



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERIA EN CIENCIAS APLICADAS
CARRERA DE INGENIERÍA EN MECATRÓNICA

**Trabajo de grado previo a la obtención del título de Ingeniero en
Mecatrónica**

TEMA:

**“CARACTERIZACIÓN DE LA SEÑAL ELECTROCARDIOGRÁFICA PARA
DETECCIÓN DE ONDAS PRINCIPALES EN ESTADO DE REPOSO”**

Autor:

Sanipatín Torres César Andrés

Directora:

Ing. Luz María Tobar Subía Contento MSc.

IBARRA - ECUADOR

FEBRERO 2020



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

BIBLIOTECA UNIVERSITARIA

AUTORIZACIÓN DE USO Y PUBLICACIÓN A FAVOR DE LA UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

1. IDENTIFICACIÓN DE LA OBRA

En cumplimiento del Art. 144 de la Ley de Educación Superior, hago la entrega del presente trabajo a la Universidad Técnica del Norte para que sea publicado en el Repositorio Digital Institucional, para lo cual pongo a disposición la siguiente información:

DATOS DE CONTACTO			
CÉDULA DE IDENTIDAD:	100440856-1		
APELLIDOS Y NOMBRES:	Sanipatín Torres César Andrés		
DIRECCIÓN:	Atuntaqui		
EMAIL:	casanipatint@utn.edu.ec		
TELÉFONO FIJO:	06-2545865	TELÉFONO MÓVIL:	0991803255
DATOS DE LA OBRA			
TÍTULO:	Caracterización de la señal electrocardiográfica para detección de ondas principales en estado de reposo.		
AUTOR (ES):	César Andrés Sanipatín Torres		
FECHA:	18 de Febrero del 2020		
SOLO PARA TRABAJOS DE GRADO			
PROGRAMA:	<input checked="" type="checkbox"/> PREGRADO <input type="checkbox"/> POSGRADO		
TITULO POR EL QUE OPTA:	Ingeniero en Mecatrónica		
DIRECTOR:	Ing. Luz María Tobar Subia Contento MSc.		

2. CONSTANCIAS

El autor (es) manifiesta (n) que la obra objeto de la presente autorización es original y se la desarrolló, sin violar derechos de autor de terceros, por lo tanto la obra es original y que es (son) el (los) titular (es) de los derechos patrimoniales, por lo que asume (n) la responsabilidad sobre el contenido de la misma y saldrá (n) en defensa de la Universidad en caso de reclamación por parte de terceros.

Ibarra, a los 18 días del mes de Febrero de 2020

EL AUTOR:



César Andrés Sanipatín Torres

C.I. 100440856-1



UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE
FACULTAD DE INGENIERÍA EN CIENCIAS APLICADAS

CERTIFICACIÓN

Magister Luz María Tobar Subía Contento con cédula de identidad Nro. 1002444204, directora del presente trabajo de titulación certifica:

Que, el presente trabajo de titulación denominado: "**CARACTERIZACIÓN DE LA SEÑAL ELECTROCARDIOGRÁFICA PARA DETECCIÓN DE ONDAS PRINCIPALES EN ESTADO DE REPOSO**". Ha sido desarrollado por el Sr. César Andrés Sanipatín Torres bajo mi supervisión.

Es todo en cuanto puedo certificar en honor a la verdad.

Ing. Luz María Tobar Subía MSc

C.I. 1002444204

DIRECTORA

AGRADECIMIENTO

En primer lugar deseo expresar mi agradecimiento a la directora de esta tesis, MSc. Luz María Tobar, así como, a los asesores MSc. Daniel Álvarez y MSc. Iván Iglesias por la dedicación y apoyo que han brindado a este trabajo, por el respeto a mis sugerencias e ideas y por la dirección y el rigor que han facilitado a las mismas. Gracias por la confianza ofrecida. De la misma forma, agradezco a los amigos que hice durante mis estudios, quienes conforman el grupo “La People”, con ellos he sufrido y he reído además de realizar muchas locuras a todos ellos le deseo éxitos en sus vidas

DEDICATORIA

El presente trabajo investigativo lo dedico principalmente a Dios, por ser el inspirador y darme la fuerza para continuar en este proceso de obtener uno de los anhelos más deseados. Al igual que a mis padres, por su amor, trabajo y sacrificio en todos estos años, gracias a ustedes he logrado llegar hasta aquí, ha sido un orgullo y un privilegio ser su hijo, son los mejores padres. A mis hermanas por estar siempre presentes, acompañándome y por el apoyo moral, que me han brindaron a lo largo de esta etapa de mi vida, en especial a Fanny a quien considero como una segunda madre quien siempre cuido de mí cuando era un niño.

RESUMEN

En la actualidad el electrocardiograma ECG presenta una herramienta de prevención ante enfermedades cardiovasculares. A pesar de los avances tecnológicos en la mayoría de los casos la interpretación de este examen requiere la intervención directa de un especialista. En el trabajo se analizó tres algoritmos de caracterización basados en: FFT, DWT y FIR FILTERS para la detección de ondas P, Q, R en estado de reposo. Posteriormente, determinar la eficiencia de cada algoritmo por medio de la implementación de técnicas de Machine Learning: K-Nearest Neighbors y una matriz de confusión. El principal reto a superar fueron los componentes de alta frecuencia de corta duración y componentes de baja frecuencia de larga duración comunes en señales biomédicas, así como la perturbación de la señal por efectos de ruido del alta y baja frecuencia; durante las pruebas realizadas a señales obtenidas del sensor de ritmo cardiaco y señales obtenida de la base de dato de uso libre physionetlos revelaron que, los algoritmos basados en DTW poseen los mejores resultados a acusa de su particularidad de percibir los cambios producidos en el dominio del tiempo y en el dominio de la frecuencia.

Además, se diseñó una interfaz gráfica sobre la plataforma de código libre Python, la cual recoge información del paciente, el registro ECG y la almacena en una base de datos para posteriormente mostrar los resultados obtenidos de los diferentes métodos de caracterización. Presentándose, como una alternativa eficiente para el análisis de señales ECG, para en un futuro se tome como referencia en trabajo de detección de ondas.

ABSTRAC

At present, the ECG electrocardiogram presents a prevention tool for cardiovascular diseases. Despite technological advances in most cases the interpretation of this test requires the direct intervention of a specialist. In the work, three characterization algorithms were analyzed based on: FFT, DWT and FIR FILTERS for the detection of P, Q, R waves at rest. Subsequently, determine the efficiency of each algorithm through the implementation of Machine Learning techniques: K-Nearest Neighbors and a confusion matrix. The main challenge to overcome were the high frequency components of short duration and low frequency components of long duration common in biomedical signals, as well as the disturbance of the signal due to high and low frequency noise effects; During the tests performed on signals obtained from the heart rate sensor and signals obtained from the physionetlos free-use data base revealed that, DTW-based algorithms have the best results based on their particularity of perceiving the changes produced in the domain of the time and in the frequency domain. In addition, a graphic interface was designed on the Python free code platform, which collects patient information, the ECG record and stores it in a database to later show the results obtained from the different characterization methods. Presenting itself as an efficient alternative for the analysis of ECG signals, in the future it will be used as a reference in wave detection work.

ÍNDICE DE CONTENIDO

AGRADECIMIENTO.....	v
DEDICATORIA	vi
RESUMEN.....	vii
ABSTRAC	viii
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xiii
ÍNDICE DE TABLAS	xvii
INTRODUCCIÓN	1
Problema	1
Objetivos	2
Objetivo General	2
Objetivos Específicos	2
Justificación.....	2
Alcance.....	4
1. MARCO TEÓRICO.....	5
1.1 Antecedentes	5
1.2 El electrocardiograma	6
1.3 Fisiología del corazón.....	7
1.3.1 Partes del corazón.....	7
1.3.2 Ciclo cardiaco.....	9

1.3.3	Frecuencia cardiaca	10
1.4	Características de la señal de un electrocardiograma normal	11
1.5	Determinación de los requerimientos para la obtención de la señal ECG	14
1.6	Algoritmos principales para la caracterización de señales.....	16
1.6.1	Determinación de los requisitos para la caracterización de la señal ECG	16
1.6.2	Algoritmos basados en la transformada Fourier	17
1.6.3	Algoritmos basados en la transformada Wavelet.....	18
1.6.4	Algoritmos basados en filtros digitales	19
1.6.4.1	Filtros FIR Butterworth	19
1.6.5	Algoritmos utilizados para la detección del complejo QRS	20
1.7	Problemáticas en la detección de las ondas principales.....	21
1.8	Efectos de artefactos en la señal del electrocardiograma.....	21
1.8.1	Interferencia de la línea eléctrica.....	22
1.8.2	Temblor muscular	23
2.	METODOLOGÍA	24
2.1	Tipo de investigación	24
2.2	Requerimiento del sistema	24
2.3	Parámetros de evaluación de alternativas para la selección de la tarjeta de adquisición de señales ECG.....	25
2.4	Evaluación y selección de alternativa	27

2.5	Diseño del sistema eléctrico y electrónico	30
2.5.1	Etapa 1: Sistema de alimentación.....	30
2.5.2	Etapa 2: Comunicación	31
2.5.3	Etapa 3: Sistema de adquisición de datos.....	33
2.5.4	Etapa 4: Procesamiento de la señal	33
2.5.4.1	Algoritmos basados en FFT.....	34
2.5.4.2	Algoritmo basado en la transformada Wavelet	36
2.5.4.3	Algoritmo basado en filtros FIR Butterworth.....	39
2.6	Diseño de la interfaz gráfica bajo criterios de usabilidad	40
2.6.1	Lógica del software	42
2.6.2	Ventana principal	43
2.6.3	Ventanas emergentes.....	43
2.6.3.1	Ventana de registro	43
2.6.3.2	Ventana base de datos.....	44
2.6.3.3	Ventana selección de método	45
2.6.3.4	Ventana informe final	46
3.	ANÁLISIS DE RESULTADOS	48
3.1	Evaluación de algoritmos de caracterización.....	48
3.1.1	Evaluación de eficiencia del algoritmo basado en FFT	50
3.1.2	Evaluación de eficiencia del algoritmo basado en la transformada Wavelet.....	54

3.1.3 Evaluación de eficiencia del algoritmo basado en Butterworth.....	57
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	62
Conclusiones	62
Recomendaciones.....	63
Referencias	64
ANEXOS.....	68
ANEXO 1: ENCUESTAS REALIZADAS	68
ANEXO 2: MANUAL DE USUARIO	69
ANEXO 3: CODIGO EN PYTHON.....	70

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1-1 Representación de funcionamiento y partes constitutivas del corazón humano [12]	8
Figura 1-2 Diagrama del comportamiento de las fases del ciclo cardiaco [14]	10
Figura 1-3 Representación de un trazado ECG normal con sus ondas y segmentos constitutivos.....	11
Figura 1-4 Triángulo de Einthoven y sus respectivas derivaciones. [9]	14
Figura 1-5 Puntos del triángulo de Einthoven (Tripletas 1, 2 y 3) [19]	15
Figura 1-6 Diagrama del procesamiento de una señal ECG.	17
Figura 1-7 Onda compleja corrompida por interferencia de la línea eléctrica [9]	22
Figura 1-8 Señal ECG corrompida por temblor muscular [3].....	23
Figura 2-1 Diagrama del proceso caracterización para señales ECG.	24
Figura 2-2 Placa electrónica Raspberry pi 3 + y sus módulos correspondientes.	25
Figura 2-3 Representación del proceso de segmentación de una señal ECG.....	25
Figura 2-4 Sensor AD-8232 monitor de ritmo cardiaco.....	30
Figura 2-5 Batería Li-ion con su módulo de carga 18650 v3 utilizada para alimentación de placa raspberry, conversor y sensor.	31
Figura 2-6 Diagrama de conexión de los módulos que componen el sistema	31
Figura 2-7 Pines que componen una placa Raspberry pi 3 +.....	32
Figura 2-8 Módulo conversor analógico digital ADS1115 de comunicación por I2C.....	32
Figura 2-9 Diagrama de comunicación entre conversor, sensor y microprocesador.	33
Figura 2-10 a) Señal ECG obtenida del sensor de ritmo cardiaco mV vs frecuencia, b) espectro en el dominio de la frecuencia por medio de FFT dB vs frecuencia	34

Figura 2-11 Espectro de la señal en el dominio de la frecuencia hasta 25 Hz por medio de FFT dB vs frecuencia.....	35
Figura 2-12 Diferencia entre la señal de entrada y la señal filtrada por FFT aplicado a una señal ECG adquirida del sensor AD 8232.	35
Figura 2-13 Detección de ondas principales bajo los criterios del algoritmo de FFT para una señal obtenida por el sensor AD 8232	36
Figura 2-14 Transformada wavelet tipo db6 empleada para el análisis de señales ECG [8]...	37
Figura 2-15 Muestreo reducido con los niveles de descomposición de Wavelet para filtro pasa altas con 5 niveles de descomposición y filtro pasa bajas con 2 niveles de descomposición [24]	37
Figura 2-16 Diferencia entre la señal de entrada y la señal filtrada por wavelet aplicado a una señal ECG adquirida del sensor AD 8232	38
Figura 2-17 Detección de ondas principales bajo los criterios del algoritmo de Wavelet para una señal obtenida por el sensor AD 8232.....	38
Figura 2-18 Módulo de respuesta frecuencial del comportamiento de los diferentes órdenes para un filtro Butterworth [26].....	39
Figura 2-19 Diferencia entre la señal de entrada y la señal filtrada por butterworth aplicado a una señal ECG adquirida del sensor AD 8232.....	40
Figura 2-20 Detección de ondas principales por filtro de Butterworth para una señal adquirida por el sensor AD 8232.	40
Figura 2-21 Diagrama basico de los componentes principales para el diseño de una IGU según [30].....	41
Figura 2-22 Diagrama de flujo general del proceso de caracterización de señales ECG por Furrier, Wavelet y Butterworth.....	42

Figura 2-23 Ventana principal de la aplicación de caracterización de señales ECG	43
Figura 2-24 Ventana de registro de información muestra un instructivo que se debe tomar en cuenta.....	44
Figura 2-25 Ventana base de datos al ingresa un ID se comprueba la correlación de información.....	45
Figura 2-26 Ventana selección de método dividida en tres secciones fourier, wavelet y butterworth.....	45
Figura 2-27 Ventana informe del paciente resultado muestra los resultados obtenido a) por Fourier, b) por Wavelet, c) por Butterworth	47
Figura 3-1 Gráfica de la señal procesada y de la distribución de sus características	48
Figura 3-2 Scatter de la matriz de entrenamiento, distribución de características valores de tiempo vs índices de aparición.....	50
Figura 3-3 Resultado1 del método de FFT (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada.)	50
Figura 3-4 Resultado1 del método de FFT (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada).....	53
Figura 3-5 Resultado1 del método de Wavelet (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada).....	54
Figura 3-6 Resultado2 del método de Wavelet (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada)	56
Figura 3-7 Resultado1 del método de Butterworth (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada).....	57

Figura 3-8 Resultado2 del método de Butterworth (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada) 59

ÍNDICE DE TABLAS

TABLA 0-1. Principales causas de mortalidad general en el Ecuador. Fuente: INEC (2016).....	3
Tabla 1-1 Descripción del funcionamiento de las partes del corazón [12]	8
Tabla 1-2 Valores de frecuencia cardiaca normal en personas sanas [17]	11
Tabla 1-3 Valores normales de un ECG [10]	13
Tabla 2-1 Valores para escala de la matriz de pares para evaluar las alternativas [28]	27
Tabla 2-2 Matriz de pares para los parámetros.	27
Tabla 2-3 Matriz de pares de las alternativas asociados a la Funcionalidad	28
Tabla 2-4 Matriz de pares de las alternativas asociados a la Alimentación.	28
Tabla 2-5 Matriz de pares de las alternativas asociados al N° de electrodos.....	28
Tabla 2-6 Matriz de pares de las alternativas asociados a la Acabildad.	29
Tabla 2-7 Matriz de pares de las alternativas asociados a la Compatibilidad.	29
Tabla 2-8 Matriz de pares final	29
Tabla 3-1 Matriz de confusión para el resultado 1 de algoritmos basados en FFT.....	51
Tabla 3-2 Matriz de precisión obtenida promedio de librería reporte_clasificacion para el resultado 1 de algoritmos basados en FFT.....	51
Tabla 3-3 Matriz de confusión para el resultado 1 de algoritmos basados en FFT.....	53
Tabla 3-4 Matriz de precisión obtenida promedio de librería reporte_clasificacion para el resultado 2 de algoritmos basados en FFT.....	53
Tabla 3-5 Matriz de confusión para el resultado 1 de algoritmos basados en Wavelet.	54
Tabla 3-6 Matriz de precisión obtenida promedio de librería reporte_clasificacion para el resultado 1 de algoritmos basados en Wavelet.	55

Tabla 3-7 Matriz de confusión obtenida promedio de librería reporte_clasificacion para el resultado 2 de algoritmos basados en Wavelet	56
Tabla 3-8 Matriz de precisión para el resultado 2 de algoritmos basados en Wavelet	56
Tabla 3-9 Matriz de confusión para el resultado 1 de algoritmos basados en Butterworth.	58
Tabla 3-10 Matriz de precisión obtenida promedio de librería reporte_clasificacion para el resultado 1 de algoritmos basados en Butterworth.	58
Tabla 3-11 Matriz de confusión para el resultado 2 de algoritmos basados en Butterworth. ..	59
Tabla 3-12 Matriz de confusión obtenida promedio de librería reporte_clasificacion para el resultado 2 de algoritmos basados en Butterworth.	59
Tabla 3-13 Resultados de evaluación por medio del clasificador KNN	60

INTRODUCCIÓN

Problema

Actualmente, a pesar de los avances tecnológicos en el campo de la medicina muchos exámenes se realizar de forma similar que a la de hace 80 años, siendo el caso el examen conocido como electrocardiograma o ECG, el cual es un método no invasivo para el diagnóstico de desórdenes cardiovasculares por medio del registro de la actividad eléctrica producida por cada latido del corazón [1]; dicha actividad se registra desde la superficie corporal generalmente el torso del paciente y por medio de una gráfica, se observan diferentes ondas e intervalos que representan los estímulos eléctricos de las aurículas y los ventrículos [2].

A su vez, es un método de prevención pues la clasificación de las arritmias cardíacas se realiza después de extraer los valores correspondientes a los segmentos (P, Q, R, S) del ECG. Es así como los cambios anormales de estas ondas están relacionados a patologías tales como: el aumento de la duración en el complejo QRS indica trastornos de la conducción interventricular (*bloqueo de ramas*), el aplanamiento de la onda T es producto de insuficiencia cardiaca.

Igualmente, las variaciones (*acortamiento o alargamiento*) en el intervalo Q-T indican la existencia de arritmias ventriculares malignas, isquemia miocárdica, taquicardia, bradicardia entre otras patologías [3], para su determinación se urge de la destreza del médico, siendo de gran relevancia las variables rapidez y precisión, pues de ellas dependerán las medidas terapéuticas a tomar y los resultados clínicos que se deriven.

Por tal motivo, se han desarrollado algoritmos de procesamiento, caracterización y clasificación de patrones de dichas señales que permiten su análisis de forma eficiente con la finalidad de obtener información clínica fiable. No obstante, existen limitaciones para los métodos de extracción de características de estas señales ECG que no se han superado, esto debido a diversos

factores fisiológicos como: el cambio de morfología en la onda T, actividad de los músculos cuando se desea detectar el complejo QRS entre otras [4]. Además, la falta de estudios para determinar el efecto del filtrado en la estimación de las ondas (P, Q, R) en la señal ECG. Por lo tanto, es difícil extraer las ondas (P, Q, R) en las señales ECG, lo cual ha llevado a soluciones temporales e inexactas siendo difícil su implementación en los electrocardiógrafos [5].

Objetivos

Objetivo General

- Caracterizar la señal electrocardiográfica para detección de ondas principales en estado de reposo.

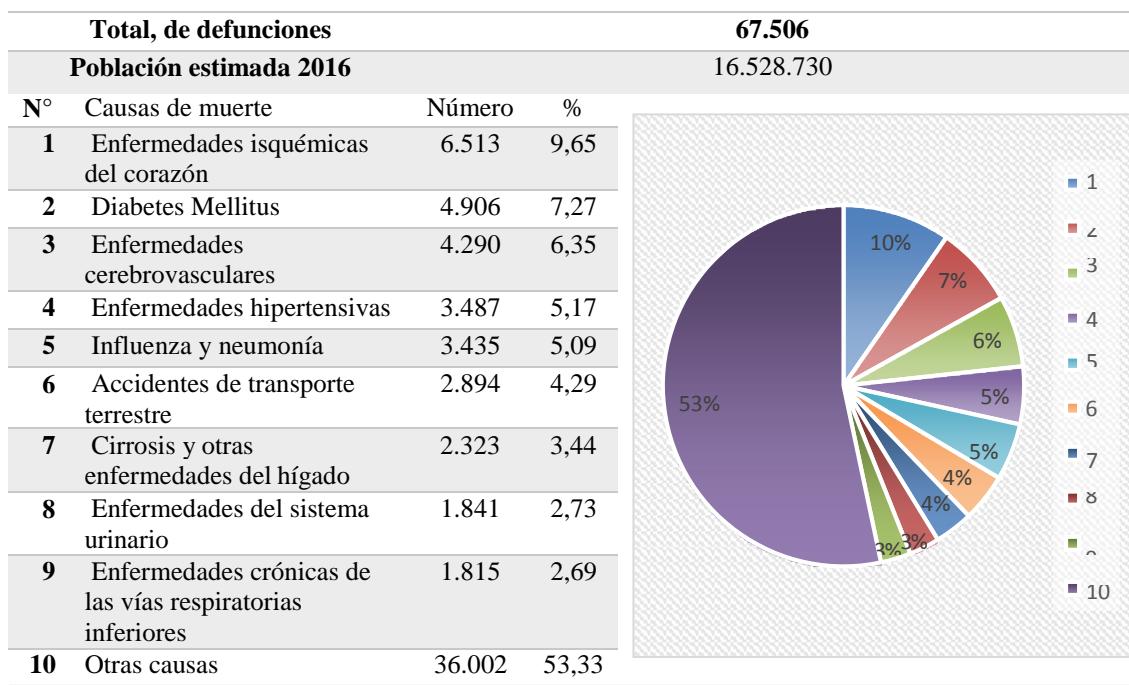
Objetivos Específicos

- Analizar dentro de la literatura la caracterización de la señal ECG y sus ondas principales.
- Seleccionar algoritmos para la caracterización de la señal.
- Implementar algoritmos en software para procesar las señales obtenidas.
- Diseñar la interfaz gráfica bajo criterios de usabilidad para visualización de la señal del ECG y sus ondas principales.

Justificación

La presente investigación beneficiará a un número importante de personas en la etapa de prevención y tratamiento de enfermedades cardiovasculares, tomando en cuenta que en el año 2016 se registraron 6.513 muertes a causa de enfermedades isquémicas del corazón, convirtiéndose en la principal causa de mortalidad general con un porcentaje de 9,65% [6], a continuación en la tabla 1 se muestra las 10 principales causas de muerte general en el Ecuador.

TABLA 0-1. Principales causas de mortalidad general en el Ecuador. Fuente: INEC (2016)



Una de las causas asociada a las muertes por enfermedades isquémicas del corazón es la falta de prevención, así como la carencia de medios tecnológicos para la detección de anomalías del corazón presentes en las señales obtenidas por el examen ECG, de esta evaluación se logran obtener datos como: ritmo cardíaco, las ondas (P, S, R, Q, T) y sus diferentes derivaciones; las alteraciones en las ondas pueden ser producto de bradicardia (*descenso de la frecuencia de contracción cardíaca*), isquemia miocárdica (*origina una depresión de la función contráctil*) [7] [5].

