

Universidad de Lima
Facultad de Ingeniería y Arquitectura
Carrera de Ingeniería de Sistemas



APLICACIÓN PARA LA DETECCIÓN DE ARRITMIAS BASADO EN LOS ALGORITMOS DE PAN TOMPKINS, ELGENDI Y BOONPERM

Tesis para optar el Título Profesional de Ingeniero de Sistemas

Luis Miguel Casas Quiroz

Código 20100226

ASESOR

Rosario Marybel Guzmán Jiménez

Lima - Perú

Junio de 2021

Aplicación para la detección temprana de Arritmias basado en los Algoritmos de Pan & Tompkins, Elgendi y Boonperm

Luis Miguel Casas Quiroz

20100226@aloe.ulima.edu.pe

Universidad de Lima

Resumen: Las arritmias son enfermedades cardiovasculares que evidencian problemas en la frecuencia cardíaca, las cuales si no son detectadas a tiempo puede desencadenar en eventos graves como la muerte súbita, pérdida del conocimiento, inestabilidad a la hora de caminar, etc. Para detectar arritmias cardíacas en forma temprana se suelen utilizar monitores de funciones vitales que son costosos, no son portables y cuyo software no es abierto. Ante este contexto se propone una aplicación para la detección de las arritmias: Bradicardia Sinusal, Taquicardia Ventricular, Fibrilación Auricular, Flutter Auricular y Aleteo Auricular, a partir de los algoritmos Pan y Tompkins, Elgendi y Boonperm cuyo código podría ser instalado en dispositivos móviles (Android y iOS) para que los monitores de funciones vitales no sean la única opción para poder detectar dichas arritmias. El algoritmo ensamblado ha sido probado con la base de datos de arritmias del MIT-BIH, primer conjunto de datos de prueba estándar disponible para el ámbito académico. Se analizaron los 48 registros de dicha base de datos y se obtuvo 37.23% de sensibilidad y 65.10% de predictividad en la detección de arritmias, sin embargo; a pesar de estos valores obtenidos; en la detección de los complejos QRS se obtuvo 99.02% sensibilidad y 99.12% predictividad, lo cual indica que el algoritmo híbrido es confiable solo para la detección de complejos QRS.

Palabras Clave: Complejo QRS, Onda P, Ritmo cardíaco, Intervalo PR, Intervalo RR, Pan Tompkins, Arritmias

Abstract: Arrhythmias are cardiovascular diseases that show heart rate problems, which if not detected in time can lead to serious events such as sudden death, loss of consciousness, instability when walking, etc. At present, vital function monitors are used to detect cardiac arrhythmias early, which are expensive, not portable and whose software is not open. In this context, an application is proposed for the detection of arrhythmias: Sinus Bradycardia, Ventricular Tachycardia, Atrial Fibrillation, Atrial Flutter and Atrial Flutter, based on the Pan and Tompkins, Elgendi and Boonperm algorithms whose code could be installed in mobile devices (Android and iOS) so that vital function monitors are not the only option to detect these arrhythmias. The assembled algorithm has been tested against the MIT-BIH arrhythmia database; the first standard test data set available for academia. The 48 records of said database were analyzed and 37.23% sensitivity and 65.10% predictivity were obtained in the detection of arrhythmias, despite the values obtained in the detection of QRS complexes, 99.02% sensitivity and 99.12% predictivity were obtained, which indicates that the hybrid algorithm is reliable only for the detection of QRS complexes.

Keywords: Complex QRS, P wave, Heart rate, PR interval, RR interval, Pan Tompkins, Arrhythmias

1. INTRODUCCIÓN

El corazón es un músculo que se contrae de manera rítmica para el bombeo de la sangre hacia todo el cuerpo. Las contracciones comienzan en el nodo sinusal ubicado en la aurícula derecha que actúa como un marcapaso natural y se propaga al resto del músculo, dichas contracciones generan corrientes eléctricas en la superficie del cuerpo. “El Electrocardiograma (ECG) es una herramienta de diagnóstico que reporta la actividad eléctrica del corazón registrada por electrodos aplicados a la piel en el pecho del paciente.

La señal del ECG contiene información de la actividad eléctrica del corazón del paciente. Un análisis importante en el ECG es la clasificación de los latidos del corazón, lo cual es vital para la detección de arritmias” (Houssein, E.H., Kilany, M. and Hassanien, A.E., 2017, p. 377). El ritmo cardíaco normal oscila entre 60 y 100 latidos por minuto en un corazón sano, las alteraciones de este ritmo cardíaco se conocen como arritmias y se deben

a malos funcionamientos de los órganos del corazón como las aurículas o los ventrículos. Las arritmias son un problema común en la práctica clínica, y su reconocimiento es una habilidad fundamental en muchas áreas de la medicina (Esparza-Guanuche et al, 2019, p 121).

“El electrocardiograma permite registrar un trazado detallado de actividad eléctrica cardíaca como la onda Q que representa la corriente horizontal de izquierda a derecha y es la primera deflexión negativa que aparece en el complejo QRS no precedida por una onda R; la onda R es la primera deflexión positiva de dicho complejo y la Onda S es la primera deflexión negativa que aparece en el complejo tras una onda R. Por lo que, el complejo QRS representa la despolarización de los ventrículos derecho e izquierdo que es visualizado en el ECG.” (Wesley, K., 2017, p. 16).

La tecnología actual (Perú) con la que se detectan enfermedades cardiovasculares carece de monitoreo en tiempo real, no es portable y solo es accesible solicitando atención clínica la cual es costosa y duradera. El tratamiento de las arritmias es muy costoso, por ejemplo, para la fibrilación auricular los gastos son entre \$ 10,100 y \$ 14,200 anuales en los Estados Unidos por paciente y desde los €450 a €3000 anuales en Europa Oriental por paciente, y si los costos indirectos son incluidos, los costos aumentan un 20%. (Wolowacz et al., 2011).

La detección precisa del complejo QRS es un elemento importante para el diagnóstico del paciente por esta razón que la presente investigación propone un algoritmo ensamblado de código abierto para detectar las principales arritmias diagnosticadas en la práctica clínica. El algoritmo es capaz de adquirir las señales eléctricas del corazón, procesarlas y detectar en tiempo real la arritmia. Se espera que el presente artículo sirva de base para futuras investigaciones que deseen complementar lo diseñado para personas que padezcan enfermedades cardiovasculares.

2. ESTADO DEL ARTE

Pan y Tompkins (1985) “desarrollaron un algoritmo en tiempo real para la detección de complejos QRS en señales electrocardiográficas, el cual es capaz de detectar el complejo QRS basado en la pendiente, amplitud y ancho. Un filtro pasabanda especial reduce falsas detecciones causadas por varios tipos de ruido presentes en la señal ECG lo cual permite el uso de umbrales lo que aumenta la sensibilidad de detección. El algoritmo ajusta automáticamente los umbrales y los parámetros periódicamente para adaptarse a los cambios de electrocardiograma como la morfología QRS y la frecuencia cardíaca” (Pan Tompkins, 1985, p. 230).

Para el estándar de la base de datos de arritmias del MIT-BIH 24 horas, se replicó el algoritmo Pan-Tompkins en MATLAB detectando correctamente el 98,15% de los complejos QRS mientras que en el artículo original dice un 99.3% por lo tanto el valor obtenido oscila con el original. Posteriormente, “Mohamed Elgendi (2016) propuso un método basado en dos filtros de promedio móvil seguido de un umbral de duración de evento dinámico para detectar ondas P y T en señales electrocardiográficas. La detección de las ondas P y T es afectada por la calidad de las grabaciones de electrocardiogramas y las anomalías de las señales electrocardiográficas.

Dicho método detecta ondas P y T en señales electrocardiográficas de arritmias que sufren: 1) Efectos no estacionarios, 2) Baja relación señal / ruido, 3) Complejo auricular prematuro, 4) Complejo ventricular prematuro, 5) Bloqueos de rama izquierda y 6) Bloqueos de rama derecha. Cabe destacar que el detector de ondas P y T obtuvo una sensibilidad del 98.05 por ciento y una predictividad positiva del 97.11 por ciento para las ondas P sobre 10 registros de la base de datos de arritmia MIT-BIH con 21702 latidos” (Elgendi Mohamed, 2015, p. 1). Finalmente, Parayikorn Boonperm, 2014 et al. propone un programa con interfaz gráfica que detecta arritmias usando MATLAB con los parámetros del complejo QRS, la onda P, intervalo RR, el intervalo PR, y el ritmo del ECG usando la base de datos de arritmias del MIT.

“El complejo QRS es la forma de onda más llamativa dentro de la señal de ECG. Sirve como base para la determinación automática de la frecuencia cardíaca, así como punto de referencia para clasificar el ciclo cardíaco e identificar cualquier anomalía. El complejo QRS cual durante las últimas décadas ha sido estudiado ampliamente.” (Liu Feifei et al., 2018, p. 1)

Liu et al (2018) realizó una evaluación de diez algoritmos de detección QRS con el objetivo de verificar su desempeño y utilidad en diferentes situaciones de aplicación con seis bases de datos (Tabla 2.1). “De los diez algoritmos de detección, los de QRS tienen una buena precisión de detección. En la prueba de una base de datos de ECG de alta calidad los diez algoritmos de detección de QRS tuvieron una precisión de detección muy alta.” (Liu F., 2018, p. 1)

Tabla 2.1
Diez algoritmos de detección de QRS seleccionados.

Methods	Filtering	Extracting features	Setting threshold	Postprocessing
Pan-Tompkins algorithm [15]				
Hamilton-mean algorithm [11]	5–15 Hz band-pass filter	Derivative; square; integrate	Two sets of adaptive thresholds	Searching back; T wave judging
Hamilton-median algorithm [11]				
RS slope algorithm [21–23]	Median filter	Derivative; detecting negative slope	10 groups of duration empirical thresholds; one fixed amplitude threshold	200 ms refractory blanking technology
Sixth power algorithm [24]	Two-stage median filter	Sixth power	One adaptive threshold	Determining end point K
Finite state machine (FSM) algorithm [25]	/	Derivative; integrate; square	Three thresholding stages	/
U3 transform algorithm (U3) [26]	8–30 Hz band-pass filter	U3 transform	Two fixed thresholds	Searching back; 270 ms refractory blanking technology
Difference operation algorithm (DOM) [2, 27]	8–30 Hz band-pass filter	Derivative; detecting positive extreme points	Positive threshold; negative threshold	Optimizing; matching filtered signal
“jqrs” algorithm [28–30]	Sombrero hat-like low-pass filter	Integrate	One fixed threshold	Searching back; 200 ms refractory blanking technology
Optimized knowledge-based algorithm (OKB) [1]	8–20 Hz band-pass filter	Squaring; integration	Two dynamic thresholds	Determining the maxima of each block as R peak

Nota. Obtenido de Performance Analysis of Ten Common QRS Detectors (Liu et al, 2018, p 4).

Álvarez et al (2013) también realizó una comparación entre tres algoritmos que se muestran en la Tabla 2.2.

