*, (73), 19-25. <https://www.revistas.usach.cl/ojs/index.php/contribuciones/article/view/2361>
- Müller, A. C., & Guido, S. (2017). *Infrastructure Condition Assessment: Art, Science, and Practice*. Asce.
- Orozco, M. (2003). *Clasificación de arritmias cardíacas usando transformada Wavelet y técnicas de reconocimiento de patrones* [Tesis de pregrado, Universidad Nacional de Colombia]. Repositorio Institucional. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/3326?show=full>
- Orozco-Naranjo, A. J. y Muñoz-Gutiérrez, P. A. (2013). Detección de latidos cardiacos patológicos y normales utilizando transformada por paquetes wavelet, máquinas de soporte vectorial y perceptrón multicapa. *TecnoLógicas*, (31), 73-91. <https://doi.org/10.22430/22565337.102>

- Peluffo, D. (2009). *Estudio comparativo de métodos de agrupamiento no supervisado de latidos de señales ECG* [Tesis de maestría, Universidad Nacional de Colombia]. Repositorio Institucional UN. <https://repositorio.unal.edu.co/handle/unal/69982>
- Romero, J. L. (2015). *Análisis de Señales Electrocardiográficas usando técnicas de procesamiento digital*. Universidad Oberta de Catalunya [Tesis de pregrado, Universitat Oberta de Catalunya]. RIDUM. <https://ridum.umanizales.edu.co/xmlui/handle/20.500.12746/156>
- Saldarriaga, M., Gutiérrez, L. y Villarreal, M. (2010). *Manual de electrocardiografía S.M.I.* <https://ricardocurco.files.wordpress.com/2014/02/manual-electrocardiografc3ada-bc3a1sica-smi.pdf>
- Smith, P. y Blumenthal, J. (2011). Aspectos psiquiátricos y conductuales de la enfermedad cardiovascular: epidemiología, mecanismos y tratamiento. *Revista Española de Cardiología*, 64(10), 924-933. <https://doi.org/10.1016/j.recesp.2011.06.003>
- Vargas, A. (2019). *Sistema de soporte diagnóstico de arritmias cardiacas usando conceptos de matemáticas discretas y sistemas embebidos* [Tesis de maestría, Universidad de las Fuerzas Armadas Innovación para la Excelencia ESPE]. Repositorio Dspace. <http://repositorio.espe.edu.ec/handle/21000/21202>
- Villagrán, C. (2017). *Clasificación automática de latidos de un electrocardiograma utilizando aprendizaje profundo* [Tesis de maestría, Universidad de Concepción]. Repositorio Dspace. <http://repositorio.udec.cl/xmlui/handle/11594/2541>
- Wikipedia. (2022). Perceptrón multicapa. https://es.wikipedia.org/wiki/Perceptr%C3%B3n_multicapa
- Xiang, Y., Lin, Z., & Meng, J. (2018). Automatic QRS complex detection using two-level convolutional neural network. *BioMedical Engineering Online*, 17(1), 1-17. <https://doi.org/10.1186/s12938-018-0441-4>
- Yo soy salud. (2020, 17 de junio). ¿Qué es un Holter y un monitor de eventos? <https://yosoy salud.net/que-es-un-holter/>