En la actualidad la interpretación del ECG, realizada por médicos especialistas, es sensible a fallas humanas, resultando en diagnósticos con cierto grado de incertidumbre; es por esto que en algunos casos los pacientes deben optar por otros métodos de diagnóstico más precisos para detectar problemas cardíacos siendo estos costosos (por ejemplo, tecnologías de imágenes), y por tanto, no están al alcance de muchas personas.

Por lo que se precisa el desarrollo de investigaciones para la determinación y extracción de características de señal ECG para que en un futuro próximo se desarrolle nuevos algoritmos de detección o a su vez validen la eficiencia de los ya existentes.

De acuerdo a lo mencionado anteriormente, el grupo de investigación de Sistemas Inteligentes GISI, a través de esta investigación busca la caracterización de la señal ECG para la detección de las ondas principales. (P, Q, R) por medio de la implementación de algoritmos y el diseño de una interfaz para visualizar las variaciones de dichas ondas.

Adicionalmente, se espera investigaciones de este tipo dan origen al surgimiento de nuevas líneas de investigación centradas en el análisis de los cambios en patrones de las señales biomédicas, debido a que en la actualidad existen pocas investigaciones sobre esta área en la Universidad Técnica del Norte.

Alcance

En esta investigación se realizará la caracterización de la señal ECG para la detección de ondas principales, además se estudiarán los algoritmos empleados en la extracción de características del ECG y las ondas principales.

Para el estudio se seleccionarán tres ondas principales (P, Q, R) así como los algoritmos usados para su detección, seguido a esto serán implementados en software de procesamiento de datos para realizar las pruebas del funcionamiento.

Finalmente, se diseñará una interfaz para la visualización de las características de las ondas principales, de esta manera se observarán las alteraciones, por último, se analizarán los resultados obtenidos de este trabajo.

1. MARCO TEÓRICO

1.1 Antecedentes

En la actualidad, alrededor del mundo son varios los estudios enfocados en tratamiento de señales electrocardiográficas con el objetivo principal de ser una herramienta de prevención ante enfermedades, de estos estudios podemos mencionar uno de los más interesantes.

[8] Describe el desarrollo y evaluación de un algoritmo para la compresión de señales electrocardiográficas de mujeres embarazadas. El algoritmo propuesto busca una compresión sin pérdidas de la señal, aplicando Transformada Wavelet Packet con el fin de mantener un error mínimo. Para la validación del algoritmo se hace uso de los archivos de señales biomédicas proporcionados por la base de datos PhysioBank DataBase. La metodología propuesta en el trabajo consiste en la selección de una transformada de Wavelet dentro de la familia de las Daubechies, que permita una relación de compresión CR alcanzar los valores más altos, para este caso un valor superior a 20:1.

No obstante, en el país también se han desarrollados investigaciones sobre la caracterización de señales biomédicas, siendo las señales eletromigráficas y electrocardiográficas las más recurrentes en estos trabajos a continuación se muestra una de las más interesantes.

[9] Presenta la caracterización de métodos y parámetros de detección de ondas en señales ECG, donde demostraron los algoritmos para la caracterización de métodos y parámetros en la detección de ondas para diferentes señales biomédicas adquiridas en tiempo real, ya sea a través de la base de datos de Physione, es así que en este trabajo se enfocaron en la detección de ondas en general además de usar solo bases de datos libres.

Trabajos como estos han impulsado un gran interés en la Universidad Técnica del Norte pues son pocos los trabajos de titulación que se enfocan temas relacionados con el procesamiento de señales e imágenes, se muestra uno de los más relevantes.

[10] En su trabajo se planteó la fabricación de una prenda de vestir integrada por un sistema embebido, el cual monitorea el pulso cardiaco y establece posibles arritmias que se originan en el nodo SA del corazón, la detección de estas se obtiene por medio de un análisis de las variaciones de la frecuencia. La diferencia entre este dispositivo ponible (wearables) y otros es el tiempo medido entre latido pues dispositivos similares miden únicamente los latidos por minuto, mientras que el prototipo desarrollado por los autores de este trabajo determina el tiempo existente entre cada pulso y realiza un análisis de estos períodos para obtener la variabilidad que existe entre ellos.

Los trabajos anteriormente expuestos, proveerán de ayuda a esta investigación pues muchos de ellos tienen como objeto de estudio el filtrado de la señal, en otros casos los efectos producidos por artefactos y finalmente el desarrollo de algoritmos para detectar puntos específicos o algoritmos para evaluar la comprensión de la señal, pero primero se debe conocer que es un electrocardiograma, su constitución, como se obtiene y la información entregada por este.

1.2 El electrocardiograma

El electrocardiograma (ECG) es un registro gráfico y cronológico de la actividad eléctrica del corazón, y se obtiene por medio de electrodos colocados sobre la superficie corporal de una persona. El electrocardiograma suministra información vital sobre el corazón y su funcionamiento; con este estudio es posible consultar más sobre el ritmo cardíaco, la actividad de las cavidades del corazón y el músculo cardíaco. Cuando se producen exaltaciones en él, el médico puede determinar la existencia de un problema [2].

Actualmente este registro se lleva sobre un papel milimetrado, en el cual en sentido horizontal se mide el tiempo un cuadro pequeño equivale a 0,04 seg; Mientras que en sentido vertical se mide el voltaje o amplitud, un cuadro pequeño equivale a 0,1 mV [11].

El instrumento utilizado para la captación de las señales ECG es el electrocardiógrafo que cumple con las siguientes etapas:

- Preamplificador
- Filtrado de la señal
- Amplificador
- Circuito de la pierna derecha
- Selector de derivaciones
- Microcontrolador

1.3 Fisiología del corazón

1.3.1 Partes del corazón

El corazón es el músculo que bombea la sangre a los tejidos del cuerpo a través de los vasos sanguíneos [12] . En la Figura 1.1 se muestran las partes constitutivas del corazón humano.

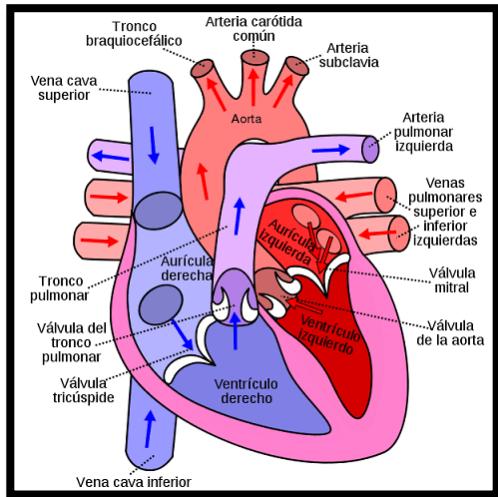


Figura 1-1 Representación de funcionamiento y partes constitutivas del corazón humano [12]

A demás, estas partes que constituyen el corazón realizan sus propias subfunciones dentro del proceso de bombear la sangre por todo el cuerpo en Tabla 1.1 se detallan.

Tabla 1-1 Descripción del funcionamiento de las partes del corazón [12]

PARTÉ	FUNCIÓN
Vena cava	Vaso que lleva al corazón la sangre que ya ha circulado por el cuerpo, pobre en oxígeno
Aurícula derecha	Cámaras cardíacas que reciben la sangre pobre en oxígeno que ya ha circulado por el cuerpo y la impulsan al ventrículo derecho.
Ventrículo derecho	Cámaras cardíacas que reciben la sangre pobre en oxígeno de la aurícula derecha y la impulsan en dirección a los pulmones.
Arteria aorta	Vaso que recibe la sangre rica en oxígeno del corazón y la reparte, a través de sus ramificaciones, por todo el cuerpo.

Arteria pulmonar	Vaso que lleva la sangre pobre en oxígeno a los pulmones.
Venas pulmonares	Vasos que transportan al corazón la sangre que se ha oxigenado en los pulmones.
Aurícula izquierda	Cámara cardiaca que recibe la sangre rica en oxígeno procedente de los pulmones y la impulsa al ventrículo izquierdo
Válvulas auriculoventriculares	Válvulas que permiten el paso de la sangre desde cada aurícula al ventrículo del mismo lado e impiden su reflujo.
Ventrículo izquierdo	Cámara cardiaca que recibe sangre rica en oxígeno de la aurícula izquierda y la impulsa a las arterias para que se distribuya por el cuerpo.
Miocardio	Gruesa capa muscular de la pared del corazón

1.3.2 Ciclo cardiaco

El ciclo cardiaco es el conjunto de etapas que ocurren en el músculo cardiaco entre un latido y otro como se observa en la figura 1.2. Las aurículas y los ventrículos se contraen y relajan alternadamente trasladando la sangre a través de las cámaras o hacia la aorta y el tronco pulmonar, dentro de este proceso, las señales eléctricas son las encargadas de la sincronización de los movimientos mediante pulsos eléctricos; estos son registrados en la lectura de un electrocardiograma [13].

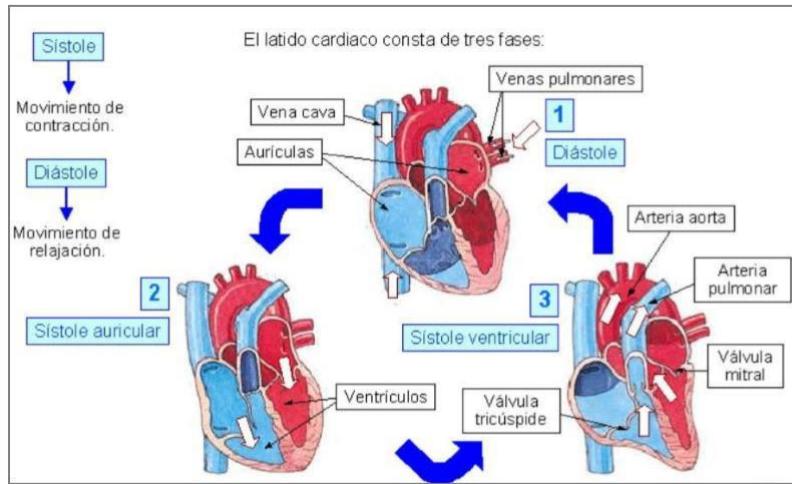


Figura 1-2 Diagrama del comportamiento de las fases del ciclo cardiaco [14]

Se muestra el ciclo cardíaco y sus tres fases:

- *Fase 1.- Diástole*, en la cual la aurícula o el ventrículo se llenan de sangre.
- *Fase 2.- Sístole ventricular*, se lleva a cabo cuando los ventrículos se contraen mientras que los atrios se relajan. A esto se le llama contracción isovolumétrica.
- *Fase 3.- Sístole auricular*, se lleva a cabo cuando las aurículas se contraen mientras que los ventrículos están relajados, esta contracción ocurre como resultado del potencial de acción iniciado por el Nodo Sinoauricular [15].

1.3.3 Frecuencia cardíaca

La frecuencia cardíaca es conocida como el número de veces que el corazón late por minuto depende del tipo de persona, edad, altura del cuerpo, o si la persona está en reposo o en movimiento, el uso de fármacos e incluso la temperatura del aire [16]. La tasa de latidos del corazón para los bebés es de 120 por minuto, para un niño es de alrededor de 90 veces por minuto, y para una persona mayor de 18 años es alrededor de 70 veces por minuto [17] En la Tabla 1.2 se muestra la relación de la frecuencia cardíaca con la edad de una persona.

Tabla 1-2 Valores de frecuencia cardiaca normal en personas sanas [17].

Edad	Frecuencia cardiaca normal (latidos por minuto)
Recién nacidos de 0 a 1 mes	70 a 190
Bebés de 1 a 11 meses	80 a 160
Niños de 1 a 2 años	80 a 130
Niños de 3 a 4 años	80 a 120
Niños de 5 a 6 años	75 a 115
Niños de 7 a 9 años	70 a 110
Niños de 10 años o más y adultos	60 a 100

1.4 Características de la señal de un electrocardiograma normal

Una señal ECG normal está constituido por una onda P, un intervalo P-R, un complejo QRS que se conforma de tres ondas, un intervalo S-T, y una onda T. En la figura 1.3 se muestra los intervalos que conforman una señal ECG. Se establece como el más relevante, indica el tiempo existente entre intervalos de pulsos, o tiempo que le toma al corazón enviar un nuevo pulso [18].

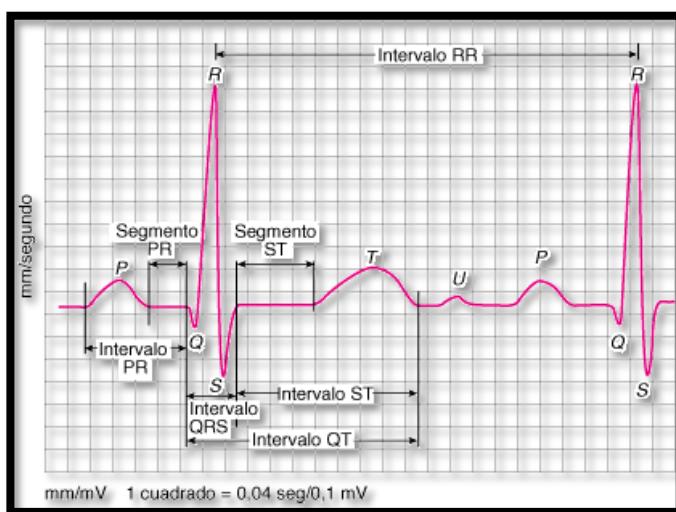


Figura 1-3 Representación de un trazado ECG normal con sus ondas y segmentos constitutivos.

- **Onda P**

Es una deflexión pequeña y redondeada que representa la despolarización auroventricular iniciada en el nodo sinusoauricular y puede ser positiva, negativa, bifásica, ser plana, formar una muesca; alteraciones en esta onda son producto de bloqueo sinoauricular que es la pausa sinusal (sin ondas P) de duración igual al doble del ciclo sinusal normal. El bloqueo sinoauricular se debe a un trastorno de la conducción durante el cual un impulso procedente del nodo sinusal no puede despolarizar a la aurícula o lo hace con retraso [11].

- **Onda Q**

Representa el primer desplazamiento hacia abajo del registro, que no siempre es observable, de existir una mínima onda positiva en el complejo QRS previa a una onda negativa, la onda negativa no es una onda Q, es una onda S, por muy pequeña que sea la onda positiva previa. En un electrocardiograma normal hay ondas Q en determinadas derivaciones, sin que tengan un significado patológico [11].

- **Onda R**

Es todo desplazamiento hacia arriba, cuando existe más de una onda R la segunda recibe el nombre de R' [11].

- **Onda T**

La onda T representa junto con el segmento ST, la repolarización ventricular. Generalmente no se mide su duración [11].

- **Complejo QRS**

Denota la despolarización de ambos ventrículos, su duración varía entre los 60 y 100 msec; siendo menor en recién nacidos y mayor en ancianos. La amplitud es muy variable pues depende no solo de condiciones cardíacas sino también de extra-cardíacas, los aumentos en su duración son

típicos en trastornos de la conducción intraventricular (bloqueo de las ramas) que es una enfermedad en la cual hay un retraso o un bloqueo en la vía donde viajan los impulsos eléctricos para que el corazón late. En ocasiones, dificulta el bombeo de sangre de forma eficiente. [11].

- **Intervalo Q-T**

Se extiende desde el inicio del complejo QRS hasta el final de la onda T. Representa la duración total de la sístole eléctrica ventricular, es decir la despolarización y repolarización de los ventrículos. Varía con la frecuencia cardíaca, generalmente la taquicardia acorta el intervalo Q-T, mientras que la bradicardia lo alarga así como la isquemia miocárdica, trastornos electrolíticos e introicticos debidas a ciertas drogas [11].

- **Intervalo R-R**

Es la distancia entre dos ondas RR sucesivas, normalmente se usa para calcular la frecuencia cardíaca [11].

En la Tabla 1.3 se visualizan los valores normales de las diferentes ondas, segmentos y complejos de ECG.

Tabla 1-3 Valores normales de un ECG [10]

Descripción	Duración (mseg)	Amplitud (mV)
Onda P	< 100	< 2.5
Intervalo P-R	120 - 220	-
Complejo QRS	60 - 120	< 25 en V4
Intervalo Q-T	350 - 440	-
Segmento S-T	50 – 150	80 ms d J <-1
Onda T	-	< 6
Intervalo R-R	600-1000	-

1.5 Determinación de los requerimientos para la obtención de la señal ECG

Como se ha explicado, un ECG es un registro de la actividad eléctrica generada por los latidos del corazón y medido desde la superficie del cuerpo utilizando electrodos. En resumen, se dice que es una firma eléctrica del comportamiento del corazón. Las señales de ECG son adquiridas colocando electrodos en la superficie del cuerpo en diferentes lugares prescritos y conectando los electrodos en diferentes configuraciones a amplificadores de voltajes diferenciales y un registrador [18]. Los métodos de grabación de tres derivaciones de ECG se basan en un triángulo de Einthoven, donde tres conductores son utilizados para medir las actividades eléctricas del corazón [19], tal como se aprecia en la figura 1.4. La misma que presenta las tres configuraciones posibles.

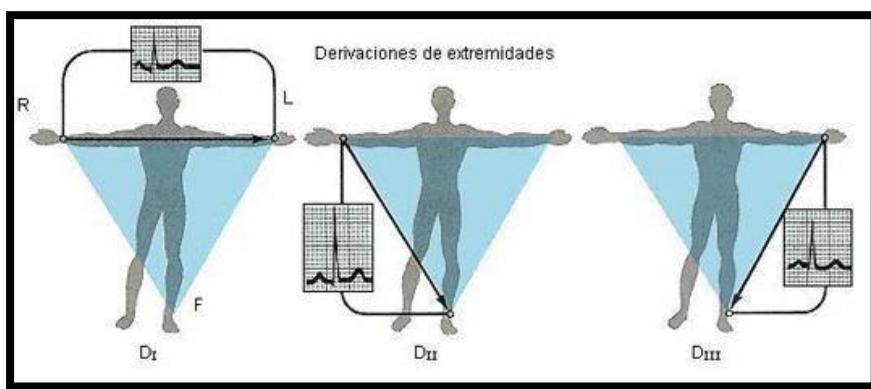


Figura 1-4 Triángulo de Einthoven y sus respectivas derivaciones. [9]

Las derivaciones de los miembros en el triángulo de Einthoven se definen como: derivaciones bipolares, las cuales miden la diferencia de potencial entre dos electrodos; positivo y negativo.

Normalmente en un ECG estándar existen 12 derivaciones de las cuales: 3 son bipolares (triángulo de Einthoven) y 9 unipolares (3 derivaciones aumentadas y 6 derivaciones precordiales); con esta información se puede hacer un análisis detallado de la actividad eléctrica del corazón para de esta forma diagnosticar alteraciones asociadas al síndrome coronario agudo (SCA) o ataque cardíaco.

Las señales ECG se toman de tres puntos estándar del triángulo de Einthoven mediante la colocación de tripletas de electrodos de superficie en cada uno de los puntos como se muestra en la figura 1.5, donde se colocan juegos de tres electrodos (a, b y c).

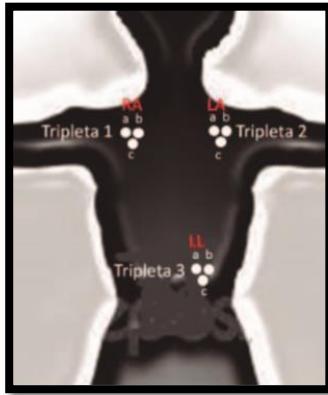


Figura 1-5 Puntos del triángulo de Einthoven (Tripletas 1, 2 y 3) [19].

Según la teoría de Einthoven, en el triángulo equilátero formado, la suma algebraica de las deflexiones obtenidas en DI y DIII debe ser igual a las obtenidas en DII por medio de la ecuación 1.1 [18]:

$$DII = DI + DIII$$

Ecuación 1-1

Este examen tiene una duración de entre dos a tres minutos, siendo la colocación de los electrodos en el pecho, tobillos y muñecas los procesos que consume más tiempo; en ciertos casos este examen se realiza de forma ambulatoria, es decir: el paciente no necesita ser internado en un centro hospitalario; antes de realizar la prueba es recomendable no realizar actividad física extenuante y estar totalmente relajado pues estos factores alteran el registro ECG.

Durante las entrevistas realizadas a diferentes cardiólogos se determinó que las principales ondas que representan mayor importancia dentro del examen ECG son: onda P, onda Q y onda R; es por tal motivo que se seleccionaron estas ondas para el análisis y caracterización en este trabajo.

1.6 Algoritmos principales para la caracterización de señales

En la actualidad los métodos empleados para el análisis y caracterización de señales se basan en el dominio del tiempo y frecuencia. Los más usados para señales biomédicas son la transformada de Fourier y transformada Wavelet [9].

Cabe resaltar que los algoritmos basados en la transformada Wavelet son los más empleados en la caracterización de señales ECG; ya que estos analizan cambios en la señal en el dominio del tiempo y de la frecuencia, a diferencia de los algoritmos que emplean la transformada de Fourier los cuales son limitados al registro de cambios en el dominio del tiempo, esto representa un problema pues las señales ECG son no estacionarias es decir; no solo varían en el tiempo sino también en el dominio de la frecuencia.

Para efectos prácticos, las wavelets se pueden separar en dos grupos: las wavelets redundantes o transformada wavelet continua (CWT), y las wavelets no redundantes o transformada wavelet discreta (DWT) (wavelets de bases ortogonales, semiortogonales, y biortogonales) [20]. Las wavelets redundantes producen los mejores resultados en el análisis de señales, en la detección y extracción de características ya que brindan una completa descripción espectro-temporal de la señal analizada.

1.6.1 Determinación de los requisitos para la caracterización de la señal ECG

En cualquier tipo de análisis de señales electrocardiográficas es muy importante la detección de ciertos elementos para obtener la duración y amplitud de las ondas con el fin de realizar el diagnóstico. Como primer paso antes de la caracterización de una señal ECG es obtener una señal libre de ruido para posteriormente extraer sus características en la figura 1.6 se muestra un diagrama de bloques del proceso de caracterización de una señal ECG.



Figura 1-6 Diagrama del procesamiento de una señal ECG.

1.6.2 Algoritmos basados en la transformada Fourier

Uno de los principales inconvenientes que se generan en el análisis de señales ECG, es la contaminación de la señal por ruido de alta y baja frecuencia asociados a la fuente de alimentación eléctrica, para reducir la contribución del ruido en los registros ECG.

El primer paso es determinar el número de armónicos de baja frecuencia que contribuyen a la línea de base (BW), los armónicos al ser resultado de cargas no lineales las cuales ante una señal de tipo sinusoidal presentan una respuesta no sinusoidal. A continuación, la derivada de la línea de base que se estima mediante la suma de todos los componentes sinusoides de Fourier asociados con el fin de descomponer la señal hasta un cierto nivel, y luego reconstruir la señal para remover las bajas frecuencias. Luego, el desplazamiento de la línea de base se descarta de manera eficiente al restar su versión aproximada de la señal de ECG sesgada original [21].

El ruido aditivo de baja frecuencia varía entre en [0→0.8] Hz y puede extenderse a 1 Hz durante pruebas de estrés, mientras el ruido de interferencia de línea eléctrica (PLI) con frecuencia de [50→60] Hz que se produce por efectos de contracción mioeléctrica [22].

Para solución a estos problemas se plantean el uso de las series directas de Fourier que consiste en la división del tiempo, es decir, en la descomposición interactiva en Transformadas de Fourier Discretas (DTF) más simples. La FFT hace uso de dos propiedades de la Transformada de Fourier Discreta, las cuales son:

- Simetría conjugada compleja que se calcula con la ecuación 1.2.

$$W_N^{k(n-n)} = W_N^{-kn} = (W_N^{kn})$$

Ecuación 1-2

- Periodicidad en n , k obtenida a través de la ecuación 1.3.

$$W_N^{kn} = W_N^{k(N+n)} = W_N^{(k+N)n}$$

Ecuación 1-3

donde:

$$W_N = e^{-j\frac{\pi}{N}}$$

N es el número de multiplicaciones complejas

Lo que implica; al utilizar FFT reduce el tiempo de cálculo en comparación a la DTF.