Tabla 2.2
Tabla de comparaciones de algoritmos detectores de complejos QRS

Algoritmo	Sensibilidad	+ Predictividad	RMS RR error
1. Pan & Tompkins	99.79% ± 0.34	99.84% ± 0.42	95.88 ms
2. Hamilton & Tompkins	99.54% ± 0.69	99.42% ± 1.19	107.03 ms
3. Phasor	98.41% ± 4.95	86.75% ± 17.30	354.84 ms

Nota. Obtenido de A comparison of 3 QRS detection algorithms (Alonso Álvarez, et al, 2013).

En el algoritmo de Hamilton & Tompkins que es muy similar al del Pan & Tompkins, ambos comparten la misma etapa de preprocesamiento, sin embargo, Hamilton y Tompkins es completamente diferente en la etapa de decisión y el umbral de adaptación basado en el rendimiento de tres estimadores (media, mediana y un nivel máximo iterativo) para ubicar el umbral adaptativo. Por otro lado, el algoritmo Phasor convierte cada muestra de ECG en un número complejo por lo que considera la variación de fase instantánea en muestras consecutivas del ECG. A pesar de que preservan la información, respecto a los valores de la media cuadrática y de la fase, no obtuvieron los mejores resultados como Pan & Tompkins, Álvarez et al da como ganador a Pan Tompkins sobre Hamilton & Tompkins y Phasor.

Raj et al (2018) presenta un estudio de los algoritmos de detección del complejo QRS para averiguar el algoritmo más adecuado para el análisis cardíaco basado en factores como robustez, tolerancia al ruido, carga computacional y sensibilidad.

Tabla 2.3*Análisis de rendimiento general de los algoritmos de detección de QRS*

Previous works	Year	Detection technique	Preprocessing technique	Computational load	+P	S _c
Pan and Tompkins [34]	1985	Thresholds (> 2)	BPF + FD + squaring + MA	Medium	99.56	99.76
Li et al. [160]	1995	Singularity + thresholds (> 2)	WT + digital filter	High	99.84	98.89
Afonso et al. [161]	1996	Thresholds (> 2)	Filter banks	High	99.56	99.59
Moraes et al. [139]	2002	Threshold (= 1)	LPF + FD + spatial velocity	Medium	99.88	99.69
Martinez et al. [72]	2004	Thresholds (> 2) + ZC	WT	Medium	99.86	99.8
Chiarugi et al. [162]	2007	Thresholds (> 2)	BPF + first derivative	Low	99.81	99.76
Ghaffari et al. [154]	2008	Threshold (= 1)	Hybrid complex WT	High	99.89	99.79
Zheng and Wu [155]	2008	Threshold (= 1)	DWT + cubic spline + interpolation + MA	High	99.59	98.68
Ghaffari et al. [154]	2008	Threshold (= 1)	Complex frequency B-spline WT	High	99.89	99.29
Arzeno et al. [81]	2008	Thresholds (= 2)	First derivative + Hilbert transform	Medium	99.24	99.29
Arzeno et al. [81]	2008	Thresholds (> 2)	FD + squaring + BPF	Medium	99.58	99.57
Arzeno et al. [81]	2008	Thresholds variation	SD + squaring + BPF	Medium	99.58	99.57
Chouhan and Mehta [163]	2008	Threshold (= 1)	Digital filters	Medium	99.49	99.55
Benitez et al. [82]	2000	Threshold (= 1)	FD + HT	Medium	99.31	99.13
Ghaffari et al. [154]	2008	Threshold (= 1)	WT	Medium	99.72	99.91
Elgendi et al. [158]	2008	Thresholds (> 2)	Digital filters	Medium	99.9	97.5
Ghaffari et al. [154]	2008	Threshold	WT (complex morlet)	Medium	99.29	99.49
Christov [157]	2004	Thresholds (> 2)	Multiple MA + FD	Low	99.81	99.76
Choukari et al. [164]	2011	Thresholds (= 2)	WT + histogram + MA	High	97.24	98.68
Zidelmal et al. [165]	2012	Thresholds (= 2)	WT + multiplying coefficients	Medium	99.82	99.64
Elgendi [166]	2013	Thresholds (= 2 M.A)	BPF + FD + squaring	Low	99.87	99.78

BPF bandpass filter, *FD* first derivative, *LPF* low pass filter, *MA* moving average, *HT* Hilbert transform, *WT* wavelet transform, *DWT* discrete wavelet transform, *SD* second derivative

Nota. Obtenido de Development of robust, fast, and efficient QRS complex detector (Raj et al, 2018, p. 15).

Raj et al (2018) dice que Pan-Tompkins puede considerarse como una solución completa para la detección eficiente de complejos QRS que satisface los factores como sensibilidad al ruido, carga computacional y precisión siendo evaluado con todos los registros de la base de datos del arritmias del MIT-BIH 24 horas sin excluir ningún segmento; por último Raj et al(2018) concluye que a pesar del enfoque clásico de Pan-Tompkins es también una buena alternativa por lo que se emplea en la mayoría de los trabajos en la clasificación de la arritmia y tiene baja complejidad computacional. Por lo que, la presente investigación implementa como algoritmo central el propuesto por Pan & Tompkins.

3. ANTECEDENTES

“El electrocardiograma (ECG) es el registro gráfico de las modificaciones en la magnitud y la reacción de la actividad eléctrica por la onda de despolarización que recorre las aurículas y los ventrículos seguida de la onda de repolarización de las aurículas y los ventrículos que se desplaza en dirección opuesta. La actividad eléctrica puede detectarse fácilmente mediante electrodos sobre la piel. En concreto, el ECG detecta la despolarización y la repolarización de las células miocárdicas de las aurículas y los ventrículos.” (Wesley, K., 2017, p 16).

El ECG informa gran cantidad de características sobre el corazón, incluyendo su ritmo, si sus caminos de conducción eléctrica están intactos, si ciertas cámaras están agrandadas, e incluso la localización aproximada el caso de una anomalía cardíaca.

3.1 Electrocardiograma:

Figura 3.1

Composición de la señal ECG y sus ondas más representativas.



Nota. Obtenido de Bistel & Fajardo, 2015, p 18.

En la figura 3.1 se tiene los principales elementos de una señal ECG que se detallan a continuación (Wesley, K., 2013, p. 25-49):

- **Onda P:** La onda P es la primera onda que aparece en el electrocardiograma. Representa la despolarización de las aurículas, su duración está entre 0,08 segundos y 0,10 segundos, su amplitud no excede los 2.5 mm y aparece antes del complejo QRS.
- **Complejo QRS:** El complejo QRS aparece después de la onda P e indica el inicio de la contracción ventricular que bombea la sangre a los pulmones y el resto del cuerpo. Dura entre 0.06s y 0.12 s. Después de la onda P se manifiesta el punto Q que es la primera onda negativa después está el pico R que la precede que es la primera onda positiva existente. La onda S aparece tras un pico R siendo cualquier onda negativa que sigue a un pico R.
- **Onda T:** La onda T sigue al complejo QRS y representa la recuperación o repolarización de los ventrículos su duración oscila entre 0,10 a 0,25 segundos o superior y su amplitud es menor que 5mm.
- **Intervalo RR:** Su inicio corresponde al pico de la onda R y su final al pico de la onda R siguiente. Representa un ciclo entre la cual las aurículas y los ventrículos se contraen y se relajan una vez.
- **Intervalo PR:** Es la distancia entre el inicio de la onda P (contracción auricular) y el inicio de QRS (contracción ventricular). Su valor normal es entre 0.02 segundos y 0.12 segundos y dicha duración depende de la frecuencia cardíaca si es rápida entonces el intervalo la duración del intervalo es corta, en caso contrario la duración es larga.
- **Intervalo QT:** Va desde el principio del complejo QRS hasta el final de la onda T segundos representa la despolarización y repolarización de los ventrículos. Su duración es menor a 0.45 segundos.

En la Tabla 3.1 se muestran los intervalos de duración de las ondas y los intervalos del ECG:

Tabla 3.1

Rango de duración de los intervalos del ECG

Ondas e intervalos	Duración
Onda P	0.08 – 0.10 segundos
Complejo QRS	0.06 – 0.12 segundos
Onda T	0.10 – 0.25 segundos
Intervalo PR	0.12 – 0.20 segundos
Intervalo QT	< 0.45 segundos
Intervalo RR	0.60 – 1.50 segundos

Nota. Obtenido de Huszar, Wesley, K., 2017, p. 25-49

3.2 Arritmias:

Las arritmias son anomalías en el correcto funcionamiento del sistema eléctrico del corazón. La presencia de arritmias es peligrosa para quien las padece y de no ser tratadas a tiempo pueden generar enfermedades cardiovasculares que traerán consecuencias fatales y podrían producir la muerte. (Wesley, K., 2017, p. 51). A continuación, se detallan las principales Arritmias:

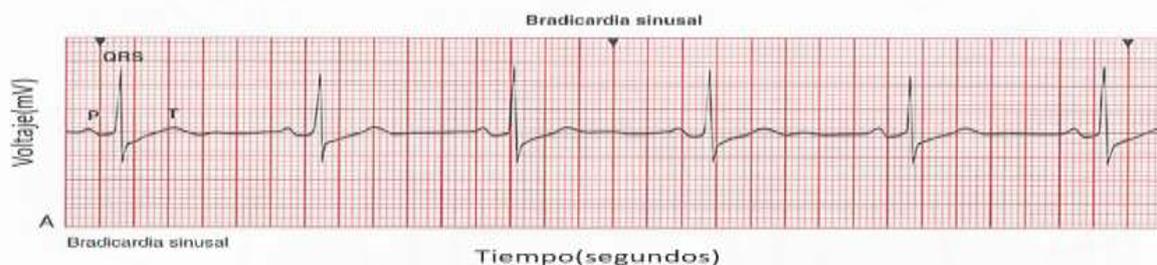
3.2.1 Bradicardia sinusal

El ritmo normal del corazón en reposo debe de ser entre 60 y 100 latidos por minuto, la bradicardia se caracteriza por una frecuencia inferior a 60 latidos que es una frecuencia cardíaca demasiado lenta por lo que no llega suficiente sangre al cerebro, pudiendo causar un desmayo.

Las ondas P sinusales son idénticas entre sí y anteceden a cada complejo QRS son positivas en congruencia con una despolarización auricular normal. Una onda P aparece antes de cada complejo QRS y un complejo QRS tras cada onda P. Los intervalos PR son normales y constantes sin embargo tienden a estar en los límites de la normalidad. Los intervalos RR son iguales entre sí, aunque pueden presentar ligeras variaciones (Wesley, K., 2017, p. 80).

Figura 3.2

ECG de Bradicardia sinusal



Fuente (Huszar, Wesley, K., 2017)

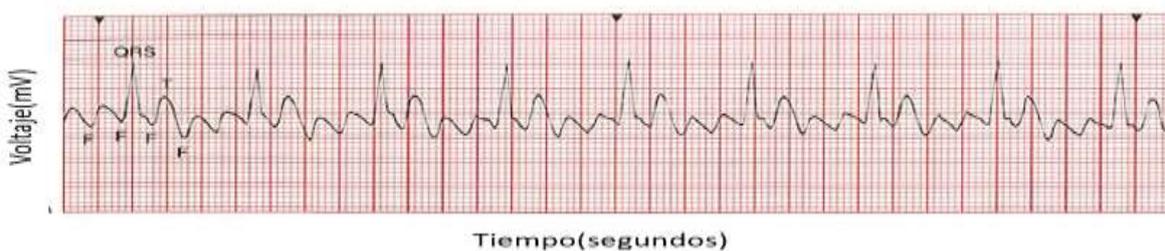
3.2.2 Aleteo auricular

El flutter auricular es una arritmia que se origina en un marcapasos ectópico o en la zona de un circuito de reentrada rápido en las aurículas, y que se caracteriza por la aparición de ondas flutter auricular (F) rápidas con configuración “en dientes de sierra” y generalmente por una respuesta ventricular regular y más lenta” (Wesley, K., 2017, p. 95). La frecuencia oscila entre 150 latidos por minuto y 360 latidos por minuto.