1.6.3 Algoritmos basados en la transformada Wavelet

Siendo una de las más eficientes para el análisis de señales no estacionarias y de rápida transitoriedad y, al igual que la Transformada de Fourier con ventana, mapea la señal en una representación de tiempo-escala. La diferencia está que la Transformada Wavelet provee análisis de multirresolución con ventanas dilatadas. El análisis de las frecuencias de mayor rango se realiza usando ventanas angostas y el análisis de las frecuencias de menor rango se realiza usando ventanas anchas. Las wavelets, funciones bases de la Transformada Wavelet, son generadas a partir de una función wavelet básica, mediante traslaciones y dilataciones. Estas permiten reconstruir la señal original a través de la Transformada Wavelet inversa. La Transformada Wavelet no es solamente local en el tiempo, sino también en frecuencia. Dentro de los usos de esta poderosa herramienta se puede nombrar el análisis local de señales no estacionarias, el análisis de señales electrocardiográficas y el reconocimiento de patrones [23].

Los filtros de paso bajo y paso alto de la transformada discreta de wavelet (DWT) tienen la propiedad de obtenerse como la suma ponderada de la versión escalada (dilatada) y desplazada de la función de escala en sí [24].

Para este tipo de algoritmos se deben remarcar los conceptos esenciales que rodean la teoría de Wavelet tales como:

- *Bases ortonormales*, funciones de escala generadas por un conjunto de bases ortonormales forman un conjunto de subespacios V_i . Cada espacio V_i es un conjunto de todas las posibles aproximaciones de la función en $L^2(R)$ generado por la base ortonormal de la función de escala $\varphi(2^{-i}t - k)$. El subespacio V_i es abarcado por la base ortonormal de la función de escala en el nivel de resolución i . Por lo tanto, la función de escala $\varphi(t)$ genera los subespacios del análisis multiresolución [23]
- *Análisis multiresolución*, El análisis multiresolución es una técnica que permite analizar señales en múltiples bandas de frecuencia. Consiste en una secuencia de subespacios cerrados V_i en $L^2(R)$ y se expresa con la ecuación 1.4 [23]:

$$\subset V_2 \subset V_1 \subset V_0 \subset V_{-1} \subset V_{-2} \subset \dots \subset L^2(R) \quad \text{Ecuación 1.4}$$

1.6.4 Algoritmos basados en filtros digitales

Las señales ECG extraídas sobre una gran cantidad de datos comparten semejanzas significativas en la morfología, apoyados en esto se han desarrollado métodos novedosos que utilizan un filtro FIR guiado con un filtro pasa alto de Butterworth.

1.6.4.1 Filtros FIR Butterworth

El filtro de paso alto de Butterworth se utiliza para eliminar el desplazamiento de la línea base. El filtro guiado se aplica para eliminar el ruido de reposo, cuyas frecuencias se encuentran entre las señales de ECG [25].

Este método propuesto espera una mejor relación señal / ruido (SNR) en comparación con la wavelet con umbral dependiente de subbanda (WT-Subband).

Para reducir la sensibilidad del coeficiente y la distorsión de la señal de dirección, se implementa un filtro de paso bajo Butterworth de quinto orden de tipo escalera con una constante de tiempo grande y bajo ruido [26].

Tomando en cuenta que las ECG se encuentran en rangos de frecuencia [0.05→100] Hz, se utiliza un filtro de paso bajo de frecuencia de corte de 100 Hz para eliminar la señal de ruido de alta frecuencia.

Según [26], para su aproximación se escoge una función de magnitud cuadrática $|H(j\omega)|^2$ que satisfaga el criterio de función máximamente plana en $\omega = 0$. Donde su respuesta a la frecuencia (Filtro pasa bajo) está dada por la ecuación 1.5

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{n^2}{1 + (\frac{\omega}{\omega_p})^n} \quad \text{Ecuación 1-5}$$

donde:

$|H(j\omega)|$: Es la función de transferencia

n: Es el orden del filtro

ω_p : Es la frecuencia de corte

ω : Es la frecuencia analógica compleja

1.6.5 Algoritmos utilizados para la detección del complejo QRS

Los algoritmos para detectar el complejo QRS generalmente se dividen en tres categorías: no sintácticos, sintácticos e híbridos. Los algoritmos basados en una aproximación sintáctica son muy lentos, debido a la necesidad de inferencias gramaticales para cada clase de patrones, así que los más aplicados son no sintácticos [27]

Generalmente, estos detectores primero filtran la señal con un filtro pasa banda (o un filtro adaptivo) para suprimir las ondas P y T y el ruido; después se aplica a la señal una transformación (por ejemplo, se deriva) para resaltar los complejos QRS, y finalmente se utilizan reglas de decisión para determinar si los complejos QRS se detectan en la señal.

1.7 Problemáticas en la detección de las ondas principales

El problema que se presenta en detección automática de las ondas de un ECG son sus componentes de baja frecuencia y su retorno a la línea de base contaminada con ruido. Otro problema es la fusión del final de la onda T con la onda U que origina diferentes definiciones de dicho final como son: la del nadir (valle) entre las ondas T y U o la del punto donde la tangente de máxima pendiente interseca la línea isoeléctrica, que podrían llevar a una estimación menor del final de la onda T [7].

Mientras que existen dos problemas en la detección del complejo QRS que son: la banda de frecuencia del complejo QRS es diferente en cada persona e incluso para diferentes latidos de la misma persona; y las bandas de frecuencia del ruido y el complejo QRS se solapan. Aunque un filtro adaptado puede mejorar la relación señal a ruido, su efecto está limitado por la variabilidad de los complejos QRS en diferentes latidos de la misma persona.

A todos estos problemas se suma los factores psicológicos y fisiológicos que presenta una persona pues de esto también depende la morfología de las ondas en un ECG.

1.8 Efectos de artefactos en la señal del electrocardiograma

Desafortunadamente el registro ECG adquirido no sólo consiste en los componentes derivados de la funcionalidad eléctrica del corazón, sino que a menudo la señal se encuentra contaminada por ruido de artefactos que logran interferir o interrumpir la señal y dar lugar a una pérdida de información. A veces, estos artefactos consiguen incluso presentarse con morfología similar de un ECG. Los patrones anormales de señales ECG se deben a estados patológicos o en ocasiones se relacionan al ruido producido por artefactos, tales como:

1.8.1 Interferencia de la línea eléctrica

La interferencia de la línea eléctrica es fácilmente reconocible en un ECG ya que tendría una frecuencia de 50 Hz. Esta interferencia consecuencia de la dispersión de la corriente alterna en el paciente por efectos de campos de corriente alterna debido a bucles en el cable del paciente [3]. Otras causas de interferencia son los contactos sueltos en el cable del paciente, así como los electrodos sucios. Cuando la máquina no está correctamente conectada a tierra, la interferencia de la línea eléctrica puede incluso obscurecer totalmente la forma de ondas del ECG.

De manera similar [9], concuerda que la interferencia de la línea eléctrica de 50/60 Hz corrompe las grabaciones de ECG que son extremadamente importantes para el diagnóstico de pacientes, equipos eléctricos como aire acondicionado, ascensores y unidades de rayos X extraen una intensa corriente de línea de potencia, lo que induce señales de 50 Hz en los circuitos de entrada de la máquina ECG. En la figura 1.7 se muestra un ejemplo de interferencia en la línea de potencia

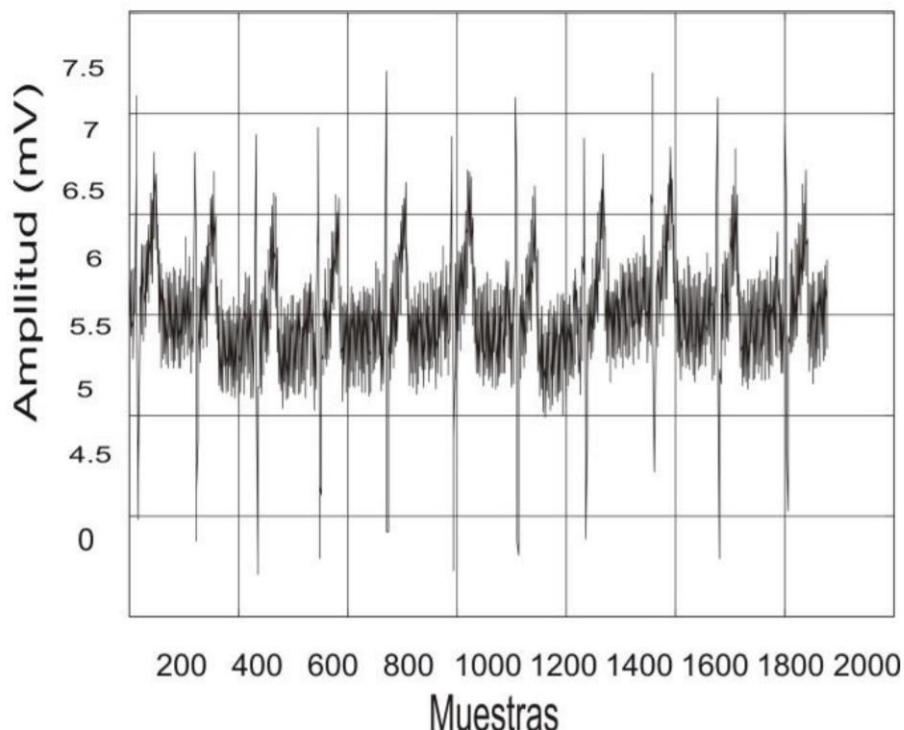


Figura 1-7 Onda compleja corrompida por interferencia de la línea eléctrica [9].

1.8.2 Temblor muscular

Como se muestra en la figura 1.8 un temblor en la traza ECG, se produce cuando el paciente no está relajado. Se encuentra generalmente en el caso de pacientes mayores de edad. Las señales de temblor muscular son especialmente molestas en las derivaciones de los miembros cuando un paciente se mueve o los músculos se estiran. Por lo tanto, para el monitoreo a largo plazo, los electrodos se aplican en el pecho y no en los miembros [3].



Figura 1-8 Señal ECG corrompida por temblor muscular [3]

2. METODOLOGÍA

2.1 Tipo de investigación

Se puede definir como una investigación descriptiva pues el objetivo es únicamente establecer una descripción lo más completa posible de un fenómeno, situación o elemento concreto, sin buscar ni causas ni consecuencias de éste. Es así como, para este trabajo se determinar las características de la señal electrocardiográfica, más no las causas que producen cambios en ella.

2.2 Requerimiento del sistema

En este trabajo se espera evaluar el desempeño de diferentes algoritmos para la caracterización de señales ECG, para lo cual se deben completar las siguientes etapas ver figura 2.1

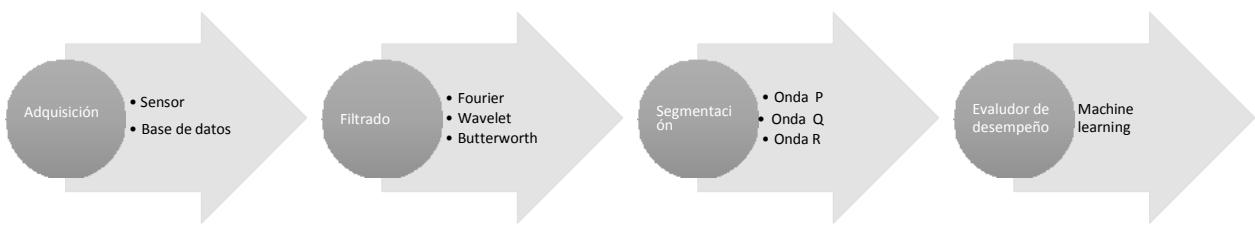


Figura 2-1 Diagrama del proceso caracterización para señales ECG.

- *Etapa de adquisición*, se utilizará una tarjeta electrónica (sensor heart rate), para la selección de este elemento que conformara el dispositivo se utilizó el método de evaluación de criterios por medio de ponderaciones (matriz de pares), en el cual se comparan entre sí las diferentes alternativas [28]. El método permite ponderar factores en base a criterios de preferencia para tomar la decisión.
- *Etapa de filtrado*, bajo la plataforma raspberry pi ver figura 2.2 que es una placa destinada principalmente al desarrollo de prototipos por medio de software libre con un sistema operativo basado en Linux (raspbrian) se implementarán los algoritmos.

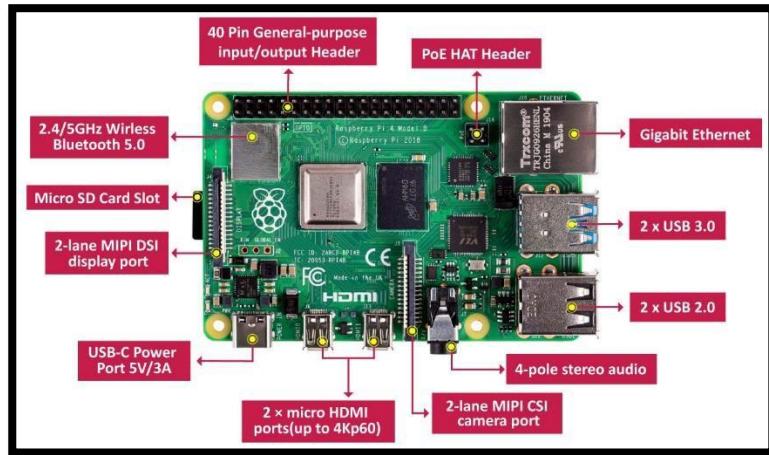


Figura 2-2 Placa electrónica Raspberry pi 3 + y sus módulos correspondientes.

- *Etapa de segmentado*, una vez filtrada la señal se determinarán los umbrales que permitan extraer los segmentos relevantes para este estudio como se observa en la figura 2.3.

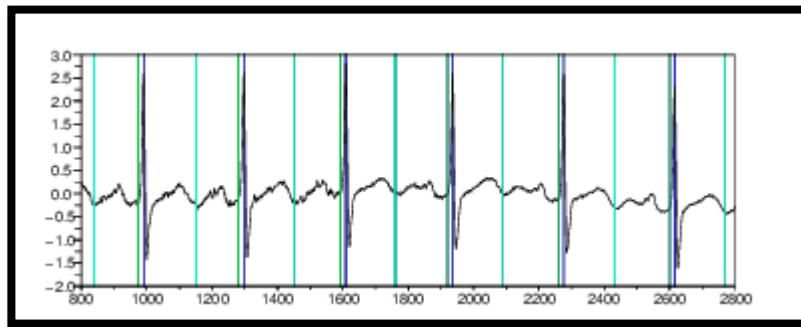


Figura 2-3 Representación del proceso de segmentación de una señal ECG.

- *Etapa de evaluación*, por medio de técnicas de machine learning se determinarán los resultados de clasificación de ondas (P, Q, R) para cada algoritmo.

2.3 Parámetros de evaluación de alternativas para la selección de la tarjeta de adquisición de señales ECG

- **Funcionalidad**

Debe cumplir su objetivo, sin impedir el normal desenvolvimiento del paciente, es decir no deber presentar un número excesivo de cables u otros dispositivos que deban ser conectados.

- **Alimentación**

En un factor muy importante, pues es necesario que sea un dispositivo que aproveche de manera coherente el consumo de energía, de esta forma su tiempo de funcionamiento sea lo más prolongado posible.

- **Número de electrodos**

Los usos de electrodos para el monitoreo de la actividad eléctrica producida por el cuerpo humano (músculos), es indispensable no obstante; en este trabajo es necesario obtener una señal ECG normal, es por tal motivo que se requiere exclusivamente de las derivaciones bipolares (triángulo de Einthoven) el cual puede ser obtenido con tres electrodos [18] .

- **Accesibilidad**

En caso de requerir reparar, modificar o adquirir un componente extra es vital que el tiempo de adquisición sea lo menor posible, además la información de su funcionamiento deber ser accesible.

- **Compatibilidad**

Con la finalidad de poder implementar los procesos de filtrado y reconocimiento de características de la señal, es indispensable que sea capaz de enviar la información en formatos que sean compatibles con software de procesamiento de datos. (Python & Matlab).

Una vez establecido los parámetros que deben cumplir se seleccionan las alternativas que serán evaluadas:

- MAX30100 Oxímetro de pulso y sensor de frecuencia cardíaca IC (Alternativa 1).
- Tablero de biosensores de Cyton (Alternativa 2).
- ADS 1191 Mediciones de biopotencial (Alternativa 3).
- AD 8232 Monitor de pulso cardiaco (Alternativa 4).
- Reloj inteligente (Alternativa 5).

- Max monitor de ECG (Alternativa 6).

2.4 Evaluación y selección de alternativa

Como se mencionó anteriormente se utilizará el criterio de ponderación, para ello se tomarán los siguientes valores en la tabla 2.1.

Tabla 2-1 Valores para escala de la matriz de pares para evaluar las alternativas [28]

Escala	Ponderación
Mucho más importante	10
Más importante	5
Igual	1
Menos importantes	0.20
Mucho menos importante	0.10

Como primer paso se determina la matriz de pares de los criterios seleccionados ver tabla 2.2, con el fin de obtener el factor de ponderación (FP) para cada parámetro el cual resulta de dividir la suma de cada fila entre el total global de la columna con la siguiente ecuación 2.1.

$$FP = \frac{\text{Suma}}{\text{Total}} = PO \quad \text{Ecuación 2-1}$$

Tabla 2-2 Matriz de pares para los parámetros.

	Funcionalidad	Alimentación	Nº electrodos	Accesibilidad	Compatibilidad	Suma	FP
Funcionalidad	0.0	1.0	10.0	10.0	10.0	31.0	0.54
Alimentación	1.0	0.0	0.2	0.2	0.1	1.5	0.03
Nº electrodos	1.0	0.2	0.0	1.0	0.1	2.3	0.04
Accesibilidad	1.0	10.0	1.0	0.0	0.2	12.2	0.21
Compatibilidad	0.1	0.2	0.1	10.0	0.0	10.4	0.18
		Total				57.4	

Posteriormente se calcula el peso de la opción (PO) asociado a cada parámetro; en este caso es la Funcionalidad, de la misma forma que se calcula el FP se obtiene el PO ver las tablas 2.3-2.6

Tabla 2-3 Matriz de pares de las alternativas asociados a la Funcionalidad

	Alternativa 1	Alternativa 2	Alternativa 3	Alternativa 4	Alternativa 5	Alternativa 6	Suma	PO
Alternativa 1	0.0	0.1	0.1	0.1	1.0	0.1	1.4	0.01
Alternativa 2	5.0	0.0	10.0	0.2	5.0	0.1	25.3	0.1
Alternativa 3	0.2	1.0	0.0	0.2	0.1	0.1	1.6	0.02
Alternativa 4	0.2	5.0	5.0	0.0	0.2	0.1	10.5	0.11
Alternativa 5	5.0	0.5	5.0	5.0	0.0	0.2	30.2	0.13
Alternativa 6	5.0	5.0	5.0	5.0	1.0	0.0	31.0	0.17
Total							100.0	

Tabla 2-4 Matriz de pares de las alternativas asociados a la Alimentación.

	Alternativa 1	Alternativa 2	Alternativa 3	Alternativa 4	Alternativa 5	Alternativa 6	Suma	PO
Alternativa 1	0.0	5.0	10.0	1.0	0.1	0.1	16.2	0.17
Alternativa 2	0.2	0.0	10.0	0.2	0.1	0.1	10.6	0.11
Alternativa 3	0.2	0.2	0.0	0.2	0.1	0.1	0.8	0.01
Alternativa 4	1.0	5.0	10.0	0.0	0.2	0.2	16.4	0.17
Alternativa 5	5.0	5.0	10.0	5.0	0.0	1.0	26.0	0.27
Alternativa 6	5.0	5.0	10.0	5.0	1.0	0.0	26.0	0.27
Total							96.0	

Tabla 2-5 Matriz de pares de las alternativas asociados al N° de electrodos.

	Alternativa 1	Alternativa 2	Alternativa 3	Alternativa 4	Alternativa 5	Alternativa 6	Suma	PO
Alternativa 1	0.0	0.1	0.1	0.1	1.0	0.1	1.4	0.01
Alternativa 2	10.0	0.0	5.0	1.0	10.0	0.2	26.2	0.24
Alternativa 3	10.0	0.2	0.0	0.2	10.0	0.2	20.6	0.19
Alternativa 4	10.0	1.0	5.0	0.0	10.0	0.2	26.2	0.24
Alternativa 5	1.0	0.1	0.2	0.1	0.0	0.1	1.5	0.01
Alternativa 6	10.0	5.0	5.0	5.0	10.0	0.0	35.0	0.32
Total							110.9	

Tabla 2-6 Matriz de pares de las alternativas asociados a la Acabildad.

	Alternativa 1	Alternativa 2	Alternativa 3	Alternativa 4	Alternativa 5	Alternativa 6	Suma	PO
Alternativa 1	0.0	10.0	10.0	1.0	5.0	10.0	36.0	0.31
Alternativa 2	0.1	0.0	5.0	0.2	0.2	1.0	6.5	0.06
Alternativa 3	0.2	1.0	0.0	0.1	0.1	0.2	1.6	0.01
Alternativa 4	1.0	5.0	10.0	0.0	5.0	10.0	31.0	0.26
Alternativa 5	5.0	10.0	10.0	5.0	0.0	10.0	40.0	0.14
Alternativa 6	0.1	1.0	1.0	0.1	0.2	0.0	2.4	0.02
Total							117.5	

Tabla 2-7 Matriz de pares de las alternativas asociados a la Compatibilidad.

	Alternativa 1	Alternativa 2	Alternativa 3	Alternativa 4	Alternativa 5	Alternativa 6	Suma	PO
Alternativa 1	0.0	1.0	5.0	1.0	5.0	1.0	13.0	0.13
Alternativa 2	10.0	0.0	10.0	1.0	10.0	10.0	41.0	0.40
Alternativa 3	0.2	0.1	0.0	0.2	5.0	0.2	5.7	0.06
Alternativa 4	10.0	1.0	5.0	0.0	10.0	5.0	31.0	0.31
Alternativa 5	0.1	0.1	0.2	0.1	0.0	0.1	0.6	0.01
Alternativa 6	0.1	0.1	5.0	0.1	5.0	0.0	10.3	0.10
Total							101.6	

En la tabla 2.8 se muestra la matriz final que se obtiene al etiquetar filas con alternativas y columnas con parámetros de evaluación de esta forma se calcula el puntaje final para cada alternativa mediante la siguiente ecuación 2.2 y así clasificar de forma jerárquica las alternativas.

$$\text{Puntaje final} = FP * OP$$

Ecuación 2-2

Tabla 2-8 Matriz de pares final

	Funcionalidad	Alimentación	Nº electrodos	Accesibilidad	Compatibilidad	Suma
Alternativa 1	0.0540	0.0051	0.0004	0.0651	0.0234	0.1480
Alternativa 2	0.1350	0.0033	0.0096	0.0126	0.0720	0.2325

Alternativa 3	0.0108	0.0003	0.0076	0.0021	0.0108	0.0316
Alternativa 4	0.1080	0.0093	0.0096	0.0546	0.0558	0.2373
Alternativa 5	0.0756	0.0003	0.0004	0.0294	0.0018	0.1075
Alternativa 6	0.1296	0.0030	0.0004	0.0042	0.0018	0.1390

Como se observa, una vez determinado el puntaje final para cada alternativa con relación a cada criterio de evaluación, se obtiene como resultado ganador la alternativa 4 correspondiente a *AD 8232 Monitor de ritmo cardiaco* ver figura 2.4, el cual es una tarjeta usada para medir la actividad eléctrica del corazón. Dicha actividad eléctrica se emite por medio de una salida analógica.