La onda P puede tener muchas formas ya que el marcapasos auricular ectópico descarga rápidamente. La onda F tiene una imagen dentada en zigzag. Las ondas F preceden a los complejos QRS están enterradas en ellos y les siguen también pueden estar superpuestas a las ondas T o segmentos ST. El intervalo RR es igual si la proporción de conducción AV se mantiene constante y desigual si varía la proporción de conducción AV (Wesley, K., 2017, p. 95).

Figura 3.3

ECG de Aleteo auricular



Nota. Obtenido de Huszar, Wesley, K., 2017.

3.2.3 Fibrilación auricular

Es una arritmia que se origina en múltiples marcapasos auriculares ectópicos o en las zonas de circuitos de reentrada rápidos en las aurículas, y que se caracteriza por ondas de fibrilación auricular (f) muy rápidas con una respuesta ventricular irregular y a menudo rápida.

En la fibrilación auricular la frecuencia auricular es de 350 latidos por minutos a 600 latidos por minuto y puede llegar a 700. El ritmo auricular es irregular. Las ondas P no son normales puesto que la rápida estimulación caótica inducida por múltiples marcapasos auriculares ectópicos da lugar a la aparición de ondas de fibrilación auricular “f” típicas.

Debido a que no existen despolarizaciones auriculares organizadas, no aparecen ondas P ni contracciones auriculares organizadas. Las ondas f anteceden a los complejos QRS o bien pueden quedar enterradas en ellos o aparecer a continuación de éstos, y también pueden estar superpuestas a los segmentos ST y las ondas T (Wesley, K., 2013, pp. 99-101).

Figura 3.4

ECG de Fibrilación auricular



Nota. Obtenido de Huszar, Wesley, K., 2017.

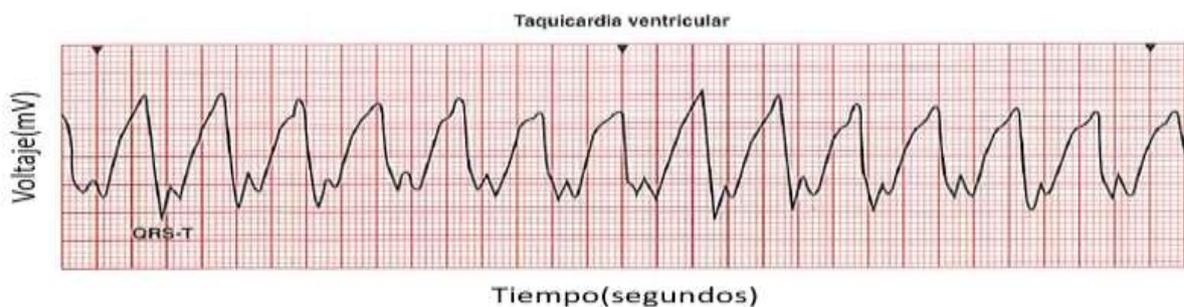
3.2.4 Taquicardia Ventricular

Es una arritmia que se origina en marcapasos ectópicos localizados en las ramas del haz, la red de Purkinje o el miocardio ventricular, con una frecuencia que oscila entre 100 y 250 latidos/min. Los complejos QRS son excesivamente anchos y tienen una configuración extraña. El ritmo es regular en la taquicardia ventricular.” (Wesley, K., 2013, p. 120).

No hay ondas P auriculares normales. No hay intervalo PR asociado con la taquicardia ventricular ya que el marcapasos ectópico se origina por debajo del nódulo auriculoventricular. Los intervalos RR son iguales, pero pueden variar si cambia la frecuencia. El complejo QRS supera los 0.12 segundos y suele estar distorsionado y abigarrado. Se sigue de una onda T grande y discordante (Wesley, K., 2017, p. 118).

Figura 3.5

ECG de Taquicardia ventricular



Nota. Obtenido de Huszar, Wesley, K., 2017.

3.2.5 Flutter ventricular

Es una arritmia en la cual la frecuencia cardiaca es muy rápida (mayor de 200 latidos/min) y el electrocardiograma registra un patrón continuo, regular en zigzag, tiene una apariencia monomórfica, sin una clara definición de los complejos QRS ni las ondas T” (Matiz et al, 2014, p. 30).

Figura 3.6

Flutter ventricular



Nota. Obtenido de Health Jade Team. Aleteo Ventricular. HEALTH JADE. Recuperado el 15 de julio del 2021 <https://healthjade.net/ventricular-flutter/>

4. METODOLOGÍA

En la presente investigación la Aplicación utilizada para la detección temprana de arritmias se ha basado en la implementación de 3 algoritmos. 1) Algoritmo de Pan & Tompkins para la detección del complejo QRS. 2) Algoritmo de Elgendi para la detección de las ondas P. 3) Para hallar las arritmias se utilizó las reglas de decisión de Parayikorn. La base de datos utilizada es la del MIT-BIH Arrhythmia Database del portal Physionet, que contiene 48 registros cada uno con 650000 muestras, cada registro digitalizado con 360 muestras/segundo, la base de datos contiene registros de electrocardiogramas de diversas arritmias de 47 sujetos estudiados en el BIH Arrhythmia Laboratory entre 1975 y 1979. (Moody G.B & Mark R.G, 2001, p. 45-47).

El código se encuentra publicado en la siguiente ruta y es accesible para todos:

<https://github.com/Miguel546/algoritmoArritmias>

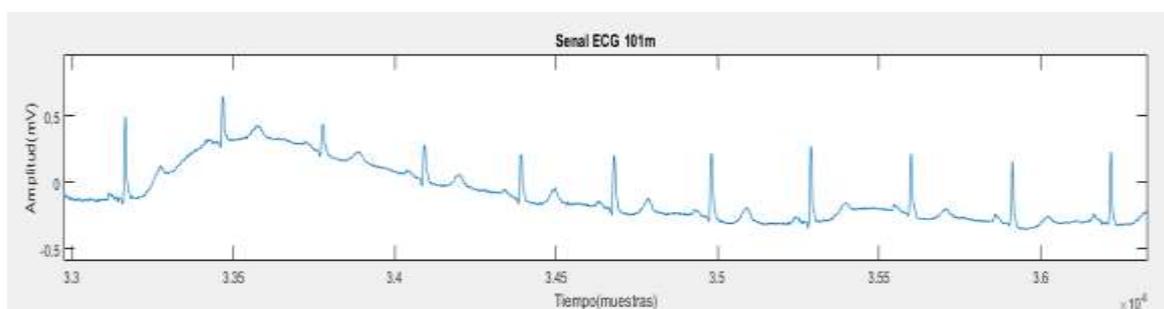
4.1 Detección del complejo QRS

Para la detección del complejo QRS se deben seguir varios pasos (Pan & Tompkins, 1985, p. 232-233).

Al ECG original previamente se le aplica un filtro analógico con frecuencia de corte superior a 50 Hz que elimina la banda de frecuencias de interferencias de 60 Hz, luego a esta señal resultante se le aplica el filtro pasa banda.

Figura 4.1

ECG original



4.1.1 Filtro pasa banda

Según Pan y Tompkins (1985), el filtro de paso de banda reduce la influencia del ruido muscular, la desviación de la línea de base y la interferencia de la onda T. El filtro pasa banda deseable para maximizar la energía QRS es de aproximadamente de 5 a 15 Hz. (Pan & Tompkins, 1985, p. 232).

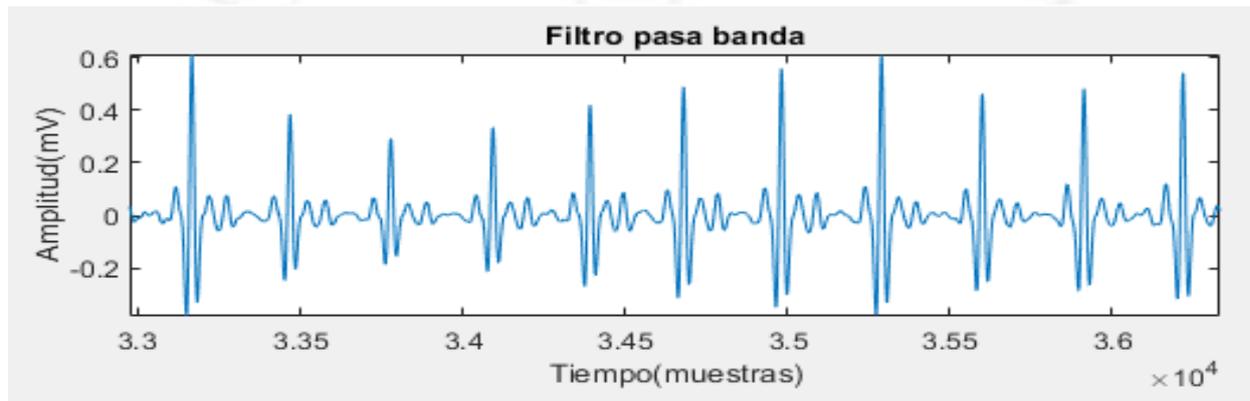
En el electrocardiograma hay 5 tipos de ruido presentes en la señal: Electromiografía, la línea de poder, Derivada de referencia, La línea base y Ruido compuesto (O 'Bryan, 2014)

El filtro pasa alto y el filtro pasa bajo se pueden implementar en Matlab con el comando butter con orden 3 y la frecuencia de corte 5 Hz y 15 Hz respectivamente para el filtro pasabanda. Como en el filtraje provoca un desfase en la señal aplicamos el comando filtfilt para poner la señal en su posición original (Pan & Tompkins, 1985, p. 232).

La figura 4.1 muestra la señal sin procesar y la figura 4.2 muestra la salida del proceso del filtro pasabanda. El electrocardiograma de la figura 4.1 está con ruido de tipo derivación de la línea base por lo que produce una señal de menor calidad y es difícil hallar el pico R en comparación con la figura 4.2 que muestra que redujo la influencia del ruido produciendo una señal de mejor calidad después del filtrado.

Figura 4.2

Señal a la salida del filtro pasabanda



4.1.2 Derivación

El siguiente paso de procesamiento es la derivación en la que se determina la información de la pendiente. La derivación se utiliza para la búsqueda de las pendientes altas que normalmente distinguen a los complejos QRS de otras ondas del ECG y suprime los componentes de baja frecuencia que son las ondas P y T (Pan y Tompkins, 1985, p.232).