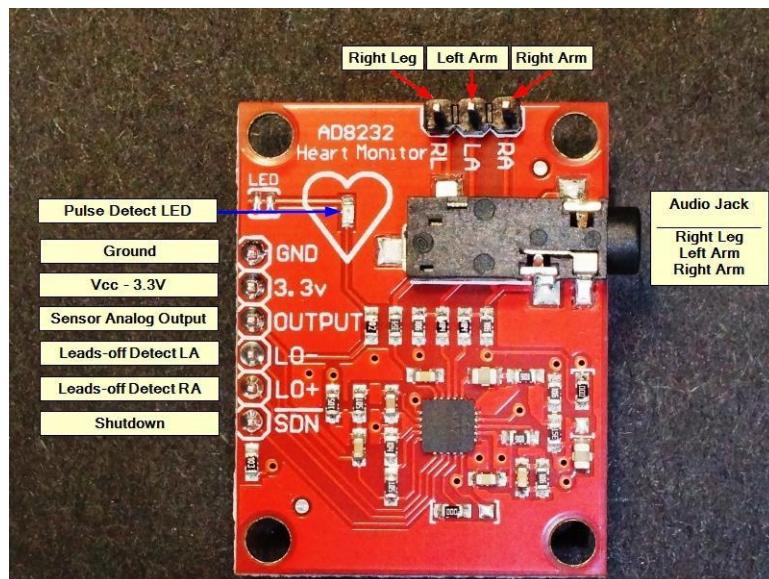


Figura 2-4 Sensor AD-8232 monitor de ritmo cardiaco.

2.5 Diseño del sistema eléctrico y electrónico

Esta sección se dividirá por etapas en las cuales se detallarán los módulos que conformarán todo el sistema.

2.5.1 Etapa 1: Sistema de alimentación

Con la finalidad de proporcionar de energía a los componentes más importantes de forma portable se optó por un elemento capaz de almacenar, suministrar y recargar energía eléctrica, es decir una batería que se muestra en la figura 2.5



Figura 2-5 Batería Li-ion con su módulo de carga 18650 v3 utilizada para alimentación de placa raspberry, conversor y sensor.

En la figura 2.6 se muestra el diagrama de bloques de la conexión de los diferentes elementos que conforman el sistema.

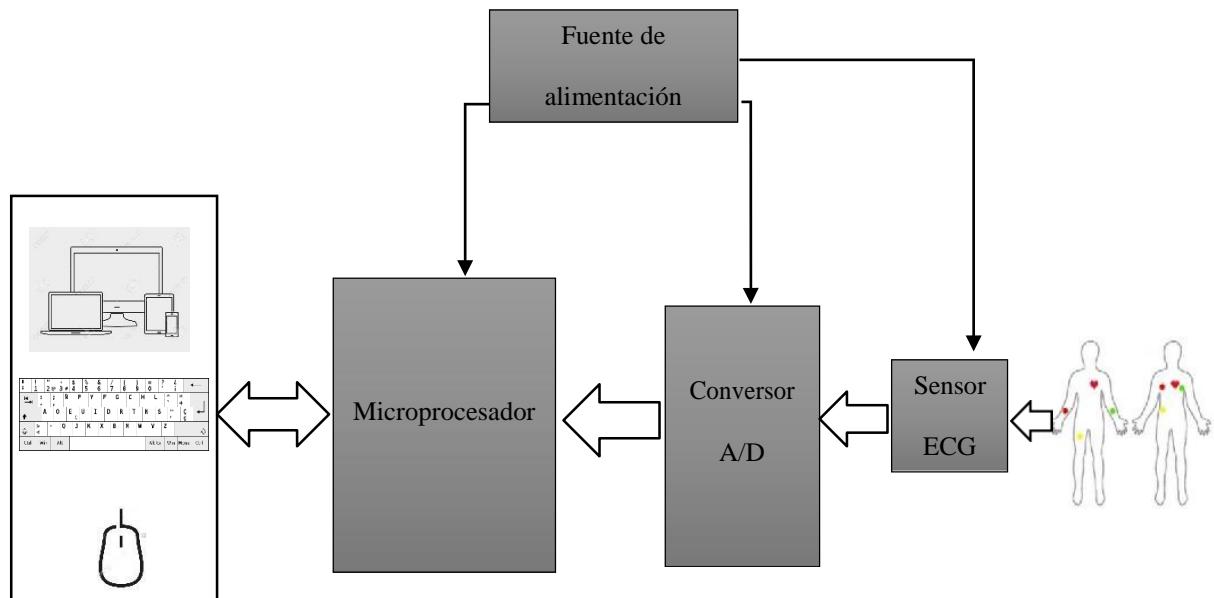


Figura 2-6 Diagrama de conexión de los módulos que componen el sistema

2.5.2 Etapa 2: Comunicación

Raspberry cuenta con un número elevado de pines de alimentación (5 V, 3.3 V) y de General Purpose Input Output (GPIO) es decir, pines que se pueden usar como entradas o salidas para múltiples usos ver figura 2.7.



Figura 2-7 Pines que componen una placa Raspberry pi 3 +.

Existe una particularidad en los pines GPIO, al ser configurados como entradas o salidas estos reciben y envían datos digitales, esto representa un inconveniente pues la tarjeta de adquisición de señales ECG envía información analógica; para solucionar este problema se utilizó un conversor analógico digital ADS1115 ver figura 2.8.

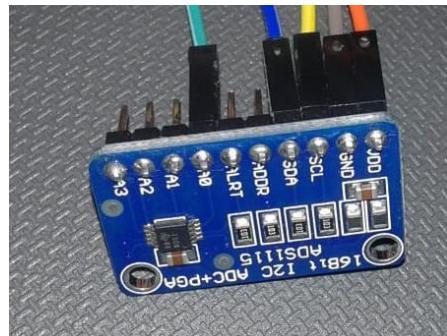


Figura 2-8 Módulo conversor analógico digital ADS1115 de comunicación por I2C.

Este elemento utiliza el protocolo I2C (maestro-esclavo) para la lectura de datos analógicos, la tecnología I2C organiza los datos en transferencias. Las transferencias comienzan con una señal de START y termina con otra de STOP. Los datos tienen una longitud de 1 byte y terminan con bit de acuse de recibo o asentimiento por sus siglas en inglés ACK (o NACK), en la figura 2.9 se muestra un esquema de comunicación I2C entre Raspberry y el conversor análogo-digital.

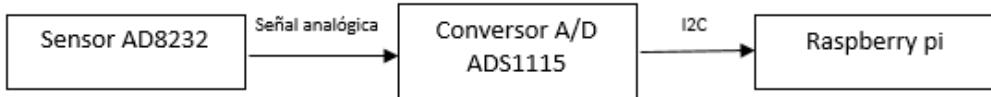


Figura 2-9 Diagrama de comunicación entre conversor, sensor y microprocesador.

2.5.3 Etapa 3: Sistema de adquisición de datos.

Una vez solucionado el inconveniente de la etapa anterior se procede a guardar los datos recibidos por el conversor A/D, para realizar este proceso se seleccionó el software de código libre Python el cual un intérprete de programación orientado a objetos de alto nivel [29]. Una de las principales ventajas es la admisión de módulos y paquetes según los requerimientos de la aplicación a desarrollar.

Se reciben en un vector un rango de 0-1000 datos provenientes del sensor ECG lo que equivale a 10 segundos de registro de ECG, posterior se calcula la frecuencia de muestreo (*SR*) con la ecuación 2.3.

$$SR = N/\Delta t$$

Ecuación 2-3

Dónde:

- N es el número de muestras registradas
- Δt es el intervalo de tiempo que se reciben los datos

2.5.4 Etapa 4: Procesamiento de la señal

Dentro de la revisión bibliográfica se determinaron los algoritmos principales para la caracterización de señales biomédicas, para este caso señales ECG los cuales tienen como base fundamento la etapa de filtrado por tal motivo se tomaron los 3 métodos de filtrado más recurrentes los cuales son:

- Transformada rápida de Fourier (FFT).
- Transformada discreta de Wavelet

- Filtros digitales FIR Butterworth.

2.5.4.1 Algoritmos basados en FFT

El corazón no posee una función que describa su comportamiento en este caso se debe utilizar intervalos discretos por lo cual la integral que define la transformada de Fourier (FT) se calcula por medio de la ecuación 2.4.

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt \quad Ecuación 2-4$$

Se puede expresar también por la ecuación 2.5:

$$F(n) = \sum_{k=1}^{N} f(t_k) e^{-\frac{j(2\pi n)}{N}(k-1)}, \text{ para } 1 \leq n \leq N \quad Ecuación 2-5$$

Aplicando este concepto a la señal registrada por el sensor ECG se obtiene como resultado la figura 2.10.

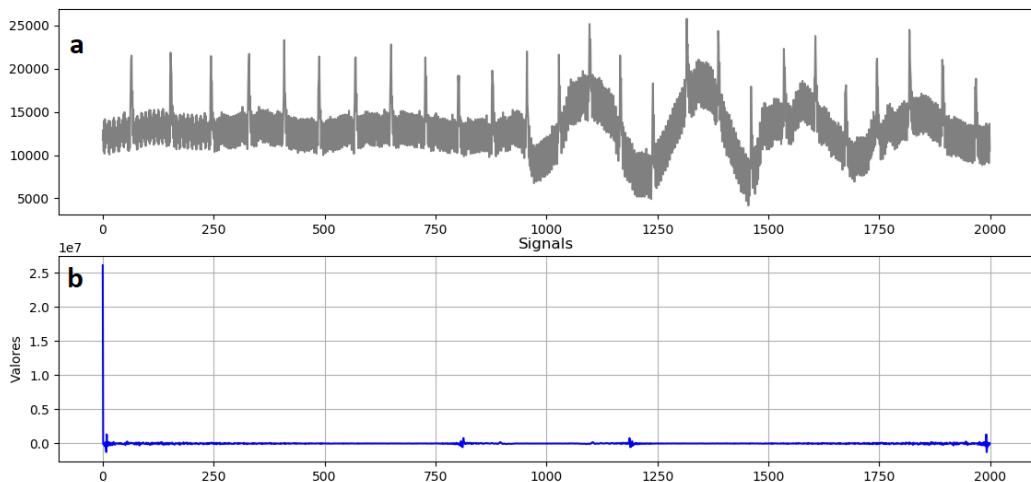


Figura 2-10 a) Señal ECG obtenida del sensor de ritmo cardiaco mV vs frecuencia, b) espectro en el dominio de la frecuencia por medio de FFT dB vs frecuencia.

Como se observa existe ruido de alta y baja frecuencia, además de un offset que genera una desalineación de la señal con respecto a 0; según [22] recomienda dos frecuencias de corte para el

filtro, la banda inferior debe estar en un rango de 0-10 Hz, mientras para la banda superior debe estar 5-100 Hz. La información proporcionada por el espectro de la señal indica la mayor cantidad de datos se encuentra en el rango de 0-25 Hz ver figura 2.11

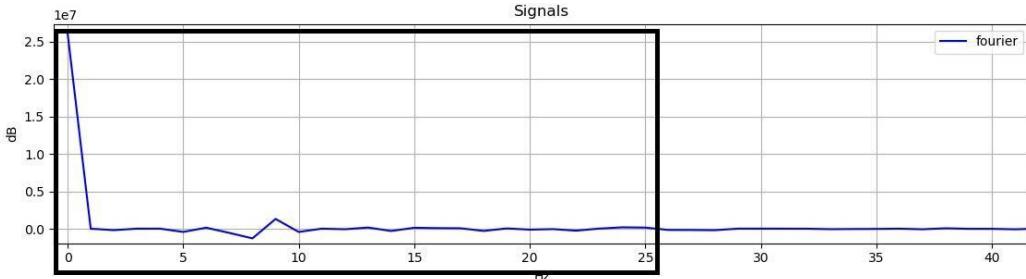


Figura 2-11 Espectro de la señal en el dominio de la frecuencia hasta 25 Hz por medio de FFT dB vs frecuencia.

Entonces los coeficientes de las bandas superior e inferior serán:

- Banda superior 15
- Banda inferior 5

Dando como resultado lo que se muestra en la figura 2.12.

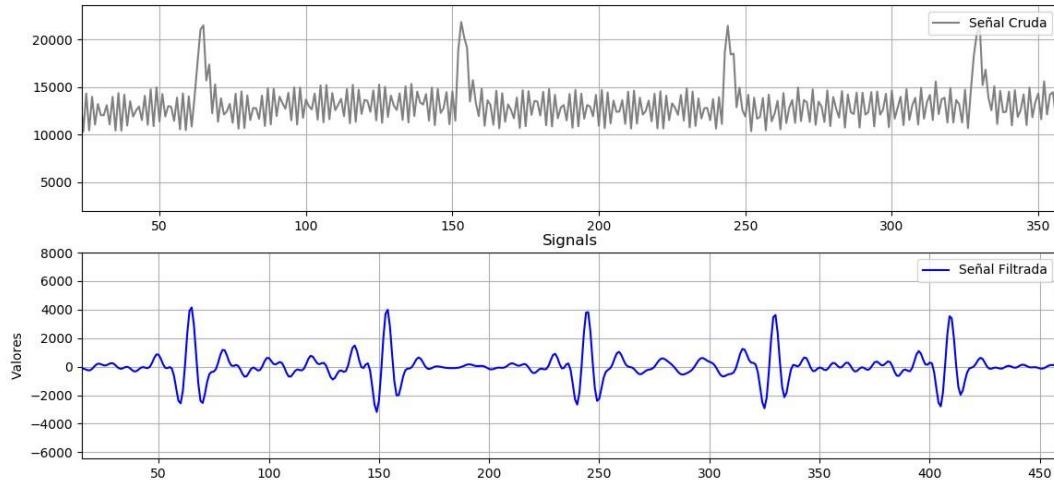


Figura 2-12 Diferencia entre la señal de entrada y la señal filtrada por FFT aplicado a una señal ECG adquirida del sensor AD 8232.

Como último paso la segmentación de señal y detección de ondas principales (P, Q, R); según [18] la onda R siempre será observable en un electrocardiograma normal entonces bajo el criterio de [9], se selecciona un umbral mayor a 1400 (1.4 mV) para la detección de la onda R y posteriormente se divide los datos de señal en números de matrices igual al número de ondas R para de esta forma implementar el resto de umbrales como se observa en la figura 2.13

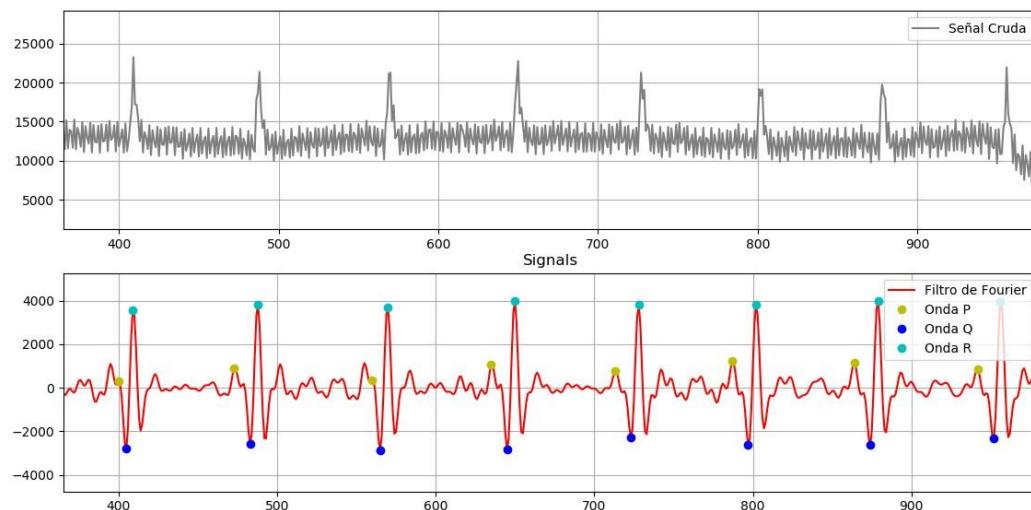


Figura 2-13 Detección de ondas principales bajo los criterios del algoritmo de FFT para una señal obtenida por el sensor AD 8232

2.5.4.2 Algoritmo basado en la transformada Wavelet

Como se revisó en el capítulo anterior, la transformada Wavelet descompone funciones de forma jerárquica (subniveles), a partir de una Wavelet madre, es útil para la representación de curvas (señales) multiresolución.

Para efecto de práctica se utilizó una Wavelet madre $db6$ ver figura 2.14 según lo recomienda [24] para el tratamiento de señales ECG.



Figura 2-14 Transformada wavelet tipo db6 empleada para el análisis de señales ECG [8]

Posteriormente, se determinó los niveles de descomposición que tendrá tanto para el filtro pasa altos y pasa bajos ver figura 2.15

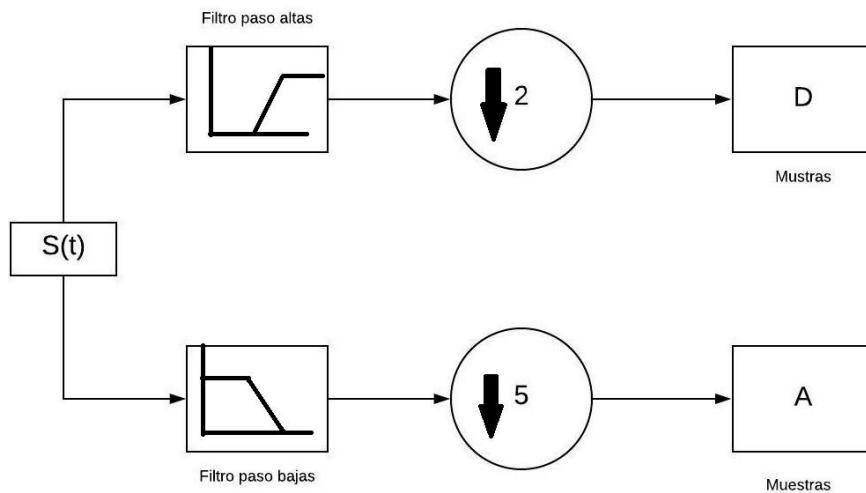


Figura 2-15 Muestreo reducido con los niveles de descomposición de Wavelet para filtro pasa altas con 5 niveles de descomposición y filtro pasa bajas con 2 niveles de descomposición [24]

Para la primera, se utilizó una descomposición de dos niveles, es decir: si se tiene una frecuencia 100 Hz (la frecuencia del corazón normalmente trabaja de 0-100 Hz) su descomposición será de en dos frecuencias de 50 Hz. En base al mismo criterio se realizó la segunda descomposición de 5 niveles dando como resultado lo observado en la figura 2.16

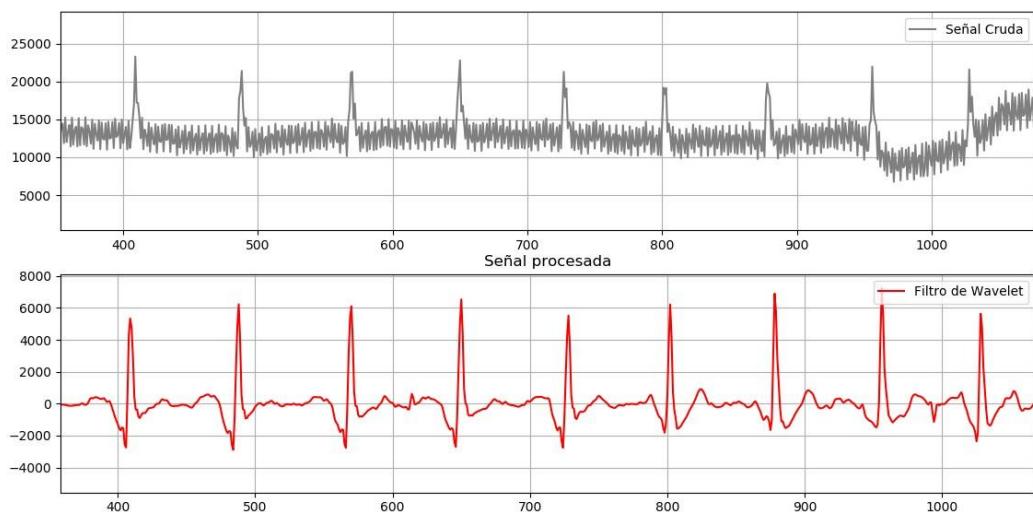


Figura 2-16 Diferencia entre la señal de entrada y la señal filtrada por wavelet aplicado a una señal ECG adquirida del sensor AD 8232.

Una vez filtrada la señal se procede a segmentar y detectar las ondas características bajo los criterios del punto anterior y así obtener la figura 2.17.

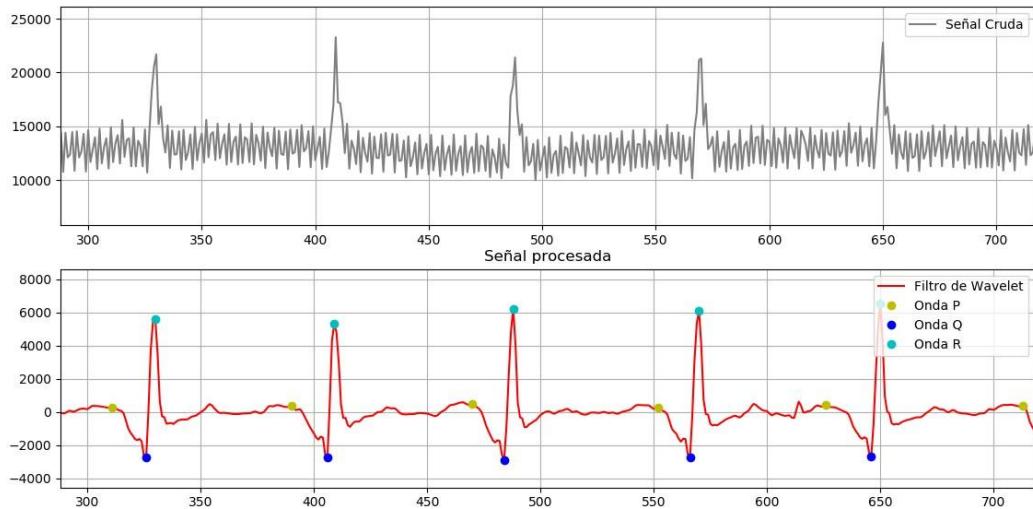


Figura 2-17 Detección de ondas principales bajo los criterios del algoritmo de Wavelet para una señal obtenida por el sensor AD 8232.

2.5.4.3 Algoritmo basado en filtros FIR Butterworth

Este método es uno de los más sencillos, efectúa la aproximación mediante el criterio de máxima uniformidad en la banda pasante [26] es comúnmente usado en los filtros anti-aliasing y en aplicaciones de conversión de datos; presenta una buena precisión de medida en la banda de paso. En la figura 2.18 se muestra el diagrama de bode del filtro Butterworth de diferentes órdenes.

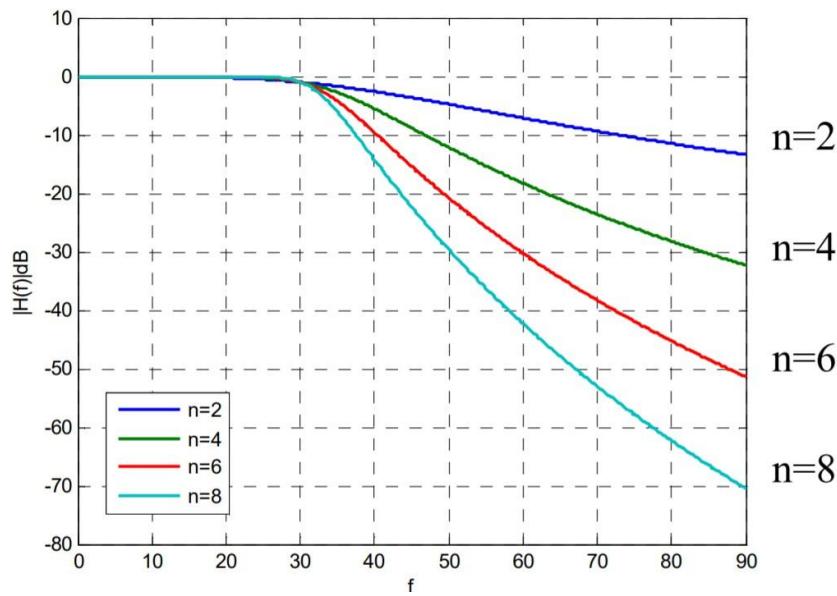


Figura 2-18 Módulo de respuesta frecuencial del comportamiento de los diferentes órdenes para un filtro Butterworth [26]

Como se observa mientras mayor sea el orden del filtro más plana será la banda de paso, en este caso se utilizó un filtro Butterworth de orden 5 [26], con frecuencias de corte para banda inferior de 5 y banda superior de 15 [22], dando como resultado lo mostrado en la figura 2.19.

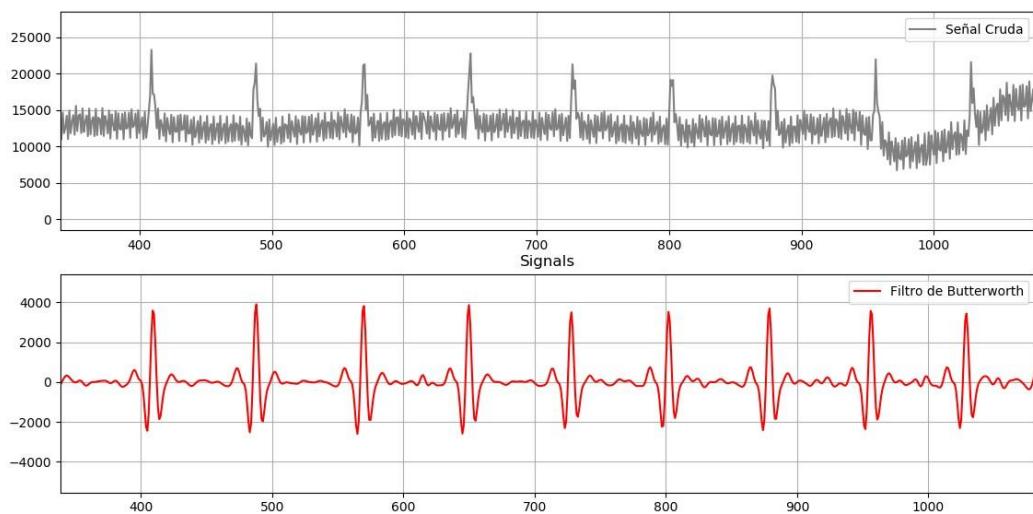


Figura 2-19 Diferencia entre la señal de entrada y la señal filtrada por butterworth aplicado a una señal ECG adquirida del sensor AD 8232.

Como paso final se determinan las ondas características en la señal filtrada ver figura 2.20

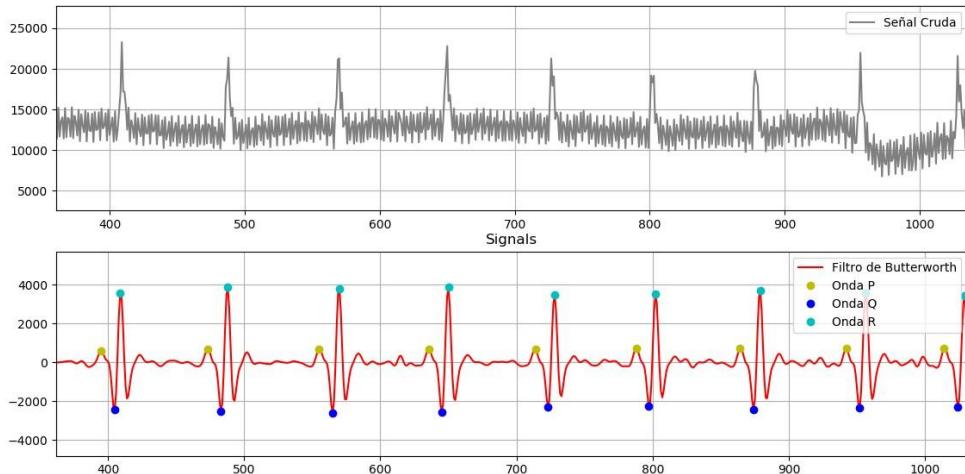


Figura 2-20 Detección de ondas principales por filtro de Butterworth para una señal adquirida por el sensor AD 8232.

2.6 Diseño de la interfaz gráfica bajo criterios de usabilidad

Existen una serie de procesos que se deben considerar al diseñar una interfaz gráfica (IGU) los cuales son los siguientes según [30]:

- *Selección de la Información:* La información de la interfaz debe ser limitada a lo necesario e indispensable para que el usuario se desenvuelva en las actividades que realiza en ella, evitando que se usen esfuerzos innecesarios durante ese trayecto.
- *Organización de la Información:* La información que se presente en una IGU, debe estar ordenada jerárquicamente de tal manera que obedezca al interés de los usuarios y además debe ser coherente entre sí para que puedan hacer uso de ella sin ningún inconveniente.
- *Integración de la Información:* Es importante que el contenido de una aplicación tenga enlaces internos que formen una secuencia lógica y fácil de usar en toda la información que contienen.

Python poseen módulos para el desarrollo de IGU entre ellos se encuentra Tkinter es uno de los más simple cuenta con diversas funciones que pueden ser utilizadas durante el diseño de una IGU; la lógica deber ser simple y comprensible para lo cual se tomó como referencia la figura 2.21

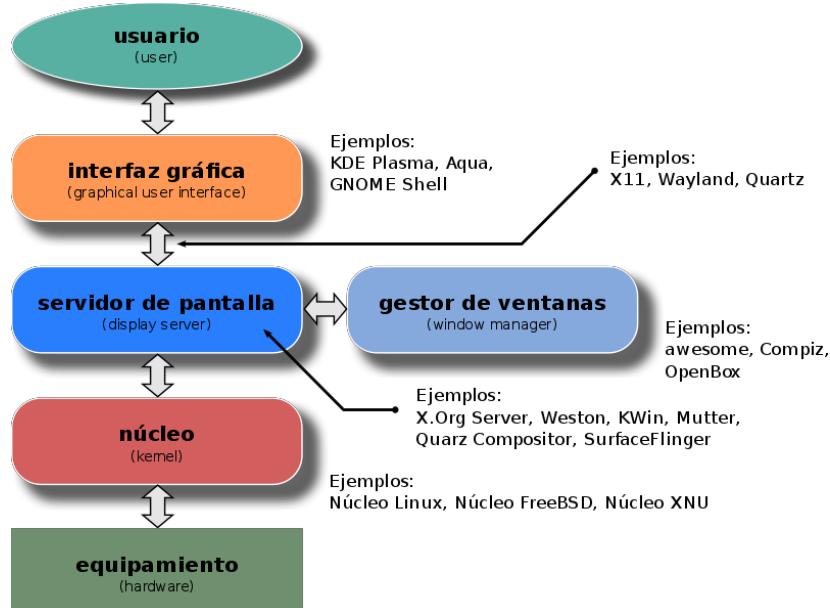


Figura 2-21 Diagrama basico de los componentes principales para el diseño de una IGU segun [30].

Por tal motivo, se diseñó una IGU compuesta por una ventana principal sencilla y una serie de ventanas emergentes las cuales aparecerán a medida que se solicite información.

2.6.1 Lógica del software

Por medio del siguiente diagrama de flujo ver figura 2.22 se muestra el funcionamiento general del software.

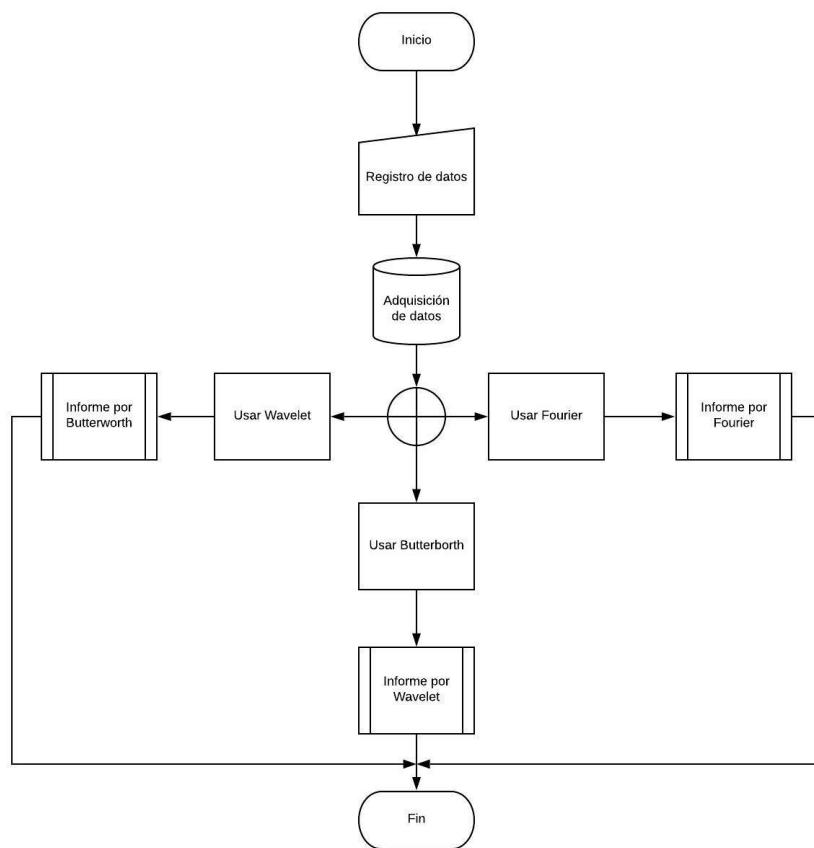


Figura 2-22 Diagrama de flujo general del proceso de caracterización de señales ECG por Fourier, Wavelet y Butterworth.

Para el desarrollo de la interfaz se utilizó las siguientes librerías: Tkinter, Matplotlib, sqlite, numpy entre otras; el principal inconveniente se encontró durante el desarrollo del software fue: procesar la señal en tiempo real, causado por la baja capacidad del procesador que está incorporado en la tarjeta *raspberry*, es por tal motivo que se optó por un método diferente el

cual consiste en: adquirir la señal proveniente del sensor, guárdala en la base de datos para posteriormente mostrar la señal cruda y la señal procesada en el informe final.

2.6.2 Ventana principal

Contempla información general de la aplicación, así como una barra de ayuda ver figura 2.23.



Figura 2-23 Ventana principal de la aplicación de caracterización de señales ECG.

La barra de ayuda mostrará un *messagebox* con información sobre qué acción tomar en caso de ser un usuario nuevo.

2.6.3 Ventanas emergentes

2.6.3.1 Ventana de registro

Esta ventana es el primer paso a seleccionar para los nuevos usuarios, está compuesta por dos secciones como se observa en la figura 2.24 información general e historial médico; la primera solicita datos como: nombre, edad, genero, peso, entre otros; mientras la segunda solicita datos relacionados a la salud del paciente tales como: existencia de enfermedades cardiovasculares y antecedentes quirúrgicos.

 ID Caracterización

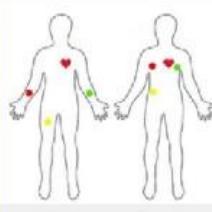
REGISTRO DE INFORMACIÓN GENERAL DEL PACIENTE		HISTORIAL MÉDICO
Nombre:	Edad:	Enfermedad cardiovascular presente :
Peso(Kg):	Estatura(m):	
Género:	<input type="radio"/> Masculino <input type="radio"/> Femenino	Antecedentes quirúrgicos :
ID:	El ID es un código numérico único para cada paciente	
		IMPORTANTE: Ingrese sus datos antes de realizar cualquier acción; primero coloque los electrodos, como se muestra en la imagen de la izquierda, relaje todo el cuerpo posteriormente presione el botón 'Registrar ECG', espere 30 segundos luego presione 'Continuar'.
		<input type="button" value="Regresar"/> <input type="button" value="Registrar ECG"/> <input type="button" value="Continuar"/>

Figura 2-24 Ventana de registro de información muestra un instructivo que se debe tomar en cuenta.

Además de lo mencionado, contiene información sobre el uso del dispositivo, así como del ID entregado al terminar el registro.

2.6.3.2 Ventana base de datos.

A esta ventana se puede acceder de dos formas: la primera desde la ventana principal al pulsar el botón “Cargar información” o la segunda desde la ventana de registro pulsando el botón “Continuar”; al ingresar a esta ventana se colocará el ID del usuario para posteriormente verificar los datos ver figura 2.25 a y b, de la misma forma que en la pantalla principal esta cuenta con una barra de ayuda que muestra un *messagebox* con indicaciones.



Figura 2-25 Ventana base de datos al ingresar un ID se comprueba la correlación de información.

2.6.3.3 Ventana selección de método

Verificada la información entregada por la ventana base de datos se procederá a pulsar el botón “Continuar” para acceder a la ventana de selección de método ver figura 2.26, la cual posee tres secciones: la primera muestra una representación del funcionamiento de caracterización por la transformada de Fourier, de la misma forma para Wavelet y para Butterworth.

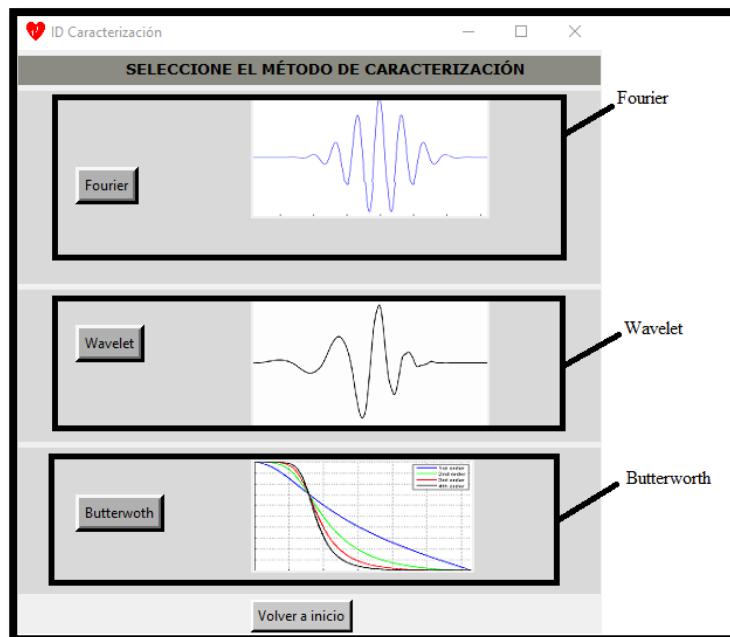
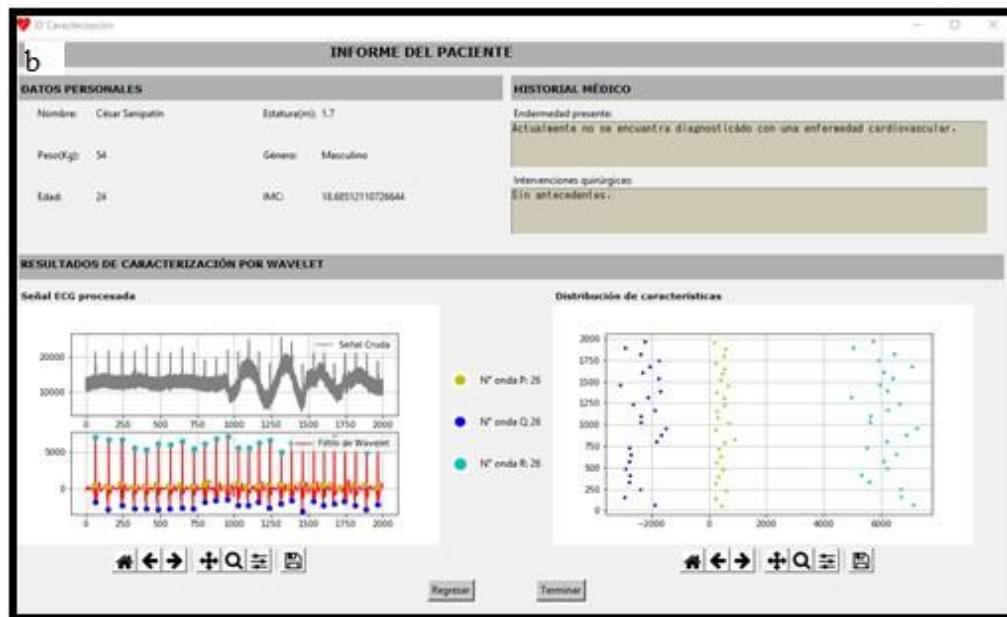
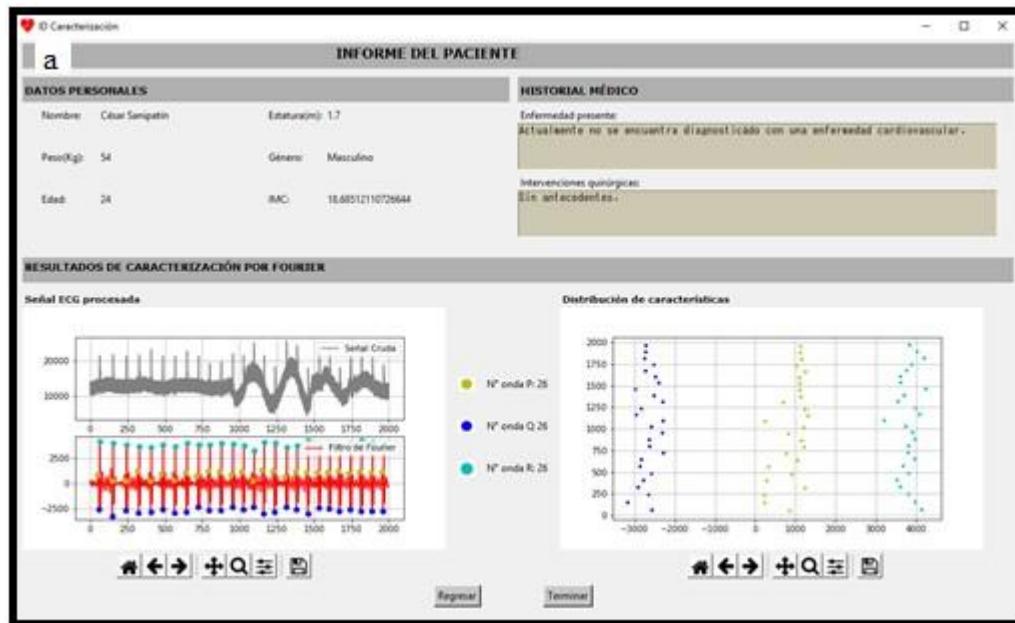


Figura 2-26 Ventana selección de método dividida en tres secciones Fourier, Wavelet y Butterworth.

2.6.3.4 Ventana informe final

Esta ventana está compuesta por tres secciones: la primera contiene los datos personales del paciente, la segunda contiene el historial médico; estas dos secciones son invariantes independientemente del método de caracterización elegido mientras la tercera sección mostrará un resultado u otro dependiendo del método seleccionado como se muestra en figura 2.27 a, b y c.



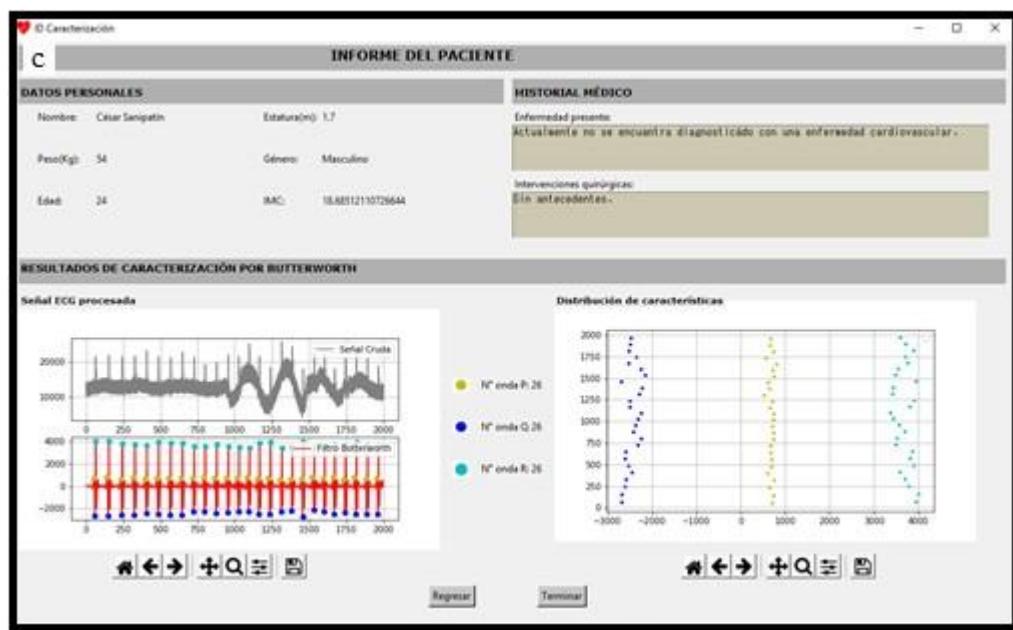


Figura 2-27 Ventana informe del paciente resultado muestra los resultados obtenido a) por Fourier, b) por Wavelet, c) por Butterworth.

3. ANÁLISIS DE RESULTADOS

3.1 Evaluación de algoritmos de caracterización

En este punto se evaluó la eficiencia en la detección y clasificación de ondas principales (Onda P, Onda Q, Onda R) mediante técnicas de Machine Learning el cual es un método de análisis de datos que automatiza la construcción de modelos analíticos.

Existen gran número de técnicas de Machine Learning para clasificación de datos entre los cuales se destacan los siguientes:

- Regresión logística
- Máquina de vectores de soporte
- Árbol de decisión
- Redes neuronales artificiales
- K-vecinos más cercanos (KNN)

Antes seleccionar la técnica de clasificación se procedió a realizar un gráfico de dispersión (scatter) de las características (voltaje y amplitud) que poseen las ondas principales ver figura 3.1

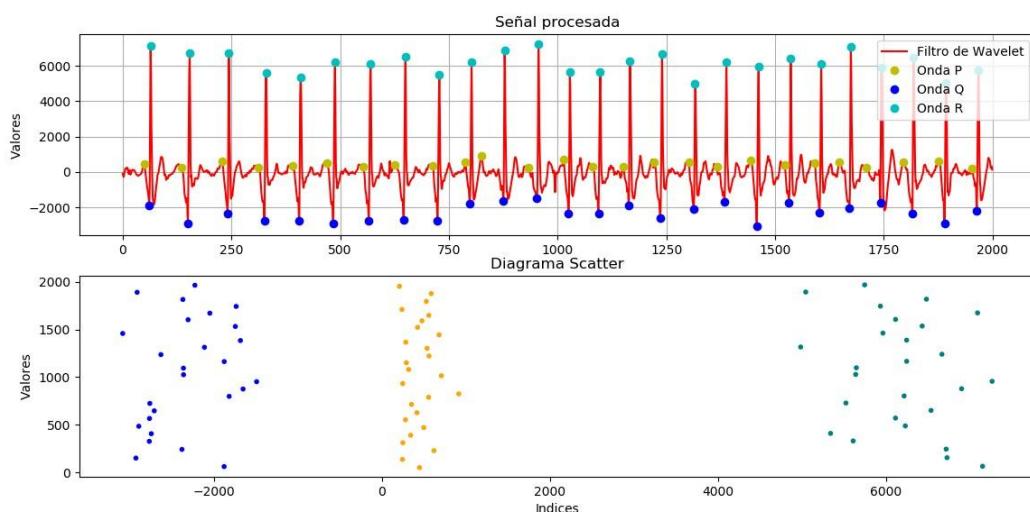


Figura 3-1 Gráfica de la señal procesada y de la distribución de sus características.

Como se observa existen 3 grupos destacados correspondientes a las 3 ondas principales, con esta información se concluye que la técnica de Machine Learning recomendable para clasificar las ondas será K-vecinos más cercanos.