La función de transferencia es:

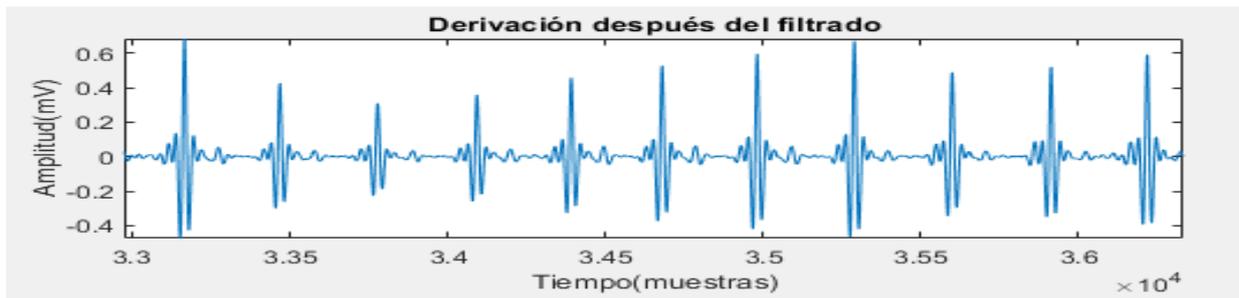
$$H(z) = (1/8T) (-z^{-2} - 2z^{-1} + 2z^1 + z^2). \tag{1}$$

La ecuación de diferencia es:

$$y(nT) = (1/8T) [-x(nT - 2T) - 2x(nT - T) + 2x(nT + T) + x(nT + 2T)]. \tag{2}$$

Figura 4.3

Salida de la derivación



4.1.3 Elevar a la segunda potencia

Luego de la diferenciación (2 y 3), la señal se eleva al cuadrado enfatizando los componentes de alta frecuencia y atenúa la baja frecuencia de los componentes (ondas P y T).

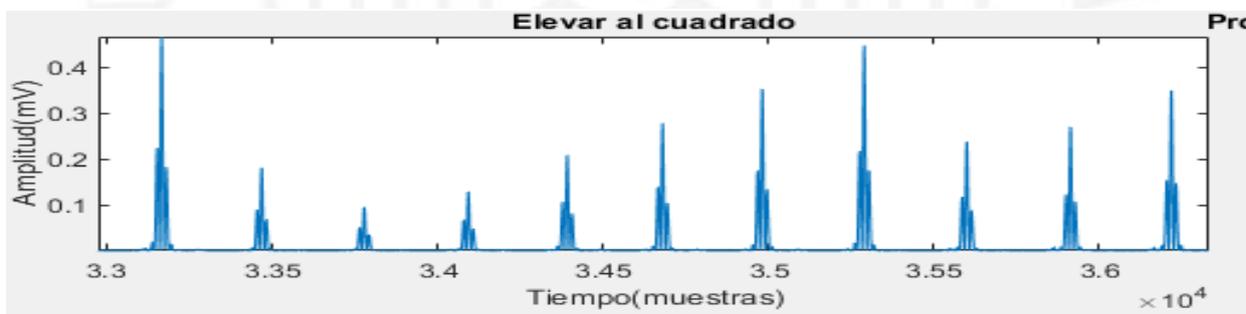
La ecuación de esta operación es (Pan y Tompkins, 1985, 233):

$$y(nT) = [x(nT)]^2 . \tag{3}$$

Aplicándola hace que todos los puntos de muestras sean positivos, enfatizando las frecuencias más altas al amplificar la salida de la derivada (Complejos QRS).

Figura 4.4

Elevar a la segunda potencia



4.1.4 Integración por ventana en movimiento

La forma de onda al cuadrado (3) pasa a través de un integrador de ventana móvil. El propósito de la integración de ventana móvil es obtener información de la característica de forma de onda y de la pendiente de la onda R.

Se calcula a partir de la siguiente ecuación de diferencias (Pan y Tompkins, 1985, p. 232):

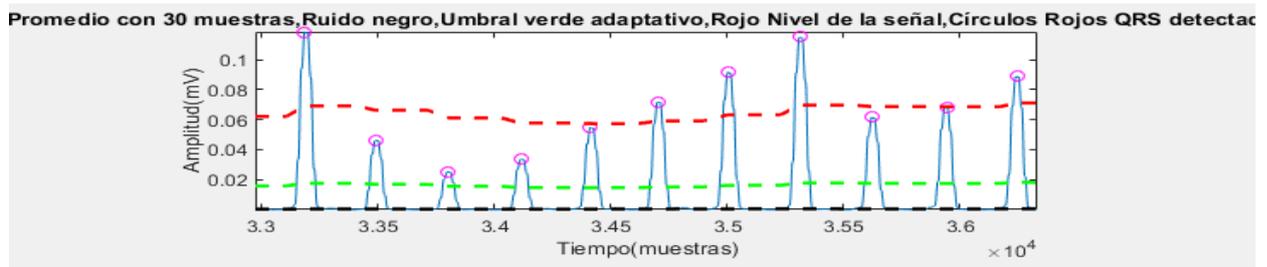
$$y(nT) = (1/N) [x(nT - (N - 1) T) + x(nT - (N - 2) T) + \dots + x(nT)] \tag{4}$$

Donde N es el número de muestras en el ancho de la ventana de integración. Se debe utilizar la ventana de integración con un ancho similar al complejo QRS más amplio, si es más ancha la forma de onda fusionará los complejos QRS con las ondas T y si es muy estrecho algunos complejos QRS pueden producir muchos picos en la forma de onda de integración, Pan y Tompkins utilizan una ventana de 30 muestras de 150 ms (Pan y Tompkins, 1985, p. 233).

Los resultados de la figura 11 muestra que el algoritmo es capaz de detectar altas/ amplitudes de la pendiente de la onda R en la señal.

Figura 4.5

Señal con ventana de integración



4.1.5 Marca fiducial

Con la señal procesada en el paso anterior, en la ventana de integración se va a hallar los picos máximos y sus localizaciones considerando la condición que la distancia mínima sea 72 muestras (200 ms).

En Matlab se usa la función `findpeaks` para poder hallar la marca fiducial poniendo como condición que la distancia mínima sea 72 muestras.

4.1.6 Ajustar los umbrales

Según Sedghamiz (2014), si analizamos la amplitud de la señal de la ventana de integración, el algoritmo Pan Tompkins usa los umbrales ($UMB_{SEÑAL}$ y UMB_{RUIDO} inicializados en una fase de entrenamiento de 2 segundos) los cuales se adaptan continuamente a los cambios en la calidad de la señal del electrocardiograma.

Refiere Sedghamiz (2014), se utiliza estos umbrales para clasificar cada muestra distinta de cero ($PICOACTUAL$) como señal o ruido.

Si $PICOACTUAL > UMB_{SEÑAL}$, la localización es identificada como un candidato para complejo QRS y el nivel de la señal SEN_{NIVEL} se actualiza: $SEN_{NIVEL} = 0.125 \times PICOACTUAL + 0.875 \times SEN_{NIVEL}$. Si $UMB_{RUIDO} < PICOACTUAL < UMB_{SEÑAL}$ entonces esa ubicación se identifica como un pico de ruido y el nivel ruido $RUIDO_{NIV}$ es actualizado: $RUIDO_{NIV} = 0.125 \times PICOACTUAL + 0.875 \times RUIDO_{NIV}$. Basado en las nuevas estimaciones de la señal y los niveles de ruido (SEN_{NIVEL} y $RUIDO_{NIV}$, respectivamente) en este punto en el electrocardiograma, los umbrales son ajustados de la siguiente manera: $UMB_{SEÑAL} = RUIDO_{NIV} + 0.25 \times (SEN_{NIV} - RUIDO_{NIV})$; $UMB_{RUIDO} = 0.5 \times UMB_{SEÑAL}$. Estos ajustes reducen gradualmente el umbral en los segmentos de señal que se consideran de peor calidad" (p. 2).

4.1.7 Búsqueda de complejos QRS perdidos

Sedghamiz (2014), en el paso anterior de los umbrales refiere:

Si $PICOACTUAL < UMB_{SEÑAL}$, se considera que el pico no es el resultado de un complejo QRS. Sin embargo, si ha expirado un período irrazonablemente largo sin un umbral superior, el algoritmo asumirá que se ha perdido un QRS y realizará una búsqueda hacia atrás. Dicha búsqueda reduce los falsos negativos. El tiempo mínimo utilizado para activar una búsqueda es 1,66 veces el periodo de tiempo del intervalo RR actual ya que los latidos adyacentes no pueden cambiar más rápido que este.

Se asume que el complejo QRS perdido puede ocurrir en la localización del pico más alto en el intervalo que se encuentra entre $UMB_{SEÑAL}$ y UMB_{RUIDO} . En este algoritmo, dos promedios de los intervalos RR son almacenados, el primer intervalo RR es calculado de un promedio de los 8 últimos QRS para adaptarse a la frecuencia cardíaca cambiante y la media del segundo intervalo RR es la media de los intervalos RR más regulares. El umbral se reduce si la frecuencia cardíaca no es regular para mejorar la detección.

4.1.8 Eliminación de múltiples detecciones dentro del periodo refractario

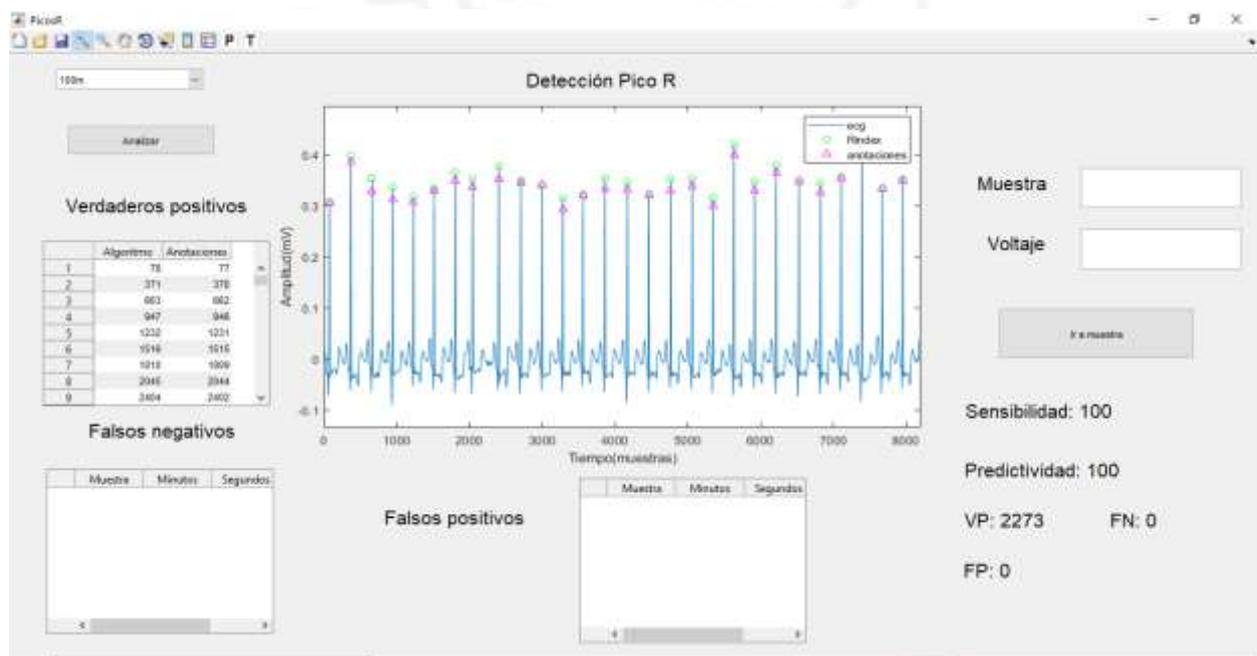
No se puede producir un complejo QRS si se encuentra dentro de los 200 ms después de uno detectado previamente. Cada vez que se generan candidatos al complejo QRS, el algoritmo elimina tales eventos imposibles, reduciendo así los falsos positivos. (Sedghamiz, 2014, p. 2)

4.1.9 La identificación de la onda T

Cuando un intervalo RR es menor de 360 ms y mayor que el periodo refractario de 200 ms el algoritmo determina si se tiene que considerar como un complejo QRS o si es una onda T. Esta decisión se basa en que si la máxima pendiente durante esta onda es menor a la mitad de la máxima pendiente del QRS anterior se identifica como onda T o en caso contrario se determina que es complejo QRS. (Sedghamiz, 2014, p. 2)

Figura 4.6

Interfaz gráfica para detección de puntos R – Registro 100m



4.2 Detección de los puntos S, Q, K

Según Kasturi, Joshi & Labrador, Edward (2009) después de hallar el punto R lo primero que se halla es el punto S y el punto Q, se estiman los primeros puntos de inflexión a la izquierda y a la derecha del pico R respectivamente. Después de hallar el punto Q se halla el punto K que es el primer punto de inflexión a la izquierda del punto Q. Para la detección de los puntos Q el rango es 0.06 segundos y es el mismo paso para hallar el punto S y si no ha encontrado nada asume que está en la mitad del rango. Estas buscando el punto Q en el primer R y no puedes retroceder 60 ms y ahí guarda el punto S.

Para los puntos K se debe tener en referencia la línea del 0 y también tiene un rango de 60 milisegundos este rango puede variar debido a un factor que es $75/HRm$ donde HRm son los latidos por minuto esto hace que el valor de los latidos por minuto sea muy alto el factor va a disminuir y por ende disminuirá el rango de búsqueda en caso contrario si el valor de los latidos por minuto es muy bajo el factor crece y también crece el rango de búsqueda. (p. 43).

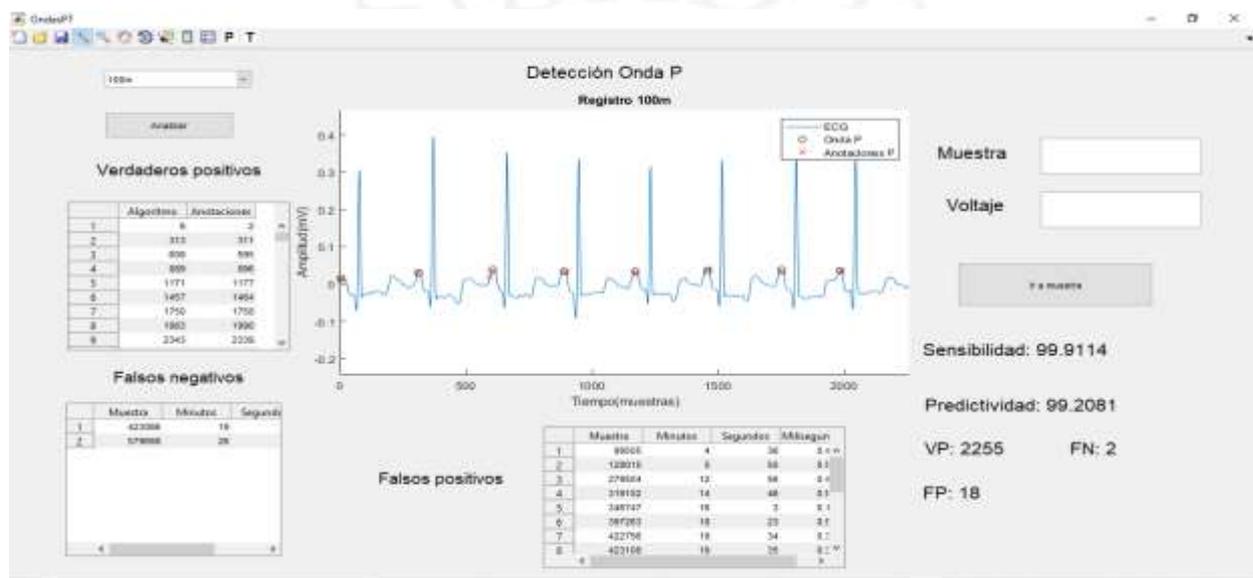
4.3 Detección de la onda P

Según Elgendí (2016) una vez hallado el complejo QRS se procede a hallar el punto P que consiste en los siguientes pasos:

- Filtrar la señal con un filtro pasabanda de orden 2 con frecuencias de corte de 0.5 a 10 Hz, lo haces para poder aplicar el filtro sin que se desfase.
- Remover el QRS y convertirlos en 0.1 para poder enfocarnos en la onda P.
- Se va a separar en dos ventanas. La primera ventana es de 55 milisegundos y la otra ventana es de 110 milisegundos porque 110 porque es el ancho máximo que se estima que puede tener una onda P. Se buscan puntos tal que encierra la primera ventana sea mayor a la de la segunda ventana. A los puntos que cumplen esa condición se llaman bloques de interés y son posibles candidatos a las ondas P. Luego le aplicas el filtro con convolución.
- Si la distancia del punto máximo del bloque de interés al R es mayor a 55ms, pero menor a 270 ms al extremo del intervalo RR entonces es considerado punto P. Todos los demás no son puntos P (pp. 2-8).

Figura 4.7

Interfaz gráfica para detección de Ondas P – Registro 100m.



4.4 Detección y Clasificación de las arritmias

Para la detección de las arritmias se aplicó el análisis de ECG utilizando MATLAB. En este análisis se utilizaron como parámetros el Complejo QRS, la onda P. Se desarrolló la detección de intervalo RR, intervalo PR, complejo QRS, y conversión del intervalo RR a frecuencia cardiaca (latidos por minuto) y el ritmo.

Para clasificar las arritmias es necesario determinar si el ritmo detectado en el ECG es regular o irregular, el método seleccionado para esta etapa es el algoritmo de Logan, el cual realiza un análisis de la irregularidad de los intervalos RR. El algoritmo cuenta con una especificidad de 90.31% de los valores más altos.

Según Logan (2005) se deben seguir los siguientes pasos:

A) Primero determinar los intervalos RR.

B) Luego normalizar los intervalos RR de acuerdo con las siguientes ecuaciones:

$$RR_{norm} = \frac{RR}{\overline{RR}} \times 100$$

$$\overline{RR}_{i+1} = 0.75 \overline{RR}_i + 0.25 RR_{i+1} \quad (5)$$

Donde $\overline{RR} = 0.75 \overline{RR} + 0.25 RR$ donde RR es el intervalo RR actual. Este método está inspirado en la normalización de características de Moody y Mark y compensa las diferentes frecuencias cardíacas en reposo de los pacientes.

- C) La varianza de RR_{norm} se calcula en ventanas de 10 segundos.
- D) Determinar si el ritmo del ECG es regular o irregular se dará de acuerdo si la varianza calculada entre esos 10 segundos de intervalos RR supera al umbral de 200. (p. 2).

Finalmente, según Pariyakom Boonperm (2014), para clasificar las arritmias se aplica los 5 pasos básicos con MATLAB:

- Ritmo: El ritmo se considera regular si la varianza es menor a 200 en caso contrario se considerará irregular.
- Frecuencia cardiaca: El rango normal del ritmo cardiaco es de aproximadamente 55 a 100 latidos por minuto. Si la frecuencia cardíaca es inferior a 55 latidos por minuto se denomina bradicardia. Si la frecuencia es mayor a 100 latidos por minuto, es taquicardia.
- Onda P: Se considera la cantidad de onda P por complejo QRS.
- Intervalo PR: Se considera que el intervalo PR es normal cuando está dentro de 120 – 200 ms.
- Complejo QRS: Se considera normal el complejo QRS normal si es que es menor a 125 ms, en caso contrario se considerará anormal (p.2).

Tabla 4.1

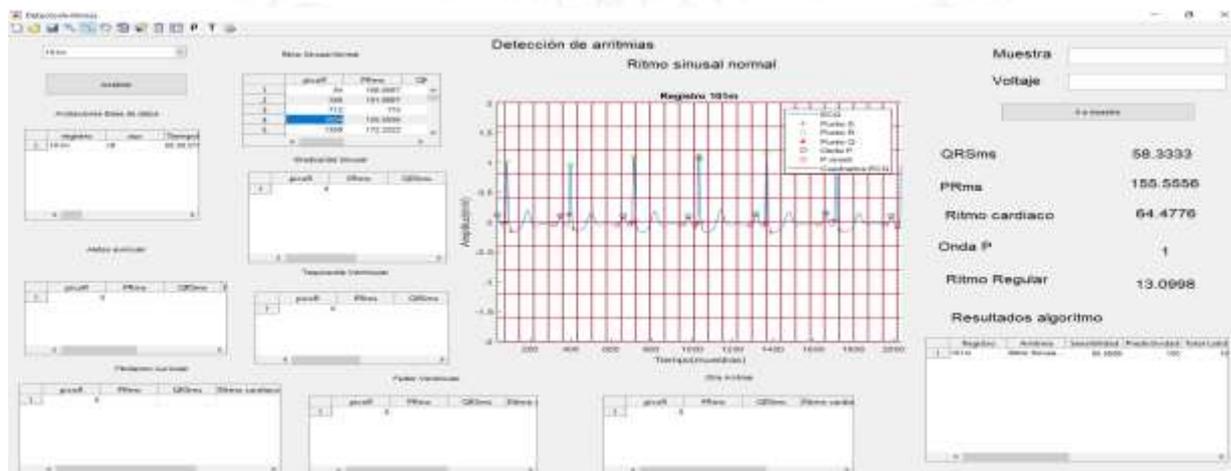
Cinco características para clasificar arritmias.

Tipo de Arritmia	Ritmo	Ritmo cardiaco	Onda P	Intervalo PR	Complejo QRS
Ritmo sinusal normal	Regular	55-100 lpm	1	120-200 ms	< 125 ms
Bradicardia sinusal	Regular	< 55 lpm	1	120-200ms	<125 ms
Fibrilación auricular	Irregular	Cualquiera	>=1	No	<125 ms
Aleteo auricular	Regular	Cualquiera	>=1	No	<125 ms
Taquicardia ventricular	Regular	>75 lpm	No	No	>125 ms
Flutter ventricular	Irregular\	>120 lpm	No	No	>125 ms

Nota. Adaptado de ECG Analyzing program for Arrhythmia Detection (Boonperm et al, 2014, p. 2).

Figura 4.8

Interfaz gráfica para detección de arritmias – Registro 101m



5. RESULTADOS

Luego de la implementación del algoritmo Pan Tompkins y la identificación del complejo QRS se obtuvo los resultados descritos en la tabla 5.1 la cual contiene los resultados de cada uno de los registros de la base de datos de arritmias del MIT; para cada registro se determinó el número de latidos analizados, los verdaderos positivos (VP), los falsos positivos (FP), los falsos negativos (FN), la sensibilidad y predictividad correspondientes.