Según [31], dado un entero positivo K y una observación x, el clasificador KNN primero identifica los K puntos en el conjunto de entrenamiento que son más cercanos a x, representados por N₀. Después estima la probabilidad condicional de que pertenezca a la clase j de acuerdo con fracción de puntos en N₀ cuyos valores de respuesta sean igual a j, esto se puede expresar en la ecuación 3.1

$$\Pr(Y = j | X = x_0) = \frac{1}{K} \sum_{i \in N_0} I(y_i = j) \quad \text{Ecuación 3-1}$$

En resumen, el clasificador KNN aplica la regla de Bayes, clasifica un punto x a la clase con la mayor probabilidad, es decir a la clase con la que comparta más características.

Definida la técnica de clasificación, se preparó un conjunto de entrenamiento el cual se formó con varios valores (ondas P, Q, R) de diferentes registros ECG ver figura 3.2, posterior a esto se aplicó el clasificador KNN tomando como número de vecinos (N) igual a 1, dando como resultado una eficiencia de 1.0 equivalente a un 100% de clasificación para todas las ondas P, Q, R; finalmente se generó el modelo de predicción KNN el cual será aplicado a los diferentes algoritmos de caracterización.

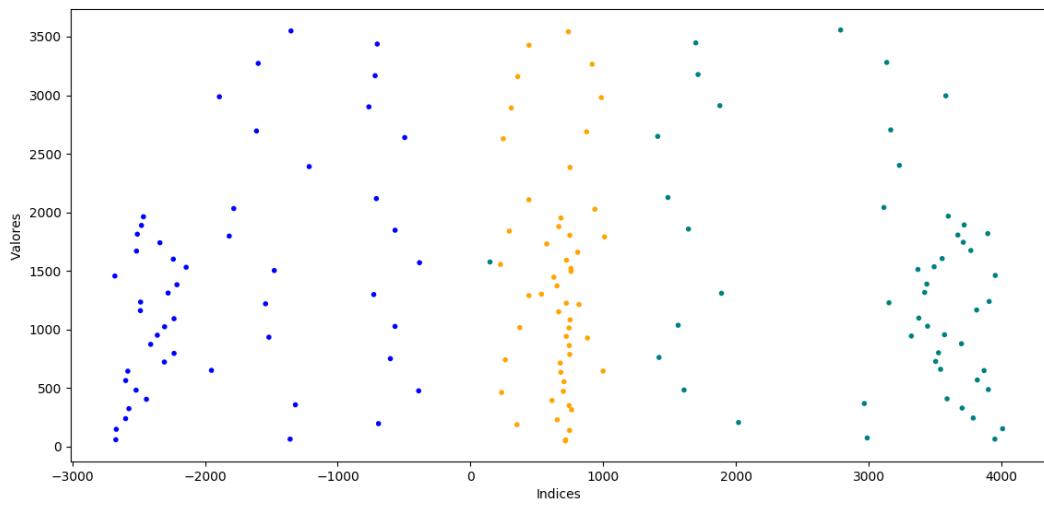


Figura 3-2 Scatter de la matriz de entrenamiento, distribución de características valores de tiempo vs índices de aparición.

3.1.1 Evaluación de eficiencia del algoritmo basado en FFT

Se toma dos registros ECG a los cuales se aplican el método de caracterización basado en FFT dando como resultado lo mostrado en la figura 3.3-3.4

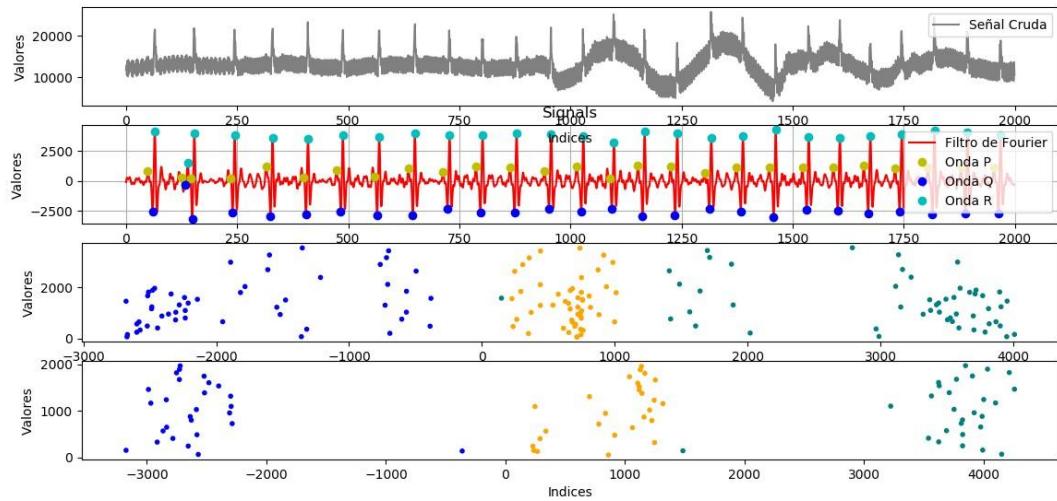


Figura 3-3 Resultado 1 del método de FFT (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada.)

Python posee una librería que permite determinar la matriz de confusión y otros parámetros de evaluación de clasificadores. El primer parámetro por evaluar es la matriz de confusión ver tabla 3.1:

- Matriz de confusión para algoritmo basados en FFT

Tabla 3-1 Matriz de confusión para el resultado 1 de algoritmos basados en FFT.

	1	2	3
1	22	0	0
2	0	27	0
3	5	0	27

donde:

1: representa a la onda P

2: representa a la onda Q

3: representa a la onda R

Como se observa existen ondas que fueron clasificadas en una clase diferente a la que pertenece falsos positivos y falsos negativos, este error se produce para la clase 1 y 3 que corresponde a ondas P y R respectivamente.

- Matriz de precisión para algoritmos basados en FFT

A continuación, se revisa el segundo parámetro de evaluación de clasificadores entregado por la librería *sklearn.neighbors* en Python ver tabla 3.2:

Tabla 3-2 Matriz de precisión obtenida promedio de librería reporte_clasificacion para el resultado 1 de algoritmos basados en FFT.

	Precisión	Recuperación	eficiencia	soporte
1.00	0.81	1.00	0.90	22
2.00	1.00	1.00	1.00	27

<i>3.00</i>	1.00	0.84	0.92	32
<i>micro avg</i>	0.94	0.94	0.94	81
<i>macro avg</i>	0.94	0.95	0.94	81
<i>weighted avg</i>	0.95	0.94	0.94	81

Estos resultados son mucho más detallados que el entregado por la matriz de confusión, se puede observar:

- La precisión: es la capacidad del clasificador para no etiquetar una clase como positiva cuando en realidad es negativa, se puede definir como la relación de positivos verdaderos a la suma de positivos verdaderos y falsos, en otras palabras, indica para todos los casos clasificados como positivos cuál es el porcentaje correcto.
- La capacidad de recordar: es la capacidad que tiene para encontrar todas las clases positivas, se define como la relación de verdaderos positivos entre la suma de los verdaderos positivo y falsos negativos.
- La eficiencia: es una media armónica ponderada de precisión y recuperación de modo que el mejor puntaje es 1.0 y el peor es 0.0.
- El soporte: es el número de clasificaciones reales de la clase en un conjunto de datos especificado.

Ahora se realiza el mismo proceso para una segunda señal ver figura 3.4 para de esta forma contrastar los resultados.

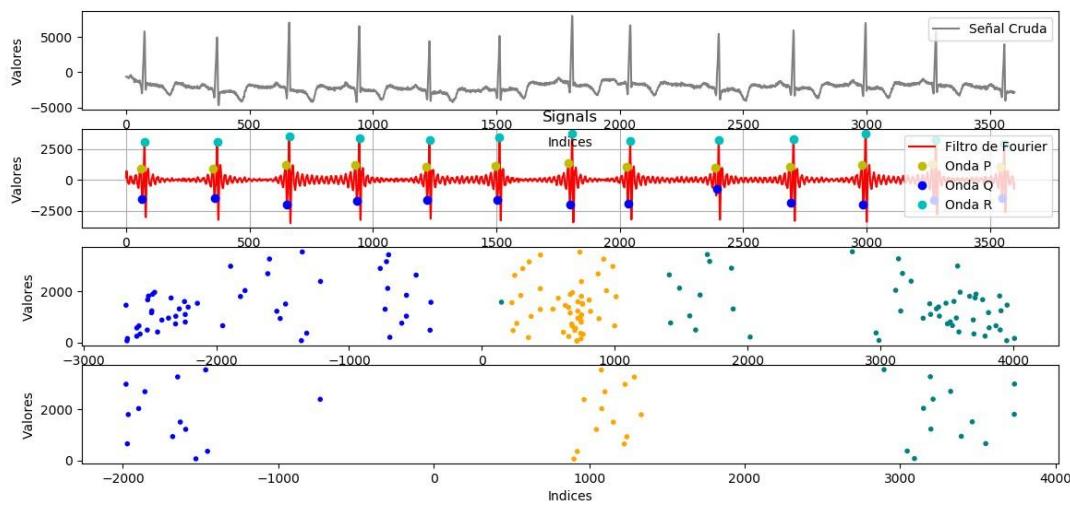


Figura 3-4 Resultado 1 del método de FFT (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada).

- Matriz de confusión para algoritmos basados en FFT

Primer parámetro a evaluar el segundo resultado matriz de confusión ver tabla 3.3

Tabla 3-3 Matriz de confusión para el resultado 1 de algoritmos basados en FFT.

		1	2	3
1	10	0	0	
2	0	13	0	
3	3	0	13	

- Matriz de precisión para algoritmos basados en FFT

Segundo parámetro a evaluar ver tabla 3.4

Tabla 3-4 Matriz de precisión obtenida promedio de librería reporte_clasificación para el resultado 2 de algoritmos basados en FFT.

	Precisión	Recuperación	Eficiencia	Soporte
1.00	0.77	1.00	0.87	10
2.00	1.00	1.00	1.00	13

3.00	1.00	0.81	0.90	16
<i>micro avg</i>	0.92	0.92	0.92	39
<i>macro avg</i>	0.92	0.94	0.92	39
<i>weighted avg</i>	0.94	0.92	0.92	39

De la misma forma que en la prueba anterior se observa un error para las clases 1 y 3

3.1.2 Evaluación de eficiencia del algoritmo basado en la transformada Wavelet

Como en el punto anterior se caracterizan dos señales figura 3.5-3.6 y se evalúan la eficiencia del método en este caso Wavelet por dos parámetros (matriz de confusión y matriz de precisión).

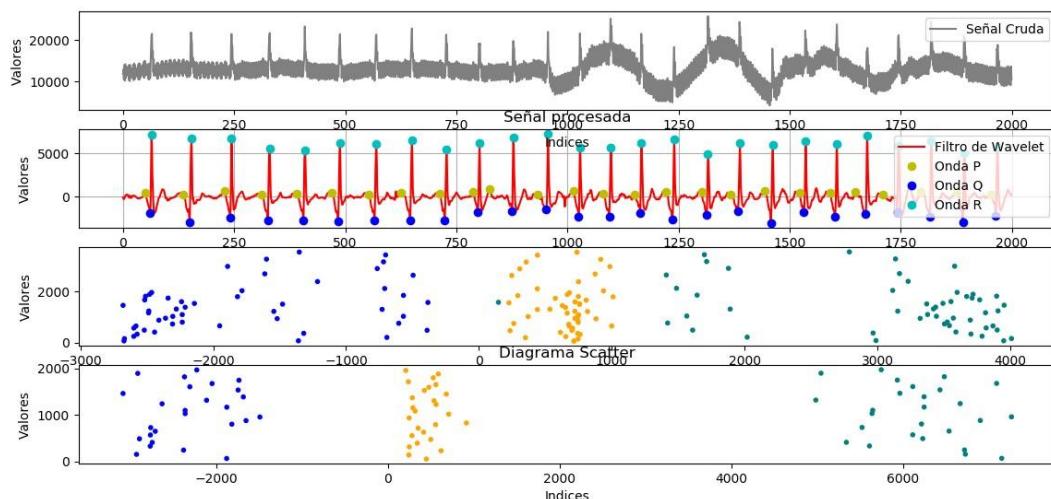


Figura 3-5 Resultado 1 del método de Wavelet (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada).

- Matriz de confusión para algoritmos basados en Wavelet

Primer parámetro de evaluación para el resultado 1 matriz de confusión ver tabla 3.5.

Tabla 3-5 Matriz de confusión para el resultado 1 de algoritmos basados en Wavelet.

		1	2	3
1	26	0	0	

2	0	26	0
3	0	0	26

En este caso el método de caracterización por Wavelet presenta una eficiencia de 100% en la matriz de confusión, es decir no existe falsos positivos y negativos.

- Matriz de precisión para algoritmos basados en Wavelet

Segundo parámetro de evaluación para el resultado 1 matriz de precisión ver tabla 3.6

Tabla 3-6 Matriz de precisión obtenida promedio de librería reporte_clasificacion para el resultado 1 de algoritmos basados en Wavelet.

	Precisión	Recuperación	Eficiencia	Soporte
1.00	1.00	1.00	1.00	26
2.00	1.00	1.00	1.00	26
3.00	1.00	1.00	1.00	26
<i>micro avg</i>	1	1	1	78
<i>macro avg</i>	1	1	1	78
<i>weighted avg</i>	1	1	1	78

Al igual que la matriz de confusión este parámetro determinó una eficiencia de 1 en decir 100% para el método de caracterización por Wavelet.

Ahora se evalúa el resultado 2 bajo los parámetros ya establecidos ver figura 3.6.

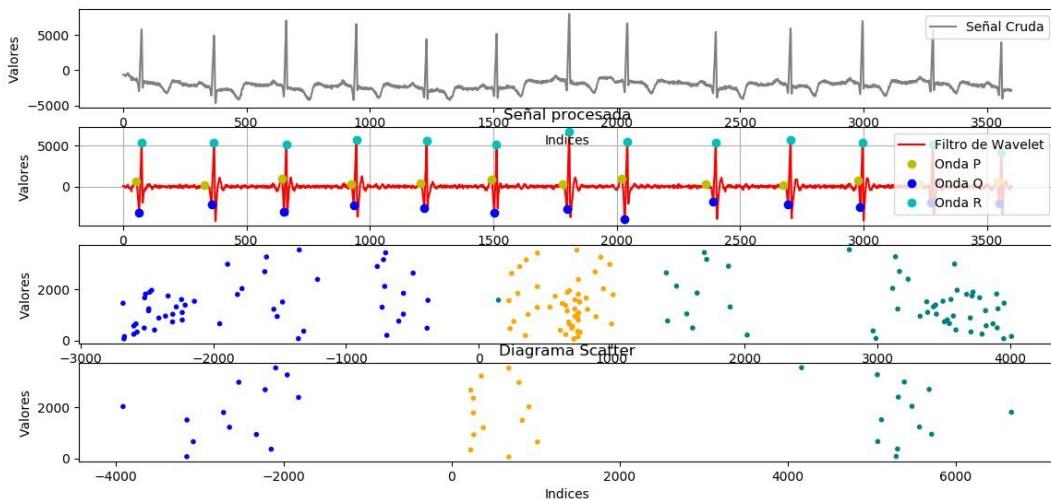


Figura 3-6 Resultado 2 del método de Wavelet (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada)

- Matriz de confusión para algoritmos basados en Wavelet

Primer parámetro de evaluación para el resultado 2 matriz de confusión ver tabla 3.7

Tabla 3-7 Matriz de confusión obtenida promedio de librería reporte_clasificacion para el resultado 2 de algoritmos basados en Wavelet

		1	2	3
1	13	0	0	
2	0	13	0	
3	0	0	13	

- Matriz de precisión para algoritmos basados en Wavelet.

El segundo parámetro por evaluar es el resultado 2, que se muestra en la tabla 3.8

Tabla 3-8 Matriz de precisión para el resultado 2 de algoritmos basados en Wavelet

	Precisión	Recuperación	Eficiencia	Soporte
1.00	1.00	1.00	1.00	13
2.00	1.00	1.00	1.00	13

	3.00	1.00	1.00	1.00	13
<i>micro avg</i>	1	1	1	29	
<i>macro avg</i>	1	1	1	29	
<i>weighted avg</i>	1	1	1	29	

Para el segundo resultado se obtuvo una matriz de confusión con un 100% de eficiencia y matriz de precisión de 1 equivalente a 100% en la clasificación de ondas P, Q, R; es decir el método de caracterización por Wavelet muestra una eficiencia de 100%, cabe mencionar que los registros ECG se tomaron a personas que no padecen de trastornos cardiovasculares y en total reposo.

3.1.3 Evaluación de eficiencia del algoritmo basado en Butterworth

Ahora evaluamos los resultados 1 y 2 que se muestran en la figura 3.7 y 3.8 por el método de Butterworth como paso final.

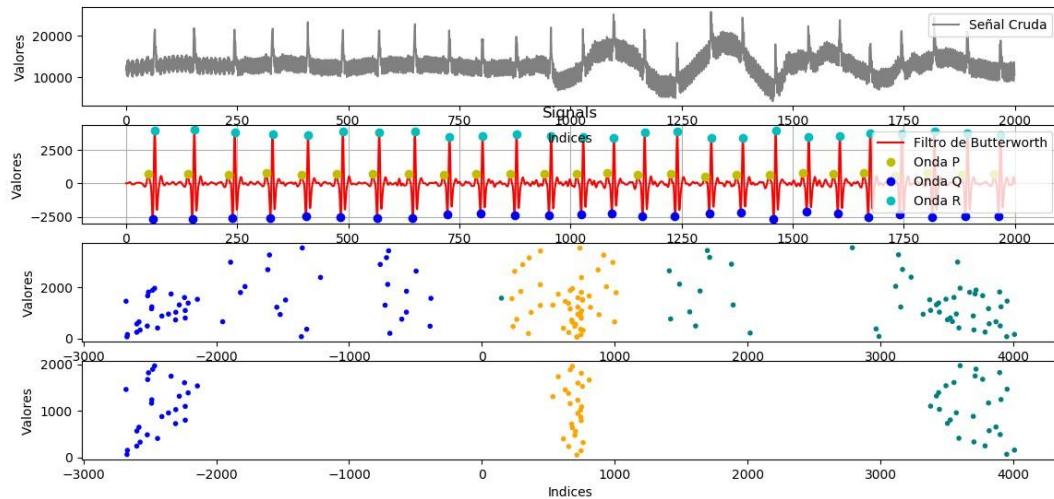


Figura 3-7 Resultado 1 del método de Butterworth (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada).

- Matriz de confusión para algoritmos basados en Butterworth

Primer parámetro de evaluación para el resultado 1 matriz de confusión ver tabla 3.9

Tabla 3-9 Matriz de confusión para el resultado 1 de algoritmos basados en Butterworth.

	1	2	3
1	26	0	0
2	0	26	0
3	0	0	26

Al igual que el método de caracterización basado en Wavelet el método de Butterworth presenta una eficiencia de 100% en clasificación de ondas P, Q, R.

- Matriz de precisión para algoritmos basados en Butterworth.

Segundo parámetro a evaluar el resultado 1 ver tabla 3.10

Tabla 3-10 Matriz de precisión obtenida promedio de librería reporte_clasificacion para el resultado 1 de algoritmos basados en Butterworth.

	Precisión	Recuperación	Eficiencia	Soporte
1.00	1.00	1.00	1.00	26
2.00	1.00	1.00	1.00	26
3.00	1.00	1.00	1.00	26
micro avg	1	1	1	78
macro avg	1	1	1	78
weighted avg	1	1	1	78

En este caso también se observa una eficiencia de 1 (100%) en la clasificación.

Finalmente se evalúa el resultado 2.

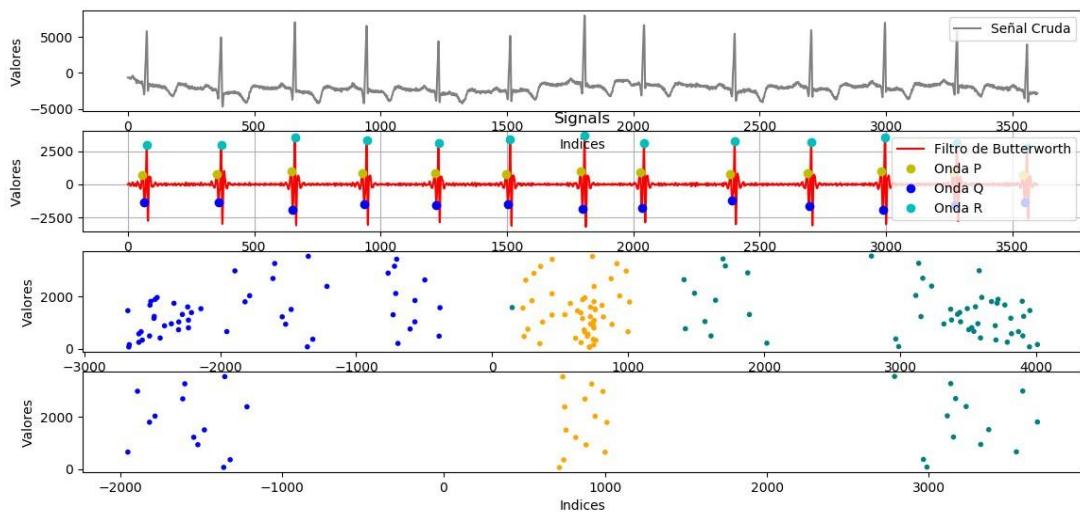


Figura 3-8 Resultado 2 del método de Butterworth (señal cruda, señal caracterizada, scatter de entrenamiento y scatter de señal caracterizada).

- Matriz de confusión para algoritmos basados en Butterworth

Primer parámetro de evaluación para el resultado 2 matriz de confusión ver tabla 3.11

Tabla 3-11 Matriz de confusión para el resultado 2 de algoritmos basados en Butterworth.

	1	2	3
1	13	0	0
2	0	13	0
3	0	0	13

- Matriz de precisión para algoritmos basados en Butterworth

Segundo parámetro a evaluar el resultado 2 ver tabla 3.12

Tabla 3-12 Matriz de confusión obtenida promedio de librería *reporte_clasificación* para el resultado 2 de algoritmos basados en Butterworth.

	Precisión	Recuperación	Eficiencia	Soporte
1.00	1.00	1.00	1.00	13
2.00	1.00	1.00	1.00	13

3.00	1.00	1.00	1.00	13
<i>micro avg</i>	1	1	1	39
<i>macro avg</i>	1	1	1	39
<i>weighted avg</i>	1	1	1	39

Una vez evaluados los algoritmos de caracterización se puede expresar los resultados en la tabla

3.13

Tabla 3-13 Resultados de evaluación por medio del clasificador KNN.

		Precisión	Eficiencia	Nº de Ondas clasificadas
FFT	Resultado FFT 1	Onda P	0.81	0.9
		Onda Q	1	1
		Onda R	1	0.92
Wavelet	Resultado FFT 2	Onda P	0.77	0.87
		Onda Q	1	1
		Onda R	1	0.9
	Resultado DW 1	Onda P	1	1
		Onda Q	1	1
		Onda R	1	1
	Resultado DW 2	Onda P	1	1
		Onda Q	1	1
		Onda R	1	1
		Onda P	1	1

Butterworth	Resultado FIR 1	Onda Q	1	1	26
		Onda R	1	1	26
	Resultado FIR 2	Onda P	1	1	13
		Onda Q	1	1	13
		Onda R	1	1	13

Como se observa, existe un mejor desempeño al usar los algoritmos basados en Wavelet y Butterworth, no obstante Wavelet posee una mejor relación señal de entra / señal de salida pues la señal que se obtiene del proceso de filtrado y segmentación guarda mayor parte de información de la señal original; esto se comprobó al medir los voltajes de entrada (señal cruda) y los voltajes de salida (señal caracterizada) donde: para los filtros FFT y Butterworth presentan una reducción de voltaje cercana a un 10% en algunos casos.