A continuación, se muestra un extracto de la tabla 5.1 la cual se encuentra detallada en el anexo 1 y en el siguiente enlace en GitHub <https://github.com/Miguel546/algoritmoArritmias#tabla-de-resultados-pan-tompkins>

Tabla 5.1

Tabla de resultados del algoritmo Pan Tompkins para la detección del complejo QRS

Registro Mit	Numero de latidos	VP	FP	FN	Sensibilidad	Predictividad
100m	2273	2273	0	0	100.00	100.00
101m	1863	1862	6	1	99.95	99.68
102m	2187	2053	134	134	93.87	93.87
103m	2084	2083	0	1	99.95	100.00
104m	2229	2186	47	43	98.07	97.90
105m	2572	2558	53	14	99.46	97.97
106m	2027	2023	1	4	99.80	99.95
107m	2137	2111	6	26	98.78	99.72
108m	1763	1743	323	20	98.87	84.37
109m	2532	2526	1	6	99.76	99.96
111m	2124	2108	3	16	99.25	99.86
112m	2539	2539	0	0	100.00	100.00
113m	1795	1795	0	0	100.00	100.00
114m	1879	1877	1	2	99.89	99.95
115m	1953	1953	0	0	100.00	100.00
116m	2412	2388	4	24	99.00	99.83
117m	1535	1535	0	0	100.00	100.00
118m	2278	2278	1	0	100.00	99.96
119m	1987	1987	1	0	100.00	99.95

Nota. De los 48 registros se analizaron un total de 109957 latidos de los cuales se detectó 108886 complejos QRS verdaderos positivos, 950 falsos positivos y 1071 falsos negativos obteniendo una sensibilidad de 99.03% y una predictividad de 99.14%.

- El algoritmo detectó 12 registros que tienen los indicadores de sensibilidad y predictividad al 100%.
- Hay 3 registros con una sensibilidad del 100% y un predictividad que oscila de 99.89% a 99.96%.
- Hay 10 registros con una predictividad del 100% y una sensibilidad que oscila entre 99.54% a 99.95%
- El resto (23 registros) tiene una sensibilidad que oscila entre 88.48% y 99.95% y una predictividad de 84.27% a 99.95%

Tabla 5.2

Tabla de resultados del algoritmo Pan Tompkins agrupado por sensibilidad y predictividad

Número de registros	Sensibilidad	Predictividad
12	100%	100%
3	100%	De 99.89% a 99.96%
10	De 96.54% a 99.95%	100%
23	De 84.48% a 99.95%	De 84.37% a 99.96%

Luego de haber obtenido el complejo QRS, este ingresa como entrada al algoritmo de Elgendi a partir del cual es procesado por dos filtros de promedio móvil y un umbral de duración de evento dinámico para poder detectar las ondas P como se observa en la tabla 5.3, la cual contempla los 12 de los 48 registros anteriormente analizados los cuales contienen anotaciones de las ondas P.

Por cada registro se muestra el número de latidos, los verdaderos positivos (VP), los falsos positivos (FP), los falsos negativos (FN), la sensibilidad y predictividad por cada registro.

A continuación, se muestra un extracto de la tabla 5.3 la cual se encuentra detallada en el anexo 2 y en el siguiente enlace en GitHub <https://github.com/Miguel546/algoritmoArritmias#tabla-de-resultados-elgendi>

Tabla 5.3

Tabla de resultados del algoritmo de Elgendi para la detección onda P

Registro Mit	Ondas P	VP	FP	FN	Sensibilidad	Predictividad
100m	2257	2255	18	2	99.91	99.21
101m	1865	1849	12	16	99.14	99.36
103m	2084	2051	21	33	98.42	98.99
106m	1507	1467	541	40	97.35	73.06
117m	1534	1532	1	2	99.87	99.93
119m	1620	1616	449	4	99.75	78.26
122m	2475	2475	1	0	100.00	99.96
207m	1415	842	1099	573	59.51	43.38
214m	2001	1945	213	56	97.20	90.13
222m	1257	1136	1220	121	90.37	48.22
223m	2099	2062	526	37	98.24	79.68
231m	1994	1567	3	427	78.59	99.81
12 registros	22108	20797	4104	1311	94.07	83.52

En los 12 registros de la base de datos se aplicó la metodología de Elgendi, se analizó 22108 anotaciones de ondas p y se detectaron un total de 20797 ondas P verdaderos positivos, 4104 falsos positivos y 1311 falsos negativos obteniendo una sensibilidad de 94.07% y una predictividad de 83.52%.

- El registro que tiene mayores indicadores es el 122m con 100% de sensibilidad y una predictividad del 99.96%.
- Hay 4 registros (100m, 101m, 117m y el 119m) que tienen una sensibilidad entre 99.14% y 99.91% y una predictividad entre 99.21% y 99.93% excepto el registro el 119m que tiene una predictividad 78.26%.
- Hay 4 registros (103m, 106m, 214m y el 223m) que tienen una sensibilidad entre 97.20% a 98.42%, el registro 103m tiene un predictividad de 98.99, le sigue el 214m con 90.13% después el 223m tiene 79.68% y finalmente el 106m tiene 73.06%.

- El registro 222m tiene alta sensibilidad 90.37% pero una baja predictividad con 48.22%
- El registro 231m tiene una baja sensibilidad 78.59% pero una alta predictividad con 99.81%.
- Por último, el registro 207m tiene las más baja sensibilidad y más baja predictividad con 59.51% y 43.38%.

Finalmente se aplicó las reglas de Parayikorn y colegas, la entrada fue el ritmo (regular e irregular), complejo QRS, la onda P, el intervalo PR y la frecuencia cardíaca a partir de las cuales se obtuvo la tabla 5.4. Por cada registro se muestra el número de latidos, los verdaderos positivos (VP), los falsos positivos (FP), los falsos negativos (FN), la sensibilidad y predictividad por cada registro.

A continuación, se muestra un extracto de la tabla 5.4 la cual se encuentra detallada en el anexo 3 y en el siguiente enlace en GitHub <https://github.com/Miguel546/algoritmoArritmias#tabla-de-resultados-arritmias>

Tabla 5.4

Tabla de resultados de arritmias con las reglas de decisión de Parayikorn

Registro	Arritmia	Numero de latidos	VP	FP	FN	Sensibilidad	Predictividad
100m	Ritmo Sinusal Normal	2273	1571	0	702	69.12	100.00
101m	Ritmo Sinusal Normal	1863	1790	0	73	96.08	100.00
102m	Ritmo Sinusal Normal	102	66	75	36	64.71	46.81
102m	Otra Arritmia	2085	1140	49	945	54.68	95.88
103m	Ritmo Sinusal Normal	2084	1532	0	552	73.51	100.00
104m	Ritmo Sinusal Normal	289	52	92	237	17.99	36.11
104m	Otra Arritmia	1940	655	145	1285	33.76	81.88
105m	Ritmo Sinusal Normal	2572	305	1	2267	11.86	99.67
106m	Ritmo Sinusal Normal	1483	741	1	742	49.97	99.87
106m	Taquicardia ventricular	3	0	5	3	0.00	0.00
106m	Otra Arritmia	541	297	318	244	54.90	48.29
107m	Otra Arritmia	2137	2041	4	96	95.51	99.80

5.1 Resultados de Arritmias

Los resultados de las arritmias lo vamos a dividir en 5 partes: Bradicardia sinusal, Fibrilación Auricular, Aleteo auricular, Taquicardia Ventricular, Flutter Ventricular.

5.1.1 Bradicardia Sinusal: Sobre los 48 registros de la base de datos de arritmias solo hay 1 registro (232m) con bradicardia sinusal con un total de 1780 latidos analizados. El algoritmo analizó y detectó 20 verdaderos positivos, 0 falsos positivos, 1760 falsos negativos obteniendo una sensibilidad de 1.12% y una predictividad 100%.

5.1.2 Fibrilación auricular: Sobre los 48 registros de la base de datos de arritmias hay 8 registros (201m, 202m, 203m, 210m, 217m, 219m, 221m, 222m) con fibrilación auricular con un total de 18996 latidos analizados de estos 11481 tiene fibrilación auricular. El algoritmo analizó y detectó 1452 verdaderos positivos, 1168 falsos positivos, 10029 falsos negativos obteniendo una sensibilidad de 12.64% y una predictividad 55.42%.

De los 8 registros con fibrilación auricular:

- Hay 3 registros (222m, 219m y 203m) con una sensibilidad mayor a 15% siendo el mayor el 222m con 22.34% pero tiene una baja predictividad con 7.55%, el registro 219m tiene 62.92% de predictividad y el registro 203m tiene 66.79% de predictividad.
- Hay 2 registros (201m y 221m) con una sensibilidad entre 10% a 15% siendo el mayor el 201m con una sensibilidad de 14.27% pero con una baja predictividad de 39.04% y el 221m tiene una sensibilidad de 12.47% y con una alta predictividad 96.39%.
- Hay 3 registros (202m, 210m y 217m) que tienen sensibilidad entre 2.96%(217m) y 9.15%(202m) pero el 210m tiene alta predictividad con 92.34% le sigue el 202m con 68.80% y el 217m con 45.45% de predictividad.

5.1.3 Aleteo auricular: Sobre los 48 registros de la base de datos de arritmias hay 3 registros (202m, 203m, 222m) con aleteo auricular con un total de número total de 7595 latidos analizados de estos 1382 tiene fibrilación auricular. El algoritmo analizó y detectó 328 verdaderos positivos, 432 falsos positivos, 1054 falsos negativos obteniendo una sensibilidad de 23.73% y una predictividad 43.15%.

- El registro 202m tiene una sensibilidad de 75.96% y una predictividad de 33.91% teniendo los indicadores más altos.
- El registro 222m tiene una sensibilidad de 24.39% y una predictividad de 59.54% teniendo los indicadores intermedios.
- El registro 203m tiene una sensibilidad de 12.69% y una predictividad de 30.49 teniendo los indicadores más bajos para el aleteo auricular.

5.1.4 Taquicardia ventricular: Sobre los 48 registros de la base de datos de arritmias hay 13 registros (106m, 200m, 203m, 205m, 207m, 210m, 213m, 214m, 215m, 217m, 221m, 223m, 233m) con taquicardia ventricular con un total de 34436 latidos analizados de estos 399 tiene taquicardia ventricular. El algoritmo analizó y detectó 137 verdaderos positivos, 7395 falsos positivos, 262 falsos negativos obteniendo una sensibilidad de 34.33% y una predictividad 1.81%.

De los 13 registros con taquicardia ventricular:

- Hay 3 registros (205m, 221m y 223m) con una sensibilidad mayor a 30% (205m y 221m) pero menor a 47.51%(223m); en la predictividad el mayor es el 205m con 39.58% le sigue el 223m con 9.65% de predictividad y luego el 221m con 0.32% de predictividad
- Hay 6 registros (200m, 203m, 210m, 213m, 214m y 233m) con una sensibilidad de entre 8.33%(210m) a 28.57% (213m) sus productividades son menor que 1% excepto el 200m con 1.34% y el 203m con 2.26%.
- Hay 4 registros (106m, 207m, 215m y el 217m) con una sensibilidad y predictividad de 0%.

5.1.5 Flutter ventricular: Sobre los 48 registros de la base de datos de arritmias solo hay 1 registros (207m) con aleteo auricular con un total de número total de 2332 latidos analizados de estos 472 tiene taquicardia ventricular. El algoritmo analizó y detectó 69 verdaderos positivos, 49 falsos positivos, 403 falsos negativos obteniendo una sensibilidad de 14.61% y una predictividad 58.47%.

6. DISCUSIÓN

La mayoría de las investigaciones está enfocada en la detección del complejo QRS y sus características para hallar las arritmias (Pingale, Shital (2014); Álvarez, Méndez Penín y Vila (2013); Rahman Mujeeb, Nasor Mohamed (2012); O'Brien, Dean). En cambio, la presente investigación además de detectar el complejo QRS utilizando el algoritmo Pan & Tompkins (1985) mejorado con el empleo de condicionales, detecta la onda P a través de la metodología de Elgendi (2015) y detecta las arritmias con las reglas de clasificación de Parayikorn (2014) con una interfaz gráfica, convirtiéndose en una alternativa de bajo consumo computacional para la dispositivos móviles e Internet de las Cosas.

En la detección del complejo QRS se halló 12 registros con sensibilidad y predictividad de 100% estos son el 100m, 112m, 113m, 115m, 117m, 122m, 209m, 212m, 219m, 220m, 230m y 231m estos registros tienen ritmo sinusal normal, bloqueo AV de segundo grado, Síndrome de Wolff-Parkinson-White (preexcitación), Taquicardia supraventricular, fibrilación auricular, bigeminismo y trigeminismo ventricular; la taquicardia supraventricular tiene poca duración 1 minuto con 58 segundos también el bigeminismo con 8 segundos y el trigeminismo con 10 segundos

pero los demás ritmos tienen más de 10 minutos el ritmo sinusal normal es el que más duración tiene se puede decir que en estos ritmos son ideales para hallar el complejo QRS.

Se halló 3 registros (118m, 119m, 232m) que tienen sensibilidad de 100% y una predictividad de 99.89%(232m) a 99.96%(118m) los ritmos de estos registros son ritmo sinusal normal, bradicardia sinusal, bigeminismo y trigeminismo ventricular en estos registros hay pocos falsos positivos ya que en la ventana de integración capta falsos picos R en entornos ruidosos y también hay un pico al final del registro que no están anotados(119m).

Se halló 10 registros (103m, 121m, 123m, 201m, 202m, 215m, 221m, 223m, 233m y 234m) tienen una sensibilidad entre 96.54(201m) y 99.95(103m) y una predictividad del 100% los ritmos de estos registros son ritmo sinusal normal, taquicardia supraventricular, flutter auricular, fibrilación auricular, Ritmo de la unión aurículo-ventricular, bigeminismo y trigeminismo ventricular y taquicardia ventricular en estos registros hay pocos falsos negativos hay latidos de tipo “latido auricular prematuro”, “latido prematuro auricular aberrado”, “Contracción ventricular prematura” y “Fusión de latido ventricular y normal” con estos ritmos y latidos son idóneos para hallar el complejo QRS.

Los demás 23 registros tienen una sensibilidad alta de entre 84.48%(207m) y 99.95%(101m) y una predictividad alta también entre 84.37%(108m) y 99.96%(109m) los ritmos de estos registros son ritmo sinusal normal, bigeminismo auricular, taquicardia supraventricular, aleteo auricular, fibrilación auricular, ritmo acelerado, Ritmo de la unión aurículo-ventricular, bigeminismo y trigeminismo ventricular, Ritmo idioventricular acelerado, Taquicardia Ventricular y Flutter Ventricular en los ritmos ventriculares es difícil hallar el pico R debido a su alta frecuencia y su morfología ya no tienen una clara definición de los complejos QRS ni las ondas T los falsos negativos se dan en los latidos con ondas de flutter ventricular y las contracciones ventriculares prematuras con picos R hacia abajo. El récord que tiene menor sensibilidad es el 207m debido a que tiene ondas con flutter ventricular. En el record102m la señal electrocardiográfica muestra un ritmo pausado presenta una morfología parecida a las contracciones ventriculares, lo cual ocasiona que se confunda dichas contracciones con los complejos QRS por lo cual la sensibilidad y predictividad es baja también. El registro 108m tiene ondas P puntiagudas altas, escasamente frecuentes en la morfología ondas P típicas particularmente al principio y al final lo que lleva a clasificarlos como complejos QRS debido a sus altas pendientes por lo que hay más falsos positivos en este registro. El registro 222m tiene ondas que no son complejos QRS con morfologías infrecuentes que llevan a falsos positivos la detección de estos para una de estas extrañas formas de ondas puede conducir a un falso negativo en el siguiente complejo QRS porque el algoritmo incluye un tiempo de latencia desde el momento en que se detecta un QRS hasta la siguiente detección permitida.

Para la onda P, el algoritmo de Elgendi (2016) detectó satisfactoriamente las ondas P en las señales del electrocardiograma con bajo de ruido, desplazamiento de la línea base, interferencia de la red eléctrica, ruido electromiográfico, artefactos de movimiento, etc.; cabe destacar que en la investigación realizada por Elgendi no contaba con las anotaciones oficiales de la onda P y utilizó la propuesta de dos cardiólogos. La investigación trabaja con las anotaciones de la onda P de la base de datos de arritmias del MIT (<https://physionet.org/content/pwave/1.0.0/>). En la base de datos de arritmias de los 48 registros existentes, sólo 12 registros cuentan con las anotaciones de la onda P por lo que se eligió sólo 12 registros para contrastar con los resultados de los 10 primeros registros de la base de datos de arritmias analizados por Elgendi en su investigación. Los registros con los que fueron probados en esta investigación son el 100m, el 101m, el 103m, el 106m, el 117m, el 119m, el 122m, el 207m, el 214m, el 222m y el 223m y el 231m se obtuvo una sensibilidad 94.07% y una predictividad de 83.52% a comparación de Elgendi que obtuvo una sensibilidad del 98.05% y una predictividad del 97.11%.

Para la onda P en el registro 222m hay 1257 anotaciones de ondas P de 2483 latidos anotados por lo que hay muchos falsos positivos en el registro hay fibrilación auricular, aleteo auricular, taquicardia supraventricular es por ello el número reducido de anotaciones de ondas P. en el registro 231m hay 2 ondas P en algunos complejos QRS y debido a que el algoritmo está diseñado para hallar una onda P por cada complejo QRS hay un total de 427 falsos negativos. En el registro 207m se tiene 1415 anotaciones de ondas P sobre un registro de 2332 latidos debido a que tiene ritmos de taquicardia ventricular, flutter ventricular, taquicardia ventricular y taquicardia supraventricular por lo que las ondas P dejan de ser reconocibles a altas frecuencias y es por eso que hay muchos falsos positivos y negativos no todo el registro tiene ondas P y el algoritmo analiza todo el registro lo que conlleva a una baja sensibilidad y predictividad. Los demás registros (100m, 101m, 103m, 106m, 117m, 119m, 122m, 214m y 223m) tienen más de 70% de sensibilidad y predictividad y las anotaciones de los latidos se acercan a las ondas P los ritmos de los demás registros son ritmo sinusal normal, bigeminismo y trigeminismo ventricular y taquicardia ventricular este último solo 1 minuto con 53 segundos estos ritmos son ideales para hallar ondas P excepto la taquicardia ventricular.

6.1 Sobre las arritmias detectadas:

- 6.1.1 Bradicardia sinusal:** El único registro que tiene bradicardia sinusal es el 232m, todo el registro que esta anotado como bradicardia sinusal, de este registro hay 1780 latidos con bradicardia sinusal, 20 verdaderos positivos, 0 falsos positivos y 1760 falsos negativo. Se obtiene bajos indicadores ya que hay 1386 latidos que tienen más de 60 latidos por minuto, hay 1137 latidos que son irregulares es por estas razones que los indicadores salen bajos para este registro. El promedio del registro 232m del intervalo PR es 131.22 ms, del complejo QRS es 130 ms, la frecuencia cardiaca es 71.78 ms y de la desviación es 1493 ms los valores sobrepasan los condicionales para que sea una bradicardia sinusal. El registro es compatible con el ritmo del síndrome sinusal enfermo. Hay bradicardia sinusal subyacente, bloqueo AV de primer grado y recorridos auriculares ectópicos frecuencias a frecuencias de 80 a 90 lpm. Hay varias pausas largar de hasta 6 segundos de duración. Para obtener altos indicadores se recomienda aumentar el QRS a 140 ms, el intervalo PR de 100 a 200 ms, la frecuencia cardiaca considerarla menor a 100 ms y aumentar la desviación a un valor de 1500.
- 6.1.2 Fibrilación auricular:** En los 8 registros que tienen fibrilación auricular en las anotaciones hay un total de latidos de 11481, el algoritmo detectó 11336 latidos, de estos 6814 son regulares, y 7183 tienen un QRS mayor a 125 ms; en promedio el QRS es 141 ms, y en promedio la desviación es de 363. Se recomienda aumentar el QRS a un valor de menor de 150 ms y la desviación cambiarla a mayor de 150 para aumentar los indicadores de sensibilidad y predictividad.
- 6.1.3 Aleteo Auricular:** Hay 3 registros que de la base de datos de arritmias del MIT que tienen aleteo auricular el 202m, el 203m y el 222m. El 202m tiene sensibilidad 75.96 y una predictividad de 33.90% de los 104 latidos el algoritmo detectó los 104 latidos de aleteo auricular el promedio del QRS es 107 ms y el promedio de la desviación es 35. El 222m tiene una alta sensibilidad de 24.40% y una predictividad de 59.54% de los 742 latidos de la anotación el algoritmo detectó 724 el promedio del QRS es 154 ms y el promedio de la desviación es 533. Para el registro 203m que tuvo los peores indicadores con 12.68% y una predictividad del 30.50% de las 742 anotaciones el algoritmo detecto 524 latidos el promedio del QRS es 125 y el promedio de la desviación es 636. Se recomienda cambiar el valor de la desviación a menor 650 y el del QRS menor a 160 ms para mejorar los indicadores.
- 6.1.4 Taquicardia Ventricular:** Hay 13 registros de la base de datos de arritmias del MIT que tienen taquicardia ventricular el 106m, el 200m, el 203m, el 205m, el 207m, el 210m, el 213m, el 214m, el 215m, el 217m, el 221m, el 223m y el 233m. Hay 4 registros en los cuales la sensibilidad y la predictividad es 0% su promedio es de 1201 en desviación, en frecuencia cardiaca es 106 y en QRS es 160. Se recomienda cambiar el valor de la desviación a menor 1210 y el QRS mayor a 120 para mejorar los indicadores.
- 6.1.5 Flutter ventricular:** Hay 1 registros de la base de datos de arritmias del MIT que tienen flutter ventricular el 207m. El promedio del registro 207m en la onda P es 0.3273, del intervalo PR es 34, del QRS es 192, de la frecuencia cardiaca es 190 y la desviación es 1332. El algoritmo detecta taquicardia ventricular en vez de flutter ventricular por los valores de desviación y QRS que son menores a los de los condicionales. Se recomienda cambiar el valor de la desviación a mayor de 75 y el QRS a mayor 100 ms para mejorar los indicadores.