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

Conclusiones

- En la revisión bibliográfica la mayoría de autores coinciden en, debido al surgimiento de la inteligencia artificial se ha generado algoritmos capaces de identificar patrones de forma automática como redes neuronales artificiales, redes bayesianas, máquinas de soporte vectorial entre otros, que todavía permanecen en pruebas de validación por lo cual no se implementan de forma segura en los electrocardiógrafos.
- En varias investigaciones han desarrollaron métodos capaces de analizar los cambios en las señales que se producen en periodos cortos de tiempo mediante el espectro de la señal (transformada de Fourier) no obstante, para señales que poseen variaciones tanto en tiempo y frecuencia es indispensable el uso de la transformada Wavelet para su análisis, permitiendo una representación y descomposición con ventanas de longitud variable, adaptadas al cambio de frecuencia de la señal.
- Se evidencio mediante pruebas que los algoritmos de caracterización basados en la transformada de Fourier presentan resultados poco satisfactorios luego de ser implementados, pues estos tienden a enfocarse más en señales invariantes en el tiempo (señales estacionarias); pero las señales ECG a pesar de ser descritas como periódicas poseen componentes que varían en tiempo y frecuencia.
- Con transformada Wavelet se consigue analizar señales que poseen componentes de alta frecuencia con corta duración y componentes de baja frecuencia con larga duración para señales no estacionarias, la mayoría de las señales biológicas tienen este comportamiento.

- Raspberry se presenta como un entorno de trabajo simple pero completo al contar con un software de procesamiento de información de código abierto como lo es Python instalado en su sistema operativo, no obstante, para el desarrollo de aplicaciones que requieren un alto consumo de recursos computacionales como lo son el diseño de interfaces gráficas se vuelve un problema al procesar un número alto de información con frecuencia la placa se ve saturada por subprocesos resultando en una ralentización en sus acciones.

Recomendaciones

- Las pruebas realizadas en la investigación se enfocaron en personas sanas y en esta de reposo se recomienda para investigaciones futuras se realice una comparación de resultados entre una persona en reposo y personas que realizan ejercicio cardiovascular.
- Aunque Raspberry mostró un desempeño aceptable, se recomienda cambiar a un dispositivo con mayor capacidad de procesamiento para obtener registro de señales en tiempo real.
- Como trabajo a futuro, se realizará un análisis detallado de los efectos de ruido de alta y baja frecuencia para filtros electrónicos y filtros digitales en señales electrocardiográficas.
- De igual forma, se plantea el diseño de un filtro adaptivo para detección de ondas P pues estas presentan mayor variabilidad dentro de un ECG resultando difícil su detección y análisis.

Referencias

- [1] J. Aguilar, «Implementación de procesamiento de señales ECG mediante filtrado,» Guayaquil, 2017.
- [2] M. Homaeinezhad y M. ErfanianMoshiri-Nejad, «A correlation analysis-based detection and delineation of ECG characteristic events using template waveforms extracted by ensemble averaging of clustered heart cycles,» *Elsevier*, vol. 44, pp. 66-75, 2014.
- [3] E. Edgard, «Automatic detection of coronary events by wavelet transform and delineation of fiducial points on ECG signals,» *Revista Argentina de Bioingenieria*, pp. 42-47, 2017.
- [4] B. Swait y M. Madhuchhanda, «Application of Cross Wavelet Transform for ECG Pattern Analysis and Classification,» *IEEE*, vol. 63, nº 2, pp. 326-333, 2014.
- [5] J. González, C. Valendia y J. Nieto, «Implementación de filtro digital en tiempo real para detección de la onda R,» *TecnoLógicas*, vol. 18, nº 34, pp. 75-86, 2014.
- [6] A. Rivadeneira, «INEC,» 2016. [En línea]. Available:
<http://www.ecuadorencifras.gob.ec/>. [Último acceso: 02 Noviembre 2018].
- [7] J. Coul, L. Sherman y H. Kwok, «Short ECG segments predict defibrillation outcome using quantitative waveform measures,» *Elsevier*, vol. 109, pp. 16-20, 2016.
- [8] G. Jimenez y E. A. L. Rivas, «Compresión de señales electrocardiográficas fetales mediante la transformada wavelet packe,» *Información Tecnológica*, vol. XXIX, nº 3, pp. 145-150, 2017.

- [9] V. Torres y R. Gary, «Caracterización de métodos y parámetros de detección de ondas en señales ECG,» *Universidad Católica de Santiago de Guayaquil*, 2017.
- [10] J. Alcoser y J. Michilena, «Diseño de una wearabilede monitoreo y detección de anomalías en la señal cardiaca através de una señal ECG y la utilidad de la tecnologías bluetooth y plataformas de software y hardware libre para el cuidado de la salud cardiovascular,» *Universidad Técnica del Norte*, vol. I, nº 1, pp. 1-30, 2017.
- [11] E. Segarra, Interpretacion básica del electrocardiograma, Cuenca: Facultad de CCMM, 2012.
- [12] S. Coulter, «Texas Heart Institute,» 16 Julio 2017. [En línea]. Available: www.texasheart.org. [Último acceso: 20 Enero 2019].
- [13] I. Sastre y R. Pérez, Anatomía y fisiología del corazón, Mexico, 2014.
- [14] J. Lopez, «Fisiología medica IV-5,» Mayo 2013. [En línea]. Available: jezabel-fisiologia.blogspot.com. [Último acceso: 20 Enero 2019].
- [15] Tortora y J. Gerard, Principios de anatomía y fisiología., México : Médica Panamericana, 2013.
- [16] J. Rodríguez, L. Álvarez, D. Tapia y F. López, «Evaluación de la dinámica cardíaca de pacientes con arritmia con base en la teoría de la probabilidad,» *Revista Medicina*, vol. I, nº 96, pp. 7-16, 2015.
- [17] J. Marin, J. Diaz y F. García, « Ablación de extrasistolia ventricular y taquicardia ventricular en corazón sano,» *ELSEVIR*, pp. 49-56, 2016.
- [18] J. Zavala, «Descripción del electrocardiograma normal y lectura del electrocardiograma,» *Medigraphic*, vol. 40, nº 1, pp. 210-213, 2017.

- [19] A. Reyna, I. Lima y E. Bravo, «Wireless Transmission of ECGBiopotentials UsingXBee Technology Transmisión Inalámbrica de Biopotenciales ECG Utilizando Tecnología XBee,» *GMEPE*, 2016.
- [20] C. Rose y M. Serna, «Generacion de alertas de anomalias cardiacas usando un algoritmo inteligente hibrido,» *Instituto Tecnológico de Hermosillo* , pp. 1-7, 2016.
- [21] M. Bahaz y R. Benizd, «Efficient algorithm for baseline wander and powerline noise removal from ECG signals based on discrete Fourier series,» *Australasian Physical & Engineering Sciences in Medicine* , 2017.
- [22] P. Singh y I. Srivastava, «Baseline Wander and Power-Line Interference Removal from ECG Signals Using Fourier Decomposition Method,» *Advances in Intelligent Systems and Computing* , nº 748, pp. 25-36, 2019.
- [23] F. Riveros, Y. Robayo y M. Cadena, «Design algorithm to Detect Cardiac Abnormalities using Analysis Wavelet- Symlet 7,» *LACCEI Annual International Conference*, nº 13, 2015.
- [24] S. Sahoo y K. Bhupen, «Multiresolution wavelet transform based feature extraction and ECG classification to detect cardiac abnormalities,» *Measurement*, pp. 1-29, 2017.
- [25] . Ming y . HuaQing, «Constructing a Guided Filter by Exploiting the Butterworth Filter for ECG Signal Enhancement,» *Journal of Medical and Biological Engineering* , 2017.
- [26] L. Shuenn-Yuh y W. Cheng-Pin, «Low-Power Fifth-Order Butterworth OTA-C Low-Pass Filter with an Impedance Scaler for Portable ECG Applications,» *IEICE TRANS. ELECTRON*, vol. 101, nº 12, pp. 942-953, 2018.

- [27] F. Molina y D. Benítez, «Desarrollo e implementacion de un algoritmo para la caracterizacion de los limites de forma de onda de un electrocardiograma utilizando ondillas,» *Escuela Politecnica Nacional*, vol. 19, pp. 95-105, 2007.
- [28] A. Calderón, «Cenical,» 11 Octubre 2017. [En línea]. Available: cenical.com. [Último acceso: 23 Julio 2019].
- [29] Python, «Python TM,» 2001. [En línea]. Available: <https://www.python.org/doc/essays/blurb/>. [Último acceso: 23 Julio 2019].
- [30] R. Carrion, «Estándar de usabilidad para la interfaz gráfica de usuario en los proyectos de desarrollo de software,» *Universidad Nacional de Loja*.
- [31] J. Gonzales y A. Gonzales, «Sistema de recomendacion de propiedades usando KNN,» *Instituto Tecnológico y de estudios superiores de Occidente*, 2017.

ANEXOS

ANEXO 1: ENCUESTAS REALIZADAS

UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas (FICA)

Carrera de Ingeniería en Mecatrónica (CIME)

Nombre:.....

OBJETIVO: Conocer los parámetros más relevantes que busca un médico especialista en las señales electrocardiográficas (ECG) para el diagnóstico y detección de patologías.

1. ¿Cómo considera usted la importancia del electrocardiograma?

- Muy importante
- Importante
- No importante

2. Cuando usted recibe un electrocardiograma ¿Qué ondas o segmentos analiza primero y por qué?

..... ondas P y segmento QT i protocolo, actividad eléctrica regular.....

3. ¿Cuáles cree usted que son las principales limitaciones que tiene los actuales electrocardiógrafos?

..... Isto determina la actividad eléctrica cardíaca.....

4. ¿Qué valores de ondas o segmentos del ECG desearía observar?

..... los que tiene el paciente todo mundo.....

5. ¿De qué manera usted preferiría visualizar la señal ECG, es decir mostrar fragmentos de la señal (ondas Q, R, T, P o segmentos QR, QT, entre otros) en diferentes ventanas?

..... dependiendo del electrocardiograp.....
..... y si la información es correcta.....

6. ¿Qué ondas o segmentos del ECG representan mayor dificultad en su interpretación y por qué?

..... Visigrama.....
..... P, R, T, QRS, ST, T, QT, etc.....
..... PPA, CRR, ect, etc.....

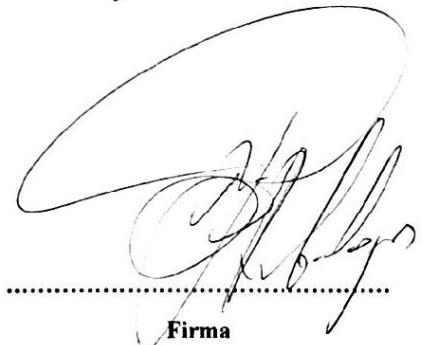
7. Actualmente ¿cómo se realiza un electrocardiograma y cómo se calculan los valores de las ondas y segmentos?

.....
.....
.....
.....
.....

.....
.....
.....
.....
.....

8. ¿Existen enfermedades que afecten a ciertas ondas o segmentos de la señal ECG en específico, en caso de existir nombre una de ella así como la onda o segmento al que está relacionado?

.....
.....
.....
.....



Firma

UNIVERSIDAD TÉCNICA DEL NORTE

Facultad de Ingeniería en Ciencias Aplicadas (FICA)

Carrera de Ingeniería en Mecatrónica (CIME)

Nombre: ... Sue Ayala

OBJETIVO: Conocer los parámetros más relevantes que busca un médico especialista en las señales electrocardiográficas (ECG) para el diagnóstico y detección de patologías.

1. ¿Cómo considera usted la importancia del electrocardiograma?

Muy importante



Importante



No importante



2. Cuando usted recibe un electrocardiograma ¿Qué ondas o segmentos analiza primero y por qué?

..... Sigue todo el complejo QRS con el fin de buscar
..... duras como ventosa, sordina, IAM,
.....

3. ¿Cuáles cree usted que son las principales limitaciones que tiene los actuales electrocardiógrafos?

..... Se descalibran facilmente al moverlo
.....

4. ¿Qué valores de ondas o segmentos del ECG desearía conocer?

..... Q, R, S, T
.....
.....

5. ¿De qué manera usted preferiría visualizar la señal ECG, es decir mostrar fragmentos de la señal (ondas Q, R, T, P o segmentos QR, QT, entre otros) en diferentes ventanas?

..... Segundos completos para una mejor lectura
.....
.....

6. ¿Qué ondas o segmentos del ECG representan mayor dificultad en su interpretación y por qué?

..... T - P por los múltiples cambios que estaban teniendo
..... al realizar el EKG
.....

7. Actualmente ¿cómo se realiza un electrocardiograma y cómo se calculan los valores de las ondas y segmentos?

Se manda por el torso y brazos de la onda.....
QRS 0,06 a 0,10 segundo. P.R 0,12 a 0,20 segundo.....
Se debe realizar en opticas sentimentales en 120 pulsos/minuto.....
hacer a los dos brazos y 120 de acuerdo a la cantidad de.....
0 P pulso.....

8. ¿Existen enfermedades que afecten a ciertas ondas o segmentos de la señal ECG en específico, en caso de existir nombre una de ella así como la onda o segmento al que está relacionado?

Infarto agudo mioventricular del segmento ST: aparecen.....
o infartos.....
.....



Firma

ANEXO 2: MANUAL DE USUARIO



Interfaz de caracterización para señales ECG
Manual de Usuario

Versión: 01

Fecha: 17/12/2019

	Interfaz de caracterización para señales ECG Manual de Usuario	Universidad Técnica del Norte
---	---	--------------------------------------

HOJA DE CONTROL

Organismo	Universidad Técnica del Norte		
Proyecto	Interfaz de caracterización para señales ECG		
Entregable	Manual de Usuario		
Autor	Andrés Sanipatín		
Versión/Edición	01	Fecha Versión	17/12/2019
Aprobado por		Fecha Aprobación	17/12/2019
		Nº Total de Páginas	10

REGISTRO DE CAMBIOS

Versión	Causa del Cambio	Responsable del Cambio	Fecha del Cambio
01	Versión inicial	Andrés Sanipatín	17/12/2019

CONTROL DE DISTRIBUCIÓN

Nombre y Apellidos



Índice de contenido

1	DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA	4
1.1	Objeto.....	4
1.2	Alcance	4
1.3	Funcionalidad.....	4
2	MAPA DEL SISTEMA	5
2.1	Modelo Lógico.....	5
2.2	Navegación	7
3	DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA	8
3.1	Subsistema 1	8
3.1.1	Pantalla 1	8
3.1.2	Mensajes de error.....	9
3.2	Subsistema 2	9
3.2.1	Pantalla 2	9
3.2.2	Mensaje de error	9
3.3	Subsistema 3	9
3.3.1	Pantalla 3	10
3.4	Subsistema 4	10
3.4.1	Pantalla 4	10



1 DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA

1.1 *Objeto*

El objetivo de este manual es proporcionar al usuario la información necesaria para utilizar la interfaz gráfica correctamente, es recomendable tener conocimiento sobre tratamiento de señales y funcionamiento del corazón.

1.2 *Alcance*

Este documento está dirigido especialmente al personal de salud y profesionales que posean conocimiento en tratamiento de señales biológicas.

1.3 *Funcionalidad*

Esta interfaz permite registrar nueva información o a su vez cargar información de un paciente previamente guardada en su base de datos, para su posterior análisis sea por Fourier, Wavelet o Butterworth. Para ello cuenta con diversas funciones que permiten una navegación fácil y rápida además de contar con botones de ayuda.



2 MAPA DEL SISTEMA

2.1 Modelo Lógico

El sistema registra la información del paciente posterior a esto lo guarda en su base de datos y a continuación se selecciona el método por el cual se analizará los resultados.

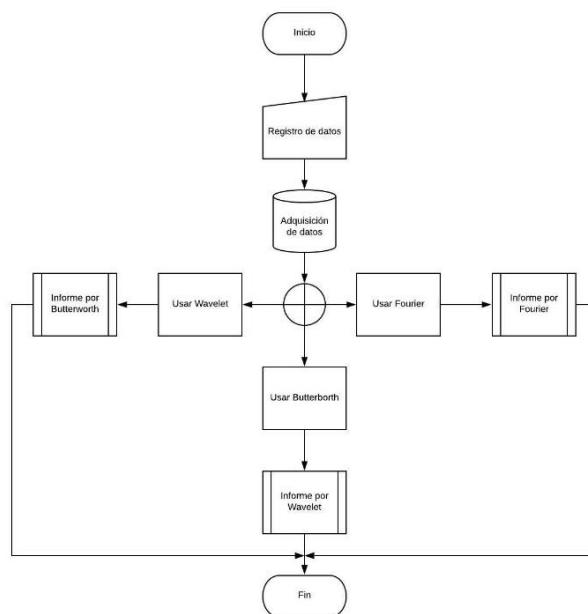


Diagrama general del funcionamiento de la interfaz gráfica.

Además, se puede dividir al sistema en 3 secciones:

- Registro de información. – en este apartado se solicita al paciente información básica además de su registro ECG que se tomara por medio de la colocación de los electrodos sobre su torso.
- Adquisición de información de la base de datos. – por medio de una identificación única para cada paciente ID se importan los datos guardados, en caso de no tener registros previos se solicitará que realice su registro primero.
- Informe final. – existen 3 métodos de análisis: Fourier, Wavelet y Butterworth cada uno de estos entregará un informe diferente.

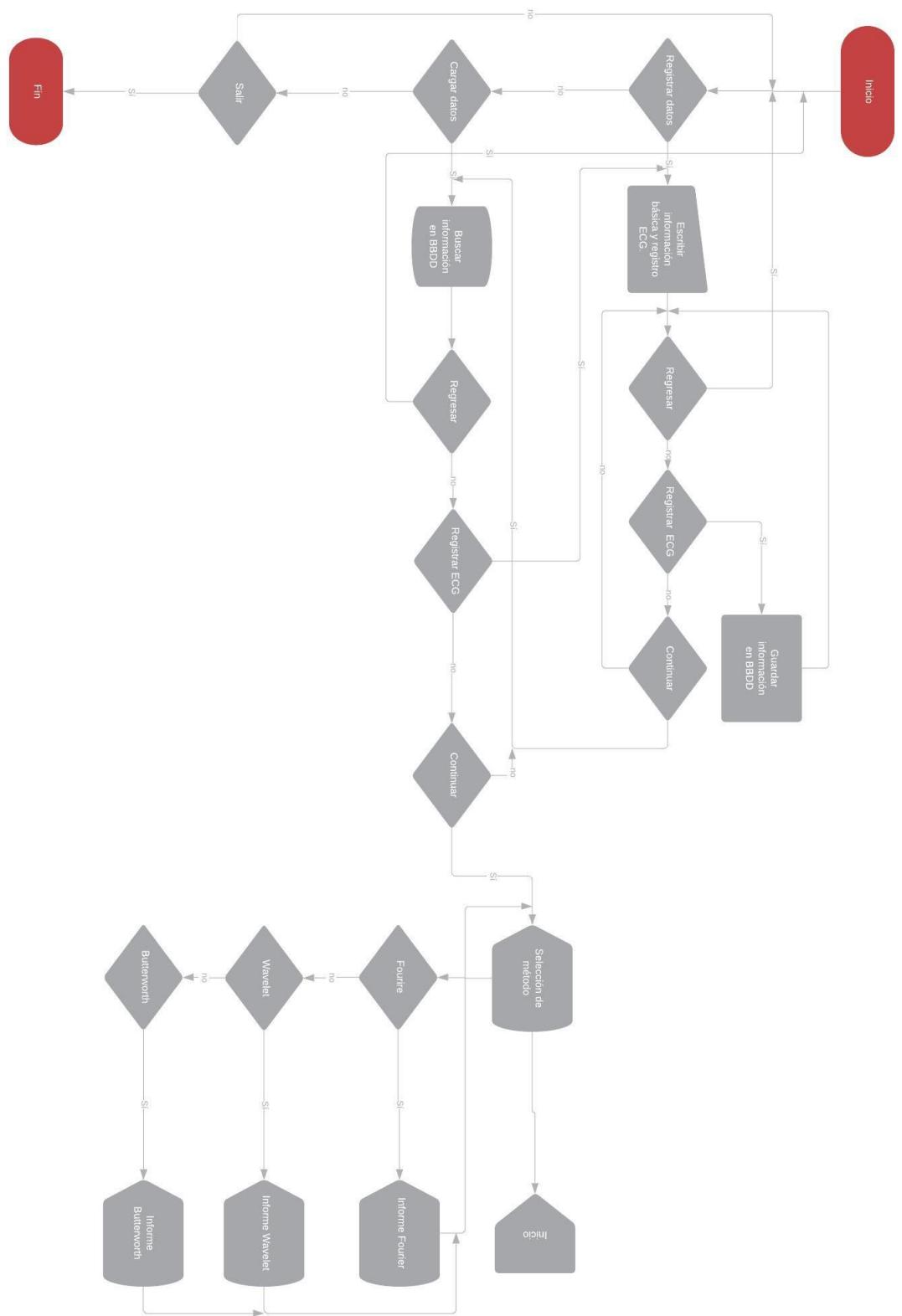
A continuación, se muestra el diagrama de flujo completo de la interfaz gráfica de caracterización para señales ECG.



Interfaz de caracterización para señales ECG

Manual de Usuario

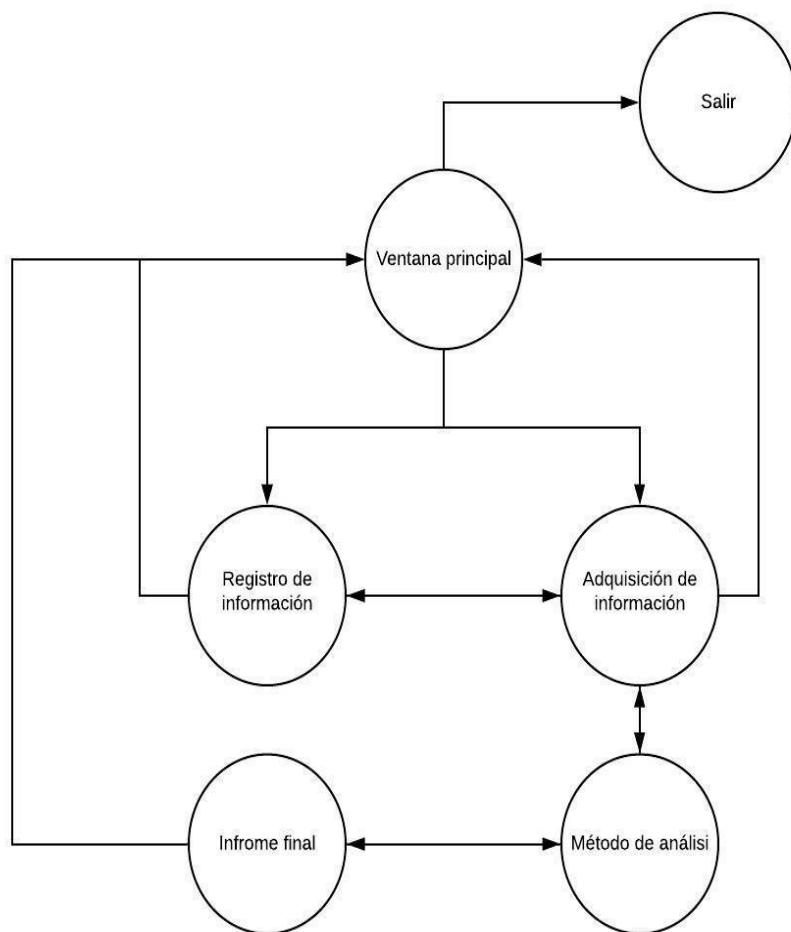
Universidad Técnica del
Norte





2.2 Navegación

Mediante el siguiente grafo se muestra las diferentes rutas que se pueden tomar durante la utilización de la aplicación.

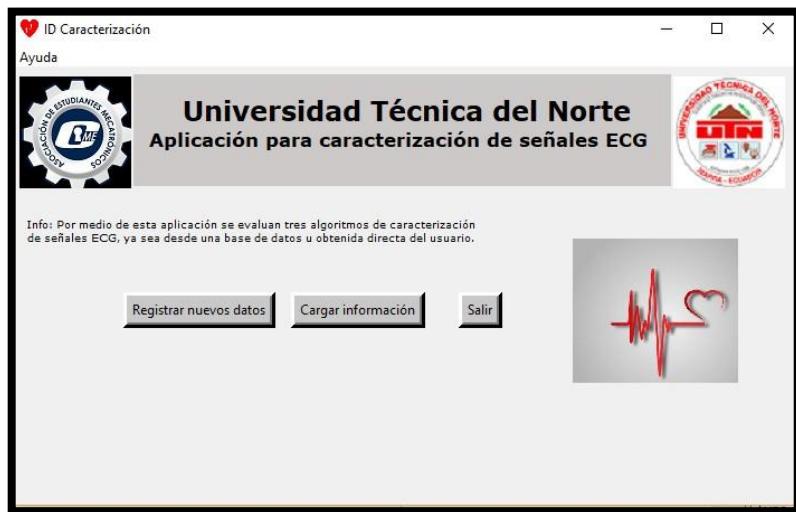


Grafo de la interconexión entre ventanas de la aplicación de caracterización para señales ECG.



3 DESCRIPCIÓN DEL SISTEMA

La interfaz cuenta con una ventana principal desde la cual se puede acceder a los subsistemas ya sea para registro de información, búsqueda de información o finalización del proceso. Además de contar con botones de ayuda y mensajes de alerta.



Para su utilización el primer paso es seleccionar la opción registro de nuevos datos, posteriormente seleccionar continuar, introducir su ID seguido de continuar, seleccionar el método de análisis y finalmente terminar.

3.1 Subsistema 1

Registro de información, en esta sección se colocará los datos solicitados nombre, edad, estatura, peso, antecedentes quirúrgicos y enfermedades cardiovasculares presentes.

Seguido del registro de la actividad cardiaca por medio de la colocación de electrodos en el torso del paciente tal como lo sugiere la aplicación.

3.1.1 Pantalla 1

REGISTRO DE INFORMACIÓN GENERAL DEL PACIENTE

Nombre: _____ Edad: _____

Peso(Kg): _____ Estatura(m): _____

Género: Masculino Femenino

ID: _____

El ID es un código único para cada paciente

IMPORTANTE: Ingrese sus datos antes de realizar cualquier acción; primero coloque los electrodos, como se muestra en la imagen de la izquierda, relaje todo el cuerpo posteriormente presione el botón 'Registrar ECG', espere 30 segundos luego presione 'Continuar'.

HISTORIAL MÉDICO

Enfermedad cardiovascular presente:

Antecedentes quirúrgicos:

Regresar Registrar ECG Continuar



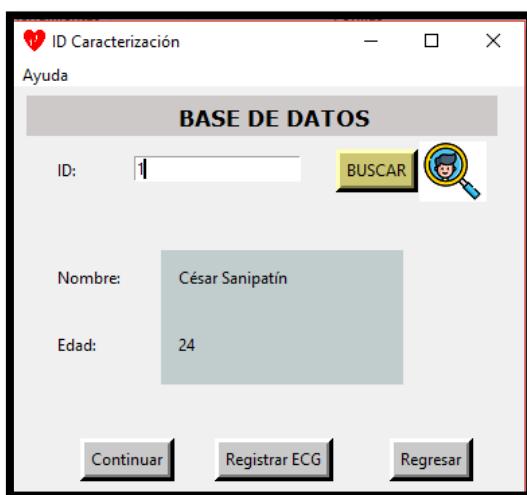
3.1.2 Mensajes de error

En esta sección el mensaje entregado contiene la culminación con éxito del registro de datos y de ECG además de entregar el ID.

3.2 Subsistema 2

Búsqueda de información en la base de datos, de acuerdo al ID facilitado anteriormente se debe verificar que los datos concuerden correctamente.

3.2.1 Pantalla 2



3.2.2 Mensaje de error

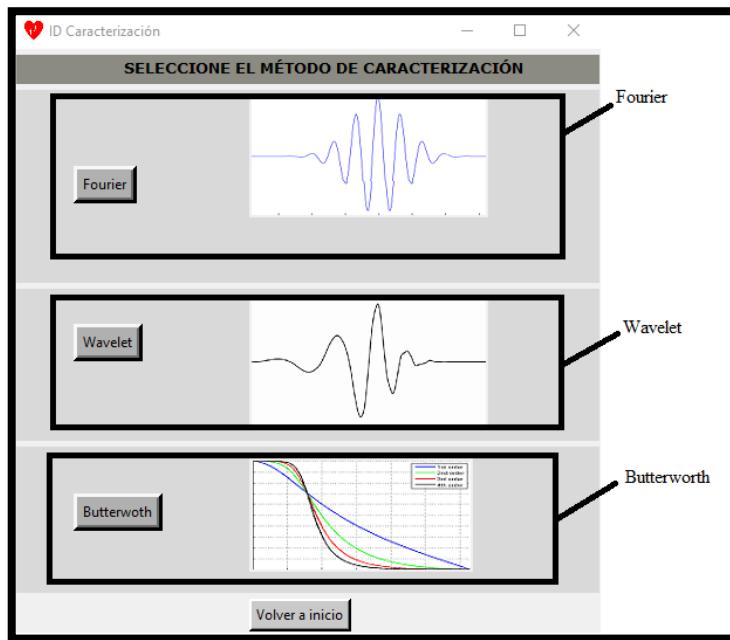
Al no encontrar el ID solicitado, se desplegará un mensaje de advertencia recomendando una acción para solucionar el problema, también cuenta con una sección de ayuda la cual aclarará las dudas.

3.3 Subsistema 3

Selección de método de análisis, la interfaz cuenta con tres alternativas para el análisis de la señal ECG Fourier, Wavelet y Butterworth, al seleccionar una de ellas se desplegará un informe diferente.



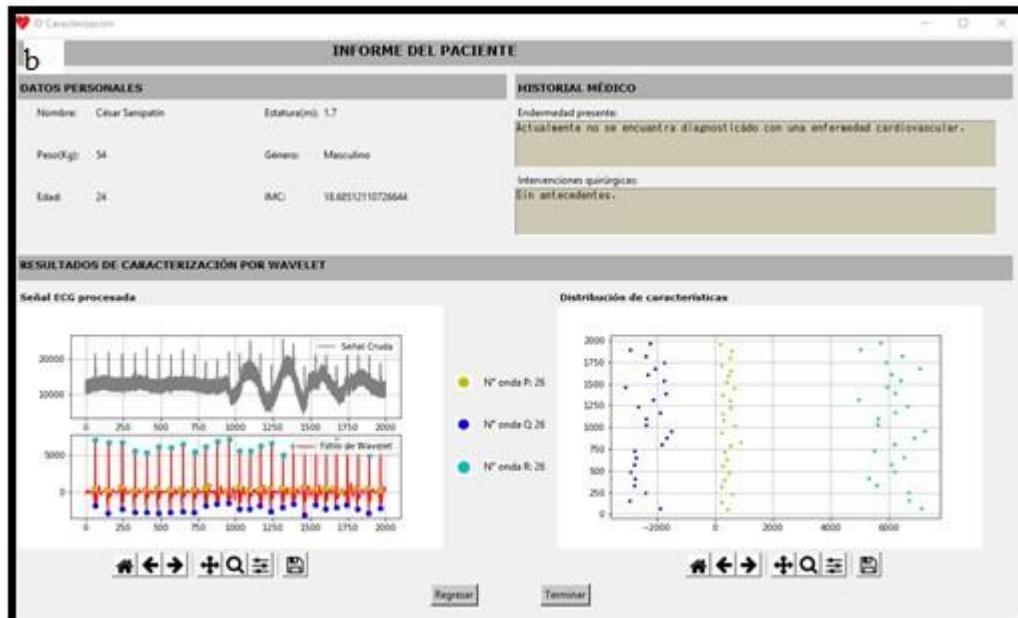
3.3.1 Pantalla 3



3.4 Subsistema 4

Informe de resultados, independientemente del método seleccionado la información básica es la misma para todos, sin embargo, el resultado de la caracterización, es decir la señal filtrada, numero de ondas detectadas y la distribución de las ondas, varían de método a método.

3.4.1 Pantalla 4



ANEXO 3: CODIGO EN PYTHON

- **Código en Python**

```
##-----LIBRERIAS A UTILIZAR----##
import tkinter as tk
from tkinter import *
from tkinter import messagebox
import matplotlib
matplotlib.use('TkAgg')
from matplotlib.backends.backend_tkagg import FigureCanvasTkAgg, NavigationToolbar2Tk
import matplotlib.pyplot as plt
import math
from drawnow import *
import time
import random
from numpy import fft
import numpy as np
from scipy.fftpack import rfft, irfft, fftfreq
from scipy.signal import find_peaks
import pywt
import scipy.signal as signal
import os
import sqlite3
from PIL import ImageTk, Image
import pandas as pd
import numpy as np
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn.metrics import confusion_matrix
from sklearn.metrics import classification_report
# import Adafruit_ADS1x15 #####-----descomentar al conectar el sensor
```

```
###-----VARIABLES GLOBALES-----
#####  
  
#-----Ventanas emergentes-----#####  
  
venreg=0  
venupd=0  
venseal=0  
venview=0  
venvieww=0  
venviewbtt=0  
  
#-----Vectores generales-----#####  
rawSignal=[]  
peaks_P=[]  
peaks_R=[]  
peaks_Q=[]  
filtered_fourier=[]  
bandaSuperior=0 #Hz  
bandaInferior=0 #Hz  
delta_F=0  
# adc = Adafruit_ADS1x15.ADS1115() #-----descomentar al conectar el sensor  
GAIN = 1 #Gain must be one of: 2/3, 1, 2, 4, 8, 16  
filtered_wavelet=[]  
filtered_butterworth=[]  
caracaux_P=[]  
caracaux_Q=[]  
carac_P=[]  
carac_Q=[]  
carac_R=[]  
lengECG=0  
colorr=[]
```

```
bandaInferior=5
```

```
####-----CARACTERIZACION POR FOURIER-----  
#####
```

```
def fourierFilter():  
  
    global filtered_fourier  
    global delta_F  
    global bandaInferior  
    global bandaSuperior  
  
  
    filtered_fourier=np.fft.fft(rawSignal)  
    # freq=np.fft.fftfreq(N,d)  
    puntoCorteSuperior=math.floor(bandaSuperior/delta_F)  
    puntoCorteInferior=math.floor(bandaInferior/delta_F)  
    for i in range(puntoCorteSuperior,len(filtered_fourier)-puntoCorteSuperior):  
        filtered_fourier[i]=0.+0.j  
    for i in range(0,puntoCorteInferior):  
        filtered_fourier[i]=0.+0.j  
    for i in range(len(filtered_fourier)-puntoCorteInferior,len(filtered_fourier)):  
        filtered_fourier[i]=0.+0.j  
    filtered_fourier=np.fft.ifft(filtered_fourier)
```

```
####-----DETECCIÓN DE PICOS FOURIER-----  
#####
```

```
def findPeaks():  
  
    global peaks_P  
    global peaks_Q  
    global peaks_R  
    global lengECG  
    global filtered_fourier
```

```

heig2=0

heigaux2=int(miid.get())


if heigaux2==4:
    heig2=1400
else:
    heig2=2000

peaks_R,_ = find_peaks(filtered_fourier, height=heig2)#1400
lengECG=len(peaks_R)
for n in range(0,lengECG):
    if n==0:
        peaks,_=find_peaks(filtered_fourier[0:peaks_R[n]], height=200)
        peaks_P.append(peaks[-1])
        peaks,_=find_peaks((-1)*filtered_fourier[0:peaks_R[n]], height=300)
        peaks_Q.append(peaks[-1])
    else:
        peaks,_=find_peaks(filtered_fourier[peaks_R[n-1]:peaks_R[n]], height=200)
        peaks_P.append(peaks[-1]+peaks_R[n-1])
        peaks,_=find_peaks((-1)*filtered_fourier[peaks_R[n-1]:peaks_R[n]], height=300)
        peaks_Q.append(peaks[-1]+peaks_R[n-1])

#####----peaks Fourier----###

pP=len(peaks_P)
pQ=len(peaks_Q)
pR=len(peaks_R)
peaks_Pfou.set(pP)
peaks_Qfou.set(pQ)
peaks_Rfou.set(pR)

```

```

if heigaux!=4:
    heig=2700
if heigaux==4:
    heig=2000

peaks_R,_ = find_peaks(filtered_wavelet, height=heig)##1400
lengECG=len(peaks_R)

for n in range(0,len(peaks_R)):
    if n==0:
        peaks,_=find_peaks(filtered_wavelet[0:peaks_R[n]], height=200)
        peaks_P.append(peaks[-1])
        peaks,_=find_peaks((-1)*filtered_wavelet[0:peaks_R[n]], height=300)
        peaks_Q.append(peaks[-1])
    else:
        peaks,_=find_peaks(filtered_wavelet[peaks_R[n-1]:peaks_R[n]], height=200)
        peaks_P.append(peaks[-1]+peaks_R[n-1])
        peaks,_=find_peaks((-1)*filtered_wavelet[peaks_R[n-1]:peaks_R[n]], height=300)
        peaks_Q.append(peaks[-1]+peaks_R[n-1])

pP=len(peaks_P)
pQ=len(peaks_Q)
pR=len(peaks_R)
peaks_Pwvt.set(pP)
peaks_Qwvt.set(pQ)
peaks_Rwvt.set(pR)

```

```

vr=vr+1

if vc==lengECG:
    for nn in range(0,lengECG):
        caraux_P.append(carac_P[nn])
        colorr.append(cr)
        colorb.append(lp)
        vp=vp+1
    if vp==lengECG:
        for nm in range(0,lengECG):
            caraux_P.append(carac_Q[nm])
            colorr.append(cb)
            colorb.append(lq)
            vq=vq+1
        if vq==lengECG:
            for nmm in range(0,lengECG):
                caraux_P.append(carac_R[nmm])
                colorr.append(cg)
                colorb.append(lr)

if vr==lengECG:
    for pn in range(0,lengECG):
        caraux_Q.append(peaks_P[pn])
        vt=vt+1
    if vt==lengECG:
        for pm in range(0,lengECG):
            caraux_Q.append(peaks_Q[pm])
            vy=vy+1
        if vy==lengECG:
            for pmm in range(0,lengECG):
                caraux_Q.append(peaks_R[pmm])

```

```
sep11.place(x=110,y=120)
```

```
sep12=Frame(venupd,width=350,height=30,bg='snow3')
```

```
sep12.place(x=10,y=5)
```

```
imgc11=Image.open('busc.png')
```

```
fondo11=ImageTk.PhotoImage(imgc11)
```

```
imgf11=Label(venupd, image=fondo11)
```

```
imgf11.image=fondo11
```

```
imgf11.place(x=300,y=37)
```

```
#####-----TEXTO DE VENTANA DE CARGAR DATA----####
```

```
vencard=Label(venupd,text="BASE DE DATOS",font=("Verdana",12,'bold'),bg='snow3')
```

```
vencard.place(x=120,y=10)
```

```
#####-----TEXTO DE ENTRDAD UPLOAD
```

```
venuplnom=Label(venupd,text=("ID: "))
```

```
venuplnom.place(x=30,y=50)
```

```
#####-----INFORMACION RECIBIDA-----####3
```

```
cuavenupnom=Entry(venupd,textvariable=miid)
```

```
cuavenupnom.place(x=90,y=50)
```

```
###-----BOTONES-----#####
```

```
botve3sh=Button(venupd,text='BUSCAR',command=adqbd,bd=5,bg='khaki3')
```

```
botve3sh.place(x=240,y=45)
```

```
botve3con=Button(venupd,text='Continuar',command=selcalg,bd=5,bg='gray79')#tomar  
datos del sensor funcion
```

```
botve3con.place(x=50,y=260)
```

```
botve3reg=Button(venupd,text='Registrar ECG',command=regisdata,bd=5,bg='gray79')#  
buscar datos en la base de datos
```

```

botve3reg.place(x=150,y=260)

botve4reg=Button(venupd,text='Regresar',command=venupd.destroy,bd=5,bg='gray79')#
buscar datos en la base de datos

botve4reg.place(x=280,y=260)

venselcanom=Label(venupd,text=("Nombre: "))
venselcanom.place(x=30,y=130)
venselcaap=Label(venupd,text=("Edad: "))
venselcaap.place(x=30,y=180)

venselcanom=Label(venupd,textvariable=nombre,bg='azure3')
venselcanom.place(x=120,y=130)
venselcaap=Label(venupd,textvariable=edad,bg='azure3')
venselcaap.place(x=120,y=180)

#####-----VENTANA DE REGISTRO DE INFORMACION-----
#######

def regisdata():

    #####-----TAMAÑO DE LA VENTANA DE REGISTRO-----#####
    global venreg
    global venupd
    global cuavenreenf
    global cuavenreqir

    venreg=tk.Toplevel()
    venreg.iconbitmap('heart.ico')
    venreg.geometry('780x400')

    sep=Frame(venreg,width=450,height=20,bg='SlateGray3')
    sep.place(x=1,y=10)

```

```
sep2=Frame(venreg,width=315,height=20,bg='SlateGray3')
sep2.place(x=460,y=10)
```

```
imgc=Image.open('IMGVR.png')
fondo=ImageTk.PhotoImage(imgc)
imgf=Label(venreg, image=fondo)
imgf.image=fondo
imgf.place(x=5,y=245)
```

```
if venupd!=0:
    venupd.destroy()
```

```
#####-----TEXTO DE ENTRADA-----#####
venregis=Label(sep,text="REGISTRO DE INFORMACIÓN GENERAL DEL
PACIENTE",font=("Verdana",10,'bold'),bg='SlateGray3')
```

```
venregis.place(x=20,y=0)
venregnom=Label(venreg,text=("Nombre: "))
venregnom.place(x=30,y=50)
venregap=Label(venreg,text=("Peso(Kg): "))
venregap.place(x=20,y=100)
```

```
venregead=Label(venreg,text=("Edad: "))
venregead.place(x=250,y=50)
venregsex=Label(venreg,text=("Estatura(m): "))
venregsex.place(x=230,y=100)
```

```
venregid=Label(venreg,text=("ID: "))
venregid.place(x=110,y=200)
```

```
venseleca=Label(venseal,text="SELECCIONE EL MÉTODO DE  
CARACTERIZACIÓN",font=("Verdana",10,'bold'),bg='ivory4')
```

```
venseleca.place(x=90,y=5)
```

```
imgal=Image.open('But.png')
```

```
fondoal=ImageTk.PhotoImage(imgal)
```

```
imgf=Label(venseal, image=fondoal)
```

```
imgf.image=fondoal
```

```
imgf.place(x=200,y=350)
```

```
imgwa=Image.open('Wav.png')
```

```
fondowa=ImageTk.PhotoImage(imgwa)
```

```
imgwa=Label(venseal, image=fondowa)
```

```
imgwa.image=fondowa
```

```
imgwa.place(x=200,y=210)
```

```
imgfou=Image.open('Fou.png')
```

```
fondofou=ImageTk.PhotoImage(imgfou)
```

```
imgfou=Label(venseal, image=fondofou)
```

```
imgfou.image=fondofou
```

```
imgfou.place(x=200,y=40)
```

```
####-----DATOS DEL PASIENTE-----#####
```

```
# venselcanom=Label(venseal,text=("Nombre: "))
```

```
# venselcanom.place(x=30,y=50)
```

```
# venselcaap=Label(venseal,text=("Apellido: "))
```

```
# venselcaap.place(x=30,y=80)
```

```
#
```

```
# venselcanom=Label(venseal,textvariable=nombre)
```

```
# venselcanom.place(x=100,y=50)
```

```

# venselcaap=Label(venseal,textvariable=apellido)
# venselcaap.place(x=100,y=80)

#####-----BOTONES PARA METODOS-----#####
botve4ext=Button(venseal,text='Volver a inicio',command=selecalgret,bg='gray79',bd=3)
botve4ext.place(x=200,y=470)

botve5four=Button(venseal,text='Fourier',command=resfour,bg='gray69',bd=5)
botve5four.place(x=50,y=100)

botve6four=Button(venseal,text='Wavelet',command=reswave,bg='gray69',bd=5)
botve6four.place(x=50,y=235)

botve6four=Button(venseal,text='Butterwoth',command=resbutte,bg='gray69',bd=5)
botve6four.place(x=50,y=380)

#####
#####

##-----VENTANA PRINCIPAL-----##
raiz =Tk()
raiz.title('ID Caracterización')
raiz.iconbitmap('heart.ico')
raiz.geometry('700x410+10+10')

barra11=Menu(raiz)
raiz.config(menu=barra11)

```

```
baray11=Menu(barra11,tearoff=0)
barra11.add_command(label='Ayuda',command=ayud1)
```

```
sep61=Frame(venseal,width=680,height=100,bg='snow3')
sep61.place(x=10,y=5)
```

```
imgal71=Image.open('utn.png')
fondoal71=ImageTk.PhotoImage(imgal71)
imgf71=Label(venseal, image=fondoal71)
imgf71.image=fondoal71
imgf71.place(x=590,y=5)
```

```
imgal81=Image.open('cime.png')
fondoal81=ImageTk.PhotoImage(imgal81)
imgf81=Label(venseal, image=fondoal81)
imgf81.image=fondoal81
imgf81.place(x=5,y=5)
```

```
#-----VARIABLES-----####
```

```
#####----fourier----#####
peaks_Pfou=StringVar()
peaks_Qfou=StringVar()
peaks_Rfou=StringVar()
```

```
####-----Wavelet-----#####
peaks_Pwvt=StringVar()
peaks_Qwvt=StringVar()
peaks_Rwvt=StringVar()
###-----Butherwoth----###
```

```
peaks_Pbtw=StringVar()
peaks_Qbtw=StringVar()
peaks_Rbtw=StringVar()

sex=IntVar()#genero
nombre=StringVar() #nombres
edad=StringVar()#edad
apellido=StringVar()#peso
enf=StringVar()#enfermedades
interv=StringVar()#intervenciones
idd=StringVar()#estatura
miid=StringVar()#id
imc=StringVar()#indicedemasa corporal
gene=StringVar()#genero
```

```
#####-----INDICADORES-----#####
```

```
milabel=Label(raiz,text="Universidad Técnica del
Norte",font=("Verdana",18,'bold'),bg='snow3')
```

```
milabel.place(x=150,y=20)
```

```
milabel3=Label(raiz,text=("Aplicación para caracterización de señales
ECG"),font=("Verdana",13,'bold'),bg='snow3')
```

```
milabel3.place(x=120,y=50)
```

```
milabel4=Label(raiz,text="Info: Por medio de esta aplicación se evaluan tres algoritmos de
caracterización\nde señales ECG, ya sea desde una base de datos u obtenida directa del
usuario.",font=("Verdana",7))
```

```
milabel4.place(x=10,y=130)
```

```
img1=PhotoImage(file='IMG1.png')
```

```
milabel2=Label(raiz,image=img1).place(x=500,y=150)
```

```
#####-----BOTONES-----#####
```

```
botEt=Button(raiz,text='Registrar nuevos datos',command=regisdata,bd=5,bg='gray79')  
botEt.place(x=100,y=200)
```

```
botCar=Button(raiz,text='Cargar información',command=upload,bd=5,bg='gray79')  
botCar.place(x=250,y=200)
```

```
botexitv1=Button(raiz,text='Salir',command=exitvp,bd=5,bg='gray79')  
botexitv1.place(x=400,y=200)
```

```
#####-----BASE DE DATOS-----#####
```

```
#miconexion=sqlite3.connect('Pasientes3') #####OJOPIOJO#####  
#micursor=miconexion.cursor()  
#micursor.execute("")  
# CREATE TABLE DATOSPASIENTES (  
#     ID INTEGER PRIMARY KEY AUTOINCREMENT,NOMBRE VARCHAR(50),  
#     PESO INTEGER,EDAD INTEGER,ESTATURA INTEGER,IMC INTEGER,GENERO  
#     VARCHAR(50),ENFERMEDAD VARCHAR(200),INTERVENCIONES VARCHAR(200),ECG text)""")  
#messagebox.showinfo("BBDD","BBDD creada")
```

```
###-----FIN MAINLOOP-----#####
```

```
raiz.mainloop()
```