7. CONCLUSIONES

De acuerdo con los resultados obtenidos se logró implementar el algoritmo ensamblado compuesto de los algoritmos Pan Tompkins, Elgendi y las reglas de decisión de Boonperm con los 48 registros del MIT-BIH 24H Database y se obtuvo 37.22% de sensibilidad y 65.09 de predictividad. Lo cual implica que el algoritmo no tiene aún una buena clasificación de arritmias, cabe resaltar que dichos resultados han sido el resultado de experimentación incremental de evaluar 9 registros hasta el total registros del dataset. Sin embargo, la sensibilidad y predictibilidad de 99.02% sensibilidad y 99.11% predictividad para los complejos QRS indica confiabilidad para la detección de los complejos QRS.

Si bien es cierto es difícil hallar la característica del ritmo si es regular o es irregular los hallazgos de esta investigación indican que es necesario hacer una evaluación en segmentos de tiempos que estará siendo evaluada en una siguiente investigación.

La aplicación es capaz de adquirir una señal electrocardiográfica en la derivación DII, con la capacidad de detectar arritmias en esta derivada, detectar los picos R utilizando el algoritmo Pan Tompkins, los puntos P con el

algoritmo de Elgendi, las arritmias que se pueden detectar son: Bradicardia Sinusal, Aleteo Auricular, Fibrilación Auricular, Taquicardia Ventricular y Flutter Ventricular con las reglas de decisión de Parayikorn (2014).

8. TRABAJOS FUTUROS

Se podría crear una aplicación para visualizar el ECG y poder ver en tiempo real e implementar el algoritmo en el sistema operativo Android para poder detectar arritmias en tiempo real.

Se pretende que el presente estudio sirva como base para futuras investigaciones para crear un algoritmo más robusto que permita analizar más a fondo anomalías cardíacas.

Si bien la detección del algoritmo sólo abarca arritmias se podría mejorar para poder detectar otras anomalías cardíacas como el infarto agudo al miocardio.

Además del MIT Arrhythmia Database se podría probar con otra base de datos de anomalías cardíacas del Physionet.

9. AGRADECIMIENTOS

Agradezco profundamente a la profesora Rosario Guzmán y al profesor Carlos Mugruza por apoyarme, por estimularme a no rendirme y perseverar para el logro del trabajo presente; también un agradecimiento especial a mi padre quien tuvo una enfermedad cardiovascular y me motivó a investigar sobre las enfermedades al corazón. Agradezco a Dios y a mi familia que siempre estuvieron conmigo.

REFERENCIAS

- Acharya, U. R., Fujita, H., Adam, M., Lih, O. S., Hong, T. J., Sudarshan, V. K., & Koh, J. E. (2016, October). Automated characterization of arrhythmias using nonlinear features from tachycardia ECG beats. In *2016 IEEE international conference on systems, man, and cybernetics (SMC)* (pp. 000533-000538). IEEE. DOI: 10.1109/SMC.2016.7844294
- Álvarez, R. A., Penín, A. J. M., & Sobrino, X. A. V. (2013). A comparison of three QRS detection algorithms over a public database. *Procedia Technology*, 9, 1159-1165. doi: 10.1016/j.protcy.2013.12.129
- Bistel Esquivel, R. A., & Fajardo Márquez, A. (2015). Diseño de un Sistema de Adquisición y Procesamiento de la Señal de ECG basado en Instrumentación Virtual. *Ingeniería Electrónica, Automática y Comunicaciones*, 36(1), 17-30. Recuperado en 10 de octubre de 2020, de http://scielo.sld.cu/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1815-59282015000100002&lng=es&tlng=es.
- Boonperm, P., Supaksemwong, D. y Naiyanetr, P. (2014, noviembre). Programa de análisis de ECG para la detección de arritmias. En *la 7ma Conferencia Internacional de Ingeniería Biomédica de 2014* (págs. 1-4). IEEE. Doi:10.1109/bmeicon.2014.7017428
- Elgendi, M. (2014). P and T waves annotation and detection in MIT-BIH arrhythmia database. *Department of Computing Science, University of Alberta, Canada.*, <http://vixra.org/pdf/1301.0056v1.pdf>.
- Elgendi, M., Eskofier, B., & Abbott, D. (2015). Fast T wave detection calibrated by clinical knowledge with annotation of P and T waves. *Sensors*, 15(7), 17693-17714. doi:10.3390/s150717693
- Elgendi, M., Meo, M., & Abbott, D. (2016). A Proof-of-Concept Study: Simple and Effective Detection of P and T Waves in Arrhythmic ECG Signals. *Bioengineering (Basel, Switzerland)*, 3(4), 26. <https://doi.org/10.3390/bioengineering3040026>
- Fariha, MAZ, Ikeura, R., Hayakawa, S. y Tsutsumi, S. (junio de 2020). Análisis del rendimiento del algoritmo Pan-Tompkins con señales de ECG ruidosas. En *Journal of Physics: Conference Series* (Vol. 1532, No. 1, p. 012022). Publicación de IOP. Doi:10.1088/1742-6596/1532/1/012022
- Goldberger AL, Amaral LAN, Glass L, Hausdorff JM, Ivanov PCh, Mark RG, Mietus JE, Moody GB, Peng C-K, Stanley HE. *Physio Bank, Physio Toolkit, and PhysioNet: Components of a New Research Resource for Complex Physiologic Signals*. *Circulation* 101 (23): e215-e220[Circulation Electronic Pages;

- <http://circ.ahajournals.org/content/101/23/e215.full>]; 2000(June13). DOI for MIT-BIH Arrhythmia. Database: doi: 10.13026/C2F305
- Guanuche, C. V. E., Maldonado, J. A. G., Rueda, E. Y. R., & Bastidas, L. G. (2019). Manejo de las arritmias cardiacas en las unidades de primer nivel de salud. *Polo del Conocimiento: Revista científico-profesional*, 4(10), 118-135. DOI: 10.23857/pc.v4i10.1161
- Houssein, E. H., Kilany, M., & Hassanien, A. E. (2017). ECG signals classification: a review. *International Journal of Intelligent Engineering Informatics*, 5(4), 376-396. DOI: 10.1504/IJIEI.2017.10008807
- Joshi, K., & Labrador, E. (2009). *Early Myocardial Infarction Detection*. May. San José state University. California
- Kannel, W. B., & Benjamin, E. J. (2008). Status of the epidemiology of atrial fibrillation. *Medical Clinics of North America*, 92(1), 17-40. doi: 10.1016/j.mcna.2007.09.002.
- Liu, F., Liu, C., Jiang, X., Zhang, Z., Zhang, Y., Li, J., & Wei, S. (2018). Performance analysis of ten common QRS detectors on different ECG application cases. *Journal of healthcare engineering*, 2018. doi:10.1155/2018/9050812
- Logan, B., & Healey, J. (2005, September). Robust detection of atrial fibrillation for a long-term telemonitoring system. In *Computers in Cardiology, 2005* (pp. 619-622). IEEE. DOI [10.1109/CIC.2005.1588177](https://doi.org/10.1109/CIC.2005.1588177).
- Matiz, H., Gutiérrez, O., Duque, m., / Gómez, A. (1984). Arritmias ventriculares. *Proyecto ISS - Asociación Colombiana de Facultades de Medicina – ASCOFAME. Guías de Práctica Clínica basada en la evidencia*, 31 (6), 396 - 402.
- MIT Laboratory for Computacional Physiology. (2019). *PhysioBank ATM. Arrhythmia Database* (mitdb/1.0.0) National Institute of General Medical Sciences (NIGMS) and the National Institute of Medical Imaging and Bioengineering (NIBIB) under NIH grant number 2R01GM104987-09. Recuperado de <https://archivephysionet.org/cgi-bin/atm/ATM>
- MIT Laboratory for Computacional Physiology. (2019). *Physionet Lightwave LW mitdb_1*. MIT-BIH Arrhythmia Database v1.0.0 (mitdb/1.0.0) National Institute of Biomedical Imaging and Bioengineering (NIBIB) under NIH grant number R01EB030362. Recuperado de <https://physionet.org/lightwave/>
- Moody, G. B., & Mark, R. G. (1990, September). The MIT-BIH arrhythmia database on CD-ROM and software for use with it. In *[1990] Proceedings Computers in Cardiology* (pp. 185-188). IEEE. doi:10.1109/cic.1990.144205
- Moody, G. B., & Mark, R. G. (2001). *The impact of the MIT-BIH Arrhythmia Database*. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, 20(3), 45-50. doi:10.1109/51.932724
- Nugraha, A. F., Pramudita, B. A., Setiawan, N. A., & Nugroho, H. A. (2017). R-peaks detection method for classifying arrhythmia disorder. *J Med Sci*, 49(4), 190-198.
- O'Brien, D. (2014). *Investigation of Peak Detection Methodologies for ECG Signals*. School of Engineering & Information Technology Faculty of Engineering, Health, Science, and the Environment Charles (pp 1-83).
- Organización Mundial de la Salud- OMS (2017). *Enfermedades cardiovasculares: Datos y Cifras*. World Health Organisation. Recuperado de <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs317/es/>
- Pan, J., & Tompkins, W. (1985). *Real time algorithm detection for QRS*. *IEEE Trans. Eng. Biomed Eng*, 32(3), 230-236. DOI: 10.1109/TBME.1985.325532.
- Pingale, Shital L, (2014). *Using Pan Tompkins's method, ECG Signal Processing and diagnose various diseases in MATLAB*. Proceedings of IRF International Conference, 13th April-2014, Pune, India, ISBN: 978-93-84209-04-9.

- Rahman, M., & Nasor, M. (2011, February). *An algorithm for detection of arrhythmia*. In *2011 1st Middle East Conference on Biomedical Engineering* (pp. 243-246). IEEE. doi:10.1109/mecbme.2011.5752111
- Raj, S., Ray, K. C., & Shankar, O. (2018). *Development of robust, fast, and efficient QRS complex detector: a methodological review*. *Australasian physical & engineering sciences in medicine*, 41(3), 581-600. doi:10.1007/s13246-018-0670-7
- Sampson, M., & McGrath, A. (2015). Understanding the ECG. Part 1: Anatomy and physiology. *British Journal of Cardiac Nursing*, 10(11), 548-554. doi:10.12968/bjca.2016.11.1.15
- Sedghamiz, H. (2014). Complete Pan-Tompkins Implementation ECG QRS Detector. *Matlab Central: Community Profile*. Available online at: <http://www.mathworks.com/matlabcentral/profile/authors/2510422-hooman-sedghamiz>, 172
- Semmlow, John L; Griffel, Benjamin (2014), Nueva York. *Biomedical and Signal Processing*. CRC Press. Tercera Edición.
- Wesley, K., & Facep, M. (2017). Interpretación del ECG: Monitorización y 12 derivaciones. En *Huszar's ECG and 12-lead interpretation Copyright © 2017, Elsevier Inc. All rights reserved. Previous editions copyrighted 2011, 2007, 2002, 1998. ISBN: 978-0-323-35575-9*.
- Wolowacz, SE, Samuel, M., Brennan, VK, Jasso-Mosqueda, JG y Van Gelder, IC (2011). El costo de la enfermedad de la fibrilación auricular: una revisión sistemática de la literatura reciente. *Europace* , 13 (10), 1375-1385. DOI: 10.1093/europace/eur194